



HAL
open science

MODÈLES DE SIMULATION DE LA COMPLEXITÉ DES RISQUES SPATIALISÉS

Éric Daudé

► **To cite this version:**

Éric Daudé. MODÈLES DE SIMULATION DE LA COMPLEXITÉ DES RISQUES SPATIALISÉS. Géographie. Normandie Université, 2018. tel-01998347

HAL Id: tel-01998347

<https://theses.hal.science/tel-01998347>

Submitted on 28 Feb 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

Préparée au sein de l'Université de Rouen – Normandie, IDEES UMR 6266 CNRS

MODÈLES DE SIMULATION DE LA COMPLEXITÉ DES RISQUES SPATIALISÉS

Présentée et soutenue par

ÉRIC DAUDÉ – eric.daude@cnrs.fr

Soutenue publiquement le
devant le jury composé de : 06 juin 2018

Magali Reghezza-Zitt	Maitre de conférences HdR, LGP UMR 8591 CNRS, Laboratoire de Géographie Physique de Meudon.	Rapporteuse <i>Risques, vulnérabilité urbaine</i>
Sophie de Ruffray	Professeure des Universités, IDEES UMR 6266 CNRS, Université de Rouen Normandie.	Rapporteuse Analyse spatiale
Damien Olivier	Professeur des Universités, EA 4108 LITIS, Université du Havre.	Rapporteur Modélisation des systèmes complexes
Didier Josselin	Directeur de recherche, ESPACE UMR 7300 CNRS, Université d'Avignon et des Pays du Vaucluse.	Examineur Transport et mobilité
Richard Paul	Chargé de recherche HdR, Unité de Génétique fonctionnelle des maladies infectieuses, Institut Pasteur, Paris.	Examineur Épidémiologie
Alain Vaguet	Maitre de conférences HdR, IDEES UMR 6266 CNRS, Université de Rouen Normandie.	Réfèrent de l'HdR Géographie de la santé

REMERCIEMENTS

Mes remerciements vont tout d'abord à Alain Vaguet qui a accepté d'être référent de mon habilitation à diriger des recherches. Nous avons co-encadré des doctorants et des masters, co-publié de nombreux articles et avons échappé à une catastrophe météorologique en Andhra Pradesh (Inde), tout ceci rapproche nécessairement.

Mes remerciements vont ensuite à Magali Reghezza-Zitt, Sophie de Ruffray et Damien Olivier qui ont accepté de rapporter sur mon travail malgré d'importantes charges de direction d'équipes et de projets et à Didier Josselin et Rick Paul qui ont accepté de se joindre à eux en qualité de membre du jury.

Que soient également remerciées toutes les personnes qui m'ont accompagné durant ces quinze années de recherche, la liste est trop longue et la crainte trop grande d'en oublier une seule pour que je les mentionne ici. A minima je pense à toutes celles et à tous ceux cités dans ce volume, en qualité de co-auteur de publication, de participation à un symposium ou pour avoir partagé quelques moment ou années dans les différents laboratoires de recherche qui m'ont accueilli, la Maison de la Géographie à Montpellier, l'UMR ESPACE à Avignon, l'UMR IDEES à Rouen et l'UMIFRE CSH à Delhi.

Enfin une pensée spéciale pour Christine, Lucien, Mélanie et Olivier qui m'accompagnent dans cette vie et mes recherches : deux tremblements de terre dans le Sikkim, quatre années d'exposition à la pollution de Delhi, quatre saisons d'épidémie de dengue en Inde et les nombreuses expériences du risque routier sur les routes d'Asie n'ont pas réussi à se jouer de leurs résiliences.

INTRODUCTION GÉNÉRALE SUR L'HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

Ce dossier d'habilitation à diriger des recherches (HDR) fait état de quinze années de recherche, pour partie à l'université et pour l'autre au CNRS. Il est construit de telle manière à mettre en avant un aspect important de l'activité du chercheur, sa capacité à diriger de jeunes et moins jeunes chercheurs dans le cadre de recherches doctorales et postdoctorales, et de coordonner les travaux d'équipes pluridisciplinaires autour de projets scientifiques. J'ai ainsi pris le parti de démontrer mon habilité à diriger des recherches à travers mon parcours et mes projets, je l'espère insérée dans un cadre collaboratif bienveillant et convivial.

Diriger des recherches c'est tout d'abord orienter dans un certain sens, montrer une direction. Cela implique de donner aux doctorants l'envie de vous suivre, de trouver un moyen de leur transmettre un intérêt pour le projet scientifique que l'on porte. Cela se réalise à l'occasion d'un cours en master ou d'une intervention à une école thématique. Et c'est d'autant plus aisé si on dispose d'une allocation doctorale. J'ai eu la chance de décrocher le financement de cinq thèses pour six des doctorants qui ont collaboré avec moi en quinze ans, soit un financement tous les trois ans en moyenne. Une fois lancé dans l'aventure de la thèse, il faut être capable d'accompagner le doctorant. C'est là qu'on mesure la qualité du « capitaine », à la fois maître de son domaine et assumant ses limites. Transmettre au doctorant les bagages dont il aura besoin pour arpenter son sujet et une expérience agréable de partage. La transmission de ses connaissances théoriques et méthodologiques permet de questionner régulièrement son savoir, de le formuler selon de nouveaux enjeux et de nouveaux regards. J'ai eu la chance d'avoir un ou deux doctorants « retors » de ce côté-là, ce qui m'a permis d'aller plusieurs fois explorer mes retranchements. Diriger des recherches c'est aussi se confronter à ses propres limites, j'ai eu plaisir à les côtoyer systématiquement dans mes encadrements doctoraux. C'est un plaisir car cela permet d'aller chercher de nouveaux concepts et d'en démonter de plus anciens, et de découvrir de nouvelles méthodes, et que cela implique la plupart du temps de nouvelles collaborations. C'est également à cette occasion que le doctorant commence à s'émanciper de son tuteur. Le doctorant à tout à gagner à se distinguer de son encadrant initial. Il devra en effet démontrer à la fois sa filiation et le processus d'autonomisation de ses recherches lors de futures auditions et dans son parcours de chercheurs. La cerise sur le gâteau reviendra à l'encadrant qui aura à la fois su accompagner le doctorant jusqu'à un poste à la hauteur de sa formation et de ses ambitions, et qui le cas échéant devenu collègues poursuivront leurs collaborations scientifiques. J'ai eu plus souvent la cerise qu'une assiette vide.

Ce volume d'HdrR est décomposé en 8 sections.

La 1^{ère} section présente mon parcours professionnel à l'université et au CNRS. Au-delà du fil conducteur chronologique, cette section permet de suivre les rencontres scientifiques qui ont accompagné mon évolution de chercheur et donne des éléments factuels qui jalonnent certains choix thématiques. La section 2 présente mon curriculum vitae détaillé, qui devrait être l'élément central d'une démonstration à l'habilitation à diriger des recherches. Je résume dans la section 3 les fondements conceptuels et méthodologiques de mes recherches centrées sur les risques. Y sont abordés notamment les systèmes complexes et la modélisation à base d'agents. Ces développements amènent avec la section 4 à proposer un premier programme de recherche autour du thème des mobilités et de la vulnérabilité des populations, et plus spécifiquement sur la question des évacuations massives et horizontales des populations en contexte de crise. La section 5 ouvre sur un second programme de recherche, dans la continuité de la démarche générale sur les risques et leur modélisation, avec mes recherches sur les maladies à transmission vectorielle. Dans ces trois sections seront présentés de manière thématique, pas nécessairement chronologique, mes travaux de recherche et les principales publications qui y sont associées (résumés en encadré vert-olive). Les articles et chapitres d'ouvrages dont le titre sera précédé d'une étoile (*) sont proposés en version intégrale en annexe de ce document. Dans ces trois sections sont également proposées les programmes de recherche que je souhaite poursuivre dans les années à venir. En guise de conclusion la section 6 propose une discussion, un jeu de questions – réponses, ouverte sur des enjeux et verrous de mes recherches. La section 7 renvoie à la bibliographie et la section 8 propose une compilation des publications sélectionnées et annoncées dans les sections 3, 4 et 5 de ce dossier. La sélection de ces articles permet notamment de resituer mes travaux par rapport à un état de l'art sur la question traitée.

SOMMAIRE

1	<i>BIFURCATIONS : DE L'UNIVERSITÉ AU CNRS</i>	- 6 -
2	<i>CURRICULUM VITÆ DÉTAILLÉ</i>	- 13 -
3	<i>LES SYSTÈMES COMPLEXES ET LEUR MODÉLISATION</i>	- 31 -
3.1	Les systèmes complexes spatialisés	- 31 -
3.2	Les outils de leurs modélisations	- 41 -
3.3	La complexité des risques	- 47 -
4	<i>MOBILITÉS ET VULNÉRABILITÉS</i>	- 52 -
4.1	Les déplacements en situation de crise	- 53 -
4.2	Complexité des évacuations de populations en situation de risque	- 62 -
5	<i>COMPLEXITÉ DES ÉPIDÉMIES DE MALADIES À TRANSMISSION VECTORIELLES</i>	- 73 -
5.1	Systèmes pathogènes complexes	- 74 -
5.2	La dengue, une maladie complexe à modéliser	- 78 -
5.3	Le projet de recherche MO ³	- 90 -
6	<i>RÉFÉRENCES</i>	- 116 -
7	<i>ANNEXE : TEXTES DES PUBLICATIONS SÉLECTIONNÉES</i>	- 128 -

1 BIFURCATIONS : DE L'UNIVERSITÉ AU CNRS

Mon premier contact avec la recherche en géographie date de 1996. Ayant terminé ma maîtrise en Sciences Économique, l'institution militaire avait prévu de me recruter pour une période de 10 mois, probablement pour être économiste dans l'un des nombreux centres de restauration qu'elle abritait. Face à ce qui m'apparaissait comme une option à choix simple, impossible mais incontournable, j'ai eu une première chance géographique : j'habitais alors à Montpellier, à quelques pas de la Maison de la Géographie. Je me suis donc présenté en pensant probablement que si la géographie pouvait servir à faire la guerre, on pouvait également faire de la géographie pour éviter de faire l'armée. Par une heureuse coïncidence cette institution recrutait régulièrement des objecteurs de consciences pour réaliser diverses tâches. À cette époque il y avait deux gros chantiers qui mobilisaient toutes les ressources : la Géographie Universelle dirigé par Roger Brunet et l'Atlas de France dirigé par Thérèse Saint-Julien. Et c'est dans ce contexte que je suis arrivé à la MGM, avec pour mission d'effectuer les traitements et les analyses statistiques des volumes « Industrie » et « Services et Commerces » sous la responsabilité de T. Saint-Julien.

Cela va sans dire que je n'imaginai pas à l'époque la chance que j'avais eu de tomber dans un tel milieu. Je peux dire qu'en deux années j'ai appris à faire des cartes, à manipuler et analyser des bases de données que l'on disait à l'époque déjà massive, à faire tourner des modèles sur des serveurs distants. Mais j'ai surtout appris à interpréter ces documents avec les plus grands spécialistes. Ils m'ont montré que les plages de couleurs qui s'étalaient sur les cartes racontaient des histoires, montraient des tendances, des ruptures, des lignes de partage et de rassemblement. Cela m'a donné le goût pour une géographie « pratique », au sens artisanal : des chiffres émergeaient des cartes desquelles le géographe tirait un récit. Pour aller plus loin que cette transmission orale, j'ai un jour décidé de lire un ouvrage de géographie. Le hasard, peut-être, a voulu que je choisisse un de ceux écrits par Thérèse Saint-Julien, « La diffusion spatiale des innovations » (1985). Ce petit traité a été un tournant dans mon parcours. Venant de Sciences Économique j'avais un esprit formé à l'abstraction, à l'analyse de processus ou encore à la modélisation que l'on trouvait dans ce livre. Mais la dimension spatiale dans laquelle l'auteure plongeait ces processus et la simulation qui en était proposé m'ont tout de suite fascinée. Au terme de deux années à la MGM, Thérèse Saint-Julien m'a proposé un nouveau contrat d'un an en tant qu'ingénieur d'étude pour terminer le travail sur les volumes de l'Atlas de France. Mais si j'étais tenté par poursuivre l'aventure avec l'équipe d'alors, Hubert Mazureck, Mounir Redjimi ou Guérino Silère pour n'en citer que quelques-uns,

cela m'éloignait encore d'avantage d'une reprise de mes études. J'ai donc accepté à la condition de pouvoir m'inscrire en DEA de géographie et de suivre les enseignements.

L'année 1998 a donc été consacré à la finalisation de l'Atlas de France, à la rédaction de mémoires de recherche dans le cadre du DEA « Structures et Dynamiques Spatiales » à Avignon et à mes premiers pas en tant qu'enseignant à l'université Paul Valéry de Montpellier avec Céline Rozenblat. Classé premier du DEA, j'ai obtenu une allocation de recherche et un poste de moniteur à l'université d'Avignon et des Pays du Vaucluse. Loïc Grasland, que j'avais connu lors de séminaires de recherche, a accepté de devenir mon directeur de thèse sur un sujet qui portait sur les stratégies de diffusion et d'organisation spatiales des entreprises de travail intérimaires en France. Sujet assez balisé qui devait me permettre d'associer mes connaissances en géographie économique avec des méthodes de l'analyse spatiale. Loïc Grasland m'a suffisamment laissé de place dans mon activité de formation à la recherche pour que je puisse bifurquer une ou deux fois durant ma thèse, un peu à l'intuition. J'en garde encore aujourd'hui une très grande leçon en tant qu'encadrant de jeunes doctorant(e)s. Si j'avais dû au cours de ces bifurcations justifier et argumenter sur mes motivations j'aurais peut-être modifié ma trajectoire, car se lancer dans les sciences de la complexité et la modélisation et simulation multiagent en 1999 n'était pas encore une pratique répandue. Les nombreuses discussions que j'ai pu avoir avec Jean-Luc Bonnefoy, Joël Charre et Denis Gautier m'ont permis de persévérer dans cette démarche. J'ai donc soutenu ma thèse de doctorat en 2002 intitulée « Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural ». Après ma soutenance j'ai continué durant 6 mois à enseigner à l'université d'Avignon comme ATER et j'ai été recruté sur un poste de Maître de Conférences à l'UMR IDEES, laboratoire Modélisation et Traitements Graphiques (MTG) de l'université de Rouen, en Normandie, dans le Nord de la France ...

À MTG j'ai tout de suite été dans le bain de la modélisation et me suis senti « chez moi ». J'ai en ces lieux eu la chance de côtoyer les spécialistes français de la modélisation, comme Yves Guermond qui venait tout juste de prendre sa retraite et surtout Patrice Langlois avec qui je travaillerai par la suite une petite dizaine d'années avant que lui aussi ne décide de « s'en-voiler » pour sa retraite. De 2003 à 2007 je vais donc enrichir mes compétences en informatique avec Patrice qui développe alors le logiciel SPACELLE. Cette proximité me permet à la fois de poursuivre mon apprentissage au développement *from scratch* de modèles de simulation mais également de réfléchir aux moyens de promouvoir et de diffuser les concepts et les outils de la complexité aux jeunes doctorants en sciences humaines et sociales. SPACELLE, qui est un automate cellulaire, a cette particularité dans l'univers des plateformes de l'époque de proposer un langage de manipulation des connaissances suffisamment intuitif pour permettre à un non

informaticien d'écrire des modèles et de les simuler. C'est sur cette base qu'avec Patrice nous proposons le projet MAGéo pour le premier appel à projet de l'Agence Nationale de la Recherche en 2006. Ce projet avait pour objectif de développer une plateforme de modélisation et de simulation multiagent et spatialisé pour permettre sans compétence particulière en informatique de modéliser des systèmes complexes. MAGéo obtiendra le soutien de l'ANR dès sa première soumission. L'équipe se renforcera ensuite avec l'arrivée de Baptiste Blanpain et de Patrick Taillandier. Cette période sera marquée par un apprentissage forcené de l'algorithmique et de la construction d'ontologies informatiques. Un autre centre d'intérêt pour moi était de fournir un cadre d'enseignement pour promouvoir ces méthodes et théories. En plus des cours sur les systèmes complexes en géographie donné à l'université, je participe donc avec quelques collègues, notamment Marion Amalric, David Sheeren, Arnaud Banos, Elise Beck et Frédéric Amblard à la création du collectif MAPS dont la première session, MAPS1, aura lieu en 2009.

C'est une période où je rencontre également de nouveaux collègues sur d'autres thématiques, et notamment Alain Vaguet et Emmanuel Eliot. Leurs travaux sur les questions de santé en Inde attisent ma curiosité. Nous avons donc discuté, échangés nos idées pour progresser respectivement vers un lien entre santé, risques et complexité. L'organisation de l'école thématique « modélisation des risques spatialisés » avec Thierry Saint-Gérard, Emmanuel Bonnet et Éliane Propeck-Zimmermann concourent à cette orientation thématique. Cette période est également marquée par une importante activité d'enseignement, avec en moyenne plus de 250 heures de cours magistraux et de travaux dirigés en statistique, en économie spatiale ou encore en géographie générale. Le portage du projet ANR et ma participation à d'autres projets, comme par exemple avec Michel Bussi sur le dilemme du prisonnier spatialisé ou avec Emmanuel Eliot sur les épidémies de choléra m'engagent de plus en plus vers mes activités de chercheur et de moins en moins vers l'enseignement. La mise au concours d'un poste de chargé de recherche au CNRS et coloré « modélisation des systèmes complexes » m'apparaît alors comme une opportunité pour exercer à 100% mes activités de recherche. Et c'est ainsi que je quitte mon poste de maître de conférences à l'université de Rouen pour passer CR1 au CNRS, en 2007.

Pour mon intégration au CNRS j'ai choisi de rester à l'UMR IDEES, université de Rouen, en Normandie, dans le Nord de la France ... Ce choix s'imposait à la fois parce que ce profil avait été porté par l'UMR et par son directeur Michel Bussi, et parce que l'équipe possédait une culture de la modélisation et une capacité à faire émerger les innovations méthodologiques, compétences que l'on trouve surtout dans les grandes équipes qui ne m'attiraient pas forcément. Ce nouveau statut de chercheur CNRS dans l'unité m'a donné des opportunités à la fois de nouvelles collaborations et de montage de projets. Parallèlement à la réalisation du programme MAGéo dans un nouveau

cadre de financement FEDER, j'ai initié des travaux sur les risques et notamment sur la question des mobilités et des déplacements de populations dans un contexte d'accident industriel. Cette question avait émergé de mon expérience de citoyen de la ville de Rouen et de la région normande qui accueille un nombre élevé d'établissements SEVESO seuil haut. Si le confinement est la stratégie essentiellement promulguée pour mettre à l'abri les populations en cas d'accident, que se passerait-il pour des dizaines de milliers de personnes, automobilistes ou piétons, qui pourraient se trouver pris dans l'événement ? Pour étudier cette question et simuler les effets possibles de comportements de fuites, de blocage de réseau ou encore de mimétisme, la modélisation et simulation multiagent me semblait approprié. C'était de plus l'occasion de commencer à développer des programmes de recherches autour de projets moins abstraits, qui obligeaient à manipuler des données et à les intégrer dans nos modèles, posant alors de nouvelles questions autour de la complexification des modèles, de leur calibration, de leur validation. Guillaume Czura sera l'un des premiers doctorants à travailler avec moi sur cette question. Ce projet sera également le vecteur de nouvelles collaborations avec des chercheurs du Laboratoire d'Informatique, de Traitement et de l'Information et des Systèmes (LITIS), notamment avec Damien Olivier alors responsable du groupe Maîtrise des Risques Technologiques au sein du Grand Réseau de Recherche « Sciences de l'Environnement et des Risques » et avec Pierrick Tranouez. Cette nouvelle thématique viendra de plus alimenter durant plusieurs années mes contributions aussi bien dans l'axe « Modélisation et simulation des systèmes complexes spatialisés » déjà largement irrigué par notre travail avec Patrice Langlois sur le programme MAGéo mais également dans l'axe « Risque et Santé » porté par Alain Vaguet.

Car les choses bougent également sur ce troisième volet de mes activités scientifiques. Avec Alain Vaguet nous proposons à Olivier Telle alors étudiant en master TRIAD un sujet de doctorat portant sur la dengue en Inde. Ce travail doctoral sera l'occasion de retourner en Inde sur des projets exploratoires, à Delhi mais aussi en Andhra Pradesh. Nos recherches et conférences sur la dengue en Inde vont nous permettre de nouer de nouvelles collaborations, notamment avec Rick Paul et Anavaj Sakuntabhai, chercheurs à l'Institut Pasteur. Voyant un intérêt à nos approches géomatique et de simulation des maladies vectorielles, l'Institut Pasteur nous associera en tant que partenaire au projet AEDESS (ANR) puis au projet DENFREE (FP7). Ce sera l'occasion pour moi de développer autour d'une équipe grandissante des projets de grande envergure, avec jusqu'à 4 doctorants à co-encadrer avec Alain pour la réalisation de ces projets. Cette période de recherche, entre 2012 et 2016, je l'effectuerais au sein de l'UMIFRE Centre des Sciences Humaines et Sociales de Delhi, en Inde. Ce long séjour en Inde me permet de travailler sur différents axes de recherche concernant la dengue. Bien sur l'axe modélisation avec le concours de Somsakun Maneerat, de

Renaud Misslin et d’Alexandre Cébeillac, doctorants qui m’accompagnent sur place pour collecter les données nécessaires à la calibration de leurs modèles. Ensuite une compréhension plus fine des enjeux de santé publique avec la possibilité de mettre en relation mon analyse de l’organisation du système de soin et de prévention avec les avis des acteurs publics et privé. Enfin la possibilité de réaliser des enquêtes sur le terrain, à la fois pour qualifier l’environnement en termes de risque vectoriels mais aussi pour étudier la vulnérabilité des populations, et notamment les plus pauvres. Ces quatre années de recherche sur le terrain m’ont donc permis de créer de nouvelles collaborations avec des scientifiques et des institutions indiennes, mais également de découvrir d’autres terrains d’études intégrés dans le projet DENFREE, notamment Bangkok (Thaïlande). Outre le travail sur les épidémies de dengue, je vais commencer à constituer des bases de données sur les évènements « naturels » en Inde (Cyclones, inondations) ainsi que sur les politiques mises en œuvre pour lutter contre ces catastrophes. Ce sera l’occasion de réfléchir à un nouveau projet ANR dans le prolongement du projet MOSAIC.

C’est dans ce contexte que j’ai enfin décidé de rédiger mon habilitation à diriger des recherches. J’écris « enfin » car cela fait quelques années que la section 39 du CNRS m’invite à me lancer dans cette rédaction, sans compter les perpétuelles taquineries du précédent directeur de l’UMR IDEES Michel Bussi reprises sans ambages par la nouvelle directrice Sophie de Ruffray. Coordonner des projets scientifiques ne laisse cependant pas beaucoup de temps pour rédiger une synthèse de 15 années d’activités. L’élément déclencheur sera finalement une décision du conseil d’administration de la ComUE Normandie Université. Celui-ci a en effet décidé de limiter à 3 le nombre de doctorants qu’un chercheur non titulaire de l’HdR pouvait co-encadrer, en cumulé. Ayant déjà co-encadré 6 doctorats, je ne suis donc plus autorisé à accompagner officiellement les jeunes chercheurs qui souhaiteraient travailler avec moi.

Je terminerai ces indications qui ont jalonné mon parcours par quelques graphiques. Ceux-ci permettent de visualiser le nombre d’articles publiés depuis 2001 (Figure 1), décliné en catégories (Figure 2). Le graphe des présentations à des colloques nationaux et internationaux, cumulées par année, permet entre autres de comprendre les années sans publication, comme l’année 2013 marquée par 13 présentations. Enfin ma participation à des programmes de recherches financés permettra d’apprécier le temps consacré à des activités de recherche collectives (Figure 4).

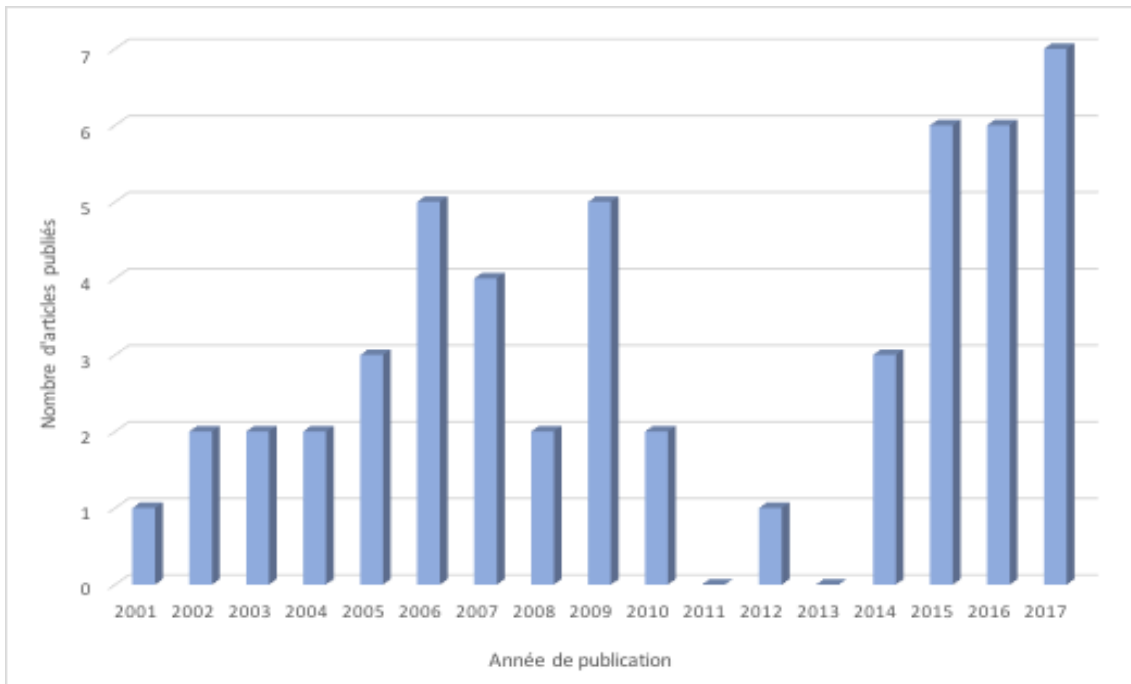


Figure 1 : Nombre d'articles publiés par année, tout type confondu.

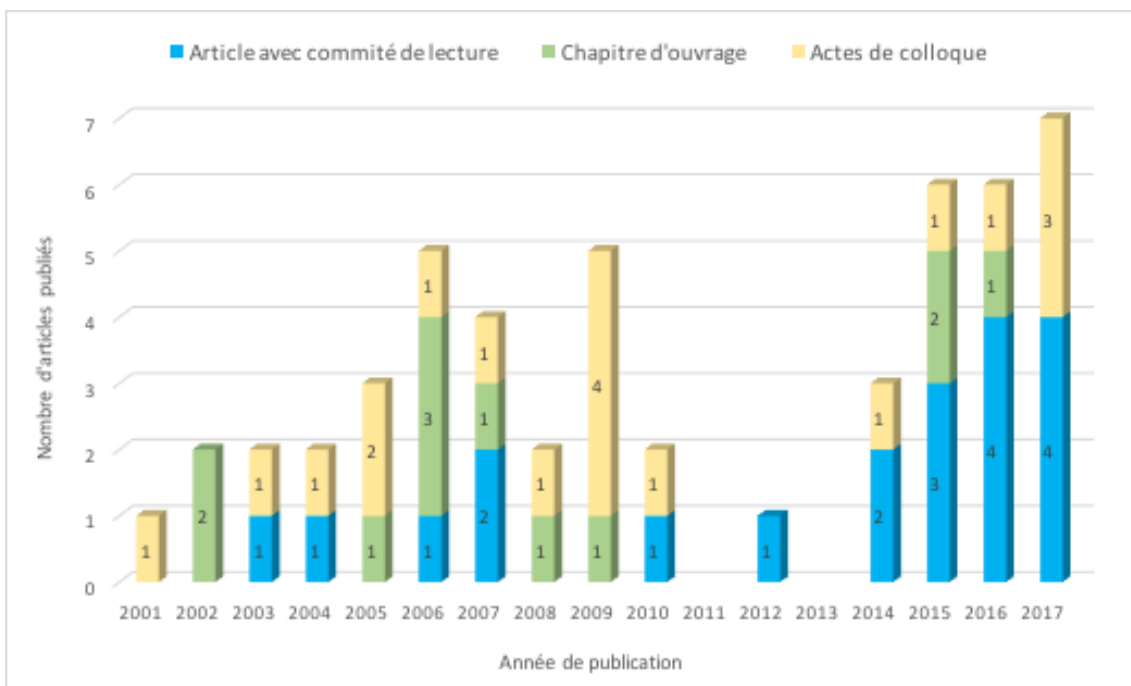


Figure 2 : Nombre d'articles publiés par année et par type.

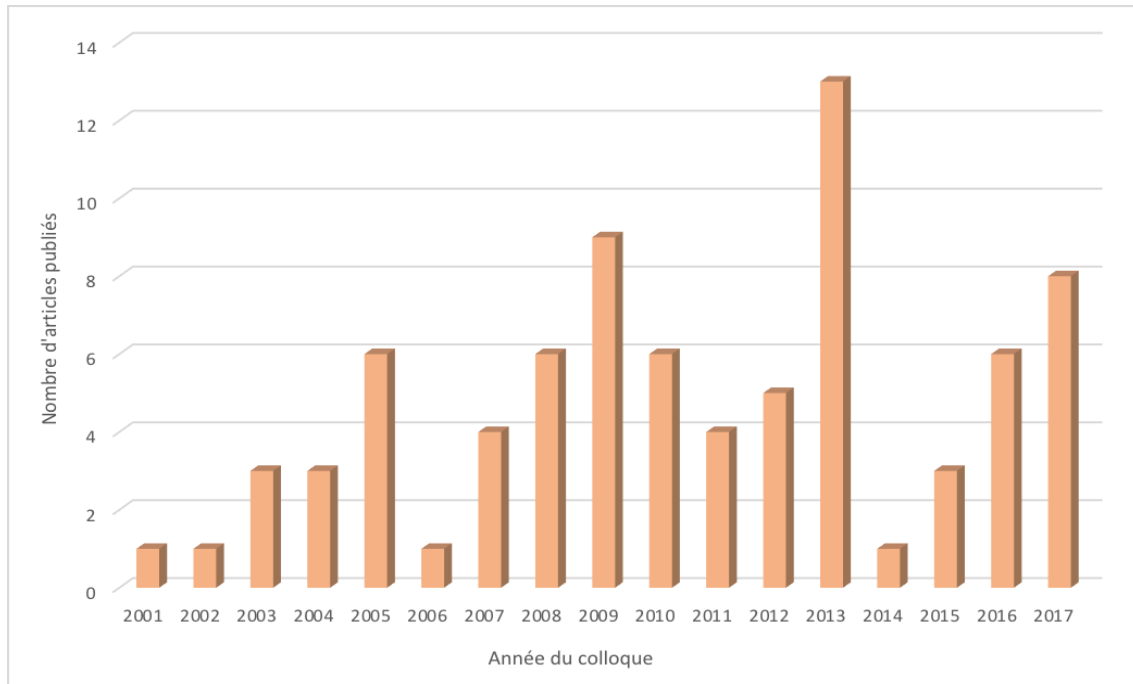


Figure 3 : Nombre de présentations à un colloque national et international.

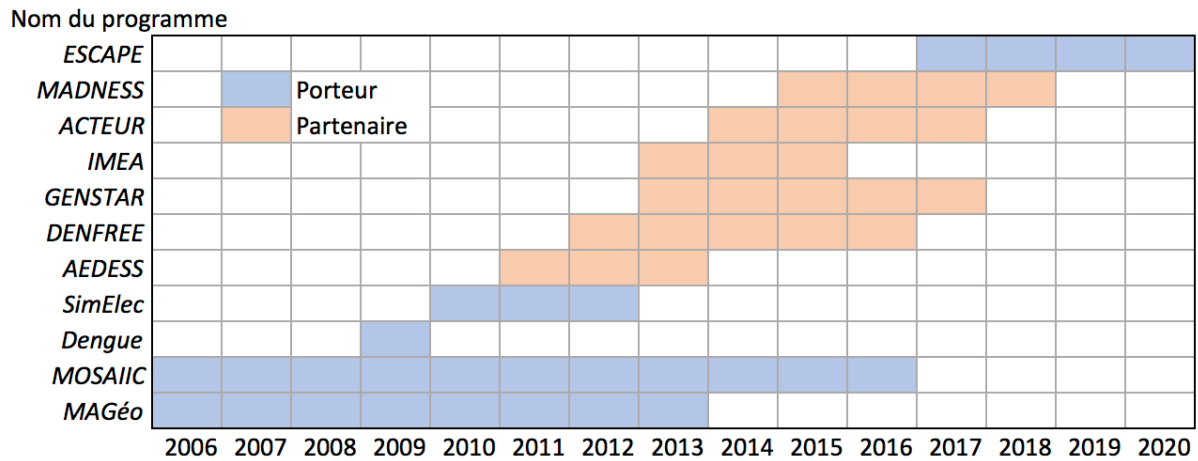


Figure 4 : Implication dans des programmes de recherche financés, en tant que coordinateur de projet ou responsable scientifique d'un partenaire du projet.

2 CURRICULUM VITÆ DÉTAILLÉ

ÉRIC DAUDÉ

Né le 14 novembre 1970 – marié – 3 enfants
UMR 6266 CNRS IDEES, UNIVERSITE DE ROUEN-NORMANDIE
eric.daude@cnrs.fr
Site Internet : <http://mag.hypotheses.org/>
idHAL : eric-daude

Intérêts scientifiques : Risques spatialisés ; Systèmes complexes ; Systèmes pathogènes complexes ; Épidémiologie spatiale ; Évacuation des populations ; Outils de gestion de crise ; Modélisation et simulation multiagent ; Perception des risques et représentation des catastrophes.

Activités scientifiques :

- Vingt et une publications dans des revues avec comité de lecture (**Ecological Modelling, PLoS ONE, Environmental Monitoring and Assessment, NSS, RIG, Cybergéo, Netcom, Annals of the New York Academy of Sciences, RERU**)
- Douze chapitres d'ouvrage (**ISTE-edition, Springer**)
- Dix-neuf publications dans des actes de colloques (International Workshop on Dynamical Systems Applied to Biology and Natural Sciences, Social Modeling and Simulation & Econophysics Colloquium, International Conference on Dengue and Dengue Haemorrhagic Fever, European Conference on Complex Systems, European Colloquium on Theoretical & Quantitative Geography, SAGéo)
- Participation à près de quatre-vingt conférences nationales et internationales.
- Porteur de six projets de recherche (**ANR, FEDER, EDF, Sanofi-Pasteur**)
- Partenaire (PI) de trois projets de recherche (**FP7, ANR**)
- Six co-encadrements de doctorant(e)s.

DIPLÔMES

09 déc. 2002	Doctorat de Géographie
Juin 1998	D.E.A. de Géographie
Juin 1995	Maîtrise de Sciences Économiques

ACTIVITÉS EXERCÉES

Depuis sept. 2016	Chargé de recherche (CRCN), UMR IDEES 6266, Rouen
2012-16	Chargé de recherche (CR1), CSH, UMIFRE 20, Delhi, Inde
2007-12	Chargé de recherche (CR1), UMR IDEES 6266, Rouen

2003-07	Maître de Conférences, Université de Rouen
2001-03	A.T.E.R., Université d'Avignon
1998-2001	Allocataire de recherche, Moniteur CIES, Université d'Avignon
1996-98	Ingénieur d'étude (Maison de la Géographie), Montpellier

CO-ENCADREMENT DE DOCTORAT

- CEBEILLAC Alexandre (soutenance prévue en 2018), *Étude et modélisation des déplacements en milieux urbains pour explorer leurs effets sur la diffusion des épidémies : l'exemple de la dengue à Delhi (Inde) et à Bangkok (Thaïlande)*. Thèse de doctorat, Université de Rouen.
- CZURA Guillaume (soutenu en 2017), *Modélisation à base d'agents de l'évacuation automobile dans un contexte d'accident technologique. Application à la ville de Rouen*, Thèse de doctorat, Université de Rouen.
- MISSLIN Renaud (Soutenu en 2017), *Modélisation dynamique des facteurs environnementaux urbains à risques épidémiques : la dengue à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande)*, Thèse de doctorat, Université de Rouen.
- MANEERAT Somsakun (Soutenu en 2016), *Modélisation dynamique du risque vectoriel dans un contexte épidémique en milieu urbain : l'exemple d'Aedes Aegypti et de la Dengue*, Thèse de doctorat, Université de Rouen.
- TELLE Olivier (Soutenu en 2011), *AEDDESS : Analyse de l'Émergence de la Dengue à Delhi (Inde) et Simulation Spatiale*, Thèse de doctorat, Université de Rouen.
- KUN Ma (Soutenu en 2011), *Système énergétique territorial face à la montée en puissance des énergies renouvelables : modélisation de la transition appliquée à la Réunion*, Thèse de doctorat, Université de Rouen.

PUBLICATIONS DANS DES REVUES AVEC COMITÉ DE LECTURE

21. Misslin R., Vaguet Y. & A., Daudé É. (2018), *Estimating air temperature using MODIS surface temperature images for assessing Aedes aegypti thermal niche in Bangkok, Thailand*, **Environmental Monitoring and Assessment**, Art. accepté pour publication.
20. Cebeillac A., Daudé É., Huraux T. (2017), *Where? When? And How Often? What can we learn on daily urban mobilities from Twitter data and Google Map in Bangkok (Thailand) and which perspectives for dengue studies?* **Netcom**, Networks and Communication Studies, 31-3/4, p. 283-308.
19. Misslin R., Daudé É. (2017), *Environmental hazard index mapping methodology of Aedes aegypti, vector of dengue and Zika virus*, **RIG**, International review of Geomatic., vol. 27, n°4, pp.481-503.
18. Maneerat S., Daudé É. (2017), *Étude par simulation à base d'agents des effets des discontinuités intra-urbaines à Delhi sur la dispersion des moustiques Aedes aegypti, vecteurs de la dengue, de la fièvre jaune, du chikungunya et du virus Zika*. **Cybergéo** : European Journal of Geography, DOI : 10.4000/cybergeo.28078.
17. Daudé É., Mazumdar S., Solanki V. (2017), *Widespread Fear of Dengue Transmission but Poor Practices of Dengue Prevention: a Study in the Slums of Delhi, India*. **PLoS ONE** 12(2): e0171543. doi:10.1371/journal.pone.0171543.
16. Maneerat S., Daudé É. (2016), *A spatial agent-based simulation model of the dengue vector Aedes aegypti to explore its population dynamics in urban areas*. **Ecological Modelling**, vol. 333, p. 66-78.

15. Misslin R., Telle O., Daudé É., Vaguet A., Paul R. (2016), *Urban climate versus global climate change - what makes the difference for dengue?* **Annals of the New York Academy of Sciences**, Issue: Human Health in the Face of Climate Change, vol. 1382, p. 56-72.
14. Daudé É., Mazumdar S. (2016), *Combating Dengue in India: Challenges and Strategies*, **EPW: Economic & Political Weekly**, vol. 51, n. 8, pp.77-81.
13. Telle O., Vaguet A., Yadav N.K., Lefebvre B., Cebeillac A., Nagpal B., Daudé É., Paul R. (2016), *The spread of dengue in an endemic urban milieu – the case of Delhi, India*. **PloS ONE**, 11(1): e0146539, p. 17, doi:10.1371/journal.pone.0146539
12. Daudé É., Vaguet A. (2015), *Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : qui a échoué ?* **l'Espace Politique**, vol. 26, n. 2, <https://espacepolitique.revues.org/3485>, doi:10.4000/espacepolitique.3485.
11. Langlois P., Blanpain B., Daudé É. (2015), *MAGéo, une plateforme de modélisation et de simulation multi-agent pour les sciences humaines*. **Cybergéo : European Journal of Geography**, N° 741, p. 35.
10. Daudé É., Vaguet A., Paul R. (2015), *La dengue, maladie complexe*. **Natures Sciences Sociétés**, vol. 23, n°4, pp. 331-342, doi.org/10.1051/nss/2015058
9. Salze P., Beck E., Douvinet J., Amalric M., Bonnet M., Daudé É., Duraffour F., Sheeren D. (2014), *TOXI-CITY: an agent-based model for exploring the effects of risk awareness and spatial configuration on the survival rate in the case of industrial accidents*. **Cybergeo: European Journal of Geography**, art. n°612.
8. Jaenisch T., IDAMS group, Sakuntabhai A., DENFREE group, Wilder-Smith A. (2014), *Dengue Research Funded by the European Commission-Scientific Strategies of Three European Dengue Research Consortia*. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, 7(12): e2320 doi:10.1371/journal.pntd.0002320
7. Eliot E., Daudé É., Bonnet E. (2012), *Interpréter les épidémies du passé : l'exemple de l'épidémie du choléra-morbus en Normandie en 1832*, **Géoconfluences**.
6. Tranouez P., Daudé É., Langlois P., (2010), *A multiagent urban traffic simulation*, **Journal of Nonlinear Systems and Applications**, vol. 3, n. 2, pp. 98-106.
5. Langlois P., Daudé É. (2007), *Concepts et modélisations de la diffusion géographique*, **Cybergeo : Revue européenne de géographie**, n° 364, 23p.
4. Eliot E., Daudé É. (2006), *Diffusion des épidémies et complexités géographiques. Perspectives méthodologiques*, **Espace, Populations, Sociétés**, in G. Salem, A. Vaguet (n° spécial coord.), Espace urbain et santé, n° 2-3, pp. 403-416.
3. Bretagnolle A., Daudé É., Pumain D. (2006), *From theory to modelling : urban systems as complex systems*, **Cybergeo : Revue européenne de géographie**, n°. 335, 26p.
2. Daudé É. (2004), *Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion*, **Cybergeo : Revue européenne de géographie**, n°. 255, 15p.
1. Daudé É. (2002), *Localisations et dynamiques de diffusion des agences de travail intérimaire en France*, **RERU**, Revue d'Economie Régionale et Urbaine, n° 2, pp. 257-274.

CHAPITRES D'OUVRAGES

12. Banos A., Corson N., Daudé É., Gaudou B., Rey Coyrehourcq S. (2016), *Macro models, micro models and network-based coupling*, in Banos A., Lang C, Marilleau N. (eds.), *Agent-based Spatial Simulation with NetLogo*, Volume 2: Advanced Concepts, **ISTE, Elsevier**, Chap. 3, p. 63-84.
11. Czura G., Taillandier P., Tranouez P., Daudé É. (2015), *MOSAIC : City-level agent-based traffic simulation adapted to emergency situations*. in H. Takayasu et al. (eds.), *Proceedings of the International*

Conference on Social Modeling and Simulation, plus Econophysics Colloquium 2014, **Springer Proceedings in Complexity**, pp. 265-274, DOI 10.1007/978-3-319-20591-5_24

10. Amblard F., Daudé É., Gaudou B., Grignard A., Hutzel G., Lang C., Marilleau N., Nicod J.-M., Sheeren D., Taillandier P. (2015), *Introduction à Netlogo*. in Banos A., Lang C., Marilleau N. (ed.), *Simulation spatiale à base d'agents avec Netlogo*, **ISTE-edition**, London, pp. 71-110.
9. Daudé É., Provitolo D., Dubos-Paillard E., Gaillard D., Eliot E., Langlois P., Propeck-Zimmermann E., Saint-Gerand T. (2009), *Spatial risks and complex systems: methodological perspectives*, in Aziz-Alaoui M., Bertelle C. (ed.), *From System Complexity to Emergent Properties*, **Springer**, pp. 164-178.
8. Daudé É. (2008), *Multi-agent Systems for Simulation in Geography: Moving Towards an Artificial Geography*, in Y. Guermont (dir.), *The Modeling Process in Geography: From Determinism to Complexity*, Chap. 13, p. 309-334, **ISTE & J. WILEY**, GIS Series, London.
7. Daudé É., Langlois P. (2007), *Comparison of Three Implementations of Schelling's Spatial Segregation Model*, in D. Phan, F. Amblard (ed.), *Agent-Based Modelling and Simulation in the Social and Human Sciences*, Chap. 13, pp. 295-326, *GEMAS Studies in Social Analysis*, **The Bardwell Press**, Oxford.
6. Daudé É. (2006), *A Monte Carlo approach to diffusion : une étude « historique » revisitée par la modélisation multi-agents*, in F. Amblard, D. Phan (dir.), *Modélisation et simulation multi-agents pour les Sciences de l'Homme et de la Société. Applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, Chap. 16, pp. 385-409, **Hermès**, Paris.
5. Daudé É., Langlois P. (2006), *Introduction à la modélisation multi-agents des systèmes complexes en géographie*, in F. Amblard, D. Phan (dir.), *Modélisation et simulation multi-agents pour les Sciences de l'Homme et de la Société. Applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, Introduction Partie IV, pp. 362-366, **Hermès**, Paris.
4. Daudé É., Langlois P. (2006), *Comparaison de trois implémentations du modèle de Schelling*, in F. Amblard, D. Phan (dir.), *Modélisation et simulation multi-agents. Applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, Chap. 17, pp. 411-441, **Hermès**, Paris.
3. Daudé É. (2005), *Systèmes multi-agents pour la simulation en géographie : vers une Géographie Artificielle*, in Y. Guermont (dir.), *Modélisation en Géographie : déterminismes et complexités*, Chap. 13, p. 353-380, **Hermès**, Paris.
2. Daudé É., Grasland L. (2003), *La diffusion spatiale du travail intérimaire en France*, in M. -F. Mattei, D. Pumain (dir.), **Données Urbaines**, n° 4, pp. 223-231, Coll. Villes, Anthropos, Paris.
1. Daudé É. (2002), *Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural*. Avignon, Thèse de doctorat de l'Université d'Avignon et des Pays du Vaucluse, spécialité Géographie.

PUBLICATIONS DANS DES ACTES DE COLLOQUES

19. Daudé É. (2017), *Les Systèmes Pathogènes Complexes, Modélisation et Simulation*. **Revue Francophone des Territoires et de la Santé**, 5 p.
18. Huraux T., Misslin R., Cebeillac A., Vaguet A., Daudé É. (2017), *Modélisation de l'impact des îlots de chaleur urbains sur les dynamiques de population d'*Aedes aegypti*, vecteur de la dengue et du virus Zika*, **Actes du colloque SAGéo**, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.
17. Cebeillac A., Daudé É., Vaguet A. (2017), *Discontinuités spatiales, santé et mobilités. Analyses et typologies des Google POI et des Tweets pour caractériser les structures spatiales et les dynamiques d'attractivités de Bangkok*

(Thaïlande), **Actes du colloque SAGéo**, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.

16. Misslin R., Daudé É. (2016), *Génération d'environnements artificiels pour la simulation spatiale d'arboviroses en milieu urbain : application à la dengue et au virus Zika*, **Actes du colloque SAGéo**, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale, p. 389-482.
15. Stollenwerk N., Skwara U., Aceto L., Daudé É., Marguta R., Mateus L., Ghaffari P., Parisi A., Aguiar M. (2015), *Power law jumps and power law waiting times, fractional calculus and human mobility in epidemiological systems*. **Proceedings of the 15th International Conference on Computational and Mathematical Methods in Science and Engineering**, 13 p.
14. Daudé É., Eliot E., Jeanne P. (2014), *La construction spatio-temporelle du risqué associé à la pandémie de choléra-morbus de 1832 par le Journal de Rouen*. **Études Normande**, PURH, 2014/1, pp. 41-54.
13. Daudé É., Langlois P., Blanpain B., Sapin E. (2010), *AOC, une ontologie formelle pour la modélisation de systèmes complexes en géographie*. **Actes du colloque SAGéo**, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.
12. Daudé É., Tranouez P., Langlois P., (2009), *A multiagent urban traffic simulation. Part II: dealing with the extraordinary*, **Conference Proceedings ICCSA'09**, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, pp. 116-121.
11. Tranouez P., Langlois P., Daudé É. (2009), *A multiagent urban traffic simulation. Part I: dealing with the ordinary*, **Conference Proceedings ICCSA'09**, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, pp. 297-302.
10. Daudé É., Eliot E., Bonnet E. (2009), *Cholera in the 19th century: constructing epidemiological risk with complexity methodologies*, **Conference Proceedings ICCSA'09**, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, pp. 110-111.
9. Abdelhak H., Daudé É., Olivier D. (2009), *Exploring crowd dynamics based on individual behaviors and local interactions*, **Conference Proceedings ICCSA'09**, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, pp. 102-110.
8. Provitolo D., Daudé É. (2008), *System dynamics versus cellular automata in modelling panic situations*, **Actes du colloque ESM'08**, The 2008 European Simulation and Modelling Conference, pp. 535-540.
7. Daudé É., Provitolo D., Dubos-Paillard E., Gaillard D., Eliot E., Langlois P., Propeck-Zimmermann E., Saint-Gerand T. (2007), *Spatial risks and complex systems: methodological perspectives*, **Actes du colloque ECCS-EPNACS'07**, European Conference on Complex Systems, Emergent Properties in Natural and Artificial Complex Systems, pp. 81-92.
6. Daudé É. (2006), *Du complexe à la complexité : le retour de l'individu dans les modèles géographiques*, **Demain la Géographie**, **Actes du colloque GéoPoint'06**, p. 261-267, Avignon.
5. Daudé É., Eliot E. (2005), *Exploration de l'effet des types de mobilités sur la diffusion des épidémies*, **Actes du colloque Théo Quant'05**, <http://thema.univ-fcomte.fr/>, 17 p.
4. Bussi M., Daudé É. (2005), *Le dilemme du prisonnier spatialisé : Application aux coopérations territoriales*, **Actes du colloque Théo Quant'05**, <http://thema.univ-fcomte.fr/>, 15 p.
3. Daudé É., Langlois P. (2004), *Les formes de la diffusion*, *La forme en Géographie*, **Actes du colloque GéoPoint'04**, pp. 171-175, Avignon.
2. Bussi, M., Langlois, P., Daudé, É. (2003), *Modéliser la diffusion spatiale de l'extrême droite : une expérimentation sur le Front national en France*, **AFSP**, vol. 5, pp. 1-19.

1. Daudé É. (2001), *Analyse de processus centralisés de diffusion spatiale : le cas des établissements des réseaux de services aux entreprises*, **Actes du colloque Théo Quant'01**, <http://thema.univ-fcomte.fr/>, 10 p.

COLLOQUES ET JOURNÉES SCIENTIFIQUES

Discontinuités spatiales, santé et mobilités. Analyse des POI Google et des Tweets pour caractériser les structures spatiales et les dynamiques d'attractivités de Bangkok (Thaïlande), coll. Cébeillac A., Vaguet A., 06-09 nov. 2017, **SAGéo**, Rouen

Modélisation de l'impact des îlots de chaleur urbains sur les dynamiques de population d'Aedes aegypti, vecteur de la dengue et du virus Zika, coll. Misslin R., Huraux T., Cébeillac A., Vaguet A., 06-09 nov. 2017, **SAGéo**, Rouen.

Avant que tout s'effondre, ESCAPE: Exploring by Simulation Cities Awareness on Population Evacuation, **Workshop Interdisciplinaire sur la Sécurité Globale, WISG 2017**, 14-15 septembre, Paris.

Using Twitter data for dengue epidemic modeling in Thailand, coll. Cébeillac A., Vaguet A., 03-07 juillet 2017, **17^e International Medical Geography Symposium**, Angers.

Effect of urban heat island on the spatio-temporal distribution of Aedes aegypti, vector of dengue and Zika viruses: an agent-based simulation approach, coll. Misslin R., Huraux T., Maneerat S., Cébeillac A., Vaguet A., 03-07 juillet 2017, **17^e International Medical Geography Symposium**, Angers.

How Spatial Simulation Models Can Improve Interdisciplinary Researches In Health Geography? MO3, An Agent-Based Model Of The Dengue Complex Pathogenic System, coll. Cébeillac A., Huraux T., Maneerat S., Misslin R., Vaguet A., 03-07 juillet 2017, **17^e International Medical Geography Symposium**, Angers.

MOMOS : Modélisation à base d'agents des mobilités quotidiennes en milieu urbain pour la simulation spatiale, coll. Huraux T., Cébeillac A., Misslin R., 17-19 mai 2017, **13^e Rencontres ThéoQuant**, Besançon.

MODE : Générateur d'environnements synthétiques pour la simulation spatiale d'arboviroses en milieu urbain. Application à Aedes aegypti, vecteur de la dengue et du virus Zika, coll. Misslin R., 17-19 mai 2017, **13^e Rencontres ThéoQuant**, Besançon.

Génération d'environnements artificiels pour la simulation spatiale d'arboviroses en milieu urbain : application à la dengue et au virus Zika, **SAGEO**, coll. R. Misslin, 6-9 décembre 2016, Nice.

La simulation en géographie des maladies transmissibles, Rencontres Commission Santé, **CNFG**, 25 novembre, Rouen.

MO3: Spatial Simulator for Dengue Epidemics Studies, Final stakeholder meeting of the IDAMS and DENFREE consortium, **WHO-TDR**, 20-23 novembre 2016, Institut Pasteur, Paris.

Où et Quand ? Que nous apprennent les données Twitter et Google Map sur les mobilités quotidiennes de Bangkok (Thaïlande), coll. A. Cébeillac, T. Huraux, 8-9 novembre 2016, 15^e colloque du GT Mobilités Spatiales, Fluidité Sociale (**MSFS**), Mobilités et Conférence numériques, Champs-sur-Marne. <https://msfs2016.sciencesconf.org/111848>

A spatial simulation model of dengue vector to explore spatio-temporal heterogeneity of mosquito population, **Workshop for the ICSSR sponsored Project** "Knowledge, Perceptions and Usage of Pesticides: Study among Cotton Farmers in Andhra Pradesh and Maharashtra", 5 avril 2016, Institute of Economic Growth (IEG), New Delhi, India.

Modélisation dynamique du milieu d'Aedes aegypti, vecteur de la dengue à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande), coll. Misslin R., Vaguet A., Vaguet Y., 20-22 mai 2015, **Douzième Rencontres ThéoQuant**, Besançon.

- Géosimulation des dynamiques de population vectorielles : un modèle multiagent du vecteur de la dengue en milieu urbain tropical et sub-tropical*, coll. Maneerat S., 20-22 mai 2015, **Douzième Rencontres ThéoQuant**, Besançon.
- An agent-based model of Aedes aegypti to understand the spatio-temporal heterogeneity of mosquito populations*, **Sixth Workshop Dynamical Systems Applied to Biology and Natural Sciences (DSABNS)**, 4-6 fev. 2015, coll. Maneerat S., Lisbon, Portugal.
- City-Level Agent-based Traffic simulation in Risk Context*, **Social Modeling and Simulation + Econophysics Colloquim**, 4-6 oct. 2014, coll. P. Tranouez, G. Czura, P. Taillandier (Université de Rouen), Kobe, Japan.
- Complexity of rapid dynamics in urban areas: Geosimulation of traffic during industrial disasters and of complex infectious diseases*, **India-France Technology Summit**, 23-24 oct. 2013, Delhi, Inde.
- How geosimulation can provide new insights for dengue surveillance and control?* **3rd International Conference on Dengue and Dengue Haemorrhagic Fever**, coll. S. Maneerat (CSH Delhi), 21-23 oct. 2013, Bangkok, Thaïlande.
- What about traffic in industrial disaster? An agent based urban traffic simulation*, **The European Conference on Complex Systems 2013 (ECCS'13)**, Urbannet Satellite Workshop, Complexity and Urban Networks, coll. G. Czura, P. Langlois, P. Tranouez (Université de Rouen), 16-20 sept., Barcelona, Espagne.
- La dengue à Delhi (Inde) : dialogue entre chercheurs et responsables de santé publique*, Colloque international **Dynamiques urbaines & enjeux sanitaires**, coll. A. Vaguet (Université de Rouen), R. Paul, O. Telle (Institut Pasteur), 11-13 sept. 2013, Paris-Nanterre, France.
- MAGEO, a user-friendly platform for agent-based modeling and simulation*, **18th European Colloquium on Theoretical & Quantitative Geography**, coll. B. Blanpain, P. Langlois (Université de Rouen), 5-9 sept. 2013, Dourdan, France.
- Diffusion of Dengue virus in an urban area: the case of Delhi, India*, **18th European Colloquium on Theoretical & Quantitative Geography**, coll. B. Lefebvre, A. Vaguet (Université de Rouen), L. Grange, R. Paul, O. Telle (Institut Pasteur), 5-9 sept. 2013, Dourdan, France.
- From observation to simulation, and return: Perspectives for dengue researches*, **18th European Colloquium on Theoretical & Quantitative Geography**, coll. S. Maneerat, A. Cebeillac, R. Misslin (CSH Delhi), A. Vaguet, Y. Vaguet (Université de Rouen), O. Telle (Institut Pasteur), B. Lefebvre (Mahidol University), 5-9 sept. 2013, Dourdan, France.
- Where are the mosquitoes: How can remote sensing provide evidences in urban areas? The case of Aedes aegypti (dengue vector) in Delhi, India and Bangkok, Thailand*, **18th European Colloquium on Theoretical & Quantitative Geography**, coll. R. Misslin (CSH Delhi), Y. Vaguet (Université de Rouen), 5-9 sept. 2013, Dourdan, France.
- How does traffic react to industrial disaster? An agent-based traffic simulation in urban context*, **18th European Colloquium on Theoretical & Quantitative Geography**, coll. G. Czura, P. Langlois, P. Tranouez (Université de Rouen), 5-9 sept. 2013, Dourdan, France.
- Geosimulation of dengue vector dynamics in urban areas*, **5th International Conference on healthGIS**, coll. S. Maneerat (CSH Delhi), 21-23 août 2013, Bangkok, Thaïlande.
- The 2009-2010 H1N1 Vaccination Campaign through the Lense of Media Information: A Methodological Approach*, **15th International Medical Geography Symposium**, coll. E. Eliot, P. Jeanne, F. Baldini (Université de Rouen), M. Amalric (Université de Tours), C. Gasquet (EHESP), L. Joselin (INSHEA), N. Lepastourel (Université du Havre), E. Bonnet (Université de Caen), 7-12 juillet 2013, East Lansing, Michigan, USA.

- MAGéo, une plateforme de simulation multiagent pour la géographie*, Workshop **SIMTOOLS**, « Des outils libres pour la conception et l'analyse de simulations à base d'agents », coll. B. Blanpain, P. Langlois (Université de Rouen), 15 Mars 2013, <https://sites.google.com/site/simtoolsnetwork/simtools-2013>.
- Les réseaux routiers comme facteur de vulnérabilité humaine en cas d'accidents industriels*, Colloque **ThéoQuant'13**, coll. G. Czura, P. Langlois, P. Tranouez (Université de Rouen), 20-22 Février 2013, Besançon.
- Simulation de la mobilité intra-urbaine en cas d'accidents industriels*, Colloque **SCIGRAD 12'**, coll. G. Czura, P. Langlois, P. Tranouez (Université de Rouen), 24-26 octobre 2012, Mines Paristech, CRC, Sophia-Antipolis.
- Les risques pour la santé et les méthodes de modélisation dynamique*, 2^e Journée de la recherche, Sciences Santé Société, 24 mai 2012, Rouen, <http://www.univ-rouen.fr/audio/index.php?vid=275>
- Quand les déplacements urbains peuvent être générateurs de catastrophes*, Séminaire Grand Réseau de recherche Sciences de l'Environnement et des Risques, février 2012, Le Havre.
- MOSAIC : Modélisation et simulation des déplacements intra-urbains dans le cadre de scénarii de catastrophes technologiques*, Séminaire Grand Réseau de recherche Sciences de l'Environnement et des Risques, **Poster GRR SER**, coll. G. Czura, P. Langlois, P. Tranouez (Université de Rouen), Le Havre, février 2012.
- Spatio-temporal analysis and modeling of Dengue diffusion at micro-level*, Kick-off meeting DENFREE, 23-24 janvier 2012, Koh Chang, Thaïlande.
- Modélisation et simulation des déplacements intra-urbains dans le cadre de scénarii de catastrophes technologiques*, (<http://www.vrme2011.comyr.com/resume.php?fich=czu>) **Colloque Villes, Risques Majeurs et Evacuations**, coll. G. Czura, P. Langlois, P. Tranouez (Université de Rouen), 18-19 octobre 2011, Université de Technologie, Compiègne.
- MAGéo : Une plateforme de modélisation et de simulation des dynamiques territoriales*, **CIST, Colloque « Fonder les sciences du territoire »**, 23-25 novembre 2011, Paris.
- Towards an interdisciplinary approach for the simulation of future smart grid architectures from a complex systems science point of view*, **ECCS'11, Complexity in Energy Infrastructures: Models, Metrics and Metaphors**, coll. P. Viejo (Karlsruhe University), E Kremers, Mario Hernandez, Jose Hernandez, Jose Evora, P Langlois, https://www.researchgate.net/researcher/2031119739_E_Daude/ Gonzalez J M Durana, O Barambones, 12-16 septembre 2011, Vienna, Autriche.
- Réseaux et Risques : des liaisons dangereuses*, Séminaire Grand Réseau de recherche Sciences de l'Environnement et des Risques, février 2011, Rouen.
- AOC, une ontologie formelle pour la modélisation de systèmes complexes en géographie*, **SAGEO'2010**, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale, coll. P. Langlois, B. Blanpain, E. Sapin (Université de Rouen), Toulouse, 17-19 nov. 2010.
- Modélisation et simulation de la complexité géographique*, 2nd journée ISCN, Institut des Systèmes Complexes en Normandie, 12 novembre 2010, Le Madrillet, Rouen.
- From structure to dynamics : a multiagent urban traffic simulation*, **ECCS'10, Emergence, Path dependence and Transitions in Geographical Space**, 13-17 septembre 2010, Lisbonne, Portugal.
- Toxicity : Un modèle multi-agent pour simuler les comportements des populations lors d'un accident industriel toxique*, **SAGEO'2010**, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale, coll. E. Bonnet (Université de Rouen), M. Amalric (Université de Tours), E. Beck (Université de

- Grenoble), J. Douvinet (Université d'Avignon), F. Duraffour (PRODIG), P. Salze (Université de Strasbourg), D. Sheeren (Université de Toulouse), Toulouse, 17-19 nov. 2010.
- Agent-based - 21 - onferen: A new method for health geography as a complex adaptative system*, Keynote Speech in **ENRGI 2010**, Emerging and New Research of Geographies of Health and impairment conference, Institut de de géographie de Paris, juin 2010, Paris. <http://ghrg.wordpress.com/2010/08/10/enrgi-2010-conference-report/>
- Modélisation et simulation des risques spatialisés : MOSAIC*, Séminaire Grand Réseau de recherche Sciences de l'Environnement et des Risques, février 2010, Le Havre.
- A multiagent urban traffic simulation. Part II: dealing with the extraordinary*, **ICCSA'09**, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, juin 2009, Le Havre.
- A multiagent urban traffic simulation. Part I: dealing with the ordinary*, **ICCSA'09**, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, juin 2009, Le Havre.
- Cholera in the 19th century: constructing epidemiological risk with complexity methodologies*, **ICCSA'09**, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, juin 2009, Le Havre.
- Méthodes de couplages entre les Systèmes d'Information Géographique et NetLogo*, **Modélisation Multi-agents Appliquée aux Phénomènes Spatialisés**, 21-26 juin 2009, Saint-Pierre d'Oléron, France, <http://maps.csregistry.org/tiki-index.php>.
- La ségrégation spatiale selon Schelling : du modèle conceptuel au modèle informatique*, **Modélisation Multi-agents Appliquée aux Phénomènes Spatialisés**, 21-26 juin 2009, Saint-Pierre d'Oléron, France, <http://maps.csregistry.org/tiki-index.php>.
- Formateur, **Modélisation Multi-agents Appliquée aux Phénomènes Spatialisés**, 21-26 juin 2009, Saint-Pierre d'Oléron, France, <http://maps.csregistry.org/tiki-index.php>.
- Champ de la validation modèle – modèle : Exemple d'un modèle épidémique*, **Rencontres de Berder**, La validation des modèles de simulation, atelier scientifique du CNRS, 12-14 mai 2009, île de Berder.
- Modelling and Simulation of Risks*, Workshop **Dynamics in the Human Sciences: Cognitive, Behavioral & Social Complexity**, ANR-NSF, 27 et 28 avril 2009, Reims.
- Representations of Cholera: Discourse on the second cholera pandemic (1826-1837)*, **Association of American Geographers**, 2009 AAG Annual Meeting, en collaboration avec E. Eliot (Université du Havre), mars 2009, Las Vegas, USA.
- Ségrégation spatiale et analyse géographique : des observations à la simulation*, Journée « Autour de la ségrégation selon Schelling », organisée par le GEMAS soutenu par le RNSC et ERMES, en collaboration avec P. Langlois (Université de Rouen), 18 novembre 2008, Paris.
- System dynamics versus cellular automata in panic situations*, **ESM'08**, The 2008 European Simulation and Modelling Conference, 27-29 octobre 2008, Le Havre.
- Le choléra à Rouen en 1832 : essai de modélisation des circulations*, Colloque interdisciplinaire international « L'escale portuaire : mythes et réalités de l'Antiquité au XXI^e siècle », en collaboration avec E. Eliot (Université du Havre) et E. Bonnet (Université de Lille 1), 22 – 23 octobre 2008, Le Havre.
- Approches dynamiques en modélisation des risques : systèmes multi-agents et automates cellulaires*, Ecole thématique CNRS'08 « Modélisation des risques spatialisés », 30 juin – 4 juillet 2008, Le Havre, France, <http://www.unicaen.fr/ufr/geographie/georisque/index.html>.
- Enlightening the past with the present-day tools: - 21 - onferen and simulation of the 19th century cholera epidemic in Normandy (France)*, **Association of American Geographers**, 2008 AAG Annual Meeting, en collaboration avec E. Eliot (Université du Havre) et E. Bonnet (Université de Lille 1), Avril 2008, Boston, USA.

- Spatial dynamics and place effects of the epidemic of cholera in Normandy (France) (1832-1892) : Methodological perspectives*, **Association of American Geographers**, 2008 AAG Annual Meeting, en collaboration avec E. Eliot (Université du Havre) et E. Bonnet (Université de Lille 1), Avril 2008, Boston, USA.
- Simulation des situations de crises*, Journée Normande pluridisciplinaire « Modélisation des aspects spatiaux et temporels du risque », 20 novembre 2007, Le Havre.
- Spatial risks and complex systems: methodological perspectives*, **ECCS-EPNACS'07, Emergent Properties in Natural and Artificial Complex Systems**, 1-5 octobre 2007, Dresden, Allemagne.
- Intervenant – Formateur (WorkShop « Modelling and simulating spatial processes in Netlogo: from model creation to their exploration »), **Agent Based Models for Spatial Systems in Social Sciences & Economic Science with Heterogeneous Interacting Agents**, 17-22 septembre 2007, La Londe les Maures, Var, France, <http://www.gemas.fr/dphan/laLonde/index.htm>.
- Circulation and diffusion of the 1831-32 epidemic of cholera in Normandy (France)*, **Association of American Geographers**, 2007 AAG Annual Meeting, en collaboration avec E. Eliot (Université du Havre), Avril 2007, San Francisco, Californie, USA.
- Du complexe à la complexité : le retour de l'individu dans les modèles géographiques*, Colloque **GéoPoint 2006**, « Demain la Géographie », 1-2 juin 2006, Avignon.
- Intervenant – Formateur (Atelier Simulation en Géographie) « Modélisations et simulations multi-agents de systèmes complexes pour les Sciences de l'Homme et de la Société : principes et méthodes de conception et d'usage », **Ecole thématique CNRS**, 19-24 septembre 2005, Ile de Porquerolles (Var), <http://perso.univ-rennes1.fr/denis.phan/PorquerollesXAgents/>
- Integrating mobility to model the spatial diffusion of epidemics: A theoretical approach*, **Association of American Geographers**, 11th International Medical Geography Symposium, en collaboration avec E. Eliot (Université du Havre), 5-9 Juillet 2005, FortWorth, Texas, USA.
- The Spatialized Prisoner's Dilemma Simulation*, **14th European Colloquium on Theoretical and Quantitative Geography**, en collaboration avec M. Bussi (Université de Rouen), 9-13 sept. 2005, Tomar, Portugal.
- Le dilemme du prisonnier appliqué aux coopérations territoriales*, Colloque **ThéoQuant'05**, en collaboration avec M. Bussi (Université de Rouen), Janvier 2005, Besançon.
- De la logistique...A la diffusion*, Colloque **ThéoQuant'05**, en collaboration avec P. Langlois (Université de Rouen), Janvier 2005, Besançon.
- Effets des types de mobilités sur la diffusion des épidémies : L'exemple du Sida à Bombay*, Colloque **ThéoQuant'05**, en collaboration avec E. Eliot (Université du Havre), Janvier 2005, Besançon.
- Systèmes multi-agents pour la diffusion des innovations*, **Journée Systèmes Complexe en Géographie**, Institut des Sciences de la Complexité et GDR Libergéo, 26 mai 2004, Paris.
- Les formes de la diffusion*, Colloque **GéoPoint 2004**, « La forme en Géographie », en collaboration avec P. Langlois (Université de Rouen), juin 2004, Avignon.
- Dynamics of the European urban network*, **TiGrESS meeting**, en collaboration avec Bretagnolles A., Pumain D., Sanders L. (Géographie-Cités), 16-17 février 2004, Madrid, Espagne.
- Modeling diffusion of innovations with multi-agent system: a model integrating individual decisions, spatial constraints and top-down effects*, **TiGrESS project**, first meeting, 16-17 mai 2003, New-Castle, Grande-Bretagne.
- Une approche individu-centrée des phénomènes de diffusion : le cas d'une innovation agricole*, **ThéoQuant'03**, 6^{èmes} rencontres, 20-21 février 2003, Besançon.

From theory to modeling : Urban systems as complex systems, **13th European Colloquium on Theoretical and Quantitative Geography**, en collaboration avec A. Bretagnolle et D. Pumain (Géographie-Cités), 5-9 Septembre 2003, Lucca, Italie.

ORGANISATION & PARTICIPATIONS ACTIVITÉS SCIENTIFIQUES

Comité de lecture :

Revue *Acta Tropica*: <https://www.journals.elsevier.com/acta-tropica>

Colloque *CIST* : <http://www.gis-cist.fr/>

Revue *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences* :
<https://www.journals.elsevier.com/the-egyptian-journal-of-remote-sensing-and-space-sciences/>

Revue *Revue Francophone sur la Santé et les Territoires* : <http://rfst.hypotheses.org/>

Colloque *SAGéo* : <https://sageo2017.sciencesconf.org/>

Revue *Malaria Journal* : <https://malariajournal.biomedcentral.com/>

Revue *PLOS One* : <http://www.plosone.org/>

Revue *Cybergéo* : <https://cybergegeo.revues.org/>

Colloque *Conference on System Sciences* : <http://www.hicss.org/>

Colloque *Théoquant*.

Revue *Revue d'Intelligence Artificielle*, numéro spécial « Simulation Orientée Agents », Lavoisier, Hermès Science.

Revue *Revue Internationale de Géomatique*

Revue *Les Cahiers Scientifiques du Transport*

Expertise de projets :

ANSES - Agence Nationale de Sécurité Sanitaire, Programme National de Recherche en Environnement-Santé-Travail (PRN EST), juin 2014.

Labex 4^{ème} appel à Projets Labex OSUG@2020, Observatoire des Sciences de l'Univers de Grenoble, mars 2014.

ANR – Programme Blanc 2013, AAP SHS 1 – Sociétés, espaces, organisations et marchés, février 2013.

IDEX 1^{er} appel à projets, PRES Sorbonne Paris Cité, janvier 2013.

ANR – Programme Changements Environnementaux Planétaires et Sociétés, Programme CEP&S 2011

PEPS – CNRS 2011

Prix Diderot Innovation – Paris Diderot

Comité d'organisation de colloques

SAGéo 2017, <https://sageo2017.sciencesconf.org/>

Modélisation Multi-agents Appliquée aux Phénomènes Spatialisés, MAPS3, financement Réseau National des Systèmes Complexes (RNSC), 9-14 octobre 2011, La Colle sur Loup, France, <http://maps.csregistry.org/tiki-index.php?page=MAPS-3>.

Teaching of/with Agent-Based Models in Social Sciences, 8-9 avril 2010, Ecole Normale Supérieure ULM Paris, France, <http://maps.csregistry.org/home>.

Modélisation Multi-agents Appliquée aux Phénomènes Spatialisés, 21-26 juin 2009, Saint-Pierre d'Oléron, France, <http://maps.csregistry.org/tiki-index.php>.

Ontologie et dynamiques des systèmes complexes, perspectives interdisciplinaires, XVIèmes rencontres de Rochebrune, 19-23 janvier 2009, <http://gemas.msh-paris.fr/dphan/rochebrune09/index.htm>, Rochebrune.

Models and simulations for Emergency and Risk Management and Artificial Society, 27-29 octobre 2008, the European Simulation and Modelling conference (ESM'2008), conférence satellite de EUROSIS, <http://www.eurosis.org>, Le Havre, .

École thématique CNRS « *Modélisation des Risques Spatialisés* » qui s'est tenu du 30 juin au 4 juillet 2008 à Le Havre, Co-président avec Thierry Saint-Gérard, <http://www.unicaen.fr/ufr/geographie/georisque/>

Agent Based Models for Spatial Systems in Social Sciences & Economic Science with Heterogeneous Interacting Agents, 17-22 septembre 2007, La Londe les Maures, France, <http://www.gemas.fr/dphan/laLonde/index.htm>.

The Fourth European Social Simulation Association Conference, ESSA 2007, 10-14 septembre 2007, Toulouse, France, <http://essa2007.free.fr/>.

Responsable atelier « *Epidemiology Session II* », Colloque *Association of American Geographers*, 2007 AAG Annual Meeting, 17-21 avril 2007, San Francisco, Californie, USA, <http://www.aag.org/annualmeetings/SF2007/index.cfm>.

Responsable atelier « *Interactions sociales et dynamiques spatiales* » et *comité de lecture*, Colloque *ThéoQuant'07*, 10-12 janvier 2007, Besançon, http://thema.univ-comte.fr/theoq/2007/index_fr.html.

PROJETS FINANCÉS ET NIVEAU D'IMPLICATION

Porteur – Responsable scientifique de projet :

ESCAPE : Exploring by Simulation Cities Awareness on Population Evacuation, ANR, 2016-2019. Partenaires : EA LITIS (France), UMR IDEES-Rouen (France), UMI UMMISCO IRD/UPMC et son centre à Hanoi (Vietnam), BRLingeniery.

MAGéo : Pour le développement d'une géographie artificielle, ANR programme Jeunes Chercheurs, contrat 2006-2010 & FEDER, 2010-2013.

MOSAIC. Accidents Industriels Majeurs et Vulnérabilités Humaine en Haute-Normandie : Modélisation et Simulation en Milieu Urbain.», Grand Réseau de Recherche (GRR) Science de l'Environnement et des Risques (SER), sous-réseau Maîtrise des Risques (MRT), 2008-2015.

SimElec, European Institut for Energy Research EIFER / EDF, contrat d'expertise co-porté avec P. Langlois, 2010-2012.

Emergence de la Dengue en Inde, SANOFI, 2009.

Politiques et représentations des épidémies, PRES, axe santé et société, projet co-porté avec E. Eliot, 2011-2013.

Responsable scientifique d'un partenaire de projet :

DENFREE, Dengue research Framework for Resisting Epidemics in Europe, programme **FP7-HEALTH**, 2012-2017, porteur Institut Pasteur.

AEDESS, Analyse de l'Émergence de la Dengue Et Simulation Spatiale, **ANR**, 2011-2013, porteur Institut Pasteur.

MADNESS : Modélisation et Analyse des Données pour la Sécurité des Systèmes Complexes, **GRR** « Territoires, Environnement, Risques, Agronomie » (TERA) et son réseau MRT « Maîtrise des Risques Technologiques », 2016-2018.

Membre d'un projet :

ACTEUR, Agents Cognitifs Territorialisés pour l'Étude des dynamiques Urbaines et des Risques, **ANR**, 2014-2017, porteur UMR IDEES 6266.

IMEA, Intégration de modèles à base d'équations dans des modèles à base d'agents, **PICS**, 2013-2015, porteur UMR IDEES 6266.

GENSTAR, Génération de populations synthétiques spatialisées et socialement structurées pour la simulation sociale, **ANR**, 2013-2015, porteur IRD, unité mixte internationale UMMISCO.

Circulation et diffusion des épidémies en Haute-Normandie au 19^{ème} / 21^{ème} siècle, Institut Régional des Sciences Humaines et Sociales (IRSHS), 2008-2010, porteur UMR IDEES 6266.

CO-SMA-GEM, Corpus d'Ontologies pour les Systèmes Multi-Agents en Géographie, Economie, Marketing et Sociologie, **ANR**, 2007-2009, porteur UMR GEMAS 8598.

Simpop2, ACI Systèmes complexes en SHS, 2003-2006, porteur UMR Géographie-cités.

RESPONSABILITES ADMINISTRATIVES & SCIENTIFIQUES

Directeur-adjoint, UMR 6266 IDEES, depuis Janvier 2017.

Membre du bureau de l'UMR-IDEES depuis 2008.

Membre du bureau de l'UMIFRE 20 CNRS-MAE, Delhi (Inde), de 2013 à 2016.

Vice-président du Lycée Français de Delhi (Inde), 2014-2016.

Responsable de l'axe « Risques et Dynamiques Territoriales » du *Center of Social Sciences and Humanities*, UMIFRE 20 CNRS – MAE, Delhi, India, de 2013 à 2016.

Co-responsable de l'axe 5 de l'UMR-IDEES « Modélisation et simulation des systèmes complexes spatialisés » depuis 2011.

Comité d'organisation de 3 écoles thématique (MAPS, RISK) et de 3 colloques (SAGéo, ESM).

Comité scientifique de 12 colloques.

Membre de [l'Institute for Complex Systems in Normandie](#) depuis 2010, du [Réseau National des Systèmes Complexes](#) depuis 2008, de [Complex Systems Society](#) depuis 2008 et de European Complex Systems Society depuis 2006.

PRESSE & SALON

Prix du meilleur papier 2017 colloque : Cebeillac A., Daudé É., Vaguet A. (2017), *Analyses et typologies des Google POI et des Tweets pour caractériser les structures spatiales et les*

dynamiques d'attractivités de Bangkok (Thaïlande), Actes du colloque SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.

Article dans **2016 - Une année avec le CNRS en Normandie**, (p. 10), *La modélisation du moustique et de son environnement au service de la lutte anti-vectorielle*, http://www.dr19.cnrs.fr/Documents/A%20la%20Une/RA_CNRS2016_DR19--web.swf

Le métier de chercheur au CNRS, Forum des métiers, **Lycée Français de Delhi**, Fév. 2016.

Interview **France 2**- Bureau de New Delhi (25 sept. 2015), *La dengue fait rage dans la capitale indienne*, <http://geopolis.francetvinfo.fr/bureau-new-delhi/2015/09/25/la-dengue-fait-rage-dans-la-capitale-indienne.html>

Exposant Stand *Innovatives SHS*, *MAGéo, une plateforme de modélisation pour tous*, 16-17 juin 2015, Salon de la valorisation en sciences humaines et sociales, Cité des sciences et de l'industrie de Paris, <http://www.cvt-athena.fr/actualites/evenements-a-venir/78-seconde-edition-du-salon-innovatives-shs-en-partenariat-entre-l-inshs-et-le-cvt-athena-les-16-et-17-juin-2015.html>

EpiSim : Simulation d'épidémies. Fiche pédagogique MAPS (2014). Daudé E., Laperrière V., Lemoy R., Rey S., Salze P., <http://maps.hypotheses.org/production-pedagogique-de-maps/modeles-mapsiens/modele-episim>

Interview *French Embassy in India*, Science & Technology Department (2014): <https://www.youtube.com/watch?v=Mc-75fGvquk&feature=youtu.be>

Interview SST sur les life sciences (2014) : <http://vimeo.com/9914835>

Être chercheur au CNRS, Forum des métiers, **Lycée Français de Delhi**, 9-13 décembre 2013.

Article dans **TECHNI.CITÉS**, *MAGéo rend accessible la géosimulation*, n°262, p. 39, <http://www.technicites.fr/>

Article dans le **Diplomaty & Foreign Affairs**, DAUDE E., *Dengue as a complex system*, oct. 2013, pp. 11-12. http://diplomacyandforeignaffairs.com/dengue_complex_systems/.

Article dans le **Paris-Normandie**, *Pour anticiper en cas de crise, des chercheurs développent un modèle*, éd. Du 11 juillet 2013, p. 25.

Article dans **76Actu**, *Des chercheurs rouennais évaluent le trafic routier... en cas de crise majeure !*, mis en ligne le 8 juillet 2013, http://www.76actu.fr/des-chercheurs-rouennais-evaluent-le-traffic-routier-en-cas-de-crise-majeure_43378/

Article dans **Wissenschaft Frankreich**, *Eine Software zur Simulation von Krisensituationen*, mis en ligne le 6 juin 2013, <http://www.wissenschaft-frankreich.de/de/informationen-und-kommunikationstechnologien-mikroelektronik/eine-software-zur-simulation-von-krisensituationen/>

Article dans **National Geographic France**, *Sciences humaines : le CNRS se valorise*, rubrique actualité, mis en ligne le 4 mai 2013, <http://www.nationalgeographic.fr/actualite/sciences-humaines-le-cnrs-se-valorise/7922446/>.

Interview-article *la 1@tre de la Haute-Normandie*, édition du 24 mai 2013, rubrique Innovation Environnement, *Risques industriels : un logiciel rouennais change l'angle de vue*, p.6, <http://www.lhn.paris-normandie.fr/user/login?destination=lnh%2Fa-la-une>

Interview-article **Journal du CNRS**, n° 272, mai-juin 2013, *Le logiciel pour simuler les situations de crise*, pp.24-25, <http://www.cnrs.fr/fr/pdf/jdc/272/index.html#/24>

Interview-article *L'ATELIER Disruptive innovation*, *Magéo rend plus accessible la modélisation et la simulation d'événements*, mis en ligne le 26 avril 2013, http://www.atelier.net/trends/articles/mageo-rend-plus-accessible-modelisation-simulation-evenements_419094

Exposant Stand *Innovatives SHS*, *MAGéo, une plateforme de modélisation pour tous*, 16-17 mai 2013, Salon de la valorisation en sciences humaines et sociales, Espace Charenton, Paris, <http://www.cnrs.fr/inshs/innovatives-shs2013/exposants-territoires.htm>

Article *bulletins-electroniques.com*, France, *Innovative SHS : les sciences humaines et sociales ont enfin leur salon de la valorisation*, mis en ligne le 30 avril 2013, <http://www.bulletins-electroniques.com/actualites/72939.htm>

Communiqué de presse, *Institut Pasteur*, *DENFREE : à tire-d'ails de moustiques vers le contrôle de la dengue*, mis en ligne le 29 février 2012, <http://www.pasteur.fr/ip/easysite/pasteur/fr/presse/communiques-de-presse/2012/denfree>

Présentation Sciences en Fête 2007 « Les épidémies en Haute-Normandie aux 19^{èmes} et 20^{èmes} siècles », Rouen.

ACTIVITES D'ENSEIGNEMENTS

Titre	Niveau	Vol.	Lieux	Année
<i>Diffusion and Modeling Tools, Complexité et Risques</i>	Master 2 - Phd	15	Université de Rouen – MOOC IP ERASMUS	2017
<i>Simulation spatiale des phénomènes de santé</i>	Master 2	5	Université de Rouen	2016
<i>Les enjeux sanitaires en Inde</i>	Terminale	6	Lycée Français de Delhi	2014
<i>Enquêtes et Traitements d'enquêtes</i>	Master 1	18	Université de Rouen	2011
<i>Systèmes complexe et usages de l'espace</i>	École d'ingénieur	6	ESITPA	2011
<i>Systèmes complexe</i>	Master 2	15	Université de Rouen	2011
<i>Systèmes complexe et santé</i>	Master Pro	12	Université Paris Nanterre	2011
<i>Enquêtes et Traitements d'enquêtes</i>	Master 1	15	Université de Rouen	2010
<i>Systèmes complexe</i>	Master 2	15	Université de Rouen	2010
<i>Enquêtes et Traitements d'enquêtes</i>	Master 1	15	Université de Rouen	2008
<i>Systèmes complexe</i>	Master 2	15	Université de Rouen	2009
<i>Enquêtes et Traitements d'enquêtes</i>	Master 1	15	Université de Rouen	2008
<i>Systèmes complexe</i>	Master 2	15	Université de Rouen	2008
<i>Enquêtes et Traitements d'enquêtes</i>	Master 1	15	Université de Rouen	2007
<i>Systèmes complexe</i>	Master 2	15	Université de Rouen	2007
<i>Systèmes complexe</i>	Master 2	15	Université de Besançon	2007
<i>Géographie et Systèmes Complexes, Enquêtes et traitements d'enquêtes, Statistiques, Cartographie, Économie spatiale, Approches du Monde</i>	Master et Licence	200	Université de Rouen et de Besançon	2006
<i>Géographie et Systèmes Complexes, Statistiques spatiale, Cartographie, Économie spatiale</i>	Master et Licence	220	Université de Rouen et de Besançon	2005
<i>Statistiques, Cartographie, Économie spatiale</i>	Master et Licence	210	Université de Rouen et de Besançon	2004
<i>Statistiques, Cartographie, Économie spatiale, Approches du Monde</i>	Master et Licence	200	Université de Rouen et de Besançon	2003

ENCADREMENT DE DOCTORANTS & INGENIEURS DE RECHERCHE & POST-DOCTORANTS

Années	Nom & Prénom	Sujet	Niveau	Soutenu	Après
2013-...	CEBEILLAC Alexandre	Étude et modélisation des déplacements en milieux urbains pour explorer leurs effets sur la diffusion des épidémies : l'exemple de la dengue à Delhi (Inde) et à Bangkok (Thaïlande).	Doctorat	Prévu en 2018	
2013-16	MISSLIN Renaud	Modélisation dynamique des facteurs environnementaux urbains à risques épidémiques : la dengue à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande).	Doctorat	12/09/2017	Post-doc INRA
2012-16	MANEERAT Somsakun	Modélisation dynamique du risque vectoriel dans un contexte épidémique en milieu urbain : l'exemple d' <i>Aedes Aegypti</i> et de la Dengue	Doctorat	11/10/2016	IR, société Géotechnics
2011-17	CZURA Guillaume	Modélisation et simulation de la mobilité en situation de catastrophe	Doctorat	20/11/2017	Ing. Territorial, Agglo. de Rouen
2008-11	TELLE Olivier	AEDDESS : Analyse de l'Emergence de la Dengue à Delhi (Inde) et Simulation Spatiale	Doctorat	2011	CR2 CNRS Géographie-Cité
2009-12	KUN MA	Système énergétique territorial face à la montée en puissance des énergies renouvelables : modélisation de la transition appliquée à la Réunion	Doctorat	2012	Post-doc 18 mois EDF, départ en Chine
2013-16	LEFEBVRE Bertrand	Caractérisation socio-environnementale d'un espace urbain à risques vectoriel et épidémique : Bangkok (Thaïlande) et le risque de dengue	Post-doctorat	30/06/2016	McF Université de Rennes

Années	Nom & Prénom	Projet	Niveau	Après
2017-...	CARON Clément	Développement informatique projet ESCAPE	Ingénieur de recherche	
2016-17	HURAUX Thomas	Développement informatique projet MO3	Ingénieur de recherche	Chercheur R&D société Scalian
2008-11	BLANPAIN Baptiste	Développement informatique projet MAGéo	Ingénieur de recherche	Instituteur
2006-07	TRANOUEZ Pierrick	Développement informatique projet MOSAIIC	Ingénieur de recherche	IR, Université de Rouen

3 LES SYSTÈMES COMPLEXES ET LEUR MODÉLISATION

Cette section traite de mon cheminement à travers les sciences de la complexité et les modèles de simulation, en interrogeant tout particulièrement la thématique des risques. Dans cette section ainsi que les deux suivantes sont présentés mes travaux de recherche et les publications qui y sont associées (résumés en encadré vert-olive). Les publications dont le titre est précédé d'une étoile (*) sont proposés en version intégrale en annexe de ce document. La sélection de ces articles a notamment été réalisée de telle manière à permettre au lecteur intéressé de resituer mes travaux par rapport à un état de l'art sur la question traitée.

3.1 *Les systèmes complexes spatialisés*

Les sciences de la complexité constituent mon principal référentiel scientifique pour étudier d'une part la production, l'organisation et l'évolution de l'espace géographique et d'autre part les dynamiques rapides qui s'y déploient, contraintes ou à la faveur de ses aménités, le tout dans une perpétuelle série de boucles de rétroaction. Les sciences de la complexité apparaissent à l'embouchure de nombreuses disciplines et théories, dont la cybernétique, mise au point par Norbert Wiener pour l'étude de la régulation chez les machines via la circulation de l'information (1947) et la théorie générale des systèmes de Ludwig von Bertalanffy (von Bertalanffy 1968), généralisation à la physique, à la chimie, à la biologie et aux sciences de la société de la science de l'information avec notamment la mise en lumière des phénomènes de rétroaction (1968). En sciences humaines et sociales elles ont été introduites dès les années 1950 par les recherches menées au sein de l'école de Palo Alto (Wittezele 1992). Essentiellement développées en psychologie, ce groupement de chercheurs va notamment introduire dans l'analyse de la cellule familiale, objet complexe composé d'individus, la notion de boucle de rétroactions. On devra à E. Morin (Edgard Morin 1981) de développer dès la fin des années 1960 une synthèse de ces concepts pour en faire les fondements de la pensée complexe, une méthode scientifique qui sera très largement diffusée en sciences humaines et sociales, notamment avec les travaux de J.-L. Le Moigne (Edgar. Morin and Le_Moigne 1999), d'H. Atlan (Atlan 1986), d'I. Prigogine et d'I. Stengers (Prigogine and Stengers 1996), de J. de Rosnay (de Rosnay 2014) pour n'en citer que quelques-uns, et en France de D. Pumain, T. Saint-Julien et L. Sanders (Pumain, Saint-Julien, and Sanders 1989) ainsi qu'A. Dauphiné (Dauphiné 2003) en géographie. Essayons nous-même d'en faire une rapide synthèse.

La complexité permet de décrire l'émergence, les dynamiques et l'évolution d'organisations et de structures multinationales à partir d'un grand nombre d'interactions entre des éléments de niveau inférieur. L'émergence de ces nouvelles propriétés ou configurations n'est pas prévisible par la seule analyse des constituants élémentaires de ce système. La pensée est un bel exemple de complexité, produite à partir des interactions de millions de neurones qui ne nous disent pas grand-chose pris isolément.

Les constituants d'un système complexe peuvent être très nombreux, de natures variées, et organisés au sein d'une hiérarchie de niveaux plus ou moins grande. En géographie les recherches sur les systèmes urbains ont largement contribué à expliciter ces niveaux emboîtés, de l'habitant au quartier, en passant par la ville et son insertion dans un contexte régionale et jusqu'au réseau mondial des villes-capitales (Allen 1997; Batty and Torrens 2001; Page 1998; Pumain 1997). Les interactions entre ces constituants, au sein d'un même niveau et entre les niveaux, sont le moteur des dynamiques d'évolution du système dans son ensemble. Les échanges d'informations, par exemple sur une nouvelle technologie, participent grandement au succès ou à l'échec de sa diffusion. Les interactions entre des personnes saines et des personnes infectées contribuent à la réussite émergente d'une épidémie et à sa diffusion.

Les systèmes peuvent connaître des dynamiques d'évolution variées dans le temps et dans l'espace. On parlera de trajectoires pour décrire ces comportements selon différentes valeurs de conditions initiales et de paramètres du système. Le modèle proie-prédateur de Lotka-Volterra est un exemple couramment utilisé pour expliquer les différentes trajectoires possibles d'un système vivant (Berryman 1992). Ce système modélise le comportement de prédation d'une population de loups et de pâturage d'une population de moutons : les loups mangent les moutons et les moutons mangent l'herbe. Selon les conditions initiales (nombre de loups, nombre de moutons) et les paramètres d'évolution (taux de reproduction, de prédation de la ressource), il est possible d'observer une croissance puis décroissance des deux populations, une extinction des loups ou bien des courbes qui se croisent de manière cyclique, des oscillations décalées dans le temps des effectifs de ces deux populations (Figure 5). Dans cette figure chacune des trajectoires correspond à un couple différent de conditions initiales, les autres paramètres restants constants. Ces courbes s'enroulent autour d'un point appelé point fixe qui correspond à un couple de valeurs initiales pour lesquels les deux populations resteraient constantes, points d'équilibre des deux populations. Ces points d'équilibre, appelés également attracteurs, structurent un espace que l'on appelle bassin d'attraction et qui décrit les différentes trajectoires qui s'organisent autour de ce point. Selon les conditions initiales, pas de loup par exemple, ou le changement de valeur d'un paramètre dû à un événement particulier, une épidémie chez les moutons par exemple, une trajectoire peut-être en

dehors de ce bassin ou en sortir. Dans le premier cas, s'il n'y a pas de loup, alors la population de moutons croît jusqu'à épuiser la ressource en herbe puis décline. Dans le second cas différents comportements sont possibles, selon la proportion de moutons décimée par l'épidémie et la proportion de loups restant par rapport au nombre de moutons disponibles. Le système peut dans ce cas connaître une bifurcation, c'est à dire un changement de l'organisation topologique des trajectoires dans l'espace de phase.

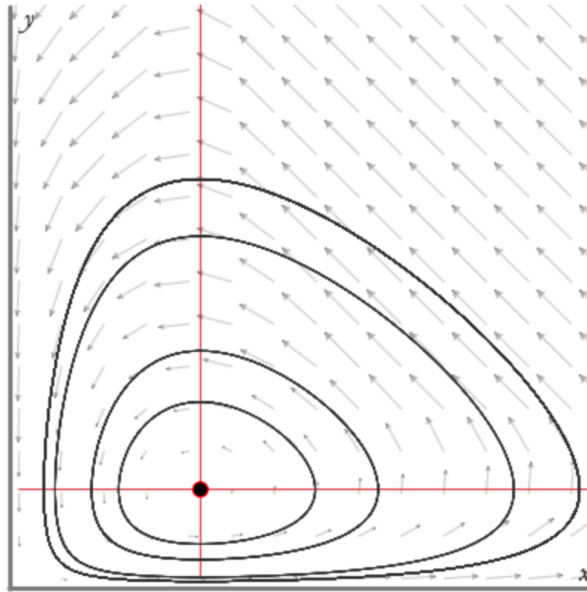


Figure 5 : Portrait de phase du modèle proie-prédateur. Trajectoires dans le temps des effectifs de prédateurs (y) et de proies (x). Les flèches représentent le champ de vecteurs, le sens d'évolution des stocks dans le temps, autour du point fixe (graphique réalisé via : <http://experiences.math.cnrs.fr/Le-modele-proie-predateur-de-Lotka.html>)

La recherche des points d'équilibres et des trajectoires à l'intérieur d'un bassin d'attraction constitue une part importante de la compréhension de l'organisation d'un système dynamique. Elle permet par exemple d'anticiper les dynamiques d'évolution possible d'un phénomène sur une échelle de temps relative aux incertitudes mêmes des éléments du système. Le trafic urbain, avec ces pics du matin et du soir, ces jours de semaine et du weekend, ces jours fériés et ces jours ouvrés est typique d'un système ayant une trajectoire cyclique. Ce qui est remarquable avec ce système, plus complexe que le modèle proie-prédateur, c'est que ce ne sont jamais exactement les mêmes automobilistes qui circulent mais que malgré tout les courbes des volumes de trafic restent comprises dans des fourchettes de valeurs bien connues. Cela est rendu possible d'une part grâce à de longs processus d'apprentissage qui ont permis aux opérateurs de trafic et aux automobilistes d'optimiser collectivement et individuellement les temps de parcours selon les contraintes de capacité du réseau de transport et des zones d'activités en ville. Cela est rendu possible d'autre part par une certaine tolérance du système à de faibles variations, par l'existence d'interactions dont les dynamiques

peuvent être non-linéaires localement tout en se compensant globalement. Cette non-linéarité des dynamiques exprime le fait que les interactions entre les entités d'un système produisent des effets qui ne sont pas proportionnels aux causes. Ainsi les automobilistes peuvent chercher localement de nouvelles solutions lorsqu'une route est encombrée, mais le trafic urbain peut basculer (bifurquer) dans une période de chaos plus ou moins longue si des tronçons majeurs du réseau sont paralysés.

Les trajectoires d'évolution potentielles de ces systèmes sont liées en partie aux étapes déjà passées, il existe une dépendance au chemin emprunté. Cette notion est bien connue des épidémiologistes qui mesurent les risques de progression d'une maladie dans une population à l'aune des épidémies qui s'y sont déjà répandue, et qui ont donc immunisé une partie des membres de cette population. Cette dépendance est donc un atout car elle permet un renforcement des positions, des organisations, des compétences. Ainsi à processus équivalents deux systèmes ne réagiront pas nécessairement de la même manière car il existe une sensibilité des systèmes et de leurs dynamiques aux conditions initiales. Cette dépendance peut-être aussi une contrainte car elle rend difficile les bifurcations vers d'autres trajectoires. Les villes marquées par une économie industrielle ont aujourd'hui des difficultés à sortir de cette voie de développement, et un grand nombre des villes françaises classées à risque SEVESO seuil haut aujourd'hui le sont du fait de choix d'aménagement et de développement réalisés au siècle dernier.

Au-delà d'une certaine inertie dû à cette dépendance au chemin emprunté, il est acquis que le maintien de ces trajectoires autour de points d'équilibres dans l'évolution d'un système biologique ou social n'est que très rarement lié à la seule existence d'une autorité centrale de contrôle (Holland 1995). Au contraire c'est l'information, l'énergie (tout ce qui est immatériel) et les ressources (tout ce qui est matériel) distribuées parmi l'ensemble des constituants et dans les différents niveaux qui permet au système, par un phénomène dit d'auto-organisation adaptative, de se maintenir et d'évoluer. L'inégale distribution de ces ressources (dans un sens général, c'est à dire monétaire, intellectuelle, minière etc.) et une aptitude hétérogène de captation de l'information qui fait qu'aucun élément du système ne connaît jamais exactement l'état global du système (et donc la répartition de ces ressources) assure au système un niveau suffisamment élevé d'interactions, la plupart du temps dans un contexte de dissymétrie d'informations, pour que celui-ci continue d'évoluer.

Ceci peut donc conduire un système à évoluer vers une zone d'instabilité, voire vers un nouveau bassin d'attraction et ceci à cause d'une origine interne. C'est le cas par exemple lorsque le fonctionnement du système est soumis à une légère variation de l'un de ses paramètres fondamentaux ou qu'il produit un comportement jusque-là non observé, ou rarement, du fait de la

seule modification d'un état ou d'une interaction parmi ses constituants. Les embouteillages suite à un accident et au blocage partiel d'un tronçon de route en sont un exemple. Si la méconnaissance de l'événement conduit les automobilistes à augmenter la taille du bouchon, l'ingénierie spatiale, en partageant ces informations et en proposant des itinéraires plus fluides, mis à la minuteⁱ, devrait permettre par un effet de compensation d'en limiter les impacts.

Ceci peut également conduire le système à évoluer vers une zone d'instabilité par une cause d'origine externe. Cela se produit lorsque le système, ouvert sur son environnement, est soumis à un changement brutal dans son fonctionnement du fait de l'intervention d'un élément extérieur à son fonctionnement normal. L'aléa environnemental entre dans cette catégorie, notamment dans les zones où son évaluation n'a pas été réalisée et ses effets non anticipés. Des effets en cascades peuvent alors conduire le système à une bifurcation vers un nouvel état d'équilibre loin du premier, ou vers un état transitoire d'équilibre suivi d'une nouvelle série de changements qui le ramènent vers son état précédent. On parle parfois de résilience pour décrire ce dernier phénomène (Reghezza-Zitt and Rufat 2015). Entre ces différents états d'équilibre (ou de trajectoires autour d'un point d'équilibre) les bouleversements peuvent être d'une ampleur considérable pour les constituants du système, c'est à ce moment-là que l'on pourra parler de catastrophe. Mais n'entrons pas trop rapidement dans le domaine des risques et revenons aux systèmes complexes spatialisés.

Très largement inspirée des travaux menés au Santa Fe Institutⁱⁱ ainsi que par des auteurs comme Epstein (Epstein and Axtell 1996) et la mouvance « Turtles, Termites and Traffic Jams » (Resnick 1997), une partie de mes activités de recherche a consisté à approfondir ces différentes théories et concepts afin d'en apprécier les apports dans mes domaines d'étude, et notamment dans le domaine de la diffusion spatiale, processus géographique primordial. La diffusion peut en effet être étudiée comme un phénomène émergent, dont la dynamique globale résulte des nombreuses interactions locales, entre des individus qui ont le potentiel de changer à la fois d'avis et celui de ceux avec lesquels ils interagissent. Cette thématique de la diffusion sous l'angle de la complexité pose ainsi la question des échelles d'observation et de réalisation des processus à l'œuvre, question caractéristique des processus d'auto-organisation. La profondeur d'un système complexe est en effet variable : les plus simples ont deux niveaux, celui des entités élémentaires où se produisent les interactions élémentaires, et celui de l'agrégat où émergent les phénomènes collectifs. Dans son remarquable ouvrage « Quand la nature s'organise », Pier Bak (Bak 1999) prend ainsi l'exemple du tas de sable pour décrire le comportement de ces systèmes à 2 niveaux. Il montre comment un phénomène apparemment simple comme les avalanches dans un tas de sable en construction peut être décrit par des concepts tirés de la complexité. L'expérience réalisée consiste à déposer du sable sur un plan, de manière continue et en faible quantité. Au début les grains tombent les uns sur les

autres, rebondissent localement, se rassemblent par petites groupes et forment petit à petit un seul tas dont la pente grandit progressivement avec la hauteur du tas. L'augmentation de la pente tend à augmenter la probabilité qu'un grain, tombant à un endroit du tas, dégringole à son pied mais sans remettre en cause à la fois l'augmentation de la pente ni la hauteur du tas. Il existe cependant une valeur au-delà de laquelle ni la hauteur ni la pente ne peuvent augmenter. Il se produit alors un transfert des lois locales, qui décrivent le comportement d'un grain de sable, vers une loi globale décrivant le comportement d'agrégat de grains de sable, produisant une avalanche, la loi du collectif l'emportant sur les lois individuelles.

L'état et les processus qui intéressent Per Bak sont ceux qui permettent de décrire une situation d'équilibre critique, un état stationnaire critique où l'ajout d'un seul grain peut perturber globalement la structure : cet état est appelé état critique auto-organisé. C'est l'état où l'unité fonctionnelle est le tas tout entier, et non plus le grain de sable. Au-delà de cet état critique, l'ajout d'un grain supplémentaire, une contingence, peut provoquer l'éboulement complet du tas, mettant ainsi en évidence l'existence d'une communication – interaction globale des grains dans l'ensemble du système. De nombreux concepts et lois peuvent être tirés de cet exemple : loi puissance dans les catastrophes (peu de grandes avalanches, beaucoup de petites), émergence de phénomènes collectifs à partir d'interactions locales, dynamiques non-linéaires, poids des conditions initiales, imprévisibilité, bifurcation et valeurs critique (Laredo et al. 2017).

Ces différents éléments présents dans l'analogie avec le tas de sable font écho aux différentes formes de la complexité décrites par A. Dauphiné (Dauphiné 2003) : complexité due au nombre de composants, à l'imbrication des niveaux d'organisation, à un comportement chaotique et à l'imbrication des échelles. Le tas de sable de P. Bak et les formes de la complexité d'A. Dauphiné m'ont permis d'avancer dans mes réflexions sur le rôle des actions individuelles dans l'émergence de phénomènes collectifs et des contraintes du collectif et du spatial (niveau d'agrégat) sur les comportements individuels. Une des questions qui était alors exploré est celle des effets de l'absence d'homogénéité entre les objets que les géographes étudient, et ceci d'autant plus lorsqu'ils tentent d'opérer un changement d'échelle pour aller vers toujours plus micro. Si cette grande variétés et variabilités entre les objets d'étude à un niveau micro est en partie à l'origine de la production de structures originales à un niveau macro (une ville, une entreprise), est-il nécessaire de la conserver pour décrire, puis expliquer l'émergence de telles structures ? Et cette échelle micro était-elle la bonne pour comprendre les mécanismes à l'œuvre ? C'est cette série de questions que les articles qui suivent ont abordé.

* Daudé É. (2006), *Du complexe à la complexité : le retour de l'individu dans les modèles géographiques*, *Demain la Géographie*, Actes du colloque GéoPoint'06, p. 261-267, Avignon.

Le géographe étudie les conséquences des actions humaines sur la production et l'organisation de l'espace, et en retour, les effets de ces réalisations sur les comportements de ces acteurs. Les actions et événements que l'on associe aux acteurs individuels (personnes, ménages, entreprises etc.) sont en partie liés à leurs caractéristiques, au contexte environnemental et aux interactions avec les autres acteurs. Ces actions et événements sont également liés à leurs comportements, qui sont le résultat de leurs intentions, de leurs devoirs et des projets qu'ils élaborent (capacités de mémorisation, de développement de stratégie, de représentation). Ces actions et événements sont enfin soumis à un ensemble de contraintes et d'aléas qui s'insèrent dans un contexte spatio-temporel. Il est donc nécessaire de prendre en compte d'une part la liberté des acteurs, même déployée dans le cadre d'un certain nombre de contraintes, et d'autre part leur intentionnalité pour élaborer une formalisation de cette complexité socio-spatiale.

Daudé É., Langlois P. (2006), *Introduction à la modélisation multi-agents des systèmes complexes en géographie*, in F. Amblard, D. Phan (dir.), *Modélisation et simulation multi-agents pour les Sciences de l'Homme et de la Société. Applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, Introduction Partie IV, pp. 362-366, Hermès, Paris.

Cette introduction traite de la modélisation des systèmes complexes en géographie, où la prise en compte de l'emboîtement des niveaux d'organisation selon les échelles est essentielle pour la compréhension des phénomènes. Il ne faut pas confondre fonctionnement d'un phénomène et compréhension de ce phénomène. Les mécanismes de fonctionnement réels, quelle que soit leur complexité, se ramènent toujours en fin de compte à la physique des particules, aux phénomènes ondulatoires, aux champs de force, etc. Évidemment, ce fonctionnement ultime de la réalité, que ce soit l'écoulement de l'eau, de la cognition ou des comportements sociaux, n'est pas le bon niveau pour le comprendre, car la compréhension doit se faire au niveau de l'émergence du phénomène, et c'est à ce niveau que se construit une théorie véritablement efficace.

Ces deux publications caractérisent bien les tensions pouvant exister en recherche entre une approche que l'on pourrait qualifier de très orientée sur l'individualisme méthodologique et une approche plus holistique, comme l'analyse spatiale. Et cette question est d'autant plus prégnante avec les systèmes vivants, dans la plupart des cas bien plus profond qu'un ordre 2, il ne s'agit que de penser au corps humain. Cette profondeur, ou pyramide de la complexité, peut s'analyser selon les mêmes principes et concepts de par la nature récursive du concept d'émergence. Est appelée émergent toute propriété, comportement, loi présentant une certaine persistance dans le temps et/ou l'espace résultant des interactions locales et environnementales réalisées entre entités de granularités inférieures. On est là en plein dans l'individualisme méthodologique des économistes. Or ces phénomènes émergents (propriétés, lois, comportements collectifs) sont autonomes par rapport aux entités qui les parcourent : l'agrégat d'entités qui compose l'avalanche et qui a des propriétés physiques qui lui sont propres est un système ouvert, dont les entrées et les sorties sont des grains. Il en est de même de la ville en tant qu'objet complexe qui possède des comportements (échange économique), des lois (attraction) et qui persiste dans le temps même si les entreprises,

les ménages et les individus qui l'habitent, l'organisent et l'exploitent évoluent dans le temps. On est là plutôt dans une approche holistique. Mais cette récursivité qui implique que tout niveau émergent puisse, en interaction avec d'autres sous-systèmes, faire émerger un niveau d'organisation supérieur autorise une grande profondeur de la complexité des systèmes. L'individualisme méthodologique complexe (Dupuy 1992) permet finalement de faire le lien entre ces deux conceptions, l'individu et le particulier certes mais immergé dans un environnement social et territorial qui rétroagit sur ces degrés de libertés individuels. Mes recherches m'ont ainsi conduit à explorer l'intérêt de ces différents concepts pour la recherche en géographie, avec un intérêt particulier pour les processus de diffusion spatiale.

* Daudé É. (2005), *Systèmes multi-agents pour la simulation en géographie : vers une Géographie Artificielle*, in Y. Guermond (dir.), *Modélisation en Géographie : déterminismes et complexités*, Chap. 13, p. 353-380, Hermès, Paris.

Les approches individu-centrées offrent de nombreuses perspectives de recherche en géographie. Issus des sciences de la complexité, elles permettent de faire le lien entre les logiques individuelles et les structures et dynamiques observées à un niveau meso ou macro géographique. Elles postulent pour cela que les régularités appréhendées à un niveau sont des émergences, résultats des nombreuses interactions qui se produisent à un ou plusieurs niveaux inférieurs. Dans cet univers décentralisé, au rang duquel se situent la vie artificielle et l'intelligence artificielle distribuée dominent les logiques individuelles, les interactions, les dynamiques et l'existence de plusieurs niveaux d'organisation.

Daudé É. (2006), *A Monte Carlo approach to diffusion : une étude « historique » revisitée par la modélisation multi-agents*, in F. Amblard, D. Phan (dir.), *Modélisation et simulation multi-agents pour les Sciences de l'Homme et de la Société. Applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, Chap. 16, pp. 385-409, Hermès, Paris.

Dans l'univers de la géographie, les méthodes traditionnellement employées pour modéliser les processus de diffusion sont essentiellement statistiques et mathématiques. Les modèles qui en découlent sont des modèles de type macro, le modèle gravitaire par exemple, qui obligent à poser des hypothèses opérationnelles au niveau où le phénomène est observé. Depuis le milieu des années 1990, de nouvelles approches permettent d'expliquer comment des dynamiques et des phénomènes complexes observables à un niveau global peuvent émerger des interactions qui se produisent à un niveau jusqu'ici mis de côté par les méthodes classiques de modélisation, le niveau local. Les théories de l'auto-organisation et les méthodes qui y sont associées constituent alors une approche prometteuse dans l'étude des phénomènes de diffusion, car elles offrent la possibilité de dépasser les limites des méthodes classiques et font naître de nouvelles questions. Il s'agit alors de montrer que le comportement des individus face à l'adoption d'une innovation agit sur le devenir de sa diffusion et que celle-ci peut modifier en retour le comportement de ces individus. Les systèmes multi-agents offrent alors de nombreuses possibilités pour explorer de telles dynamiques.

* Langlois P., Daudé É. (2007), *Concepts et modélisations de la diffusion géographique*, Cybergeos : Revue européenne de géographie, n° 364, <http://193.55.107.45/articles/364res.htm>, 23p.

L'apparition d'une courbe en S dans l'exploitation de données spatio-temporelles est bien souvent associée par le géographe à une diffusion spatiale. L'assimilation presque systématique de la courbe en S au modèle logistique est trompeuse, elle conduit à un amalgame qui masque la diversité des modèles mathématiques permettant de modéliser des phénomènes de diffusion très différents. L'idée de cet article est de montrer quelques exemples de diffusion qui s'expriment tous par une courbe en S mais qui correspondent en fait à des modèles différents. Trois modèles sont exposés : (i) le modèle logistique est le plus couramment utilisé par les géographes alors qu'il est par construction indépendant de l'espace. Nous comparons ici une version spatialisée et probabiliste de ce modèle à sa forme analytique et déterministe. (ii) À l'opposé du premier, le modèle de diffusion par front impose une forte contrainte spatiale, le contact étant prédominant dans la diffusion. Dans ce cas, la diffusion n'est pas soumise à une contrainte globale mais dépend de la longueur et de la forme du front à tout instant. (iii) Le troisième modèle est composite, il procède à la fois de la croissance logistique contrainte dans un voisinage et de la propagation d'un front. Ces trois modèles sont étudiés dans leurs formulations analytiques et comparés avec leurs dynamiques simulées. Nous montrons une continuité de passage entre ces 3 modèles entrant dans le cadre d'une classe plus large de modèles paramétrés. De plus la combinaison de leurs variantes produit un foisonnement d'autres modèles permettant de s'appliquer au mieux à une grande diversité de problématiques.

Dans ce dernier papier l'objectif était donc de montrer comment il était possible de faire varier les échelles de description des mécanismes en jeu dans un phénomène qui se propage dans l'espace et quels étaient les apports et les pertes successives lorsqu'on changeait de niveau de description de ces mécanismes. La transition progressive vers un modèle distribué, discret, prenant en compte une intensité décroissante des contacts dans le temps et dans l'espace, chaque individu disposant d'une « mémoire du passé » pour décider des actions à réaliser dans le futur présage ici des tournures de mes recherches à venir.

Parmi les concepts qui m'ont le plus intéressé figure alors celui d'auto-organisation (Atlan 1986). Il permet notamment de comprendre comment certaines macro-régularités émergent et persistent dans le temps en l'absence de planification et de contrôle à ce niveau. Si ce concept est pertinent dans le cadre de l'étude d'un processus de diffusion, la question était de savoir si on pouvait l'appliquer à d'autres objets d'études en géographie, à l'instar des systèmes de villes (Pumain, Saint-Julien, and Sanders 1989), de la ségrégation socio-spatiale (Schelling 1978) ou encore sur les stratégies de coopération territoriales (Axelrod 1984).

Bretagnolle A., Daudé É., Pumain D. (2006), *From theory to modelling : urban systems as complex systems*, Cybergeos : Revue européenne de géographie, n° 335, <http://193.55.107.45/ectqg13/335res.htm>, 26p.

The question of complexity and its increasing application to social sciences is challenging the modelling of spatial systems. New concepts and new methods have been proposed and invite to reformulate classical modelling frames. This approach is demanding to open a better-informed

dialogue between the disciplines which supply models and tools and those where the existing knowledge is reformulated inside this new frame. Actually, creating an « artificial geography » is not straightforward. It is rather easy to translate urban theories within the paradigm of complex systems, but their modelling, for instance by using multi-agents systems, still raises many conceptual and practical difficulties. We underline here some problems in defining significant urban entities and exploring the evolution of their spatial relationships over time. We briefly present which options have been selected for developing the SIMPOP2 model which is conceived for simulating the evolution of systems of cities over long periods of time.

Daudé É., Langlois P. (2006), *Comparaison de trois implémentations du modèle de Schelling*, in F. Amblard, D. Phan (dir.), *Modélisation et simulation multi-agents. Applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, Chap. 17, pp. 411-441, Hermès, Paris.

Cet article présente trois implémentations du modèle de Schelling à partir d'une approche par automate cellulaire et par système multi-agents. Nous mettons en évidence un comportement très variable du modèle de Schelling selon la zone choisie dans l'espace des paramètres (la densité de population et le seuil de tolérance aux étrangers). Le domaine très popularisé du modèle (où la ségrégation sociale se réalise automatiquement sans résulter d'un manque de tolérance des individus) est en réalité très étroit et cache une grande variété des comportements. L'explication mathématique de la diversité comportementale pour des valeurs très voisines des deux paramètres reste à établir.

Bussi M., Daudé É. (2005), *Le dilemme du prisonnier spatialisé : Application aux coopérations territoriales*, Actes du colloque Théo Quant'05, <http://thema.univ-fcomte.fr/>, 15 p.

La coopération territoriale est devenue un enjeu majeur dans les politiques d'aménagement / développement du territoire. L'aménagement du territoire se présente désormais moins comme un processus autoritaire et descendant que comme une incitation à des coopérations émergentes des territoires locaux, invités à se mettre en synergie au sein de périmètres pertinents : l'additionnalité entre collectivités des financements des équipements structurants, la multiplication de la contractualisation territoriale, le développement de l'intercommunalité à fiscalité propre en sont autant d'exemples. Il reste que le postulat d'une coopération spontanée entre territoires peut apparaître bien utopique, dans le sens où chaque décideur, y compris s'il est lui-même altruiste, prendra néanmoins avant tout sa décision dans le sens de l'intérêt du territoire qu'il représente. La coopération territoriale ne semble réellement crédible que dans une stratégie « gagnant-gagnant ». La question ainsi posée « pourquoi les territoires coopèreraient-ils dans un contexte d'économie concurrentielle entre territoires ? » renvoie clairement aux travaux de Robert Axelrod (1984) sur les théories du comportement coopératif, et plus généralement sur les réflexions de la théorie des jeux autour du « dilemme du prisonnier ».

Le concept d'auto-organisation était donc intéressant à manipuler dans ces différents domaines d'application, même s'il révélait rapidement ses limites : la rétroaction du global au local, ou l'émergence de second ordre (Hales 1998) était tout aussi important que l'approche bottom-up. Ainsi dans le modèle de Schelling la ségrégation émerge-t-elle, mais elle n'est pas reconnue par les individus en tant que telle, il n'y a pas de groupe ségrégué qui possède des propriétés de groupe et agirait en retour sur le comportement des individus. Cependant bien d'autres concepts permettent

de relever ce défi comme nous l'avons vu précédemment, notamment le chemin de dépendance qui est en soit une forme de rétroaction du passé sur le futur. Le vrai défi était alors probablement moins dans l'approche conceptuelle que dans l'approche méthodologique : comment implémenter ces différents concepts dans un modèle ?

Pour expliquer l'émergence et étudier le comportement de tels systèmes j'ai donc emprunté la voie de la modélisation et de la simulation informatique. Mes recherches m'ont conduit à approfondir les méthodologies en œuvre, telles que les systèmes multi-agents et les automates cellulaires pour concevoir, simuler et étudier de tels systèmes (Ferber, 1999; Benenson and Torrens, 2004; Portugali, 2006; Wilensky and Rand, 2015). Comme pour les sciences du complexe, ceci a nécessité un travail d'acquisition des connaissances sur les origines de ces méthodes, notamment sur l'intelligence artificielle distribuée et sur la vie artificielle avec les travaux d'Herbert Simon (1969). Cela m'a également conduit à réfléchir à des moyens pour promouvoir ces méthodes auprès des jeunes chercheurs.

3.2 *Les outils de leurs modélisations*

Conjointement aux théories des systèmes complexes, de nombreuses méthodes se sont donc développées, elles permettent de formaliser, modéliser et simuler de tels systèmes. Parmi ces méthodologies, mon intérêt s'est porté sur les automates cellulaires et les systèmes multi-agents (Treuil, Drogoul, and Zucker 2008). J'en propose une rapide description dans les pages qui suivent car celles-ci seront largement employées dans mes programmes de recherche.

Un automate cellulaire (AC) strict est une grille régulière de « cellules » ayant chacune un état, choisi parmi un ensemble fini d'états. L'état d'une cellule au temps $t+1$ est fonction de son état au temps t et de l'état d'un nombre fini de cellules appelé son « voisinage ». À chaque nouvelle unité de temps, appelé itération, les mêmes règles sont appliquées simultanément (synchrone) à toutes les cellules de la grille, produisant une nouvelle « génération » de cellules dépendant entièrement de la génération précédente. Un AC se définit entre autres par :

- Un espace de représentation de dimension d (souvent $d = 2$) ;
- Une topologie : qui définit les liens de voisinage entre cellules, elle est associée à une métrique de l'espace de représentation ;
- Un réseau cellulaire : C'est un graphe dont les sommets sont les cellules et les arcs définissent la topologie. Ce graphe peut être le dual d'un maillage du domaine spatial qui définit la forme et l'agencement des cellules ;
- Une morphologie : qui définit la forme globale du domaine ;

- Une règle globale de transition : qui définit la dynamique d'évolution du système cellulaire ;
- Un ensemble d'états qui décrit le statut d'une cellule à chaque instant.

C'est à partir d'un automate cellulaire que nous avons redéveloppé le modèle de ségrégation spatiale de Thomas Schelling présenté précédemment. Dans ce modèle l'espace est de dimension 2, la topologie est dite de Moore c'est-à-dire que chaque cellule est connectée avec ces 8 cellules voisines, une cellule peut prendre un état parmi deux (noir ou blanc) et les règles de transition permettent de définir les conditions de changement ou non d'état d'une cellule. L'intérêt de ce modèle est de pouvoir explorer les conditions particulières qui permettent de passer d'une situation de mixité entre les deux états à une configuration ségréguée de ces états. Ainsi malgré une condition qui admet des configurations de mixité au niveau local émergent des configurations très ségréguées au niveau global.

Mon intérêt pour les automates cellulaires s'est cependant confronté à un certain nombre de limites, notamment la difficulté à modéliser des phénomènes multi-échelles, l'impossibilité de définir en un même lieu (cellule) des composants de natures différentes ou encore l'aspect statique des entités modélisés. Toutes ces contraintes qui n'existent pas dans la méthodologie des systèmes multi-agents (SMA).

Un SMA est un système informatique composé de nombreuses entités appelées agents, qui ont des interactions mutuelles et/ou environnementales, qui possèdent le plus souvent un but ou un objectif à atteindre et qui procèdent selon des modes de coopération, de concurrence ou de coexistence. Fruit des recherches en intelligence artificielle distribuée et en robotique, ces objets (agents) interagissent dans le but de résoudre des problèmes dont la complexité dépasse leurs capacités individuelles. Les domaines d'application se développent en sciences humaines et sociales depuis les années 1990. Si les SMA possèdent des caractéristiques proches de celles des automates cellulaires classiques développés par von Neumann et Ulam, leur spécification formelle en est cependant pour l'instant moins élaborée. En privilégiant le point de vue géographique, il est malgré tout possible d'en spécifier les propriétés essentielles.

Les agents d'un SMA sont dans la plupart des applications géographiques distribués dans un environnement tel un graphe de voisinage ou situés dans un espace géométrique (Benenson and Torrens 2004; Banos, Lang, and Marilleau 2017), l'environnement pouvant être un simple support à l'action des agents (une couche SIG, soit un modèle structurel) ou posséder sa propre dynamique (un automate cellulaire, c'est-à-dire un modèle dynamique). L'environnement est dans ce cas muni d'une métrique et d'une géométrie et est constitué d'unités élémentaires appelées cellules. Les agents ont une connaissance partielle de cet environnement et des autres agents, ils peuvent

communiquer directement ou indirectement avec les autres agents, se déplacer et agir en fonction de leurs compétences et objectifs. Plus précisément, un agent peut se définir d'après les éléments suivants :

- Un ensemble qui définit les classes d'agents (au sens de la programmation orientée-objet). L'agent n'appartient qu'à une seule classe, il ne peut pas changer de classe et un système peut contenir plusieurs classes d'agents ;

- Un ensemble qui définit une relation de groupe, ou d'organisation, pour l'agent. L'agent peut appartenir à plusieurs groupes ou organisations auxquels sont associés des rôles différents. Cet ensemble est particulièrement utile pour représenter la hiérarchie d'emboîtement des agents géographiques ;

- Un ensemble d'attributs représenté par un vecteur d'états dont les valeurs caractérisent l'état de l'agent à un instant donné. Chacune de ces valeurs décrit un composant particulier de l'agent et sert de référent pour l'application des règles ou des fonctions de l'agent ;

- Un ensemble qui définit la structure d'interaction de l'agent avec les autres agents et avec son environnement. A la différence d'un automate cellulaire classique, cette structure relationnelle peut varier dans le temps ;

- Un ensemble d'objectifs ou de préférences de l'agent, définis soit pour une classe d'agents, soit pour un groupe d'agents soit au hasard pour certains agents ;

- Un ensemble de comportements et de compétences qui définissent les domaines d'activité de l'agent. L'activité de l'agent, à un instant donné, est fonction des événements extérieurs, de son état interne et éventuellement de son groupe. Cet ensemble comprend à la fois les règles d'entrée (gestion des flux en provenance de l'extérieur de l'agent), les règles de transition (changement d'état interne) et les règles de sortie (gestion des flux vers l'extérieur) ;

- Une temporalité qui définit le pas de temps significatif des activités des agents d'une classe par rapport au temps des activités des agents appartenant à une autre classe. Si le système contient une seule classe, la temporalité est fixée sur le plus petit événement significatif du système ;

- Un vecteur d'entrées de dimension n qui contient l'ensemble des valeurs d'entrée en provenance des autres agents et de l'environnement et en direction de l'agent ;

- Un vecteur de sorties de dimension m qui contient les valeurs de sortie de l'agent vers les autres agents et vers l'environnement ;

- Éventuellement une forme qui décrit la matérialité de l'agent à un instant donné. Cette description formelle permet de le distinguer de son environnement et éventuellement des autres agents.

L'agent se définit ainsi par ses ressources, ses capacités d'actions, sa capacité de communication, sa capacité de mémorisation, sa capacité de perception, sa capacité d'adaptation, la dimension de son organisation etc. Chacun de ses éléments renvoie à des recherches spécifiques, telles que les modèles de communications et d'interactions ou les modèles de coordination. On distingue classiquement les agents réactifs, basés sur la modélisation de comportements réflexes qui répondent à des stimulations par la mise en œuvre d'une action, des agents cognitifs qui sont capable d'élaborer des stratégies en fonction de leurs objectifs, d'agir, d'évaluer les effets de leurs actions en vue de modifier leurs comportements et leurs stratégies. La distinction entre ces deux approches masque en fait une diversité de situations. Le type d'application pour lequel l'agent est conçu détermine en effet ses caractéristiques : capacité d'action (quelles sont ses compétences ?), capacité de communication (peut-il communiquer ? avec qui ? comment ?), capacité de mémorisation, capacité de perception (que perçoit l'agent dans son environnement ?), capacité d'adaptation (peut-il s'adapter aux nouvelles situations ou fonctionne-t-il selon des règles rigides ?), dimension de l'organisation (avec qui interagir ?), capacité de ses ressources, etc. Les systèmes multi-agents permettent ainsi de créer des « mondes artificiels » et de mener des expérimentations proches de celles menées en laboratoire, par le contrôle et la modification possible de l'ensemble des paramètres et la réplication de séries d'expériences par la simulation.

Il existe différents outils pour construire un modèle multiagent, et sans entrer dans une histoire des langages et des plateformes disponibles à différentes périodes, je suis passé chronologiquement par les plateformes StarLogo, CORMAS et NetLogo, puis j'ai développé en Pascal Objet sous Delphi. Ces différentes expériences de programmation m'ont permis une certaine autonomie dans mes recherches. C'est ainsi que j'ai pu explorer la thématique de la diffusion spatiale avec ce cadre méthodologique, démontrant ainsi l'apport de la modélisation en plus de l'analyse conceptuelle de la diffusion sous l'angle de la complexité.

* Daudé É. (2004), *Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion*, Cybergeog : Revue européenne de géographie, n°. 255, <http://193.55.107.45/eurogeo2.htm>, 15p.

Cet article présente les principaux apports d'une approche individu-centrée pour modéliser et simuler les processus de diffusion dans l'espace géographique. L'intérêt d'une telle approche est discuté au regard des limites d'une modélisation d'échelle macro-géographique traditionnellement employée pour décrire de tels phénomènes. L'équation logistique est présentée comme un exemple représentatif de cette catégorie de modèle. Les modèles de simulation à base d'agents représentent une alternative possible à une approche macro-géographique des phénomènes de diffusion.

Associés aux théories de l'auto-organisation, on postule que les phénomènes observés à un certain niveau sont le résultat des nombreuses interactions qui se produisent à un ou plusieurs niveaux inférieurs. En tant qu'outil de simulation prédisposé à l'analyse de telles dynamiques, les systèmes multi-agents sont brièvement présentés. Cet article se termine par une application, la modélisation et la simulation de la diffusion d'une innovation agricole (le modèle d'Hägerstrand revisité).

Parallèlement à ces recherches menées avec une orientation thématique autour des questions de diffusion, je notais dès ma thèse de doctorat la nécessité de rendre accessible au plus grand nombre à la fois ces concepts et les outils. Comme j'avais pu le constater, l'utilisation des méthodes associées au paradigme des systèmes complexes, tels les automates cellulaires et les systèmes multi-agents, nécessitait en effet un niveau de compétence informatique élevé au début des années 2000. Ce niveau de compétence constituait un frein à la diffusion de ces méthodes au sein de la communauté des chercheurs en sciences humaines et sociales et par ricochet ne favorisait pas le transfert des connaissances vers les acteurs territoriaux soucieux de produire des simulations prospectives par exemple. Ceci m'a conduit à organiser et à enseigner dans des écoles d'été mais également à participer au développement d'outils et à rédiger des tutoriaux et des articles pour tenter d'accélérer ce mouvement.

Amblard F., Daudé É., Gaudou B., Grignard A., Hutzel G., Lang C., Marilleau N., Nicod J.-M., Sheeren D., Taillandier P. (2015), *Introduction à Netlogo*. in Banos A., Lang C., Marilleau N. (ed.), *Simulation spatiale à base d'agents avec Netlogo*, ISTE-edition, London, pp. 71-110.

Netlogo est un environnement de programmation permettant de construire et d'explorer des modèles à base d'agents. Développé actuellement au Center for Connected Learning, il a pour ancêtre StarLogoT, disponible sous Macintosh et StarLogo, développé au Media Laboratory du MIT.

Et pour aller encore plus loin dans notre intérêt du transfert de connaissance et de diffusion de ces méthodes nous nous sommes lancés avec mon collègue Patrice Langlois dans le projet MAGéo. Les compétences méthodologiques de ce projet était bien celles de Patrice qui développait depuis de nombreuses années des logiciels de géomatique et qui avait déjà conçu SpaCelle (Dubos-Paillard, Guermond, and Langlois 2003). Mon intérêt se situait plutôt dans l'évaluation des besoins en termes de modélisation multiagent spatialisé et dans l'évaluation de la généricité et de la simplicité d'utilisation d'un langage de manipulation des connaissances pour les modélisateurs. L'originalité de la plateforme MAGéo par rapport aux plateformes existantes à l'époque, outre les fonctionnalités spatiales qu'elle contient et le couplage avec les méthodologies individus-centrées, provenait du langage de modélisation utilisé. Il permet en effet de mettre à la disposition du chercheur ou de l'aménageur une plateforme de simulation qui ne nécessite pas une connaissance poussée en programmation informatique. Le langage utilisateur est donc une combinaison de niveaux de langages de manipulation des objets adaptés aux compétences et aux besoins du

modélisateur. Il devient dès lors possible, dans les champs d'application de la plateforme, de réaliser des modèles de simulation en utilisant un langage graphique et/ou sous forme de règles, alors qu'un utilisateur averti pourra étendre les fonctionnalités de la plateforme en intégrant, selon un protocole de programmation, des modules supplémentaires et ce à moindre coût.

Daudé É., Langlois P., Blanpain B., Sapin E. (2010), *AOC, une ontologie formelle pour la modélisation de systèmes complexes en géographie*. SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale, Nov. 2010, Toulouse, France.

Cet article présente un méta-modèle nommé AOC (Agents-Organisations-Comportements), qui s'exprime par une ontologie formelle et sert de cadre conceptuel à une plateforme de simulation de systèmes complexes spatialisés, compatible avec les problématiques de dynamiques géographiques les plus larges. Le modélisateur géographe doit pouvoir concevoir son modèle et le formaliser dans un langage cohérent relativement à son cadre de pensée. AOC offre ainsi la possibilité de structurer les relations entre agents via le concept d'organisation, qui permet de créer des modèles multi-niveaux. De plus, une formalisation générale de la notion de comportement permet de modéliser la dynamique d'une classe très large de systèmes.

* Langlois P., Blanpain B., Daudé É. (2015), *MAGéo, une plateforme de modélisation et de simulation multi-agent pour les sciences humaines*. *Cybergéo : European Journal of Geography*, N° 741, p. 35, <http://cybergeo.revues.org/27236>.

Cet article présente MAGéo (Modélisation Agent Géographique), une plateforme de simulation multi-agent dédiée aux problématiques spatialisées et multiniveau, suffisamment visuelle et intuitive pour être accessible aux utilisateurs sans expérience en programmation informatique. La plateforme MAGéo intègre en un seul outil toutes les phases du cycle de vie d'un modèle, de la conception à la réalisation et jusqu'à la simulation dans l'espace et le temps permettant la validation. Ce cycle est réitérable dans une spirale de complexification progressive. Chaque modèle est conçu sous forme graphique à travers son modèle conceptuel (ou ontologie) et le modélisateur construit une interface graphique de pilotage et d'observation propre à chaque modèle. Ces constructions se font sous forme graphique, à l'aide de boîtes et de relations à organiser et à paramétrer. L'ontologie du modèle repose sur le méta-modèle AOC qui intègre les entités Agent, Organisation, Comportement et qui permet de décrire des modèles complexes et multiniveau. Le modèle dynamique est exécuté dans l'interface de simulation à l'aide de différents objets graphiques de paramétrage du modèle, tels que curseurs, boutons, boîtes de saisie, ainsi que des cartes et des graphiques pour ses sorties. L'ensemble de ces éléments font de MAGéo un logiciel de géosimulation idéal aussi bien pour l'apprentissage des systèmes complexes spatialisés et de leur modélisation, dans le cadre d'activités d'enseignement et de séminaires de formation par exemple, que pour les activités de recherche en SHS. MAGéo permet d'imaginer une gamme très importante de modèles dynamiques et répond donc aux besoins des modèles les plus exigeants. Enfin la rapidité et la transparence dans laquelle sont construits des modèles font également de MAGéo un outil de construction de prototypes de modèles de complexité croissante très utile dans les projets pluridisciplinaires.

Ce projet a permis d'aboutir à une plateforme complète et nous avons eu de nombreux retours d'étudiants en master ayant construit des modèles de simulation avec le logiciel MAGéo. Nous avons eu également des échanges avec des collègues qui développaient dans leur laboratoire des

plateformes et qui se sont inspirés de quelques éléments de MAGéo. Mais nos possibilités de mise à jour, de débogage et de suivi du logiciel étaient largement insuffisantes, ne disposant d'aucun technicien pour assurer ces fonctions. MAGéo s'est finalement terminé avec le départ à la retraite de Patrice Langlois. Entre temps mes questions thématiques m'avaient rattrapées et on a vu arriver dans l'univers des plateformes de nouveaux produits, notamment GAMAⁱⁱⁱ, qui proposaient les fonctionnalités SIG qui manquaient à la plupart des logiciels au début des années 2000. Ce mouvement vers plus de thématiques et moins de méthodologie a en plus été facilité par l'arrivée dans l'équipe de Patrick Taillandier, un des développeurs de la plateforme. Il m'était alors rendu possible d'investir un champ thématique qui m'intéressait tout en garantissant un support méthodologique à nos jeunes doctorants.

3.3 *La complexité des risques*

Je me suis intéressé à la question des risques en tant que système complexe et à leur modélisation du fait de la difficulté, pour ne pas dire l'impossibilité, de faire des expériences en géographie (Kullman 2013). Il existe en effet de nombreuses situations dites « à risque » dont on ne peut qu'estimer les effets si elles devaient se concrétiser, car elles ne se sont jamais réalisées : par exemple une rupture de digue ou d'un barrage sur un site particulier. Il existe d'autres situations où le risque se concrétise régulièrement mais où notre capacité d'analyse, par la mesure, est limitée : par exemple lorsqu'il y a des mouvements de foule ou bien en contexte épidémiologique. Il est en effet peu envisageable d'un point de vue technique, déontologique ou économique de tester des hypothèses sur les processus à l'œuvre ou des scénarios sur tout ou partie de la population, et ceci quel que soit le thème choisi. La géographie humaine est donc d'avantage une science de l'observation qu'une science d'expérimentation. Pour cela on utilise un médium afin de recueillir des données qui permettront de décrire les phénomènes concernés. Plusieurs médiums sont à notre disposition : recensement, enquête, image satellite, photographie aérienne, vidéo, compteur... produisant des données sociales, économiques, culturelles, techniques ... À partir de ces données l'objectif peut être de rechercher des processus, des comportements, des caractéristiques individuelles ou environnementales qui mettront en évidence des liens entre des facteurs et des effets. Mais cette approche reste cependant limitée lorsque l'on doit composer avec des phénomènes à dynamique rapide qui en plus se déploient à micro-échelle. Entre une approche expérimentale de terrain difficilement réalisable et une tentative d'exhaustivité observationnelle difficile à atteindre, une troisième voie s'ouvre donc avec la simulation informatique. La géographie devient ainsi une science générative (au sens de (Epstein 2006)), capable de reproduire *in silico* des phénomènes potentiellement observables dans le réel, de faire des hypothèses sur le comportement de ces mondes artificiels afin d'en inférer ce qui se passerait, sous les mêmes conditions, dans le monde

réel. Et en ce qui concerne mes projets de recherche, c'est principalement le monde des risques urbains que j'ai investi.

Les espaces les plus vulnérables sont en effet pour l'essentiel les espaces urbains (D'Ercole et al. 1994; Metzger and D'Ercole 2011), si l'on admet que les enjeux humains et matériels prévalent à d'autres enjeux, comme la biodiversité marine par exemple, et que l'on considère que les niveaux d'aléas qui pèsent sur ces enjeux sont élevés, mais pas nécessairement ici plus qu'ailleurs. La vulnérabilité est une condition, éventuellement mesurée, que peut subir des enjeux - tout ce qui est important pour celui qui définit un niveau de risque – et qui peut menacer leur existence lorsqu'ils subissent un niveau donné de forces contraires à leur intégrité : Lorsqu'il pleut (événement), l'eau (aléa) détruit (vulnérabilité) la feuille de papier (enjeu). Parler de vulnérabilité des villes peut paraître contre-intuitif, même si on considère les 56% de la population mondiale urbanisée en 2017, et que la tendance à l'urbanisation devrait se poursuivre, notamment en Asie et en Afrique^{iv}. Parler de vulnérabilité des villes peut donc paraître contre-intuitif car la concentration des populations sur une portion réduite du territoire fait la force des villes. Celle-ci provient à la fois des interactions sociales et économiques qu'elle permet et de la facilité d'accès à un nombre croissant de biens et de services. Les villes sont ainsi globalement mieux positionnées que les campagnes dans la plupart des statistiques portant sur les inégalités, comme en Inde pour l'éducation, la santé ou encore la richesse (Himanshu 2018). La ville permet également, et d'autant plus fortement qu'elle est une mégapole, de déployer des moyens toujours plus importants pour lutter contre les aléas, car elle offre des capacités de réponse importantes, et pour se relever après une catastrophe (Djament-Tran and Reghezza-Zitt 2012). Ces moyens peuvent être déployés en amont d'une crise, on parlera de prévention, durant la crise, on parlera de gestion de crise, ou en aval d'une crise, pour en réparer les dommages. Dans la meilleure des configurations, ces moyens seront déployés avant, pendant et après la crise, il en va des systèmes les plus résilients (Reghezza-Zitt and Rufat 2015). Mais si les villes sont vulnérables, c'est parce que cette concentration des populations constitue leur faiblesse en cas de tremblement de terre, d'inondation ou d'épidémie, car la concentration favorise la diffusion et les risques d'accidents systémique et la complexité des réponses possibles éprouvent les systèmes territoriaux (November 2002; D'Ercole et al. 1994; Reghezza 2006; November 2006). Et que vivre en ville, par centaines de milliers ou par millions, ne va pas de soi, à l'échelle des temps long des peuplements humains.

Les enjeux sont nombreux en milieu urbain, et leur exposition à un aléa peut selon leur intensité respective engendrer des niveaux de risque élevés. Les conditions d'élévation du niveau de risque en milieu urbain sont variées, elles peuvent être techniques (accident industriel, rupture de barrage, pollution de l'eau), naturelles (inondation, cyclone) ou sociales (terrorisme). L'exposition des enjeux

à ces phénomènes peut alors se manifester de manière exceptionnelle et catastrophique, ou de manière permanente et plus insidieuse (Dubois-Maury and Chaline 2002). Le tremblement de terre suivi du tsunami de 2004 dans l’océan indien avait un caractère exceptionnel et catastrophique sur une temporalité relativement courte, alors que les niveaux de pollution aux particules fines mesurés à Delhi sont permanents et les effets sur la santé des populations plus difficiles à mettre en évidence car ils agissent sur des temporalités plus longues. La ville est donc vulnérable, et cette vulnérabilité peut concerner à la fois les objets qui la composent, les organisations qui la structurent et les personnes qui la dynamisent (Pelling 2003). La vulnérabilité des villes et la nature de leur exposition à un aléa dépend en effet de la qualité des objets que les sociétés ont produits et qui constituent leur environnement : lieux de vie, digues de protection, aménagement du territoire. Cette vulnérabilité est également liée à la composition de ses habitants, elle dépend du niveau d’information général sur les risques, de leurs modes et de leurs hygiènes de vie : culture du risque, mobilité, prévention. Enfin cette vulnérabilité dépend des systèmes que les sociétés ont mis en place pour vivre, prospérer et se protéger : système de transport, surveillance épidémiologique, système de soin. La défaillance de ces éléments peut exposer d’avantage les populations aux aléas naturels ou techniques.

À regarder un peu en arrière on peut cependant se demander si les villes sont plus ou moins vulnérables qu’elles ne l’étaient hier. La réponse à cette question dépend du critère d’évaluation, de l’intervalle temporel et du lieu dont on parle, donc un peu de la géographie. Les incendies urbains qui détruisaient il y a encore un siècle les villes se limitent aujourd’hui à des dégâts très ponctuels. L’épidémie de peste qui a ravagé Marseille entre 1720 et 1722 a entraîné la mort de 40 000 des 90 000 habitants, et le virus Ébola n’a fait qu’un mort à New-York en 2014. De ce point de vue (comparaison dans le temps), les villes sont globalement moins vulnérables, car l’amélioration des systèmes de secours et de santé, la prise en charge des patients, la vigilance accrue des systèmes de surveillance épidémiologique et le contrôle des mouvements de population entre les grandes villes du monde ont rendu plus rare ce type de catastrophe. Les habitants des villes-capitales d’Afrique de l’Ouest (Conakry, Monrovia, Freetown) ne seraient probablement pas totalement en accord avec cette dimension temporelle au regard des flambées de l’épidémie à virus Ébola entre 2014 et 2016. Car les populations des villes ne sont pas à égalité en termes de vulnérabilité, à une époque donnée. Celles qui vivent en 2015 dans une grande promiscuité sur fond de misère sociale et d’extrême pauvreté, dans des villes au développement anarchique et non maîtrisé, sans égouts, sans système de soins et d’infrastructures minimales ont une probabilité de survie à un événement extrême comme Ébola moins élevée qu’un habitant de New-York en 2015. Mais la complexité croissante des systèmes organisationnels et technologiques qui sont nécessaires au fonctionnement et au

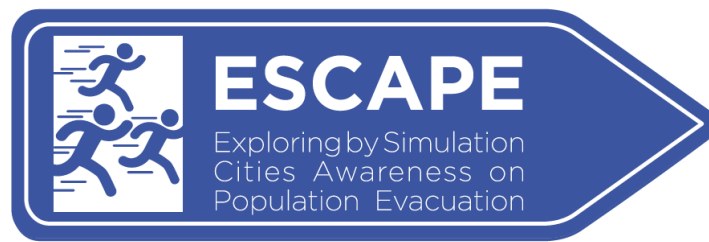
renforcement de la puissance des villes participe également à les rendre plus vulnérable. Les attentats du 11 septembre 2001 à New-York ont fait quasiment autant de morts en une heure que le virus Ébola en une année en Guinée (2014^v). Car plus un système est complexe, plus il est potentiellement sensible à des événements extérieurs et à leurs effets en cascades. L'accident de Fukushima illustre bien ce paradoxe du renforcement de la puissance d'un côté et de l'accroissement de la vulnérabilité de l'autre (Funabashi and Kitazawa 2012). L'étude des risques à partir des concepts de la complexité offre alors la perspective de poser de nouvelles questions, ou de poser différemment des questions déjà anciennes sur la vulnérabilité des villes, objets en soit complexe.

Mes recherches reposent donc en partie sur une analyse du couple aléas / vulnérabilités et des moyens de leurs gestion et de leur contrôle. L'évaluation des aléas et des enjeux au travers de diagnostics territoriaux permet ainsi d'identifier les risques locaux, d'évaluer les trajectoires possibles du territoire selon différents scénarios et d'utiliser ces informations pour améliorer la réponse des composants du système à un changement brutal. Ceci passe par l'analyse qualitative et quantitative des constituants du système, par la production de bases de données géolocalisées et par l'analyse des systèmes de contrôle lorsqu'ils existent. En plus de ces étapes de descriptions et d'analyse, mon positionnement de recherche repose sur la modélisation de ces systèmes qui devient un moyen pour formaliser les processus qui sont susceptibles de produire les dynamiques de leur fonctionnement. Il s'agit alors de décider qu'elles sont les parties du système qu'il est nécessaire de modéliser pour en décrire le fonctionnement global. Il s'agit également de faire un choix sur les niveaux des entités élémentaires et/ou hiérarchisées qu'il faudra intégrer pour en proposer une modélisation des dynamiques.

Nous illustrons par la suite ces différents questionnements et la démarche vers leur modélisation à travers deux programmes de recherche qui déboucheront sur les projets scientifiques que je souhaite poursuivre lors des directions de recherche futures. Ces projets de recherche sur lesquels je vais principalement travailler dans les années qui viennent sont évidemment dans la continuité de mes travaux passés, à savoir les évacuations massives de population et les maladies à transmission vectorielle. Un certain nombre de points commun à ces deux projets peuvent d'ores et déjà être révélés, celui des mobilités et leurs liens avec l'exposition au risque et celui de modèles de simulation qui nécessitent des puissances de calculs et des méthodes d'exploration à développer. Ces projets sont l'occasion pour moi de renforcer les liens scientifiques déjà anciens avec des collègues du Laboratoire d'Informatique, de Traitement de l'Information et des Systèmes (LITIS) de l'université de Rouen et de l'Institut Pasteur Paris, et plus récents avec l'Unité de Modélisation Mathématique et Informatique de Systèmes Complexes (UMMISCO) de l'IRD, avec l'Institut des

Systèmes Complexes de Paris-Iles-de-France (ISC-PIF) en France et avec le National Institute of Disaster Management (NIDM) en Inde.

Fiche signalétique n°1 : Les risques territorialisés sont complexes car l'aléa initial porte sur des enjeux multi scalaires et interdépendants dont les dynamiques contribuent à intensifier la crise. La modélisation systémique des risques permet d'intégrer ces nombreux composants ainsi que leurs interactions et les modèles de simulation permettent d'explorer les scénarios possibles de leurs évolutions.



4 MOBILITÉS ET VULNÉRABILITÉS

Les mobilités peuvent être une composante importante de l'exposition à un aléa et de la vulnérabilité des personnes et des populations. La mobilité est plurielle, elle se déroule à différentes échelles spatiales et temporelles. Selon ces référents elle est définie comme touristique pour des mobilités occasionnelles et parfois sur de longues distances, migratoire ou résidentielle lorsqu'elle concerne le déplacement pour une longue période au-delà du bassin de vie, quotidienne enfin quand on parle des déplacements réguliers effectués durant la journée (Massot and Orfeuill 2005). La classification selon ces différents modes permet de quantifier finement les flux de mobilité et contribue aux arbitrages en matière de politiques de transport ou de politique du logement par exemple. Cette classification permet également d'enrichir l'analyse des liens entre les mobilités et les comportements pathogènes (Gatrell 2011) : accidents de la circulation, propagation d'épidémie, obésité, exposition à des polluants.

La mobilité peut être comprise comme un moyen pour un individu d'atteindre plusieurs lieux de vie ou espaces d'activités, elle se reconnaît alors comme un processus répétitif dont la saisonnalité varie selon les espaces d'activités fréquentés. La mobilité peut de manière plus simple se définir comme un mouvement entre une origine et une destination. La mobilité est donc à la fois un résultat – une nouvelle localisation – et un processus – le mouvement entre un lieu A et un lieu B. Mes premiers travaux sur les mobilités en contexte de crise se sont articulés autour de cette première définition de la mobilité. La question sous-jacente était : lors d'une crise technologique ou environnementale, comment les individus en mouvement - pour fuir, pour aller observer l'événement, ou en poursuivant leur activité normale - s'exposent-ils d'avantage à l'aléa ? Et que

peut-on mettre en œuvre pour réduire ce niveau de risque, voire l'utiliser pour réduire la vulnérabilité des populations ?

4.1 Les déplacements en situation de crise

Le point de départ de ces interrogations est que tout système de transport composé d'un grand nombre d'entités mobiles en interaction mutuelle et environnementale peut évoluer à tout moment vers un état critique. Il suffit alors d'une petite perturbation pour éloigner plus ou moins durablement le système de son état d'équilibre. L'origine de cette perturbation peut être ponctuelle et localisée (un accident de la circulation par exemple) et les effets se propagent alors de proche en proche : l'arrivée progressive de nouveaux véhicules vient allonger la perturbation dans le réseau à partir du lieu de l'accident. L'origine de cette perturbation peut-être plus globale, comme un épisode neigeux qui traverse une ville rarement exposée à ce type d'événement (**Figure 6**).

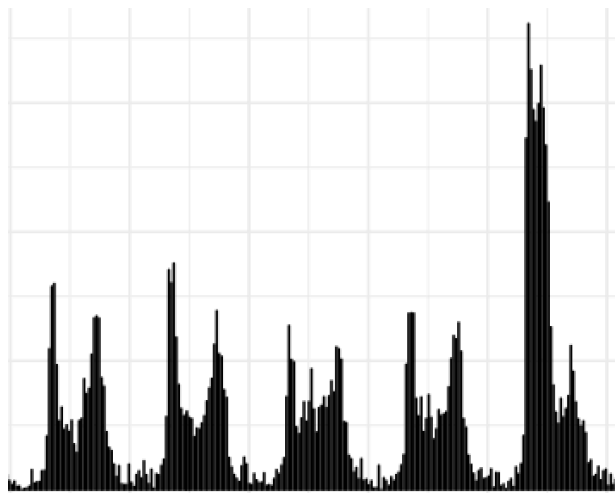


Figure 6 : Jour de neige à Rouen, le vendredi 09 février 2018 (source : Bing, réalisation A. Cebeillac). Axe des x, du lundi 05 au vendredi 09, axe des y, effectif de pixels correspondant à un trafic moyen (orange) dans le réseau de l'agglomération de Rouen.

Dans les deux cas le système retrouve en général assez rapidement (de quelques heures à quelques jours) une trajectoire cyclique régulière après être passé par une perturbation qui aura été mesurée en dizaine voire centaines de kilomètres de bouchon, en heures de travail perdue et en nombre d'accidents plus ou moins mineurs de la circulation. Mais si l'origine de la perturbation n'est pas un épisode neigeux mais un accident technologique (avec diffusion de gaz par exemple) ou un aléa naturel (une vague de tsunami), cet effet « d'empilement » peut avoir pour conséquence d'exposer directement les populations à l'aléa, comme cela a été le cas lors de nombreuses catastrophes. Et la dynamique de l'aléa elle-même, voire son annonce durant la phase d'alerte, peut être un facteur d'aggravation potentiel supplémentaire de la situation en introduisant des changements importants dans les comportements des automobilistes : fuite, modification des trajets, abandon de véhicule

etc. Les retours d'expériences post-crisis montrent ainsi des comportements et des situations imprévus qui ont contribué à augmenter de manière significative le bilan humain des catastrophes (Crocq 2013). Des comportements considérés comme à risque ont ainsi pu être identifiés dans le cadre de crues rapides soit du fait de l'absence de modification des pratiques quotidiennes malgré l'évènement soit du fait d'actions imprudentes causées par l'évènement (Ruin and Lutoff 2004). Ces différents comportements que l'on pourrait qualifier d'habituels (se déplacer malgré tout), d'irrationnels (la stupéfaction), de non-planifiés (rejoindre le lieu des dommages, par curiosité, pour chercher des informations) ou hors cadre réglementaires (aller chercher ses proches, retarder son départ pour divers motifs) ont donc des conséquences au niveau individuel et global sur le bilan des catastrophes.

Les mesures de préservation des populations ne prennent pas en compte suffisamment cet aspect dynamique des mouvements de populations avant et pendant les crises. Les zones de danger et de protection inscrites dans le Plan de Prévention des Risques Technologiques (PPRT) par exemple sont ainsi, sauf cas particulier, des contours réguliers, cercles concentriques autour des usines définissant des zones de létalité, d'effets irréversibles et de bris de vitres. De ces zonages dépendent les populations ciblées par les campagnes de prévention aux risques, dans la plupart des cas définies selon les populations résidentielles à l'intérieur de ces zones. Or d'une part la dynamique de l'évènement peut conduire au déplacement du danger largement en dehors de ces zones, notamment lorsque les occurrences de ces évènements à fortes intensités ont été faibles ou nulle, ou par effet domino (Provitolo 2005). D'autre part les espaces urbains voient la composition des populations changer au cours de la journée du fait des différentes formes de mobilité, ce qui implique des variations spatio-temporelles des populations à risques (Propeck-Zimmermann, Saint-Gérand, and Bonnet 2009). Le décalage pouvant exister entre la dynamique d'une catastrophe observée et la structure du risque classiquement calculée en milieu urbain s'explique donc en partie par les caractéristiques de l'environnement et par les comportements des populations.

L'environnement urbain se caractérise en effet par un nombre élevé et par une grande variété de sources (aléa) et de cibles (enjeux), dont le volume peut croître pendant la catastrophe du fait de la proximité des éléments et de leurs nombreuses interactions, ce phénomène étant rarement pris en compte dans les études mono-sectorielle et mono-scalaire (Reghezza-Zitt 2017). Or les principales propriétés de ces environnements, envisagées selon le point de vue de la vulnérabilité des individus, sont la qualité du bâti pour se confiner, et la qualité du réseau de circulation pour fuir le danger et pour favoriser l'accès des secours. Ainsi, on admet que le risque global donne une mesure de tous les risques locaux potentiellement observables dans une situation donnée, où les interactions en cascades sont déterminantes dans l'ampleur du risque et de la catastrophe. Dans cette conception

de la propagation du risque global où les enjeux deviennent potentiellement des sources de danger, la question des réseaux d'interaction est primordiale, en ce sens qu'ils peuvent favoriser ou contraindre la propagation. Ce faisant elle rend difficilement intelligible une conception dynamique du risque basée sur le couple aléa et vulnérabilité dans la mesure où les éléments vulnérables peuvent être eux-mêmes source de danger (Blaikie et al. 1984). Ainsi si elle est pratique pour cloisonner de manière analytique les champs d'études, cette définition statique perd de son heuristique pour comprendre les risques dans une approche dynamique. En ce sens des schémas systémiques par le jeu des rétroactions permettent de mieux cerner le côté récursif, dual du couple aléa – enjeux où ces derniers ne font plus simplement que subir les aléas mais peuvent également être à l'origine de dommage. Ceci s'illustre aisément avec le principe des phénomènes de panique collective. De nombreuses études ont en effet montré lors de catastrophes en milieu confiné, comme un incendie dans une salle, que les individus considérés à juste titre comme des enjeux vulnérables pouvaient se transformer sous l'effet de groupe, par contagion de la peur et mimétisme de comportements, en source de danger pour autrui (Helbing, Farkas, and Vicsek 2002). La seule prise en compte de l'aléa « initial » pour définir une stratégie de protection des enjeux est donc potentiellement très réductrice.

* Daudé É., Provitolo D., Dubos-Paillard E., Gaillard D., Eliot E., Langlois P., Propeck-Zimmermann E., Saint-Gerand T. (2009), *Spatial risks and complex systems: methodological perspectives*, in Aziz-Alaoui M., Bertelle C. (ed.), *From System Complexity to Emergent Properties*, Springer, pp. 164-178, <http://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00424344>

Research on risk and industrial catastrophes question the complexity theories. Besides the concepts of complexity which lead us to reconsider concepts of risk, hazard and vulnerability, we propose to think about more practical aspects, for example the modelling of human behaviour in crisis situations. The link between concepts as critical self-organization, emergence, bifurcation, and the methods in the Distributed Artificial Intelligence (DAI) used to model them is however difficult. In this paper, we present ongoing analysis on the key concepts of risk science, such as hazards and catastrophes. We propose to enrich them with complex systems theories. First, we present methodological perspectives of the DAI, for example multi-agent systems, and compare them with other simulation methods used in the context of risks. Secondly, we present the MOSAIIC model (Modelling and Simulation of Industrial Accidents by Individual-Based methods) which gives possibilities to simulate the behaviour of individuals during an industrial accident. The project and the MOSAIIC model aim to explore the effects of a major industrial accident on public health. For instance, the emission and the spread of a toxic gas in an urban environment may be a serious danger for the human health. Thus we propose to study the consequences of this type of event in order to reduce the vulnerability of the populations. In the model, we emphasize both on spatial and behavioral dimensions (ie. mobility and perception of risk).

Les solutions proposées pour assurer la protection des populations en situation de risque dépendent donc à la fois de la nature de l'aléa, de son intensité et de l'analyse de la vulnérabilité

synthétique des biens et des personnes, cette dernière devant tout aussi bien être considéré comme un élément de sa propre survie (connaître des consignes minimise la vulnérabilité, augmente la résilience) que de sa destruction (comportements à risque). Ces solutions sont inégalement explorées. Ainsi, contrairement aux réflexions sur le confinement ou sur les évacuations verticales (mise à l'abri en hauteur, évacuation par les airs), les évacuations horizontales massives de populations, de manière préventive ou lors d'une catastrophe extrême, sont d'avantage réalisées et même planifiée en Asie qu'en Europe (à l'exception des Pays-Bas, de l'Allemagne ou du Royaume-Uni dans le cadre d'inondations) et surtout en France. La raison essentielle, notamment pour le cas français, est le fait que pour l'instant les villes ont été relativement épargnées par des catastrophes extrêmes (CEPRI 2014). Les territoires accueillant un grand nombre d'habitants doivent cependant se préparer à l'organisation d'évacuations d'ampleurs et de natures inédites, car une évacuation bien informée, préparée et gérée permet aux gens de s'adapter aux conditions qui s'aggravent et de sauver des vies. Parler d'évacuation horizontale et massive de population c'est donc parler de mesure réactive et de réponse de survie à des menaces graves et immédiates.

Les territoires sont largement des acteurs à part entière dans la préparation et l'évolution d'une évacuation. En effet en cas de décision d'évacuation par les pouvoirs publics c'est avant tout au niveau local que la gestion de crise, la disponibilité de ressources humaines et matérielles ainsi que les infrastructures vont agir. Il en va de même pour le comportement des personnes présentes sur le lieu à évacuer : seront-elles capables d'évacuer dans les délais ? En France c'est donc dans le cadre du Plan Communal de Sauvegarde (PCS) que ce type de stratégie est essentiellement implémentée, nous y reviendrons plus loin. En situation de crise il est attendu des citoyens qu'ils suivent les recommandations fournies par les autorités publiques en matière de préservation ou en direct durant la gestion de l'évènement. Si des routes d'évacuation sont prévues pour mettre à l'abri les personnes se situant dans une zone de risque tsunami, les autorités publiques s'attendent donc à ce que les personnes, au déclenchement du signal d'alerte, aillent se mettre à l'abri dans les refuges en suivant les itinéraires prévus. Tout ceci présuppose l'existence d'un plan de gestion de crise, d'un plan d'évacuation, d'aménagements spécifiques de l'espace (abris et routes d'évacuation), d'un système d'alerte, d'exercices et d'éducation aux risques, d'une participation des communautés locales à ces exercices, d'une cartographie des aléas. Et si tout ceci existe effectivement, cela présuppose également que les individus en situation de crise suivront effectivement tout ce qui a été prévu.

La complexité de la mise en œuvre et de l'efficacité d'une évacuation sont liées à la présence de nombreux facteurs d'incertitudes et aux évolutions de leurs effets combinés au cours de l'évènement : La nature et l'intensité de l'évènement ; Le temps de la prise de décision d'évacuer et

sa communication ; Le temps disponible pour évacuer ; Le nombre de personnes à évacuer avec ou sans assistance ; Leurs conditions physiques face aux contraintes de mobilité ; Les moyens de transport disponibles ; La préparation des populations, des services de secours et de sécurité ; La capacité des réseaux à absorber des flux « atypiques » et de natures variées (automobilistes, piétons, bus etc.) ; La topologie des lieux. Pour le décideur et le gestionnaire de crise il existe ainsi de nombreuses tensions entre la connaissance qu'ils ont des différents « acteurs » du risque (aléa, enjeux, vulnérabilité, résilience) et les décisions qu'ils peuvent prendre pour limiter la crise. L'utilisation des transports en communs pour évacuer la population est un exemple de mécanisme qui peut intervenir durant la crise, et qui subit ces tensions : la durée de son utilisation dépend de la cinétique estimée de l'aléa, qui va agir aussi sur la décision de la préservation de l'infrastructure, donc arrêter l'évacuation par ce moyen, pour permettre son utilisation future vers le retour à une situation normale. Cette contrainte doit être prise en compte lorsqu'il s'agit d'optimiser les mécanismes d'une évacuation, car l'utilisation jusqu'à la destruction du matériel peut probablement augmenter le nombre total de personnes mises à l'abri (sauf si une rame de métro se retrouve englouti avec des personnes à l'intérieur), mais sera un frein important au retour des populations sur site et à la continuité ou la reprise des activités. Tout ceci nous conforte dans la nécessité de préparer les systèmes à de tels stratégies.

Deux récentes évacuations massives de population en Inde suite au passage du cyclone Phailin en 2013 dans l'État de l'Orissa et aux inondations dans l'État de Jammu-et-Cachemire en 2014 illustrent bien la complexité d'une telle opération. Le cyclone dans l'Orissa a entraîné l'évacuation de plus de 1 200 000 personnes et 44 personnes sont décédées. Les inondations au Jammu-et-Cachemire ont amené l'armée à évacuer environ 200 000 personnes, et 257 décès ont été enregistrés. Sans entrer ici dans une analyse du différentiel décès versus évacués entre ces deux catastrophes qui sont à la fois de natures et d'ampleurs différentes, des études (Mukhim 2014) ont mis en évidence le rôle (a) d'une culture du risque plus importante sur les territoires de la côte Est de l'Inde régulièrement touchés par les cyclones par rapport à une fréquence faible d'événements climatiques dans les régions himalayenne et (b) l'existence de plans d'évacuation et de mise à l'abri des personnes en Orissa versus l'improvisation dans la gestion de crise lors des inondations du Jammu-et-Cachemire pour expliquer ce différentiel. Un état des lieux des zones réhabilitées frappées par le tsunami de 2004 en Asie illustre également la complexité d'une telle stratégie (Suppasri et al. 2014). Celui-ci montre en effet que le principal facteur de vulnérabilité dans le cas d'une éventuelle évacuation en cas de nouveau tsunami serait la saturation du réseau routier, effet direct d'une planification d'évacuation.

L'expérience des crises passées aide donc à penser des stratégies pour se prémunir des crises futures. Or les évènements extrêmes ont une faible occurrence et de nombreux territoires urbains soumis à un niveau de risque élevé n'ont pas encore connu de telles catastrophes et n'en connaîtront probablement jamais. Lorsqu'il s'agit de penser l'évacuation d'un territoire, les responsables disposent donc de peu de données pour identifier les enjeux de ce type d'opération (pré-catastrophe, réponse et post-catastrophe) et pour élaborer des plans d'évacuation. Ils disposent également parfois de peu de « motivations » compte tenu de la nature de l'aléa et de l'incompréhension des probabilités qui y sont associées : parler d'une crue centennale ou millénale peut inciter les décideurs d'aujourd'hui à renvoyer le problème à l'équipe de demain. Et dans certains cas les acteurs de sécurité résistent à communiquer sur les risques qui pèsent sur la population par crainte de l'inquiéter^{vi}, de faire baisser l'image de marque de la ville ou bien d'impacter négativement la valeur foncière des biens immobiliers. C'est donc dans ce contexte général que nous utilisons la modélisation à base d'agents. Si l'objectif est en effet d'explorer de manière plus systématique les conséquences collectives et spatiales de comportements individuels et de l'application ou pas de consignes en situation de catastrophe, la simulation informatique est d'un apport intéressant. Si l'objectif est de réaliser des diagnostics territoriaux sur les risques liés au déplacement massif de population dans un territoire sans avoir recours à des tests grandeur nature alors dans ce cas aussi la simulation informatique est d'un apport intéressant. J'ai donc participé à l'élaboration de modèles et conduit des séries de simulation pour étudier les comportements de piétons en situation d'alerte.

Provitolo D., Daudé É. (2008), *System dynamics versus cellular automata in modelling panic situations*, Actes du colloque ESM'08, The 2008 European Simulation and Modelling Conference, pp. 535-540.

In this paper we face system dynamics modelling and cellular automata to model panic processes. We compare both models using phase plans. The results of simulation confirm our hypotheses: First, a collective behaviour is not the arithmetical sum of the individual behaviours. Secondly the crowd causes the emergence of collective panic from individual panic. Both types of methodology produce the emergence of panic and identical curves for different values of initial conditions and parameters. But the effects of thresholds vary according to these values.

Salze P., Beck E., Douvinet J., Amalric M., Bonnet M., Daudé É., Duraffour F., Sheeren D. (2014), TOXI-CITY: an agent-based model for exploring the effects of risk awareness and spatial configuration on the survival rate in the case of industrial accidents. *Cybergeo: European Journal of Geography*, art. N°612, <http://cybergeo.revues.org/26522> DOI : 10.4000/cybergeo.26522.

Les accidents industriels constituent un risque majeur dans de nombreuses parties du monde. Cependant, les actions de prévention efficaces manquent et les études sur les comportements des populations vulnérables sont peu développées. Selon les consignes de sécurité habituelles, en cas d'accident industriel les habitants doivent se confiner et rester à l'intérieur. Pourtant d'autres comportements peuvent être observés, comme par exemple s'enfuir pour quitter la zone affectée,

céder à la panique, ou suivre une personne à proximité. Afin d'évaluer les comportements des individus et les effets de contingences locales qui pourraient entrer en contradiction avec les consignes officielles en cas d'accident toxique, un modèle multi-agents, TOXI-CITY, a été développé. L'objectif de ce modèle exploratoire est de déterminer si un nombre minimum d'agents bien informés (autrement dit ceux qui suivent les consignes de sécurité) peuvent sauver un maximum d'agents non informés ou influençables. Les simulations montrent que le nombre initial d'agents et la configuration spatiale de la grille influencent grandement les taux de survie. Un effet non-linéaire émerge : le taux de survie augmente lorsque la proportion d'agents bien informés est faible (en-dessous de 30 %) alors qu'un pourcentage croissant d'agents informés (au-dessus de 70 %) semble peu améliorer les chances de survie.

Ces premiers travaux exploratoires ont confirmé tout le potentiel de cette approche pour étudier les comportements de mobilité en contexte de crise. Ils m'ont également permis de constater à travers différents états de l'art que si de nombreux travaux de recherche avaient été menés autour de la question d'évacuation de piétons, et dans des espaces confinés, la question des automobilistes demeurait peu traitée. Or si la question de la mise en sécurité des piétons en cas d'accident majeur est importante, celle des automobilistes l'est également. Que se passerait-il si un accident majeur arrivait en plein milieu de semaine et en journée, lorsqu'une partie importante de la population n'est pas à l'abri dans un bâtiment ou une résidence mais à l'intérieur de véhicules, comme on peut le voir dans la **Figure 6** ? Quelle proportion quitterait son véhicule pour se confiner ? Quelle proportion tenterait de fuir ? Quel effet cela aurait-il sur l'exposition à l'aléa ?

Nous avons donc développé un modèle de simulation du comportement d'automobilistes dans un contexte de trafic normal et dans un contexte de catastrophe. Ce modèle, MOSAIIC, permet de simuler les déplacements individuels de milliers d'automobilistes dans le réseau rouennais afin de reproduire le plus fidèlement possible les flux horaires observés. Le modèle a été calibré dans le cadre d'un contrat doctoral par Guillaume Czura, à partir des données issues de points de comptage répartie sur le réseau de circulation de l'agglomération de Rouen. Le déclenchement d'un événement, une alerte transmise à quelques-uns des automobilistes, permet d'observer et d'étudier les effets du changement de comportements de quelques automobilistes sur le trafic global et d'observer l'émergence de zones à risque d'exposition accrue en cas de catastrophe. Il permet également d'évaluer le temps nécessaire pour que tous les automobilistes, informés de manière collective par l'accident, évacuent l'agglomération avec leur véhicule.

Dans MOSAIIC, chaque agent-automobiliste dispose d'une origine, d'une position dans le réseau à l'instant t et de méthodes pour atteindre sa destination. Les agents-automobilistes sont hétérogènes dans leurs attributs (dimensions, vitesse etc.) mais aussi dans leur capacité ou volonté à respecter les normes de circulation (vitesse limite, changement de sens de circulation etc.). On distingue ainsi trois niveaux de comportements pour les agents-automobilistes : (1) Un niveau

stratégique - une population synthétique d'agents est générée, chaque agent étant localisé et doté d'une ou plusieurs destinations successives, ainsi que d'une connaissance du réseau routier qui lui permet de planifier un itinéraire a priori ; (2) Un niveau opérationnel : l'agent accélère, freine, change de voie selon la densité de véhicules par exemple ; (3) Un niveau tactique qui permet à l'agent de se « détourner » de son plan initial et d'adapter son comportement à la situation locale (embouteillage par exemple) ou globale (s'il prend connaissance d'une perturbation tel qu'un accident). C'est à ce niveau que les aspects cognitifs de l'agent-automobiliste sont exploités dans la mesure où des comportements « atypiques » peuvent être intégrés à la simulation, comme ceux issus de retours d'expériences post-catastrophes. Cette architecture dote ainsi chaque agent d'une base de connaissances subjectives sur le monde qui pourront se révéler erronées. Les connaissances peuvent être spatiales, comme la localisation du lieu de résidence, de travail ou de l'école des enfants. Elles peuvent être réglementaires, concernant par exemple les normes de circulation ou les comportements à adopter en situation de crise. Ces connaissances permettent à l'agent de changer par exemple de trajet s'il pense que la route prévue est saturée. Les désirs peuvent ainsi être une liste de destinations pour un citoyen dans une situation d'évacuation : aller chercher les enfants à l'école avant de prendre l'itinéraire requis pour l'évacuation. Un agent peut avoir plusieurs désirs mais tous ne sont pas réalisables selon la même intensité, il transforme en intention celui qui semble le plus opérationnel, ou prioritaire.

Tranouez P., Langlois P., Daudé É. (2009), *A multiagent urban traffic simulation. Part I: dealing with the ordinary*, Conference Proceedings ICCSA'09, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, pp. 297-302, <http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00413713>

We describe in this article a multiagent urban traffic simulation, as we believe individual-based modeling is necessary to encompass the complex influence the actions of an individual vehicle can have on the overall flow of vehicles. We first describe how we build a graph description of the network from purely geometric data, ESRI shapefiles. We then explain how we include traffic related data to this graph. We go on after that with the model of the vehicle agents: origin and destination, driving behavior, multiple lanes, crossroads, and interactions with the other vehicles in day-to-day, “ordinary” traffic. We conclude with the presentation of the resulting simulation of this model on the Rouen agglomeration.

Daudé É., Tranouez P., Langlois P., (2009), *A multiagent urban traffic simulation. Part II: dealing with the extraordinary*, Conference Proceedings ICCSA'09, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, pp. 116-121, <http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00422372>

In Probabilistic Risk Management, risk is characterized by two quantities: the magnitude (or severity) of the adverse consequences that can potentially result from the given activity or action, and by the likelihood of occurrence of the given adverse consequences. But a risk seldom exists in isolation: chain of consequences must be examined, as the outcome of one risk can increase the likelihood of other risks. Systemic theory must complement classic PRM. Indeed, these chains are composed of many different elements, all of which may have a critical importance at many different

levels. Furthermore, when urban catastrophes are envisioned, space and time constraints are key determinants of the workings and dynamics of these chains of catastrophes: models must include a correct spatial topology of the studied risk. Finally, literature insists on the importance small events can have on the risk on a greater scale: urban risks management models belong to self-organized criticality theory. We chose multiagent systems to incorporate this property in our model: the behavior of an agent can transform the dynamics of important groups of them.

Avec ce modèle nous avons donc voulu mettre en œuvre une modélisation multiniveaux. Notre objectif était en effet de modéliser les relations entre des individus et des groupes par des techniques issues des méthodologies à base d'agents, en étudiant l'apport que peuvent avoir des changements de méthodologie (multi-paradigme) sur ces interactions. Il a été en effet illustré que dans de nombreux cas tels que la fuite panique (Helbing, Johansson, and Al-Abideen 2007), ou les épidémies (Banos et al. 2015), coupler un modèle à base d'agents avec un modèle équationnel permettait à l'un de compenser les faiblesses de l'autre. De plus comme nous en avons discuté dans la précédente section des phénomènes interagissent à différentes échelles spatiales et temporelles simultanément dans les systèmes complexes (Grimm Volker 1999). On peut penser par exemple aux interactions entre les véhicules d'où naissent des embouteillages. Ces embouteillages ont leur structure et leur dynamique propre, indépendantes de celles des véhicules qui les composent, et ces embouteillages ont à leur tour une influence sur le comportement individuel des véhicules, qui modifieront par exemple leur itinéraire prévu après avoir perçu un bouchon au loin. On peut également penser à la nécessité dans une foule de personnes de modéliser les forces de la foule elle-même, et que modéliser celle des individus ne suffit pas, comme l'ont montré (Henein and White 2007). C'est dans cette optique de modélisation multi-niveaux que nous avons commencé la construction d'une intelligence du réseau, capable à minima de fournir une information locale aux véhicules individuels sur l'état du trafic mais également de gérer des agrégats de véhicules à l'échelle des tronçons routiers.

Tranouez P., Daudé É., Langlois P., (2012), *A multiagent urban traffic simulation*, *Journal of Nonlinear Systems and Applications*, <http://jnsaonline.watsci.org/contents2012/v3n2.html>, vol. 3, n. 2, pp. 98-106. <halshs-01082692>

We built a multiagent simulation of urban traffic to model both ordinary traffic and emergency or crisis mode traffic. This simulation first builds a modeled road network based on detailed geographical information. On this network, the simulation creates two populations of agents: the Transporters and the Mobiles. Transporters embody the roads themselves; they are utilitarian and meant to handle the low-level realism of the simulation. Mobile agents embody the vehicles that circulate on the network. They have one or several destinations they try to reach using initially their beliefs of the structure of the network (length of the edges, speed limits, number of lanes etc.). Nonetheless, when confronted to a dynamic, emergent prone environment (other vehicles, unexpectedly closed ways or lanes, traffic jams etc.), the rather reactive agent will activate more cognitive modules to adapt its beliefs, desires and intentions. It may change its destination(s),

change the tactics used to reach the destination (favoring less used roads, following other agents, using general headings), etc. We describe our current validation of our model and the next planned improvements, both in validation and in functionalities.

* Czura G., Taillandier P., Tranouez P., Daudé É. (2015), MOSAIIC : City-level agent-based traffic simulation adapted to emergency situations. in H. Takayasu et al. (eds.), Proceedings of the International Conference on Social Modeling and Simulation, plus Econophysics Colloquium 2014, Springer Proceedings in Complexity, pp. 265-274, DOI 10.1007/978-3-319-20591-5_24.

In this paper, we present MOSAIIC, an agent-based model to simulate the road traffic of a city in the context of a catastrophic event. Whether natural (cyclone, earthquake, flood) or human (industrial accident) in origin, catastrophic situations modify both infrastructures (buildings, road networks) and human behaviors, which can have a huge impact on human safety. Because the heterogeneities of human behaviors, of land-uses and of network topology have a great impact on the traffic flows, the agent-based modeling is particularly adapted to this subject. In this paper, we focus on the new traffic model itself: the way geographical data is used to build a network, the various behaviors of our agents, from the individual to the collective level.

Ces recherches de modélisation et de simulation m'ont amené à une réflexion sur leur utilité possible dans le monde de la gestion des risques, au sens opérationnel, pour ne pas rester confiné à des recherches de laboratoire. La connaissance des enjeux et de leurs vulnérabilités, ici les personnes en situation de mobilité durant un événement, doit en effet permettre d'anticiper leur gestion par les acteurs publics (aussi bien les responsables légaux que les aménageurs ou opérateurs de sécurité civile). Par ailleurs la sensibilisation des populations à la menace, essentiellement par l'information, doit les rendre plus à même de réagir correctement aux alertes et accomplir les consignes le cas échéant. En effet la méconnaissance des risques limite la capacité d'autonomie des personnes, ce qui peut avoir un impact important en cas d'auto-évacuation. Toute la difficulté est que l'absence (éventuellement récentes) d'événements appauvrit considérablement la culture du risque. Cela est vrai pour les habitants des zones à risque mais également des acteurs de la gestion de crise. Alors qu'il y a obligation légale d'établir un ensemble de mesures pour encadrer le risque au niveau communal par exemple, on assiste à des niveaux très variables d'engagement des acteurs, une dilution des responsabilités, une réticence à communiquer, une absence d'évaluation de certains enjeux (notamment celui de la mobilité en cas d'évacuation) et des actions par toujours très ciblées. C'est dans ce contexte que le projet ESCAPE a été formalisé.

4.2 *Complexité des évacuations de populations en situation de risque*

Le constat que nous avons relevé d'une augmentation des vulnérabilités des populations avec la croissance de l'urbanisation est d'autant plus fondé lorsqu'il concerne des zones urbaines pour lesquelles les politiques d'aménagements ont été réalisées sans considération pour les aléas qui peuvent s'y déclencher. Ou, autre volet du risque, lorsque les acteurs publics n'ont pas mis en place

de processus de gouvernance multirisques de leurs territoires pour parvenir à une prévention et à une atténuation efficace des effets des catastrophes.

Perspectives plus délicates encore quand les projections du GIEC (Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat) montrent que, dans les zones urbaines, le changement climatique se traduira par des risques accrus pour les populations, les biens, les économies et les écosystèmes, ces risques découlant notamment des orages et des précipitations extrêmes, des inondations le long des côtes et à l'intérieur des terres, de l'élévation du niveau de la mer et des ondes de tempête. Ces risques seront révélateurs des inégalités, ils seront amplifiés pour les plus vulnérables, ceux qui sont privés des infrastructures et services essentiels ou qui vivent dans des zones exposées (GIEC 2014).

Le domaine des risques et des catastrophes couvre donc une grande diversité de problématiques, qui concerne l'estimation des aléas et des enjeux, la mise en œuvre de plans et de politiques de préservation des populations, l'étude de l'évolution de la culture des risques en société ou encore la résilience des territoires et des sociétés face aux catastrophes. On le voit en filigrane de ces quelques exemples, le risque s'articule autour de trois points d'ancrage : la probabilité qu'un évènement se réalise, la vulnérabilité des groupes humains et de leurs implantations, et la maîtrise des risques. Si les deux premiers relèvent de l'évaluation, le troisième porte sur la capacité à préserver les populations dans le cadre d'une législation et d'aménagements appropriés. Depuis une vingtaine d'années, et plus précisément depuis le tsunami de 2004 dans l'océan Indien, la surveillance, les techniques d'alertes et de sécurisation des personnes aux évènements extrêmes ont considérablement évolué. Les stratégies d'évacuation horizontale massive de populations exposées à de tels aléas font parties de cet arsenal.

4.2.1 Contexte général du projet de recherche ESCAPE

On parle d'évacuation massive de population lorsque l'opération concerne plusieurs dizaines voire centaines de milliers de personnes et que ce volume dépasse les capacités d'accueil locales (CEPRI 2014). Les risques liés au déplacement forcé et massif dans un environnement potentiellement perturbé sont élevés : refus de l'évacuation, accidents, exposition directe à la catastrophe, troubles à l'ordre public, paralysies des services de secours. Si en France une réflexion s'amorce dans le cadre des Territoires à Risque important d'Inondation (TRI), ou dans celui d'exercices comme ECOP15 ou EU SEQUANA 2016 (November and Créton-Cazanave 2017), cette réflexion devrait se généraliser à tous les types de risques. Les grandes agglomérations devraient en effet se préparer à l'organisation d'évacuations d'ampleurs et de natures inédites, spécifiques à leurs contextes géographiques et à la nature et l'intensité de leurs aléas, afin de limiter au maximum les pertes

humaines qui pourraient être dues à un manque de réflexion et d'organisation en amont de la catastrophe.

D'un point de vue réglementaire Français, l'État et la commune sont les principales « personnes publiques » qui peuvent voir leur responsabilité engagée en cas de dommages causés par un risque majeur. La responsabilité de l'État et/ou de la commune en matière de prévention des risques majeurs découle soit des activités de police administrative générale, soit des décisions en matière d'urbanisme et d'occupation des sols. Le Code général des collectivités territoriales met à la charge du maire, titulaire des pouvoirs de police municipale, deux séries d'obligations en matière de risques, qui se traduisent par deux types de responsabilité :

- d'une part une obligation générale de prévention des accidents naturels et des fléaux de toute nature, de mesures d'assistance et de secours et de provoquer l'intervention de l'autorité supérieure,
- d'autre part une obligation spéciale de prendre, en cas de danger « grave ou imminent », les mesures imposées par les circonstances et d'information à l'autorité supérieure.

Le maire doit ainsi chercher à réduire la vulnérabilité de la commune au regard des risques majeurs prévisibles sans accroître celle des autres, préparer la commune à faire face à un événement majeur et à informer la population pour qu'elle connaisse les risques et les bons comportements à adopter. Pour cela, le maire est informé par le préfet des risques majeurs présents sur le territoire communal, par l'intermédiaire des Portés À Connaissance (PAC) et du Dossier Départemental des Risques Majeurs (DDRM). Le maire, à son initiative, peut alors engager des études complémentaires pour améliorer la connaissance et la localisation des risques naturels sur son territoire.

Le maire et le préfet ont un arsenal juridique (Plan Local d'Urbanisme, Plan de Prévention des Risques Naturels, Plan de Prévention des Risques Industriels) pour gérer, aménager durablement le territoire communal et réduire la vulnérabilité. Pour la planification de secours et de la sauvegarde de la commune, le maire et le préfet se partagent la responsabilité. Compte tenu de ses responsabilités quant à la gestion immédiate des situations d'urgence, le maire élabore un Plan Communal de Sauvegarde (PCS) dès lors que sa commune est exposée à un risque, qui organise la mobilisation des ressources de la commune en cas d'événement de sécurité civile. Par ailleurs pour gérer les crises, le maire peut constituer une réserve communale de sécurité civile. Si la gravité de l'événement dépasse les capacités locales d'intervention ou lorsque plusieurs communes sont concernées, le préfet commande le dispositif Organisation de la Réponse de Sécurité Civile (ORSEC), mais le maire reste alors chargé des mesures de soutien à sa population (l'hébergement, le ravitaillement des populations, l'appui aux services de secours, l'information des autorités...).

L'expérience montre que les PCS sont particulièrement utiles en termes d'acculturation à la prévention des populations exposées à un risque majeur. En effet, le PCS intègre le processus d'information préventive qui se concrétise par l'élaboration d'un Document d'Information Communal sur les Risques Majeurs (DICRIM). Depuis les 5 dernières années, les pouvoirs publics se mobilisent pour améliorer la cohérence des outils de prévention contre les aléas naturels. L'impact national majeur qu'a représenté la tempête Xynthia en 2010 a sans aucun doute été un élément clé dans cette mobilisation, comme l'ont été par le passé d'autres événements majeurs. Or, un rapport récent émanant du ministère de l'environnement précise que 6069 PCS sur 11 348 ont été réalisés, soit 53.5 %. La réalité qualitative des PCS et leur suivi dans le temps, ne sont pas encore évalués. Notre projet ESCAPE se présente entre autres comme une aide à la réalisation et à l'opérationnalité de ces PCS.

La principale difficulté pour stimuler des échanges entre acteurs des collectivités territoriales et chercheurs sur les stratégies d'évacuations est souvent l'absence d'expériences catastrophiques, dont il découle l'absence de plan et de culture de l'évacuation. Le PCS en France donne pourtant obligation aux communes de planifier des actions de mise en protection des biens et des personnes et d'évaluer leur efficacité par des exercices réels de simulation. Ces exercices sont la plupart du temps limités à une mise en situation dans des conditions climatiques clémentes, sur un secteur limité, et les délais de mise en sécurité sont souvent en deçà d'une situation réelle.

Il existe donc une place pour des outils de simulation afin d'aider les cellules communales de gestion de crise à estimer les délais de mise en protection de leur population ou pour coordonner les actions quand des infrastructures essentielles ne sont plus disponibles : qui évacuer, vers où et quand ? Quels sont les effets de la mise en place d'itinéraires de délestage et la modification de la signalétique sur les flux ? Le choix des zones de transit des évacués et l'étalement des départs contribuent-ils à améliorer le temps de l'évacuation ? Les exercices planifiés d'évacuation produisent-ils des conditions et des effets "réalistes" d'évacuation par rapport à leurs simulations ? (Tena-Chollet et al. 2014).

C'est donc dans ce contexte que nous souhaitons utiliser la modélisation informatique, en intégrant dans une même application des modèles comportementaux utilisant la méthodologie à base d'agents et des données sociales, environnementale et d'aléa utilisant la méthodologie des SIG. Cette combinaison devrait permettre de réaliser des simulations d'évacuation dans des représentations réalistes des territoires. À partir d'informations territorialisées (modes d'occupation du sol, relief/pente, réseaux de transport, scénarios d'extension et d'intensité de l'aléa), de données démographiques (nombre d'habitants, composition des ménages et tranches d'âge de la population)

et d'un simulateur de comportements de mobilité en situation normale et exceptionnelle et de gestion du trafic selon différentes stratégies d'évacuations, nous proposons la réalisation de diagnostics relatifs au temps et aux conditions d'évacuation sur une sélection de territoires. Ces simulations permettront également d'identifier les contraintes locales des évacuations, d'évaluer les plans d'évacuation existants et d'explorer différentes configurations envisageables d'itinéraires d'évacuation. Enfin, les simulations auront pour objectifs d'explorer à différentes échelles les effets de comportements individuels qui seraient non conventionnels par rapport aux stratégies d'évacuation.

4.2.2 État de l'art des modèles d'évacuation

En l'absence de données empiriques, des estimations ou des scénarios sont réalisés pour planifier, préparer, exécuter et contrôler une évacuation massive. Les modèles utilisés ont essentiellement comme objectif l'optimisation (par algorithmes génétiques, modèles à événements discrets, systèmes dynamiques, etc.) des chemins d'évacuation (Alaeddine 2014), la population étant alors représentée sous la forme d'un flux s'écoulant dans un réseau de transport simplifié. Ces méthodes offrent l'avantage de solutions analytiques robustes au prix d'une très grande parcimonie des hypothèses, mais elles ne prennent rarement en compte ni la complexité spatiale des territoires dans lesquels la menace s'exerce, ni la variabilité des forces psychologiques qui conduit les individus à défier les forces newtoniennes. Le mimétisme de groupe, la fuite individuelle, le vagabondage, la paralysie brève ou la panique sont, en plus du comportement rationnel et informé, des comportements qui sont observés lors de catastrophe et qui influencent la dynamique de l'évacuation. Et pour complexifier notre compréhension du phénomène, les individus en situation de crise peuvent passer de l'un à l'autre de ces comportements (Provitolo et al. 2015). Pour introduire cette grande hétérogénéité des individus (variabilité des comportements et de la psychologie) et des objets physiques en mouvements (types et dimension des véhicules), des modèles de simulation à base d'agents sont développés depuis une dizaine d'années. La plupart s'intéressent à des phénomènes à l'échelle microscopique, tels que l'évacuation de salle ou de stade voire une portion limitée d'un réseau de transport. D'autres simulent des phénomènes à des échelles plus macroscopiques, avec une production importante autour des risques de tsunamis après la catastrophe de 2011 au Japon.

Les modèles à base d'agents sont particulièrement bien adaptés pour étudier comment des individus aux comportements hétérogènes, en interactions mutuelles et environnementales, peuvent influencer la dynamique globale de l'évacuation. Cette modélisation permet de se rapprocher d'un grand réalisme dans les comportements (capacité de déplacement, perception de l'environnement, objectifs) tout en les différenciant (automobilistes, piétons, transports en

commun, sécurité civile). Elle permet également d'intégrer dans les modèles des données géographiques (cartes d'utilisation du sol, réseaux de transports) et des données « sociales » (nombre d'habitants, trafic routier) avec un très grand niveau de détails (âge, sexe, culture du risque). Ce type de modèles est par ailleurs très flexible - il est aisé de changer un comportement, un attribut spatial ou une proportion - et peut donc être utilisé comme un laboratoire artificiel pour tester de nombreuses hypothèses.

La simulation de ces modèles informatiques sur la base de plans d'expériences génère une très grande quantité de données, ce qui permet une interprétation statistique robuste et l'acquisition de nouvelles connaissances. Il est possible de rechercher les tronçons ou carrefours qui ralentissent voire bloquent l'évacuation, d'estimer le temps d'évacuation de tout ou partie de la population, ou de tester des plans d'évacuation existant. La simulation de ces modèles est par ailleurs visualisable graphiquement sur écran, ce qui peut constituer une aide à la compréhension de la complexité des évacuations et offre un support de dialogue intéressant entre chercheurs et acteurs publics (Xie et al. 2016). Notons que des améliorations importantes dans l'interaction et la visualisation ont été proposées par les plates-formes à base d'agents et ont eu un impact significatif sur le succès des modèles à base d'agents. De nombreux développements ont été entrepris pour améliorer le réalisme des simulations ou faciliter leur manipulation.

Les modèles à base d'agents connaissent donc depuis une vingtaine d'années d'importants développements dans le domaine de la simulation de situations d'urgences et plus particulièrement des évacuations (Hawe et al. 2012). Cette évolution est due entre autres à la possibilité qu'offrent la modélisation à base d'agents de réaliser des simulations à l'échelle des individus et avec un grand niveau de détails, tout en abaissant les contraintes computationnelles. Ces modèles sont appliqués à différentes catégories d'aléas, telles que les évacuations en cas de tsunamis (Mas et al. 2015), d'inondations (Dawson, Peppe, and Wang 2011) ou de cyclones (Widener, Horner, and Metcalf 2012). Ils proposent une modélisation de différentes catégories d'agents et de comportements, tels que des piétons (Salze et al. 2014), des automobilistes (Handford and Rogers 2012) ou des responsables de la sécurité civile (Gohardani et al. 2012). Les résolutions spatiales des simulations sont très variées, cela va de l'échelle du bâtiment (Bo et al. 2007) à la rue (Helbing and Farkas 2002) en passant par l'évacuation d'un quartier (Batty, Desyllas, and Duxbury 2003) ou d'une ville (Lammel, Grether, and Nagel 2010). Au-delà des aspects heuristiques de ces modèles qui trouvent de nombreux développements notamment dans l'étude des phénomènes de panique (Heliovaara et al. 2013), d'autres modèles sont calibrés pour analyser les processus en jeu lors d'évacuations passées (Helbing and Johansson 2009; Mas et al. 2012). On constate également une tendance à la réalisation de plateformes de simulation pour l'aide à l'élaboration de plans d'évacuation (Alaeddine

2014) ou pour la formation des opérateurs de sécurité civile (Pan et al. 2007; Suppasri et al. 2014). Ces simulations permettent une immersion des acteurs dans des situations d'évacuation de populations, celles-ci étant pour la grande majorité d'entre elles employées dans des contextes d'évacuation de salles.

Les premiers modèles à base d'agents développés pour étudier les processus d'évacuation font une analogie forte avec les modèles physiques d'écoulement, dans lesquels les agents qui modélisent les humains sont indifférenciés, essentiellement mus par des forces d'attraction (la sortie la plus proche) et de répulsion qui représente par exemple la densité d'agents dans le voisinage. Ces modèles très inspirés du modèle de « force sociale » (Helbing and Farkas 2002) ont permis notamment de comprendre les mécanismes de formation de goulot d'étranglement ou de situation de blocage des flux alors même que certaines sorties ne sont pas empruntées. Ces modèles inspirés de la physique ont évolué vers des modèles prenant en compte à la fois une plus grande hétérogénéité des agents, dans l'âge, le genre et la vitesse de déplacement (Tang and Ren 2008) et des architectures cognitives de plus en plus complexes, telle que l'architecture Belief-Desire-Intention (Rao and Georgeff 1995) qui permet notamment l'implémentation de comportements plus proches des comportements sociaux (J. E. Almeida, Rosseti, and Coelho 2011). Dans ces modèles, le comportement des agents est motivé par les Désirs (buts), selon un certain niveau de connaissances (Belief) qui permet de réaliser des actions (Intention). Ainsi dans une situation d'incendie en milieu confiné, le but d'un agent sera de sortir de la salle où il se situe, en se référant par exemple au chemin le plus court qu'il connaît et en déployant les actions nécessaires à la réalisation de ce but. Ce type d'architecture a été largement employé dans des modèles à petite échelle, permettant la construction de bâtiments plus sécurisés ainsi que des plans d'évacuation prenant en compte les contraintes de passages notamment (Lee et al. 2009; Okaya and Takahashi 2011). La modélisation des émotions de peur ou de panique a également été explorée, celles-ci ayant une influence sur la mobilité individuelle des agents (qui peut d'ailleurs être très diverse, allant de la sidération statique au mouvement désordonné) et pouvant elle-même se propager par des phénomènes d'imitation, de contact ou d'entraînement (Rabai, Charrier, and Bertelle 2013). Différents mécanismes par lesquels la peur se transmet d'un agent à l'autre sont d'ailleurs explicités (caractéristiques psychologiques, proximité physique, conflit d'intentions) (Saunier and Jones 2014). L'environnement de modélisation RoboCupRescue^{vii} franchit une étape supplémentaire à la fois dans la dimension du domaine de simulation, une ville, et dans la richesse de description de l'environnement – bâtiments, réseau routier - et la variété des agents modélisés – pompiers, policiers, ambulanciers, civils -. Cet environnement de simulation est dédié aux opérations de secours de victimes suite à une catastrophe tel qu'un tremblement de terre. Il propose un ensemble

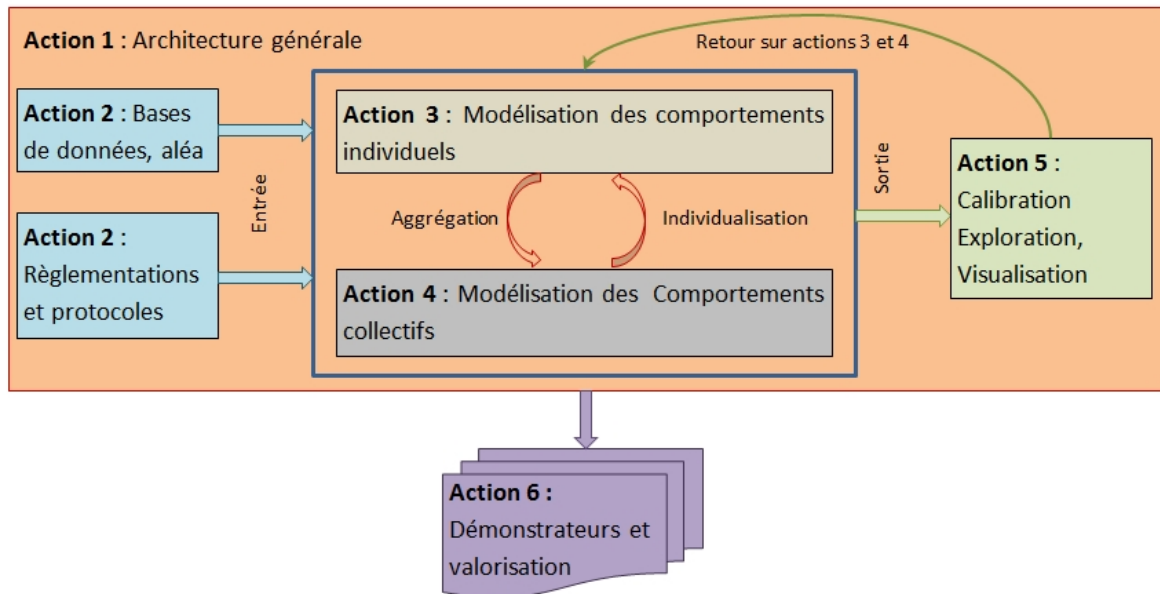
de bibliothèques permettant notamment de gérer les dynamiques environnementales (propagation d'un incendie, éboulement de bâtiments), la gestion d'envoi de messages entre agents ou encore la perception limitée des agents selon le contexte (fumée d'incendie, poussière). C'est dans cette direction que le projet ESCAPE s'oriente, mais dans une perspective de gestion d'une évacuation en amont de la crise. L'originalité de mon projet de recherche au regard de ce rapide état de l'art porte en effet sur différents points :

- Il intègre dans une même application une grande variété d'agents qui interagissent, pouvant ainsi conduire à des situations de conflit (piétons et automobilistes), de coopération (citoyens et transport en commun) ou de soumission (sécurité civile et citoyen), ce qui tranche avec une majorité de modèles mono-acteurs ;
- Il intègre une formalisation explicite des comportements de groupe, émergeant au cours de la simulation (constitution d'une dynamique de foule) et pouvant se décomposer en individus autonomes selon le contexte (dispersion de la foule par exemple). Il sera donc nécessaire de développer des solutions algorithmiques originales qui permettront de conduire des simulations sur des centaines de milliers d'agents au comportement complexe ;
- Cette complexité se situe dans les changements de comportement d'un même individu au cours de l'évènement. Ces changements peuvent être « pilotés » par le système, lorsque de nouvelles informations sur l'évolution de l'aléa conduisent les autorités à définir pour les individus de nouvelles stratégies, via l'envoi de messages par exemple. Ces changements peuvent également être le résultat d'une évolution psychologique de l'individu, confronté à un stress grandissant : l'abandon du véhicule par un automobiliste bloqué dans un embouteillage est un changement radical de stratégie qu'il est important de prendre en compte dans la mesure où, additionné à des dizaines de changements similaires, il peut conduire à une paralysie d'une partie du réseau de circulation. Cette prise en compte de l'hétérogénéité des comportements individuels en situation de crise distingue fondamentalement ESCAPE de simulateurs de trafic multimodal du quotidien comme Dynasim ou Vissim (Fellendorf and Vortisch 2010).

Le projet ESCAPE s'organisera donc en 6 actions complémentaires. Les partenaires institutionnels de ce projet sont le laboratoire LITIS (équipe Rouen et Le Havre), l'IRD (laboratoire UMMISCO Hanoï) et la société Bas-Rhône-Languedoc Ingénierie. Trois terrains d'étude ont été sélectionnés, Rouen avec un risque SEVESO seuil haut important, Le val d'Authion avec un risque inondation et un risque rupture de digue et Hanoï avec un risque de rupture de barrage.

4.2.3 Structuration du projet de recherche

Les 6 actions qui structurent le projet ESCAPE permettent de définir un work flow de travail finalement assez proche de la construction d'un modèle et de sa simulation.



La première action a pour objectif de concevoir, développer et maintenir une architecture informatique commune sur la base de laquelle seront construits les démonstrateurs correspondant aux différents cas d'études. Elle a un double rôle, à la fois prescriptif (préceptes méthodologiques, développements spécifiques) et intégrateur (couplage et test d'intégration des développements effectués dans les autres actions), et ceci tout au long du projet. Le principal défi auquel s'attaquera cette action concerne la conception d'outils de description de modèles multi-paradigmes et multi-échelles.

La seconde action porte sur la collecte et la gestion des bases de données qui constitueront les entrées d'un modèle ESCAPE. Ces données sont de deux types, elles concernent (a) les informations socio-spatiales et les aléas identifiés dans les différents cas d'études et (b) lorsqu'ils existent, les instruments de gestion de crise, tels que le Plan Communal de Sauvegarde (PCS) en France et les planifications d'exercices de simulation d'un évènement majeur. Cette action vise également à identifier les besoins des opérateurs de gestion de crise en termes d'outils de prospectives, notamment en relation avec les indicateurs de mesures des simulations d'évacuation et les outils d'interactions au cours d'une simulation et qui permettront d'évaluer la convergence entre les besoins exprimés et les solutions proposées par ESCAPE.

La troisième action est dédiée à la modélisation des individus et à la représentation d'agents dotés de comportements spécifiques aux cas d'évacuation. Le défi principal de cette action consistera en la conception d'architectures comportementales permettant de décrire les connaissances, représentations spatiales, compétences, voire émotions, des individus soumis à l'aléa (habitants ou

personnes en transit) ou devant gérer l'évacuation (personnels de sécurité civile). Un état de l'art sur les comportements observés en situation de crise (par exemple la fuite) et les contextes dans lesquels ils s'expriment (proximité du danger) sera un préalable pour la calibration de l'architecture (perception de l'évènement, émotions, objectifs).

La quatrième action sera dédiée à la modélisation des groupes et à la façon de gérer, au sein d'un modèle, des changements d'échelle dynamiques entre individus et groupes, que ces derniers soient organisés (transports en commun) ou émergents (embouteillages, foule), explicitement construits (par ex. sous l'impulsion de leaders) ou non (par ex. par la propagation d'émotions). La prise en compte et la représentation explicite de la dynamique de ces groupes dans les simulations d'évacuation sera l'attendu principal de cette action, ses défis résidant à la fois dans la conception d'une approche de modélisation multi-paradigme et multi-échelle et dans la détection et la réification d'abstractions computationnelles capables de représenter les groupes au sein de modèles.

La cinquième action sera dédiée à la calibration, à la validation et à l'exploitation des modèles définis dans les actions précédentes. Elle s'appuiera sur la conception d'outils de génération de scénarios et d'exploration, supervisée par l'utilisateur ou non, de l'espace des simulations ainsi obtenues. Outre la validation des choix de conception effectués dans les autres actions, cette action aura pour objectif de permettre, via la visualisation ou l'utilisation d'outils de data-mining adaptés, la détection de phénomènes susceptibles d'émerger dans les simulations et d'être réintroduits dans la modélisation des groupes.

La sixième action enfin sera concernée par l'organisation de séances de travail avec les agences concernées par la gestion de crise, ce qui permettra d'évaluer les réponses apportées par ESCAPE aux besoins initiaux et à leurs évolutions au cours du projet. Cette action aura donc un retour à la fois sur les aspects visuels des simulations mais également sur l'architecture du modèle général. Le défi de cette action sera d'évaluer, à des fins de valorisation, les potentialités d'ESCAPE d'évoluer vers un logiciel complet et autonome, capable d'être alimenté par d'autres données que celles récoltées dans le cadre de ce projet.

Deux principaux résultats sont donc attendus du projet ESCAPE. Le premier sera un ensemble coordonné d'extensions à la plate-forme de modélisation et simulation GAMA, qui auront pour caractéristique d'être génériques (i.e. non liés à un cas d'étude en particulier) et réutilisables (i.e. disponibles en open-source comme plug-ins et mis à la disposition de la communauté depuis le site du projet). Le deuxième comportera l'ensemble des démonstrateurs réalisés durant le projet, chacun lié à un cas d'étude, construits en utilisant les extensions précédentes. Un impératif d'ESCAPE est d'être un outil de modélisation simple qui ne nécessite pas de compétences particulières en

programmation informatique. Nos partenaires, principalement BRLi et secondairement le CEREMA, le NIDM et l'IGP joueront à ce titre un rôle important de par leurs nombreux contacts nationaux et internationaux dans la gestion des risques. Ils auront ainsi pour objectif de mesurer les potentialités d'ESCAPE sur le « terrain », notamment pour BRLi avec quelques-unes des communes qui lui ont confié la réalisation de leur PCS.

Fiche signalétique n°2 : L'objectif du projet ESCAPE est de contribuer à la conception de plans d'évacuation massive horizontale de population grâce à l'utilisation de modèles multi-échelles de simulation à base d'agents couplés à des informations géolocalisées.



5 COMPLEXITÉ DES ÉPIDÉMIES DE MALADIES À TRANSMISSION VECTORIELLES

Le lien entre mobilité et vulnérabilité que j'étudie sous l'angle des évacuations massives et horizontales des population et également un de mes axes de recherche sur les questions de santé, notamment en relation avec les épidémies.

Daudé É., Eliot E. (2005), *Exploration de l'effet des types de mobilités sur la diffusion des épidémies*, Actes du colloque Théo Quant'05, <http://thema.univ-fcomte.fr/>, 17 p.

Peu de travaux envisagent la diffusion à travers l'étude des comportements de mobilité qui sont des facteurs épidémiogènes fondamentaux. En effet, les vecteurs que sont les êtres humains ont des comportements de mobilité différents qui peuvent avoir des effets différenciés sur la configuration des épidémies. Ici, plusieurs types de mobilité sont testés. Ils prennent non seulement en considération les formes de la circulation (linéaire, circulaire) mais aussi ses rythmes (avec ou sans arrêt). Afin d'explorer le comportement de ces hypothèses et leurs incidences sur la dynamique de propagation, différents modèles à base d'agents sont implémentés et soumis à la simulation.

Les géographes ont depuis longtemps montré l'importance des densités de population et des déplacements dans le fonctionnement des endémies (Handschumacher and Hervouet 2004). La mobilité des hommes est parfois même le facteur essentiel de propagation de maladies infectieuses aux niveaux national (Sanna and Hsieh 2017) et international (Colizza et al. 2006). Le virus de la grippe espagnole a ainsi suivi les mouvements de troupes durant la seconde guerre mondiale (Byerly 2010) et le virus H1N1 a largement emprunté les vols internationaux pour circuler autour du globe en 2009 (Khan et al. 2009). Mais si les déplacements individuels et collectifs contribuent au déplacement des virus dans les territoires à différentes échelles, internationales et intra-urbaines, ils se font avec les qualités environnementales, sociales, sanitaires et économiques propices à

l'expression des maladies. Ainsi complexité et épidémies sont liés par leur lien avec l'espace et les interactions.

Eliot E., Daudé É. (2007), *Diffusion des épidémies et complexités géographiques. Perspectives méthodologiques*, Espace, Populations, Sociétés, in G. Salem, A. Vaguet (n° spécial coord.), Espace urbain et santé, n° 2-3.2006, pp. 403-416.

L'objectif de cet article est de s'intéresser à la diffusion des épidémies à l'échelle intra urbaine. En tant qu'objet spatial fondé sur la coprésence, la ville est un lieu de concentration caractérisée par de nombreux et intenses mouvements. Elle constitue une échelle d'étude souvent mineure dans l'analyse de la diffusion des épidémies en raison, principalement, de l'absence de données quantitatives (épidémiologiques, enquêtes de population...) disponibles, fines, et localisées. A l'aide de travaux sur le VIH / Sida à Mumbai (Union indienne) et sur la modélisation multi-agents de la diffusion d'une épidémie, cet article présente plusieurs formes de complexité : celle liée à la quantité d'éléments considérée (1), de niveaux spatiaux et d'organisation identifiés (2,3) et celle traitant du comportement de systèmes non linéaires (4). Dans un premier temps, il s'agira de s'intéresser d'une part, aux phases de transition entre des stades de diffusion spatiale et d'autre part, aux effets de réseaux circulatoires et d'échanges sur l'émergence de l'épidémie de VIH/ Sida à Mumbai (1,2,3). Dans un second temps, celui de la modélisation, il s'agira de proposer une approche nouvelle sur la diffusion spatiale des épidémies en tenant compte à la fois des effets de l'hétérogénéité de l'espace intra-urbain et des formes de mobilités associées à la propagation d'un agent pathogène.

Daudé É., Eliot E., Bonnet E. (2009), *Cholera in the 19th century: constructing epidemiological risk with complexity methodologies*, Conference Proceedings ICCSA'09, The 3rd International Conference on Complex Systems and Applications, pp. 110-11, <halshs-01082674>

Risk epidemic is dynamic and its spatio-temporal dimension increases difficulties to catch it. Empirical data lack of precision to follow epidemiological outbreak. Complex system theory and connected methodologies can help us to enlighten this empirical failure. First, we present some knowledge about risk, health and complexity. Second, we present social and spatial data based on the first epidemic of cholera in the city of Rouen, in 1832. Third we propose two models to explore the diffusion of this epidemic.

Tout d'abord l'espace compte en tant qu'espace à risque, capable de réunir simultanément des conditions favorables à une émergence ou une ré-émergence d'épidémies. Ensuite l'espace compte en tant que médiateur des interactions, sociales comme environnementales, et à différentes échelles. Cette progression de mon questionnement entre mobilités et épidémies puis entre épidémies et complexité m'a donc conduit à développer une réflexion en termes de systèmes pathogènes complexe et à investir la question de la construction de modèles de simulation de ces systèmes en épidémiologie.

5.1 *Systèmes pathogènes complexes*

L'épidémiologie est l'une des disciplines qui parmi celles qui s'intéressent aux risques manipule le plus de modèles (Keeling and Rohani 2008). Ceci est probablement dû aux travaux pionniers de Ross et de Macdonald qui ont établi dès la fin du 19^{ème} siècle un corpus de modèles mathématiques

dans ce domaine qui marque encore aujourd'hui de nombreux travaux. Le modèle SIR (Kermack and McKendrick 1927) en est l'exemple emblématique, il permet à l'aide de trois équations différentielles de décrire la propagation d'un pathogène au sein d'une population décomposée en trois sous-groupes, les personnes saines (S), les personnes infectées (I) et les personnes guéris et immunisés (R). Ce modèle et ses variantes ont été de nombreuses fois utilisés pour étudier la propagation de maladies transmissibles comme la malaria, mais aussi pour analyser la diffusion de rumeurs ou de phénomènes de panique. La force de ce modèle réside pour l'essentiel dans sa parcimonie dont l'élément central, le R_0 ou taux de reproduction de base, en est l'illustration. Cette mesure a pour objectif de répondre à une question fondamentale qui est de savoir si un pathogène peut ou non se propager. Dans une population donnée où tous les individus seraient sains, celui-ci permet de définir combien d'individus seront contaminés à partir d'une seule personne infectée. En d'autres termes le taux de reproduction de base consiste à mesurer combien, en moyenne, une personne infectée contamine d'autres personnes durant sa période de contagion. Si le R_0 est inférieur à 1, cela signifie qu'en moyenne une personne contamine moins d'une personne, et donc le pathogène ne se répand pas au sein de la population. Lorsqu'il est supérieur à 1, le pathogène se propage, et d'autant plus vite et d'ampleur épidémique que le R_0 s'éloigne de 1. Ces modèles et les indicateurs qui y sont associés ont non seulement permis de grandes avancées dans la compréhension des mécanismes de contagion, ont été déterminant pour identifier les priorités de recherches sur le terrain mais ont été également largement utilisés pour guider les politiques de santé publiques. À ce titre Smith et al. (Smith et al. 2014) ont analysé près de 400 modèles produits entre 1970 et 2010 et ont montré leur filiation avec les modèles de Ross et Macdonald. Les auteurs dégagent également un certain nombre de limites dans la compréhension des dynamiques épidémiologiques étudiées du fait des hypothèses posées par ces modèles.

La principale hypothèse de ces modèles est celle dite d'action de masse, qui veut que la probabilité de transmission du pathogène soit proportionnelle au produit des densités de susceptibles et d'infectés, ou des densités d'hôtes et de vecteurs pour le cas des maladies à transmission vectorielles (MTV). Les hôtes de la population, qui sont supposés identiques, sont donc collectivement et de manière équiprobable exposés aux pathogènes. Cela implique que quelle que soit la taille de la population, il n'y a pas de distinction faite entre des niveaux d'exposition à l'aléa, donc entre des piqûres faites par un moustique contaminé sur une seule personne et sur un grand nombre de personnes par exemple. Ce type de simplification permet d'obtenir une expression simple, compréhensible, calculable et globale du taux de reproduction de base. Comme tout modèle dont il en est l'une des mesures, cette simplification permet d'obtenir à partir de données empiriques

une valeur de référence pour enclencher des actions sur le terrain et comparer des maladies entre elles.

Une des questions que doit se poser le chercheur porte sur les conséquences des hypothèses faites sur le modèle dans la compréhension du phénomène étudié. À partir de la définition que donne Minsky d'un modèle (Minsky 1968), cet enjeu est évident : pour un observateur B, un objet A* est un modèle d'un objet A s'il permet à B de répondre à une question qu'il se pose sur A. Or en sciences humaines et sociales le réel A est dans la plupart des cas déjà une construction (données, enquête, observation plus ou moins participative), une représentation qui dépend d'un système de valeur et d'un corpus théorique plus ou moins bien défini par l'observateur B et qui est utilisé pour paramétrer un modèle de ces données. Si la question de la représentativité des données dont on dispose par rapport au phénomène que l'on étudie doit donc être systématiquement soulevée, une attention toute aussi précise doit être portée aux modèles et aux instruments que l'on emploie pour les étudier. En d'autres termes et pour détourner le sens commun de l'adage, il est utile d'être un peu idiot et regarder le doigt du sage quand celui-ci montre la lune.

Les principales impasses que font les modèles d'épidémiologies classique sont géographiques, elles incluent entre autres l'hétérogénéité spatiale des densités de population d'hôtes, l'hétérogénéité spatiale des densités de population de vecteurs, les effets des déplacements des entités des deux populations sur l'évolution de l'exposition au virus et les effets de l'hétérogénéité des dynamiques environnementales sur l'évolution du risque. C'est là un chantier de recherche pour le géographe car les dimensions spatiales telles que la distance, les échelles, l'autocorrélation spatiale, les discontinuités ou encore l'hétérogénéité spatiale doivent être mobilisées pour comprendre et modéliser les facteurs qui sont à l'origine de nouvelles contagions et permettent à des agents pathogènes de persister dans des territoires. Ainsi alors que les modèles mathématiques se sont très largement concentrés sur la modélisation de la transmission (le repas de sang pour les MTV) résumé par un taux de transmission qui est supposé synthétiser ou factoriser tout le reste du système pathogène, nous pensons que modéliser dans un cadre formel une partie de « ce reste » doit permettre d'améliorer notre compréhension des mécanismes en jeu lors de la transmission de la maladie et les prédictions sur l'efficacité de mesures de contrôle. Et cette modélisation doit tenir compte du contexte écologique et épidémiologique qui détermine où et quand se produisent les principales rencontres entre les moustiques et les hôtes. C'est là une approche que la géographie de la santé emprunte depuis de nombreuses années.

Celle-ci s'intéresse aux faits de santé à travers la dimension spatiale des indicateurs de santé et des facteurs de risques pouvant contribuer à détériorer la qualité de vie des individus. Les principaux indicateurs de santé tels que la morbidité et la mortalité éclaireront ainsi un fait de santé en un lieu

et pourront être liés à des facteurs de risques présent dans ce lieu : la pollution de l'eau du fait du manque de système d'abduction des eaux usées est en relation directe avec le taux de mortalité par diarrhée chez les enfants de moins de 5 ans en Inde (Lakshminarayanan and Jayalakshmy 2015). La santé, au même titre que d'autres phénomènes sociaux, ne serait qu'un indicateur synthétique de plus sur la manière qu'ont les sociétés de vivre dans et avec leur environnement, mais également de s'organiser socialement, économiquement, politiquement et d'adopter des comportements individuels et collectifs. Ces faits de santé ne sont donc pas a-spatial, ils se localisent, sont structurés en réseaux, en aires, en points dans l'espace géographique et ce sont ces traces que le géographe recherche. Car ces faits de santé qui pèsent sur les populations ne sont pas autonomes, ils résultent d'une combinaison parfois complexe avec d'autres phénomènes sociaux-environnementaux. Les systèmes d'information géographique et l'analyse spatiale ont largement contribué à révéler la dimension spatiale en épidémiologie. La production de cartes de hot-spot des taux d'incidence d'une maladie permet ainsi de cibler plus précisément des zones d'intervention, de même que la mise en évidence de la proximité à une rivière avec le taux de morbidité d'une autre permet de caractériser les facteurs qui en sont la principale cause. L'une et l'autre permettent donc de rechercher les relations entre les disparités géographiques des problèmes de santé et l'organisation spatiales des facteurs de risques qui ont été identifiés. Mais l'une et l'autre ont plus de difficulté lorsqu'il s'agit de révéler des processus qui se construisent dans le temps et dans l'espace, car la mesure de ces facteurs de risques est compliquée et échappe en partie aux méthodes traditionnelles de mesure. On enregistre ainsi le domicile des cas d'infection au virus de la dengue, mais cela ne nous dit rien sur le lieu de la contamination.

Dans la continuité des travaux sur le complexe pathogène (Sorre 1933) et sur les systèmes pathogènes (Picheral 1982), le système pathogène complexe d'une maladie à transmission par moustique peut se décrire ainsi. Après avoir émergé des habitats aquatiques ou après avoir pondu des œufs, les moustiques recherchent les types d'habitats où ils pourront trouver du sang, comme à l'intérieur des habitations humaines. Les attributs comportementaux et physiques des moustiques et des hôtes, ainsi que les divers types de stratégies de lutte anti vectorielle déterminent le résultat d'une rencontre entre un moustique et un hôte. Ce peut-être un succès pour le vecteur, lorsque le repas sanguin a eu lieu, mais ce peut être aussi un échec, qui se termine par la mort du moustique ou par une tentative infructueuse de se nourrir. L'hétérogénéité du risque de morsure chez l'homme dépend du mouvement des moustiques et des motifs de déplacement des humains. S'il n'y a pas d'équiprobabilité du risque de contamination selon l'âge ou le sexe, c'est en partie parce que les espaces de vie fréquentés par des hôtes infectés ou non infectés ainsi que le temps passé en ces différents lieux jouent sur l'échelle spatiale de transmission du pathogène par les hôtes. De même,

la dispersion des moustiques entre les zones de repas, de repos et de ponte détermine l'enveloppe spatiale de la diffusion des agents pathogènes par les moustiques. À plus grande échelle spatiale, la dispersion des moustiques par le transport de marchandise et les voyages de longue distance par les humains pour les vacances, les voyages d'affaires ou les migrations saisonnières déterminent la dispersion et la persistance des pathogènes aux niveaux régional et mondial.

Daudé É. (2017), *Les systèmes pathogènes complexes, modélisation et simulation*. Revue Francophone des Territoires et de la Santé, 5 p., <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-01501488/document>

Dans la lignée des travaux des géographes sur les complexes pathogènes et les systèmes pathogènes, nous présentons ici quelques exemples destinés à promouvoir le concept de système pathogène complexe. En effet, dans le vocabulaire des sciences de la complexité, les risques pour la santé résultent moins d'une succession d'évènements que d'une articulation complexe de facteurs.

Au regard de la quantité de modèles produits en épidémiologie, peu de travaux de modélisation ont été réalisés à l'échelle spatiale de la transmission, prenant ainsi en compte les effets de la coprésence locale et hétérogènes d'humains et de vecteurs. Une question importante que les modèles mathématiques ont eu du mal à traiter est en effet les causes et les conséquences des variations de populations de moustiques et d'hôtes dans le temps et dans l'espace. C'est dans ce contexte scientifique qu'a émergé le projet de modélisation du système pathogène de la dengue.

5.2 *La dengue, une maladie complexe à modéliser*

Les maladies à transmissions vectorielles sont un enjeu majeur de santé publique avec un fort potentiel d'explosions épidémiques, au regard notamment du changement climatique et des dynamiques d'urbanisation (Jaenisch et al. 2013). *Aedes aegypti* est l'un des principaux vecteurs de ces maladies, notamment de la dengue et du virus Zika. Dans l'attente d'un vaccin efficace, la présence de ce moustique parfaitement adapté aux environnements urbains doit être surveillée et contrôlée (D. J. Gubler 2011), ainsi que la circulation locale et mondiale des virus qu'il transmet (Ooi, Goh, and Gubler 2006). Ce moustique synanthropique est présent dans de nombreuses villes tropicale et sub-tropicale où il trouve l'ensemble des ressources nécessaires à sa prolifération. La lutte contre les épidémies de dengue repose notamment sur l'identification des conditions environnementales qui favorisent l'implantation durable de ces vecteurs et sur le rôle des mobilités humaines qui, en introduisant une variabilité des expositions, peut contribuer à la géographie changeante du risque épidémique. Une partie de ces recherches repose sur la production de bases de données géographiques et de modèles dynamiques. Un enjeu important en termes opérationnel réside dans la bonne prise en compte du caractère multi-échelles pour l'évaluation de ces différents risques, notamment celle micro-locale des espaces intra-urbains. De nombreux modèles par équations différentielles proposent en effet une description des relations entre températures, précipitations et dynamiques de populations vectorielles et profils épidémiques. Si les contributions

de ces travaux sont majeures (Keeling and Rohani 2008), ces modèles résistent mal aux changements d'échelles, car le poids de facteurs jugés secondaires à une échelle macroscopique est en réalité important pour comprendre les dynamiques à micro-échelles : densité relative de gîtes potentiels, microclimats urbains, présence d'espace verts etc. L'environnement, notamment climatique, est donc caractéristique de cet enjeu de la prise en compte des phénomènes multi-scalaires et du rôle du découpage spatial dans l'agrégation des données (Louvet et al. 2016). Le climat est en effet un facteur très largement mis en avant comme contribuant significativement à la carte mondiale des épidémies de dengue : grossièrement les zones tropicales et subtropicales sont considérées comme les zones de confort du moustique *Aedes aegypti*. Si ce gradient de température et de précipitation joue aussi fortement sur un insecte, la question est alors de savoir si à l'échelle intra-urbaine on ne peut pas trouver de gradients aussi forts, et donc observer des zones de hot-spot de moustiques en milieux urbains du fait de ces variations locales de températures. La question des îlots de chaleurs urbain devenait ainsi un axe de nos recherches.

Misslin R., Telle O., Daudé É., Vaguet A., Paul R. (2016), *Urban climate versus global climate change - what makes the difference for dengue?* Annals of the New York Academy of Sciences, Issue: Human Health in the Face of Climate Change, vol. 1382, p. 56-72.

The expansion in the geographical distribution of vector-borne diseases is a much-emphasized consequence of climate change, as are the consequences of urbanization for diseases that are already endemic, which may be even more important for public health. In this paper, we focus on dengue, the most widespread urban vector-borne disease. Largely urban with a tropical/subtropical distribution and vectored by a domesticated mosquito, *Aedes aegypti*, dengue poses a serious public health threat. Temperature plays a determinant role in dengue epidemic potential, affecting crucial parts of the mosquito and viral life cycles. The urban predilection of the mosquito species will further exacerbate the impact of global temperature change because of the urban heat island effect. Even within a city, temperatures can vary by 10 °C according to urban land use, and diurnal temperature range (DTR) can be even greater. DTR has been shown to contribute significantly to dengue epidemic potential. Unraveling the importance of within-city temperature is as important for dengue as for the negative health consequences of high temperatures that have thus far been emphasized, for example, pollution and heat stroke. Urban and landscape planning designed to mitigate the non-infectious negative effects of temperature should additionally focus on dengue, which is currently spreading worldwide with no signs of respite.

Ainsi si la compréhension de la dynamique de transmission dans des paysages hétérogènes et changeants reste un défi majeur elle reste cependant négligé au niveau local (Jaenisch et al. 2013). Or si les épidémies passées contribuent, par l'immunité acquise, à modifier chaque année la dynamique spatiale des épidémies, nous avons pu montrer à Delhi (Inde) que certaines régularités spatiales persistaient. Les environnements urbains, malgré les fortes hétérogénéités socio-spatiales qui les caractérisent, pourraient donc présenter des conditions favorables à la présence de moustiques pendant la période inter-épidémique, assurant une circulation locale et à bas bruit du

virus. Ces grands territoires urbains pourraient également favoriser, par l'importance des flux quotidiens de populations, une diffusion large des virus en période pré-épidémique. Comment mieux cibler les réservoirs d'infection sans une prise en compte de ces hétérogénéités spatiales prononcées ?

La description de la dengue par le prisme du système pathogène complexe permet une vision holistique de ce fait de santé. Elle permet de montrer la richesse d'une approche géographique de la santé, qui ne peut se contenter de mettre seulement l'accent sur la distribution spatiale d'un indicateur de santé. L'objectif ici est bien de caractériser en un lieu donné les différents composants de la dengue et leurs déterminants naturels et sociaux. Le cycle de transmission du virus de la dengue implique donc une interaction entre un vecteur contaminé de genre *Aedes* et un hôte humain sain. Une fois infecté, l'hôte transmet à son tour le virus à un nouveau vecteur. Les pics de densité vectorielle se situent en milieu urbain, *Aedes aegypti* ayant une bonne capacité d'adaptation à l'écosystème humain. Les pics épidémiques se rencontrent également en milieu urbain, à la faveur des fortes densités de population humaine. Cependant la géographie de la maladie aux échelles fines intra-urbaines est fortement liée aux contextes locaux. Statut épidémiologique des populations, comportements individuels et collectifs face aux risques, interactions des populations, modalités d'usages du sol, conditions météorologiques locales sont ainsi des facteurs dont le poids relatif est à mesurer ou à évaluer pour avoir un schéma complet des risques épidémiques à l'échelle de la ville et de ses composants.

* Daudé É., Vaguet A., Paul R. (2015), *La dengue, maladie complexe*. Natures Sciences Sociétés, vol. 23, n°4, pp. 331-342, doi.org/10.1051/nss/2015058

La dengue est une infection virale à transmission vectorielle qui touche, pour l'instant, essentiellement les pays de la zone tropicale et subtropicale. Nous développons un cadre systémique et complexe pour l'étude de cette maladie, qui permet à la fois de décomposer ses différentes entités – hôte, vecteur, virus, environnement – tout en affirmant le poids de leurs interactions dans ses dynamiques potentielles. L'étude de cette complexité systémique s'enrichit d'un cadre méthodologique qui permet d'intégrer dans un même modèle des dynamiques biologiques et sociales, dans des environnements changeants. Ce cadre de recherche implique de nouvelles pratiques, il rend indispensable une collaboration étroite des sciences sociales, environnementales, biologiques et informatiques, sans oublier l'implication des populations et des acteurs locaux de santé publique.

Jaenisch T., IDAMS group, Sakuntabhai A., DENFREE group, Wilder-Smith A. (2014), *Dengue Research Funded by the European Commission-Scientific Strategies of Three European Dengue Research Consortia*. PLoS Neglected Tropical Diseases, 7(12): e2320 doi:10.1371/journal.pntd.0002320

Dengue is a major international public health concern and one of the most important arthropod-borne diseases. Approximately 2.5 billion people—40% of the world's population, in over 100 countries—are at risk of dengue virus (DENV) infection. In recent years the average annual

incidence of dengue-related serious disease in many tropical counties has been rising dramatically, with the infection becoming endemic in areas where its occurrence was once sporadic.

L'étude du système pathogène complexe de la dengue passe donc d'une part par une surveillance précise des territoires pour mieux les connaître et l'intégration de ces connaissances dans des systèmes d'information géographique. Ce travail d'épidémiologie observationnelle nous a conduit à étudier les systèmes de surveillance de la dengue, principalement en Inde et en Thaïlande, et à réaliser des études d'analyses spatiales pour tenter de décrire les dynamiques spatiales de cette maladie dans ces espaces urbains. La nature des données d'épidémiologie ainsi utilisées nous a également permis de montrer les limites et les défaillances des systèmes de surveillance.

* Daudé É., Vaguet A. (2015), *Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : qui a échoué ?* l'Espace Politique, vol. 26, n. 2, <https://espacepolitique.revues.org/3485>, doi:10.4000/espacepolitique.3485.

Cet article propose une description multi-échelle de la surveillance et de la lutte contre la dengue en Inde. Cette démarche permet de comprendre les modalités de fonctionnement du système de santé publique et de mettre en lumière les facteurs de blocages et de dysfonctionnements dans la lutte contre la maladie, à différentes échelles. Au-delà des questions strictement médicales, les dimensions politiques et sociales sont intégrées pour comprendre les enjeux de santé publique. Programmes nationaux, articles de journaux, données épidémiologiques et interviews sont ainsi mobilisés pour en décrire les différents acteurs, des simples citoyens aux décideurs locaux, nationaux et internationaux. Entre les prophéties faiblement auto-réalisatrices des documents cadres de santé publique et la réalité de terrain, les verrous à dépasser sont nombreux. A moins d'une politique beaucoup plus active au niveau des États de l'Union et d'une approche multisectorielle des questions de santé au niveau urbain, il est probable que l'Inde continuera d'être touchée par de nombreuses épidémies de dengue.

Telle O., Vaguet A., Yadav N.K., Lefebvre B., Cebeillac A., Nagpal B., Daudé É., Paul R. (2016), *The spread of dengue in an endemic urban milieu – the case of Delhi, India*. PloS ONE, 11(1): e0146539, p. 17, doi:10.1371/journal.pone.0146539

Dengue is a major international public health concern, one of the most important arthro-pod-borne diseases. More than 3.5 billion people are at risk of dengue infection and there are an estimated 390 million dengue infections annually. This prolific increase has been connected to societal changes such as population growth and increasing urbanization generating intense agglomeration leading to proliferation of synanthropic mosquito species. Quantifying the spatio-temporal epidemiology of dengue in large cities within the context of a Geographic Information System is a first step in the identification of socio-economic risk factors. This Project has been approved by the ethical committee of Institut Pasteur. Data has been anonymized and de-identified prior to geolocalisation and analysis. A GIS was developed for Delhi, enabling typological characterization of the urban environment. Dengue cases identified in the Delhi surveillance system from 2008 to 2010 were collated, localised and embedded within this GIS. The spatio-temporal distribution of dengue cases and extent of clustering were analyzed. Increasing distance from the forest in Delhi reduced the risk of occurrence of a dengue case. Proximity to a hospital did not increase risk of a notified dengue case. Overall, there was high heterogeneity in incidence rate within areas with the same socio-economical profiles and substantial inter-annual variability.

Dengue affected the poorest areas with high density of humans, but rich areas were also found to be infected, potentially because of their central location with respect to the daily mobility network of Delhi. Dengue cases were highly clustered in space and there was a strong relationship between the time of introduction of the virus and subsequent cluster size. At a larger scale, earlier introduction predicted the total number of cases.

Daudé É., Mazumdar S. (2016), *Combating Dengue in India: Challenges and Strategies*, EPW: Economic & Political Weekly, vol. 51, n. 8, pp.77-81, <http://www.epw.in/journal/2016/8/notes/combating-dengue-india.html>

The limited official data available on dengue in India fails to define its epidemiological profiles. However, it reveals how little has been done in the surveillance of this disease at the level of the states, and gives an idea of the quantum of effort required to fight dengue. The National Vector Borne Disease Control Programme faces some classic pitfalls in India with its implementation not mandatory in the states. Arguments about the number of cases and hospitalisation, both with wide ranges, persist. Applying integrated action plans at the district level in the states would have helped. Improvement of the system of public health services, strengthening skills of medical personnel, active surveillance components with a well-functioning surveillance system, enhancement or creation of suitable water distribution network and garbage collection are critical components of an integrated plan.

Daudé É., Mazumdar S., Solanki V. (2017), Widespread Fear of Dengue Transmission but Poor Practices of Dengue Prevention: a Study in the Slums of Delhi, India. PLoS ONE 12(2): e0171543. doi:10.1371/journal.pone.0171543.

This study has been conducted to throw light on the knowledge and practices related to dengue fever among the poor population living in Delhi's slums. A household survey was conducted in 2013 among 3,350 households. The households were stratified by a number of variables related to socio-economic status and health events such as hospitalisation. The data collection was completed through face-to-face interviews conducted with the help of 25 field investigators. About 8% of the households had at least one diagnosed dengue case. In comparison to the population surveyed, teenagers (15–19 years) and adults (30–34 years) were more affected whereas children under four years of age were underrepresented. Housewives are more affected by dengue (24%) compared to their share of the population surveyed (17%). Despite the fact that 77% of the respondents are worried about mosquitoes, only 43% of them monitor environment to avoid the presence of breeding sites. One cannot exclude the possibility that though young children under the age of four years are exposed to the virus, either their cases were asymptomatic or family members infected during this period had potentially more serious symptoms leading to hospitalisation. This result could thus be explained by budget-related health choices made by this population which do not favour small children. Educational programs should target housewives to improve their impact, as they are the ones mostly responsible for water storage and cleanliness of the house and its neighbourhood. Even with a dengue experience and potentially an acute perception of the risk and its factors, a proper management of environmental conditions is lacking. This along with the fact that word-of-mouth is the main source of information quoted should be a message for municipality health workers to give door-to-door information on how to prevent breeding sites and dengue infection.

Dans la structure systémique de la dengue qui relie l'hôte, le vecteur, le virus et l'environnement, je me suis donc intéressé à l'évaluation, par la simulation, des densités vectorielles en milieu urbain et à l'estimation du rôle des déplacements des hôtes dans l'expansion géographique de la maladie.

L'idée d'une modélisation à l'échelle du moustique pour simuler des dynamiques de population n'est pas nouvelle. CIMSIM (Magori et al. 2009; Ellis et al. 2011; Focks et al. 1995) par exemple est un modèle qui permet d'estimer la capacité de production de moustiques d'un gîte vectoriel sous différentes conditions de températures et de précipitations. Basé sur une table de survie journalière, ce modèle calcule les valeurs moyennes de nombreux paramètres entomologiques (âge, abondance, fécondité) ainsi que la taille de chacun des stocks dans les différents états du moustique pré-adulte (nymphe et larve). Cette approche par microsimulation sera reprise dans Skeeter Buster (Magori et al. 2009) pour modéliser les processus de développement intra-récipient, selon les mêmes critères. Plus récemment, le modèle SimPopMosq (S. J. de Almeida et al. 2010) intègre la dimension spatiale au modèle CIMSIM. Celui-ci repose sur le couplage d'un modèle à base d'agents composé de quatre classes (moustique, humain, chien et chat) avec des données environnementales (gîte vectoriel, maison avec chambre et jardin). SimPopMosq permet d'étudier la dispersion de moustiques à l'intérieur d'une maison et dans son voisinage immédiat (jardin) ainsi que l'efficacité relative de différentes stratégies de placement de pièges à moustiques. Les recherches que nous avons mené avec Somsakun Maneerat dans le cadre de son projet doctoral s'inscrivent dans cette même perspective. On modélise avec MOMA (Model of Mosquito Aedes) les comportements élémentaires et le cycle de vie du moustique femelle *Ae. aegypti* selon ses déterminants (états et énergie) et besoins biologiques (recherche de nourritures, de sites de pontes, de lieux de repos) dans un environnement hétérogène et dynamique afin d'observer la géographie de ses lieux de vie, en milieu urbain.

* Maneerat S., Daudé É. (2016), *A spatial agent-based simulation model of the dengue vector Aedes aegypti to explore its population dynamics in urban areas*. Ecological Modelling, vol. 333, pp.66-78, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2016.04.012>.

MOMA (Model Of Mosquito Aedes) is a spatially explicit agent-based simulation model of *Aedes aegypti* female mosquito, the dengue vector. The model aims to produce statistical data on mosquito behaviours and population dynamics that are difficult to obtain through field surveys such as population densities in various geographical and climatic conditions. It can also be used to explore effects of vector control strategies on population dynamics. The model simulates adult mosquitoes as 'agents' which interact with their local environment. The latter provides resources for their biological development and can also constrain their flight or egg-laying behaviours. Variations in environmental configurations such as land-use and climate make it possible to explore the dependence of mosquito population dynamics on the context. This paper gives a detailed description of the model's various components and the overall approach used to calibrate and validate it. Study of simulated mosquito behaviours reveals the model's ability to produce the

mosquito's realistic life cycle. The mosquito cohort's flight distance in various urban landscapes is also explored. The latter represent a developing neighbourhood in Delhi (India) processed using a Geographical Information System (GIS). The initial results reveal a significant relation between urban topology, human densities and adult mosquito flight.

Maneerat S., Daudé É. (2017), Étude par simulation à base d'agents des effets des discontinuités intra-urbaines à Delhi sur la dispersion des moustiques *Aedes aegypti*, vecteurs de la dengue, de la fièvre jaune, du chikungunya et du virus Zika. *Cybergéo : European Journal of Geography*, doi : 10.4000/cybergeo.28078.

D'importants moyens humains et financiers sont déployés pour limiter la présence d'*Aedes aegypti*, principal vecteur de la dengue, de la fièvre jaune, du chikungunya et du virus Zika. Ces moyens ont notamment pour objectif d'identifier, via des études de terrain, les principales caractéristiques des espaces de vie de ce moustique pour mieux cibler les opérations de contrôle vectoriel. Une alternative à ces enquêtes consiste à évaluer les caractéristiques de ces lieux de vie en s'appuyant sur des modèles. C'est en partie dans ce contexte que nous avons développé le modèle de simulation MOMA (Model Of Mosquito *Aedes aegypti*). MOMA est un modèle à base d'agents qui intègre un ensemble de connaissances sur la biologie et les comportements du moustique *Aedes aegypti*. Celui-ci évolue dans un environnement de simulation construit selon ses besoins et ses contraintes spécifiques. Ce laboratoire virtuel, construit en collaboration avec des entomologistes, nous a permis de montrer que la sédentarisation du moustique *Aedes aegypti* pouvait provenir d'une part des nombreux obstacles au déplacement en milieu urbain et d'autre part de l'abondance des différentes ressources dont il a besoin pour vivre et se reproduire. Cet article présente le modèle MOMA et sa capacité à reproduire des connaissances de terrain, telles que la dispersion de cohortes de moustiques dans différents contextes spatiaux. Son environnement de simulation est calibré à partir de données collectées dans un quartier de Delhi (Inde). Les résultats des simulations confirment la capacité du modèle à reproduire des faits observés et rapportés dans de nombreuses études de terrain et permet d'envisager l'utilisation de MOMA sur des terrains moins arpentés de la géographie du moustique *Aedes aegypti*.

Ce premier modèle informatique du moustique *Aedes aegypti* nous a permis de manipuler une représentation des connaissances sous la forme d'un laboratoire artificiel. Les expériences sur la biographie des moustiques, leur capacité de dispersion et de reproduction nous ont permis de valider ce modèle et de questionner plus précisément le rôle des configurations spatiales à l'échelle du moustique sur le comportement du moustique. En effet si *Ae. aegypti* est un moustique essentiellement urbain, les études montrent que sa distribution spatiale à l'intérieur de la ville est très hétérogène. Ceci est selon nous dû à la forte variabilité du potentiel environnemental urbain à produire les conditions favorables à son installation et à sa prolifération. Mais si de nombreuses études de terrain révèlent une forte hétérogénéité des densités vectorielles selon les contextes géographiques locaux (Morrison et al. 2004), peu convergent pour rendre compte de facteurs déterminants et exclusifs pour expliquer cette hétérogénéité. C'est dans ce contexte que nous avons décidé de construire un cadre méthodologique et un outil générique capable d'estimer les densités

locales de moustiques, avec pour objectif à plus long terme de minimiser le poids économique et humain des études de terrain souvent laborieuses, pas toujours réalisables.

La prise en compte des hétérogénéités environnementales dans les modèles est malgré tout importante mais récente. Un constat étonnant car les facteurs susceptibles d'influencer le développement de populations d'*Ae. aegypti* sont reconnus comme étant inégalement distribués dans les espaces urbains, avec une présence qui évolue dans le temps. Les précipitations par exemple sont relativement homogènes en milieu urbain à l'échelle notamment d'une saison épidémique. On considère ainsi que si une pluie de mousson ne touche pas toute la ville un jour donné, la succession de pluies de mousson sur plusieurs semaines « irrigue » toute la ville de manière indifférencié. De ce fait, ce facteur explicatif, si pris isolément, ne permet pas d'expliquer la présence de *hotspots* de moustiques, marqueurs d'une distribution spatiale hétérogène. Pour modéliser l'environnement, nous avons donc choisi dans le cadre du projet doctoral de Renaud Misslin de faire appel au concept de l'habitat basé sur les ressources (resource-based habitat concept, ou RBHC) qui permet de décrire la diversité de l'environnement du moustique (Dennis 2003; Hartemink et al. 2014). Ce faisant nous proposons de considérer l'environnement des moustiques en prenant en considération leur interprétation de l'environnement.

Ce cadre méthodologique s'appuie sur l'étude et la définition des besoins primaires d'un organisme pour en déduire son habitat fonctionnel, ou de façon plus synthétique, un concept d'habitat basé sur les ressources (RHBC). Nous avons identifié cinq facteurs environnementaux comme faisant partie du RHBC d'*Ae. aegypti* : l'eau, les températures, la végétation, la présence de ressources en sang, et les gîtes de pontes. Des méthodes d'estimation de ces différentes ressources à une résolution spatiale très fine (30m x 30m) ont été développées à partir d'images satellites, de bases de données et de paramètres issus de la littérature.

Misslin R., Daudé É., (2016), Génération d'environnements artificiels pour la simulation spatiale d'arboviroses en milieu urbain : application à la dengue et au virus Zika, Actes du colloque SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale, p. 389-482.

Aedes aegypti est le principal vecteur de la dengue et du virus Zika. Avec la recherche vaccinale, le contrôle vectoriel est un levier important de lutte contre ces maladies. Étudier les relations dynamiques et non-linéaires entre l'environnement et le vecteur permet de guider les stratégies de surveillance et de contrôle. L'objectif de MODE (Model of Dynamical Environment) est d'identifier, par la simulation, les contextes environnementaux qui influencent la distribution spatiotemporelle d'*Aedes aegypti* en milieu urbain. Cet article présente (1) le concept d'un « habitat basé sur les ressources » et son adaptation à *Aedes aegypti*, (2) les méthodes génériques d'estimation des facteurs environnementaux de cet habitat et (3) les dynamiques de ces facteurs. Ces concepts et méthodes sont illustrés en (4) par une application sur Bangkok (Thaïlande). Nous concluons par

une discussion sur l'apport d'une modélisation d'environnements dynamiques pour l'étude des arboviroses.

Nous avons ensuite élaboré l'Indice d'Aléa Environnemental (IAE), construit à partir d'une combinaison de ces cinq indicateurs, dont trois sont spatiaux et deux spatio-temporels (gîtes potentiels en eau et températures de l'air). La cartographie dynamique de cet indice permet de visualiser les niches écologiques potentielles d'*Ae. aegypti* à une résolution spatiale très fine et sur de grandes étendues. Un tel indice constitue une information intéressante, notamment pour les villes qui ne disposent pas de systèmes de surveillance vectorielle ou qui disposent de moyens réduits. Identifier des sites présentant les plus fortes probabilités de présence de moustiques doit permettre l'utilisation optimale de ressources dédiées à la lutte anti-vectorielle, enjeu central pour les acteurs de Santé Publique.

* Misslin R., Daudé É. (2017), *Environmental hazard index mapping methodology of Aedes aegypti, vector of dengue and Zika virus*. International Review of Geomatic, RIG.

Aedes aegypti est le principal vecteur des virus Zika et de la dengue. Avec la recherche vaccinale, le contrôle vectoriel est un levier important de lutte contre ces maladies. Étudier les relations dynamiques, multifactorielles et non-linéaires entre l'environnement et le vecteur doit permettre d'améliorer les stratégies de surveillance et de contrôle de ce dernier. Les objectifs de MODE sont de décrire ces relations afin d'identifier les contextes environnementaux qui en résultent et qui contribuent potentiellement à la distribution spatiotemporelle d'*Aedes aegypti* en milieu urbain. Cet article présente (1) le concept d'un « habitat basé sur les ressources » et son adaptation à *Aedes aegypti*, (2) les méthodes génériques d'estimation des facteurs environnementaux de cet habitat et (3) les dynamiques de ces facteurs. Ces concepts et méthodes sont illustrés en (4) par une application sur Bangkok (Thaïlande) et (5) par la réalisation de cartes de l'aléa environnemental.

Enfin le dernier composant du système pathogène complexe de la dengue que nous avons modélisé est l'hôte, en insistant sur le facteur mobilité. En effet comme nous l'avons évoqué si de nombreux travaux ont montré le rôle des mobilités humaines dans la propagation des maladies infectieuses aux niveaux national (Wesolowski et al. 2015) et international (Colizza et al. 2006), la prise en compte de leur contribution dans la propagation au niveau intra-urbain est plus récente (Stoddard et al. 2013, 2009). La question du rôle de la modélisation de la mobilité en lien avec la propagation de virus fait intervenir nécessairement la question des échelles de modélisation, car un phénomène épidémique peut se déployer localement par les mobilités quotidiennes des individus et internationalement par les mobilités migratoires ou de loisir. Nous avons pu ainsi montrer les possibilités de coupler deux modèles de contagions qui agissent à deux échelles différentes, l'un intra-urbain avec une individualisation des contacts et l'autre inter-urbains avec des flux de passagers d'une ville à l'autre.

Banos A., Corson N., Daudé É., Gaudou B., Rey-Coyrehourcq S. (2016), *Macro models, micro models and network-based coupling*, in Banos A., Lang C, Marilleau N. (eds.), *Agent-based Spatial Simulation with NetLogo*, Volume 2: Advanced Concepts, ISTE, Elsevier, Chap. 3, p. 63-84.

In this chapter, we will discuss coupling models with different scales to describe the propagation of a virus within a population. This population is distributed throughout a set of cities connected by airline routes. Population movements between cities enable the virus to travel, carried by infected individuals. In each city, the description of virus propagation is based on an SIR-type model. The first model, called EpiSim, is presented in section 3.3, first in its aggregate variant, and then in its individual-based variant. Comparing these two approaches will allow us to discuss the advantages and limitations of each of them. In the second section, we will present two approaches for coupling models based on networks. The first approach considers a network of coupled systems of equations. The second combines an agent-based model of microscale components with a model of macroscale components based on systems of equations. This coupled model, called MicMac, is presented in more detail. The added value of micro/macro coupling is examined in the article.

L'objectif de notre étude sur la dengue se focalisait cependant sur l'échelle infra-urbaine, ce qui n'était pas sans poser quelques difficultés pour la construction des jeux de données. Comme pour l'analyse des mobilités dans le projet ESCAPE, le recueil de données de mobilité dans nos zones d'études a en effet été compliqué. De nombreuses tentatives ont été faites pour récupérer des données de mobilité aussi bien à Delhi qu'à Bangkok. Des opérateurs de téléphonie mobile ont été contactés dans les deux villes, sans succès au final. Pour contourner cette difficulté d'accès aux données qui décrivent directement le phénomène, certaines études mobilisent des modèles géographiques classiques, gravitaire ou radiatif (Perez-Saez et al. 2017), pour décrire les flux de populations entre un centre urbain et sa périphérie. D'autres mobilisent des enquêtes de terrains sur un petit nombre d'individus pour calibrer des modèles de Markov à l'échelle ultra-locale (Perkins et al. 2014). Certaines encore utilisent des statistiques d'appels (*Call Details Reports*) (Buckee et al. 2013; Wesolowski et al. 2015) et élaborent des modèles mathématiques prenant en compte les mobilités à l'échelle d'un pays. Bien que relativement ubiquiste et à haute résolution spatiale et temporelle, ce type de donnée reste difficile à se procurer. Certains travaux se portent alors sur un nouveau type de données, celles issues des réseaux sociaux.

Dans le cadre d'un projet doctoral réalisé par Alexandre Cébeillac, nous avons commencé à collecter et à analyser la possibilité d'utiliser les *tweets* publics et géolocalisés issues du réseau social Twitter à Bangkok. En effet, 91.5% de la population de Bangkok fréquente les réseaux sociaux (dont environ 10% Twitter) et 70% des connexions à Internet s'effectuent via un *smartphone*^{viii}. Cet échantillon de données nous a semblé être un bon proxy pour appréhender les questions de mobilités. Ces données individuelles et anonymisées – un dossier a été déposé auprès de la CNIL via le CIL de l'université de Rouen - ont été couplées à une utilisation du sol obtenue par classification de dizaines de milliers de points d'intérêts du service Google Map (**Figure 7**).

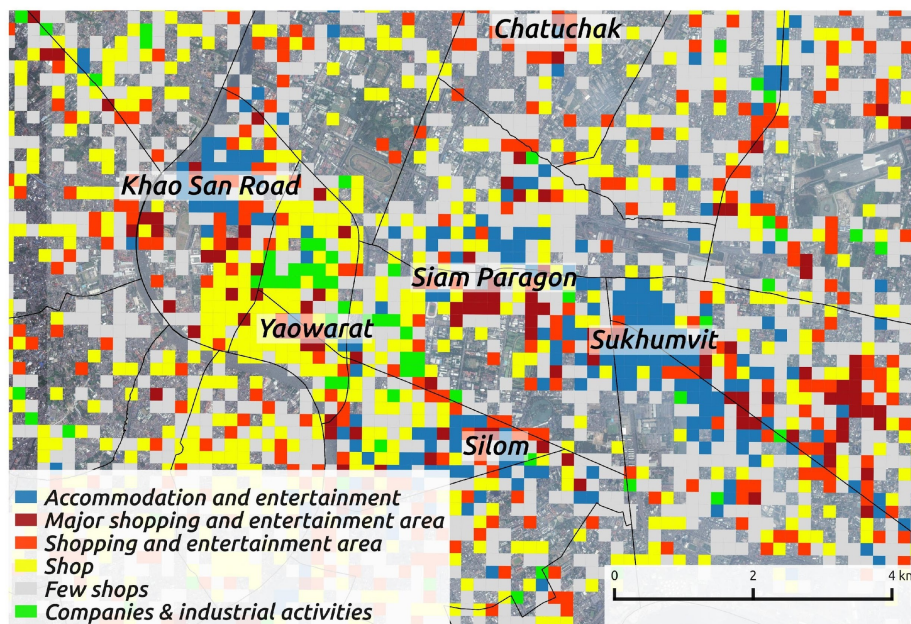


Figure 7 : Typologie des activités économiques dans le centre de Bangkok (Thaïlande).

L'application du concept d'espace d'activité, qui se définit comme la somme des lieux, plus ou moins flexibles dans le temps et l'espace où un individu effectue une activité (travail, loisir, shopping etc.) (Hägerstrand 1970; Horton and Reynolds 1971) nous a permis de recréer les agendas d'environ 30 000 personnes à Bangkok. A chaque plage horaire, chaque personne a une probabilité d'effectuer une activité parmi l'ensemble des lieux qu'elle fréquente hypothétiquement. Cette approche par espace d'activité et agenda individuel permet déjà de faire ressortir les principales zones d'interactions spatiale à Bangkok.

* Cebeillac A., Daudé É., Huraux T. (2017), *Where? When? And How Often? What Can We Learn on Daily Urban Mobilities From Twitter Data and Google Map in Bangkok (Thailand) and Which Perspectives For Dengue Studies?* Netcom, 31-3/4, p. 283-308.

Human mobilities in urban areas have an impact on the spread of infectious diseases, including those caused by mosquito-borne diseases like dengue and Zika virus. Therefore, finding appropriate data and methods to perform spatial analyses of mobilities is a critical issue. The emergence of substantial amount of geolocated data, which is easily available on the Internet, has a great potential in mobility researches, especially when paired with land use, following the activity-space concept. This paper, focused on the dengue endemic mega-city of Bangkok (Thailand), explores the potentialities of (A) using a land use classification from Google's points of interest (POIs) to assess the likelihood of performing an activity from (B) a large dataset of individual geolocated tweets to characterize and quantify daily mobility. These emerging data sources allow the characterization of (C) the rhythms of daily mobility in Bangkok, from the perspective of (1) the macroscopic urban pulse and (2) the rhythms and aims for individual movement. The advantages and limitations of this kind of data will be finally discussed regarding dengue epidemics.

Cebeillac A., Daudé É., Vaguet A. (2017), *Discontinuités spatiales, santé et mobilités. Analyses et typologies des Google POI et des Tweets pour caractériser les structures spatiales et les dynamiques d'attractivités de Bangkok (Thaïlande)*, Actes du colloque SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.

L'objectif général de ce papier consiste à discuter des fortes discontinuités spatiales dans les métropoles asiatiques et de leurs effets, notamment en termes de santé des populations. Dans le même temps, l'exploration de jeux de données originaux permet désormais de mieux caractériser les structures et les dynamiques dans des villes où le chercheur ne dispose pas aisément de données spatialisées. La diffusion d'Internet, des smartphones et des applications ouvrant à la géolocalisation, a contribué à renouveler les opportunités de recueil de données pour les chercheurs. Nous proposons dans cet article d'explorer les données issues de Google POI (Point Of Interest) et du réseau social Twitter pour dresser une typologie des activités de la ville de Bangkok et pour mieux en mesurer les pulsations par les mobilités quotidiennes qui s'y exercent.

L'objectif de cette recherche était donc de pouvoir générer une population d'agents de type hôte, localisée sur l'environnement sur lequel elle pouvait se déplacer. Les deux principaux processus modélisés dans l'agent hôtes sont les déplacements (définis via les statistiques issues des données Twitters) entre différents espaces d'activités tels que la maison, l'école, le lieu de travail ou de loisir (définis via les données Google POI) et un mécanisme de contamination. L'hôte décrit dans le modèle MOMOS (Model of Mobility Simulation) dispose donc d'un calendrier d'activités journalier qui dépend de sa tranche d'âge, de son genre et de son lieu de résidence. Nous avons ainsi pu reconstruire à Bangkok différents niveaux d'informations sur la mobilité quotidienne, à l'échelle individuelle et à l'échelle de la ville.

À Bangkok les données de surveillance présentent également des discontinuités spatiales et temporelles qui montrent d'une part que certaines zones sont régulièrement touchées par le virus tandis que d'autres sont relativement épargnées, et d'autre part que certaines zones présentant à l'instant t des conditions environnementales peu favorables au développement des moustiques peuvent être particulièrement touchées par la maladie. Comprendre ces discontinuités devra passer par une étude combinée de ses principaux composants, c'est-à-dire les mécanismes de développement et de propagation des vecteurs, fortement contraints par l'environnement micro-urbain et les déplacements quotidiens des hôtes porteurs de virus qui, du fait de leur grande anisotropie, répandent les virus de manière discontinue dans les villes. En mobilisant d'une part notre modèle environnemental urbain permettant d'identifier les hétérogénéités spatio-temporelles affectant le développement du vecteur, et d'autre part des données massives issues des réseaux sociaux permettant d'appréhender les mobilités, nous avons ainsi franchi une étape supplémentaire avec la combinaison de nos différents modèles en un seul, le modèle MO³, qui sera l'objet de notre second projet de recherche présenté dans cette HdR. Ce modèle a été pour une première fois testé avec comme objectif d'évaluer son fonctionnement ce qui a conduit à un long processus de

correction. Nous avons ensuite testé sa capacité à simuler des dynamiques vectorielles différenciées selon la présence d'îlots de chaleurs à Bangkok, dont les premiers résultats sont intéressants dans la mesure où ils permettent de simuler des volumes de populations de moustiques et des temporalités de leur disponibilités variés selon les variations de températures.

Huraux T., Misslin R., Cebeillac A., Vaguet A., Daudé É. (2017), *Modélisation de l'impact des îlots de chaleur urbains sur les dynamiques de population d'Aedes aegypti, vecteur de la dengue et du virus Zika*, Actes du colloque SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.

Les moustiques de l'espèce *Aedes aegypti* sont les vecteurs les plus compétents pour la transmission du virus Zika, de la dengue et du Chikungunya. Ce moustique s'est parfaitement adapté aux environnements urbains où sa présence doit être surveillée et contrôlée, notamment en l'absence de vaccin efficace contre ces différents virus. Notre approche repose sur une méthodologie alternative à l'observation *in situ* des populations d'*Aedes*, rendu difficile en raison même de la complexité des environnements urbains. Face à la difficulté de collecter des données épidémiologiques ou entomologiques de qualité sur le terrain, nous utilisons la simulation à base d'agents pour faire interagir dans un seul modèle des vecteurs, des hôtes et des environnements dynamiques. Nous illustrons notre approche par une étude des effets des facteurs environnementaux sur les dynamiques de population de moustiques. Dans cet article, nous testons l'hypothèse d'un impact des îlots de chaleur urbains sur le maintien de population de moustiques et sur la variabilité des dynamiques de leurs populations à Bangkok.

Ainsi si ce type de modèle permet une vision systémique, une vue d'ensemble du problème étudié, tout en intégrant une grande diversité des entités et de leurs interactions, on peut les définir comme des modèles descriptifs. Cependant ce type de modèle de simulation à base d'agents à grande échelle est complexe et difficile à vérifier, à comprendre et à valider. Comment en effet valider au sens classique du terme, c'est à dire statistique, les résultats de simulations d'un modèle que l'on ne peut pas reproduire par l'expérience dans la réalité ? C'est là, en plus de rendre opérationnelle notre recherche, une des motivations de la poursuite du projet MO³.

5.3 Le projet de recherche MO³

Le projet de recherche MO³ repose sur la formalisation du système pathogène complexe de la dengue par un méta-formalisme agent. Celui-ci est apparu comme particulièrement bien adapté pour prendre en compte à la fois la diversité des types d'agents et leurs interactions dans des environnements hétérogènes, tout en ne sacrifiant pas l'intégration au sein d'un même modèle de différents formalismes (équationnels, objets, agents). Le modèle MO³ permet de décrire un système dans lequel des conditions écologiques particulières vont favoriser la circulation d'un agent pathogène dans une population d'hôtes grâce à un vecteur qui sert de passerelle entre les hôtes, qui sont mobiles. L'identification des trois composantes spécifiques - vecteur, hôte, environnement - nous a aidé à hiérarchiser et préciser la nature des mécanismes y opérant à différentes échelles. Ces travaux nous ont permis d'identifier des facteurs environnementaux candidats pour expliquer la

dispersion et la densité de moustiques, premiers facteurs que nous souhaitons valider. C'est là un des intérêts des modèles de simulation que d'orienter, à partir de leur exploration, vers de nouvelles pistes de recherche sur le terrain.

Nous souhaitons avec ce projet associer des expériences de terrain originales d'implémentation de contrôle vectoriel au développement de notre modèle de simulation MO³. Trois axes de recherches sont envisagés dans ce projet, il s'agira : (i) d'étudier les capacités de reproduction et de dispersion du vecteur *Ae. aegypti* dans différents contextes micro-géographiques et de mesurer l'efficacité d'insecticides par auto-dissémination dans ces contextes ; (ii) d'évaluer la généricité d'une approche originale qui vise à quantifier les risques environnementaux d'endémisation de populations vectorielles à la fois à une résolution spatio-temporelle très fine et sur de grandes emprises spatiales telle qu'une ville ; (iii) d'évaluer le poids des mobilités humaines dans la dispersion des virus transmis par *Ae. aegypti* aux échelles intra-urbaine par rapport aux risques environnementaux locaux.

5.3.1 Contexte général du projet de recherche

L'un des caractères ambitieux de ce projet est de proposer un laboratoire artificiel co-construit par des géographes, des entomologistes, des épidémiologistes et des informaticiens et à partir duquel de nombreuses expérimentations originales seront réalisées : Évaluation des densités locales de moustiques dans une perspective de contrôle vectoriel ; Réduction du risque de transmission de la maladie par l'analyse des déplacements des hôtes ; Choix de localisation et des densités des dispositif d'auto-dissémination d'insecticides dans l'environnement. La prise en compte de l'ensemble de ces enjeux se fait au sein d'un effort de recherche centré sur les conditions socio-économiques et environnementales qui nous permet de définir de façons plus pertinentes les échelles spatiales candidates à une intervention plus sélective. Cet effort intervient comme complémentaire et vient renforcer une politique de santé mondialisée où cette problématique et cette échelle sont encore peu abordées (WHO 2012). En effet si les études et modèles macroscopiques, à l'échelle des pays ou des vastes régions, ont largement contribué à notre compréhension des effets du changement climatique ou de la pauvreté sur les épidémies, de nombreuses questions restent en suspens pour comprendre les dynamiques locales des épidémies et pour proposer des solutions pour une réduction ciblée des risques.

L'un des caractères novateurs de MO³ sera donc d'explorer le rôle des déplacements des hôtes porteurs du virus, souvent asymptomatiques, échappant de ce fait aux systèmes de surveillance, dans la propagation du virus à l'échelle intra-urbaine. A cette échelle une analyse systémique et multifactorielle est nécessaire pour englober le risque épidémique, car il dépend de la séroprévalence par tranche d'âge (Jaenisch et al. 2013), des densités locales de moustiques (D.

Gubler 2011) ou encore des campagnes de prévention et de contrôle qui influent sur la progression de ces maladies (Ooi, Goh, and Gubler 2006). Un des obstacles à l'analyse du rôle des mobilités en contexte épidémique est l'absence de données appropriées, car la seule analyse de la dynamique des cas ne révèle pas nécessairement, à cette échelle, de dynamiques spatiales évidentes. Cela est dû aussi bien au contexte, par exemple la part de la population immunisées n'est pas connue, qu'aux systèmes de surveillance, souvent passif, qui ne collectent que le sommet de l'iceberg, c'est-à-dire les cas hospitalisés et graves, alors que les cas asymptomatiques représentent entre 50 et 75% des cas (Grange et al. 2014). Reconstituer les contextes - séroprévalence au sein de la population et mobilités quotidiennes - et simuler des scénarios d'introduction de virus et de sa diffusion est donc une solution alternative à l'observation pour estimer le poids des mobilités urbaines dans la dispersion.

Un second élément important du projet sera dans l'exploration du couplage entre MODE-micro et le modèle moustique MOM4. Plusieurs études nous ont confirmés la capacité de ce couplage de modèles à reproduire des résultats d'études de terrain rapportés dans la littérature : Les moustiques simulés s'éloignent peu de leur lieu d'émergence, comme dans la réalité, entre 16 et 25 m. dans (Muir and Kay 1998) et 30,5 m. dans (Ordóñez-Gonzalez et al. 2001). Mais ces rares études de terrain ne décrivent pas systématiquement les environnements dans lesquels elles ont été réalisées. Or nous devons d'une part contrôler sur le terrain que nos résultats ne sont pas de simples artefacts informatiques, et d'autre part utiliser le potentiel exploratoire de notre modèle pour le généraliser à tout type de configuration environnementale. Pour effectuer notre contrôle de dispersion des moustiques dans différents sites, nous programmons de nous associer à une technique originale : le larvicide à auto-dissémination (AD) avec pyriproxyfène. Ce sera là une des rares occasion de pouvoir valider par l'expérimentation sur sites nos résultats de simulations.

Deux premiers verrous scientifiques et techniques sont identifiés dans notre projet de recherche, notamment dans le processus de modélisation.

Premièrement, la construction, l'exploration et le couplage de modèles spatialisés et individu-centrés nécessitent d'importantes ressources computationnelles et la mise au point ou l'utilisation de méthodes d'exploration innovantes qui permettront de produire, par la simulation, des connaissances à plusieurs échelles : Celle du moustique, qui nous permet par exemple de réaliser des expériences sur la capacité de dispersion de cohortes de moustiques selon différents contextes géographiques ; Celle d'un quartier, qui permet de suivre l'évolution des densités de moustiques selon les caractéristiques de leur habitat ; Celle enfin de la ville, qui révélera les lieux *hotspots* de contamination.

Deuxièmement, la description d'entités et de processus en interrelations à des échelles et des niveaux d'abstractions hétérogènes au sein des différents modèles dynamiques proposés implique une simplification progressive de ces modèles. Cette compression d'information est nécessaire pour que ces comportements puissent être généralisés à petites échelles comme celles des villes. Cette opération de simplification doit se réaliser tout en conservant les caractéristiques et les mécanismes essentiels des comportements du moustique et des hôtes, validés à une échelle très détaillée sur le plan spatial et temporel. L'enjeu est donc de pouvoir cartographier au mieux le comportement du modèle en manipulant un espace de paramètres important au regard de sa complexité, puis d'identifier et de résumer au mieux, en discutant avec les spécialistes, ces comportements dans des modèles équationnels par exemple. La hiérarchisation des paramètres par criticité avec les experts ainsi que les premiers travaux déjà conduit dans ce sens nous permettront d'organiser au mieux cette exploration.

Nous avons donc défini une première ontologie du modèle ($MO^3 = MOMA + MODE + MOMOS$), décrite à partir des modèles interopérables suivants : le modèle *MOMA* du moustique vecteur et le modèle *MODE*-micro de l'environnement. L'implémentation des modèles *MODE* à une résolution spatiale plus grande et l'implémentation de *MOMOS* sur les mobilités quotidiennes en milieu urbain sont à poursuivre.

Au-delà des objectifs de recherche que nous avons définis, nous souhaitons concrètement réaliser (i) MO^3 , le modèle de simulation spatialisé de maladies à transmission vectorielle, (ii) une plateforme Web dédiée à la cartographie dynamique des risques environnementaux en lien avec l'habitat fonctionnel des vecteurs et (iii) un jeu éducatif, *MOSQUITO-TERMINATOR*, portant sur le cycle de vie du moustique *Ae. aegypti* et les moyens de s'en prémunir.

5.3.2 Structuration du projet de recherche

Nous avons choisi deux cadres méthodologiques pour explorer la production et la dispersion de vecteurs et le rôle des mobilités humaines dans la propagation de virus : des études et expérimentations de terrain et l'exploration de modèles de simulations informatiques (Figure 8).

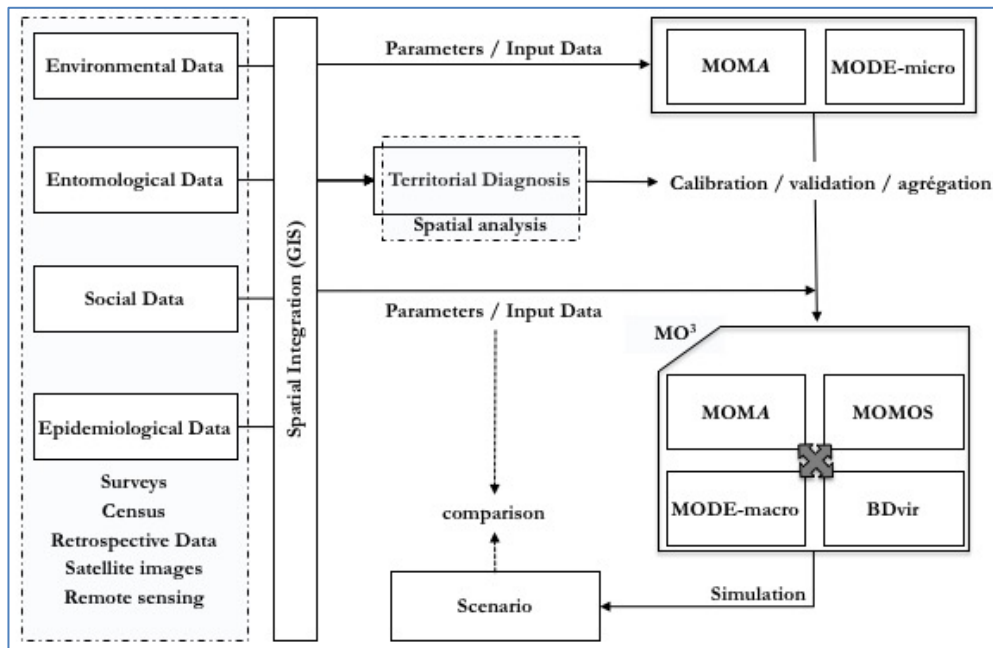


Figure 8 : Organisation générale du projet MO³

La collecte des données (partie gauche de la figure) sera mise en œuvre (i) sur le terrain, notamment pour les données épidémiologiques, entomologiques et la caractérisation de l'environnement sous SIG et (ii) de manière quasi-automatisée pour les données sociales et d'activités via les méthodes mises au point pour l'extraction des données des réseaux sociaux et des points d'intérêt Google et FaceBook par exemple. L'existence de partenariats (Thaïlande), de programmes de recherche en cours (Philippines) ou passé (Madère) faciliteront ce travail sur les études de terrains. Bangkok par exemple a été un site d'étude du projet européen DENFREE, ce qui a permis de développer une plateforme sur laquelle on peut effectuer des analyses de séroprévalence supplémentaires pour renseigner sur le statut immunitaire de la population, condition initiale importante pour rechercher l'impact de la mobilité humaine dans la progression du virus. L'ensemble de ces données participeront à l'évaluation d'un certain nombre d'hypothèses que nous souhaitons éprouver mais également à calibrer un certain nombre de variables et paramètres des 3 modèles à base d'agents de MO³, volet modélisation de ce projet (partie droite de la figure).

Le travail de modélisation et de couplage des différents modèles déjà en partie réalisés s'accompagnera d'une phase de calibration et d'exploration engageant d'ores et déjà une complexité et une volumétrie de calculs très importante. C'est là un des volets de recherche importants que je souhaite explorer dans les années à venir. La plateforme OpenMOLE (Reuillon, Leclaire, and Rey-Coyrehourcq 2013) développée par l'ISC-PIF fournira le socle pour le développement de procédures d'évaluations adaptés à ces problématiques et pour leur mise en œuvre nécessaire sur des environnements de calcul intensif (grille de calcul européenne EGI, le méso-centre Normandie

du CRIANN et l'infrastructure recherche du Data Center de l'université de Rouen). Ces procédures permettront de calibrer les modèles, de tester leur robustesse, de les résumer et d'explorer la diversité des dynamiques simulées (Chérel, Cottineau, and Reuillon 2015). Nous calculerons des valeurs crédibles pour les paramètres qui ne peuvent être évalués directement (depuis les données existantes) à l'aide de procédures de calibrage automatique (Schmitt et al. 2015). Nous utiliserons des mécanismes d'analyse de sensibilité comme les profils de calibrage (Reuillon et al. 2015) afin de mesurer l'impact des paramètres libres des modèles sur leurs capacité prédictives. Nous développerons de nouvelles méthodes afin de hiérarchiser les mécanismes mis en œuvre dans ces modèles (Cottineau, Chapron, and Reuillon 2015). Le travail d'évaluation des modèles sera donc mené en coordination forte avec le travail de modélisation. L'exploration systématique des modèles en cours de conception permettra de justifier les choix de modélisation et d'évaluer les conséquences des multiples sources d'incertitudes (concernant les mécanismes implémentés dans le modèle, concernant les données d'entrée servant à initialiser le modèle, concernant les données de terrain servant au calibrage) sur les dynamiques simulées.

Le programme de travail s'organise donc en 6 actions complémentaires qui permettront de franchir les verrous scientifiques identifiés, de collecter les données nécessaires à la calibration et la validation du modèle et des hypothèses, et de valoriser les résultats de recherche tant du point de vue scientifique qu'opérationnel.

La première action a pour objectif de finaliser le développement de MO³ (Figure 9) c'est-à-dire intégrer dans le même modèle de simulation MO³ le modèle du moustique (MOMA), le modèle de l'environnement (MODE) et le modèle de de l'hôte (MOMOS). Elle permettra également de constituer une bibliothèque de données (BDVir) paramétrique spécifiant les trois principaux virus transmis par *Ae. aegypti* et destinée à alimenter le modèle. Dans le détail, cette action aura notamment pour enjeu de décrire le comportement de populations de moustiques à une résolution spatiale plus large que celle choisie dans MODE-micro. En effet, il est encore impossible, même en utilisant le matériel et les techniques de parallélisations HPC les plus récentes, d'explorer le comportement des modèles de simulations avec des mécanismes aussi fin que MODE-Micro, sur des territoires aussi complexes et aussi vastes que peuvent l'être des villes entières. Ce changement de résolution permettra de garantir l'exécution et avec cela l'exploration systématique des simulations sur une étendue spatiale plus importante tout en conservant les propriétés de l'espace de vie du moustique. Un des enjeux de ce couplage est donc de passer d'une description individuelle du moustique à une description d'agrégats de moustiques, sous la forme de stocks d'œufs, de larves, de nymphes (déjà modélisés dans MOMA) et d'adultes non-infectés. Cette action aura pour second enjeu l'implémentation du modèle de mobilité des hôtes. La librairie logicielle open-source

développé dans le cadre de l'ANR Gen^{*ix} et que nous avons déjà testée pour ESCAPE-Rouen sera utilisée au sein du modèle de simulation. Celle-ci permet de générer une population d'agents selon les caractéristiques socio-économiques d'une zone donnée.

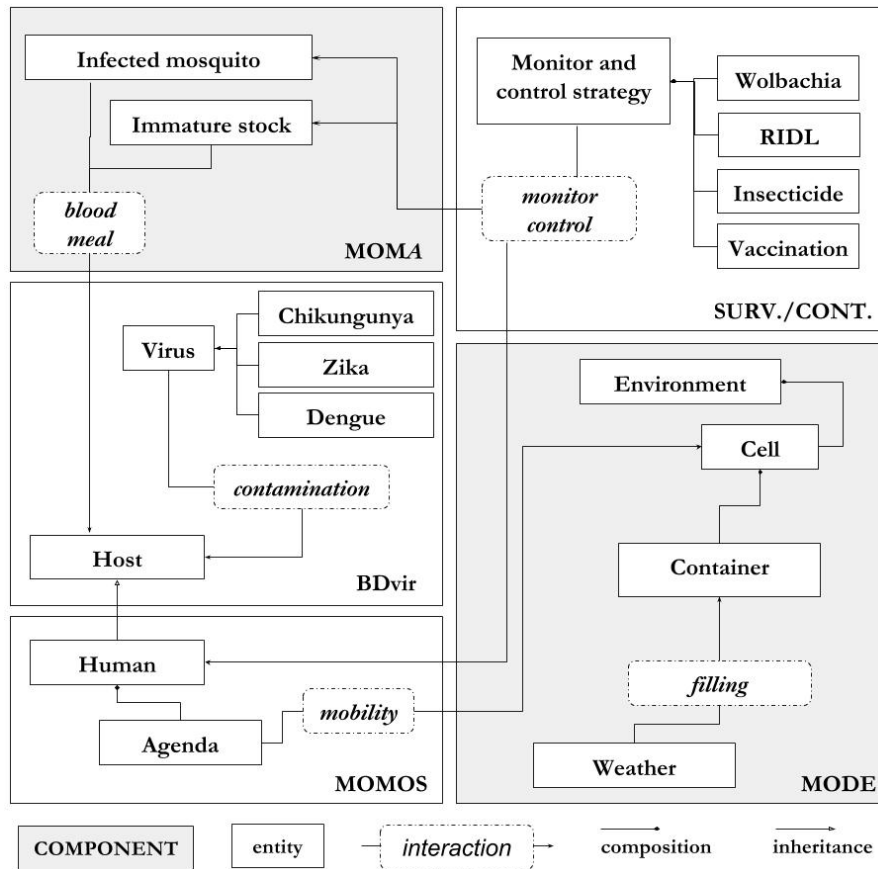


Figure 9 : Description du modèle MO3 : en foncé les composants développés ou en cours de finalisation (MOMA et MODE), en clair les composants en cours de développement.

Ces différentes étapes auront donc permis de coupler les modèles du vecteur, de l'humain et de l'environnement. Un couplage dont il faut rappeler ici le caractère innovant sur le plan technique et méthodologique, car les formalismes agents et équationnels, plus généralement étudiés côte à côte dans la discipline, participent ici étroitement à générer les dynamiques d'une même simulation. Ainsi en est-il de la description et de l'implémentation des modèles de contamination hôte-vecteur et vecteur-hôte. Ce modèle original fera intervenir deux échelles de description des entités : celle du stock de moustiques sains et celle de l'individu moustique contaminé. Cette conception multiniveau nécessitera un travail de calibration à partir des données issues de la littérature et de la construction de biographies du vecteur comme nous l'avons déjà expérimenté, cette fois aux deux échelles. Enfin la construction d'une librairie pour observer l'évolution du système (surveillance) et pour tester des scénarios (contrôle) est prévue. Les outils de surveillance permettront à l'utilisateur de MO³ d'observer avec un regard d'épidémiologiste et d'entomologiste l'évolution du

système : calcul des indices classiques pour les humains (R_0 , taux d'incidence, pourcentage d'asymptomatiques etc.) et pour les vecteurs (House index, container index, Bretteau index). Les outils de contrôle permettront d'enregistrer une situation donnée et de la « rejouer » afin de mesurer les effets sur la mesure de plusieurs stratégies sous contraintes dans le cadre d'études prospectives (fumigation ciblée dans certains quartiers, contrôles à la source, dépôts d'insecticides etc.).

La seconde action a pour objectif d'étudier le rôle potentiellement discriminant des éléments de l'habitat du moustique sur les dynamiques de population de moustiques et de réaliser une application disponible sur le Web qui permette de cartographier à l'échelle urbaine un indice synthétique de la composante environnementale de l'aléa vectoriel. Plusieurs tâches permettront de réaliser cet objectif. La construction d'un SIG pour les sites d'études sélectionnés selon des critères de représentativité d'une classe d'éléments urbains : les écotones urbains parcs végétalisés / bâti dense, les quartiers aisés et les quartiers commerciaux seront des critères de sélection des sites. Afin d'élargir la variété des paysages géographiques, notamment représentative des villes tropicales, nous prévoyons de déployer cette action dans la ville de Batangas (Les Philippines) en collaboration avec l'unité d'entomologie de la Research Institute for Tropical Medicine, également chargée par le gouvernement Philippin d'encadrer la lutte anti-vectorielle. Les objets spatiaux y seront définis par modalité d'occupation du sol (bâtiment, parc, route, etc.) analysée via des images satellites de haute résolution (< 1 m, Worldview 3). Les tables attributaires définies selon le RBHC seront renseignées en priorité à partir des images satellites, avec une possibilité d'utilisation de Google Street View lorsque ce mode est disponible et sur site le cas échéant. La mesure des températures et d'humidité relative sera effectuée selon une fréquence de 1h par des thermomètres-hygromètres (iButtons). Ces capteurs seront placés à des points de contrôle des espaces types de notre étude, en milieu intra et péri-domiciliaire ainsi que des espaces publics. Des stations météorologiques permettront de compléter les mesures météorologiques dans les zones. Seront également réalisés des relevés entomologiques sur chacun des sites afin d'estimer les densités vectorielles et leur évolution sur une période de plusieurs mois. L'utilisation d'Ovitrap permettra de recueillir et de calculer le nombre moyen d'œufs pondus par site, par période de 48 heures et ainsi d'estimer la densité vectorielle pour chacun des sites. Pour mesurer la dynamique des populations de moustiques adultes, nous placerons les pièges à adultes gravides (Eiras, Buhagiar, and Ritchie 2014) dans des sites de traitement. Ces pièges seront placés à l'intérieur et à l'extérieur des maisons sélectionnées au hasard dans chaque site. L'analyse de ces données aura pour enjeu de valider les hypothèses d'une dépendance des densités vectorielles aux qualités de l'habitat du moustique (lesquelles ? pour quels seuils ?) et d'une relation entre les dynamiques spatiales de ces densités et les variations locales de températures. Pour répondre au second objectif,

L'implémentation d'un workflow permettra de générer des cartes dynamiques de l'aléa environnemental du risque vectoriel sur de grandes agglomérations. Cette opération consistera à rassembler de façon automatisée les données géographiques nécessaires à la construction de l'environnement d'*Ae. aegypti*. Ces données proviendront essentiellement de l'exploitation automatique d'images satellites de moyenne et de basse résolution telles que celles produites par les satellites Landsat 8 et MODIS. L'ensemble du processus sera implémenté et librement utilisable par le biais d'une application R Shiny. Les cartes dynamiques seront directement consultables sur cette application et pourront être téléchargées en divers formats. Cette application pourra notamment être utilisée par les autorités sanitaires des villes présentant des risques épidémiques afin de servir d'appui à la conduite de la lutte anti-vectorielle. Nous avons d'ores et déjà réalisé un prototype^x (Misslin and Daudé 2017) de cette application web sur la zone de Bangkok.

La troisième action est consacrée à l'étude du rôle de la structuration de l'environnement habité par le moustique sur son potentiel de dispersion. Les premiers résultats de simulation ont révélé un lien entre la faible dispersion des moustiques autour de leur site de naissance et la présence d'une forte densité de bâti, celle-ci pouvant agir comme une barrière à leurs déplacements. L'objectif de cette action sera donc de vérifier *in situ* cette hypothèse. Nous prévoyons d'utiliser les dispositifs déployés sur site et les données collectées sur la présence de produits auto-disséminant dans les différents gîtes. La consolidation de ces premiers résultats permettra de définir des indicateurs spatiaux précis pour optimiser le placement de pièges à moustiques selon les configurations locales et un ensemble de critères de mesure de la probabilité de dispersion de moustiques.

La quatrième action s'attaque à la question de la mesure de la contribution des déplacements des hôtes dans la dispersion des virus transmis par *Ae. Aegypti*. Les épidémies à l'échelle urbaine sont influencées par l'immunité acquise des populations et les déplacements des populations d'hôtes peuvent influencer diversement les quartiers touchés. Une première tâche sera donc consacrée à l'estimation de la population immunisée dans les zones d'études. Une enquête de séroprévalence qui recouvre toutes les tranches d'âge de la population devra être programmée à Bangkok et à Batangas nous profiterons du travail d'extrapolation des expositions passées^{xi} pour établir un profil par tranches d'âge des population immunisées. Une seconde tâche consistera à analyser les relations possibles entre les taux de population immunisés, les taux d'incidence, les profils de mobilités et les risques environnementaux sur les différentes zones. Les simulations de MO³ auront alors pour objectif de reproduire les dynamiques de mobilités quotidiennes des hôtes et le cycle de vie des populations de moustiques, contraints par les dynamiques environnementales. Les conditions initiales définis précédemment serviront de contexte géographique et épidémiologique. À partir du

modèle d'infection vecteur-hôte-vecteur de MO³, nous explorerons différents profils de dynamiques épidémiques selon les caractéristiques du ou des virus présent(s) dans la zone de simulation. Une tâche sera consacrée à la géolocalisation et l'analyse des données d'incidence des cas de dengue et de Zika rapportés par les systèmes de surveillance à Bangkok, Batangas et Singapour en focalisant notre attention le cas échéant aux infections au virus Zika encore peu présent en Asie du Sud-Est. Ce virus a donc potentiellement une forte probabilité de propagation car la population immunisée est relativement faible.

La cinquième action s'inscrit dans une volonté de valoriser directement le projet MO³ auprès de nos partenaires et du grand public. Cela passera notamment par le développement du jeu éducatif MOSQUITO-TERMINATOR qui mettra en scène le mode de vie du moustique et son développement selon différentes configurations géographiques et dans lequel l'utilisateur pourra intervenir pour contrôler sa population. L'objectif est de transmettre sous forme ludique des connaissances sur le mode de vie du moustique *Ae. aegypti* et sur les moyens d'en limiter la prolifération. Les enfants sont la principale cible de ce jeu. Cette tâche débutera par la conception et le prototypage de l'application. Il s'agira pour l'essentiel de simplifier les modèles descriptif MOM4 et MODE-micro afin qu'ils puissent être simulés sur des unités portables (téléphones mobiles et tablettes). L'utilisateur choisira entre des environnements préprogrammés où une zone définie autour d'une coordonnée GPS sur l'interface Google Map par exemple. Dans ce dernier cas, la génération des tables attributaires (génération des gîtes, occupation du sol) se fera via un moteur simplifié du générateur MODE-micro. Des jeux de données climatiques seront intégrés afin de simuler la dynamique des populations de moustique. L'utilisateur pourra simuler et observer l'évolution des moustiques dans l'environnement de son choix (par exemple autour de sa maison). Il aura également la possibilité d'agir sur la simulation via différents mécanismes : limiter la présence de débris, sélectionner des gîtes pour détruire les larves, mettre des moustiquaires aux fenêtres, inciter les voisins à faire de même etc. L'implication du joueur dans la simulation crée une dialectique de l'observation et de l'essai qui favorise l'apprentissage. De plus, MOSQUITO-TERMINATOR proposera pour les différents objets (développement des œufs dans un gîte par exemple) des mini-fiches éducatives sous forme textuelle, graphique ou vidéo. L'interface de visualisation et d'interaction sera bâtie sur la plate-forme Unity (<https://unity3d.com/fr>) qui nous permettra de déployer le jeu MOSQUITO-TERMINATOR sur les principales plateformes (iPhone, iPad, Android, Windows Phone, ...) facilitant ainsi sa diffusion et son impact.

La sixième action sera enfin consacrée à la valorisation du modèle MO³, l'objectif étant de le faire évoluer vers un logiciel complet et autonome, capable d'être alimenté par d'autres données que celles récoltées dans le cadre de ce projet. Ceci passera par la description formelle de MO³ et des

bases de données utilisées afin d'assurer sa transférabilité à d'autres programmes de recherche et d'autres territoires.

Fiche signalétique n°3 : L'objectif du projet MO³ est de construire un modèle de simulation spatialisé du système pathogène complexe de la dengue. Il devra permettre d'étudier le rôle des facteurs environnementaux locaux dans la production / dispersion des vecteurs et le rôle des mobilités humaines dans la dispersion du virus à l'échelle urbaine.

Ainsi se termine cette cinquième section et mon volume d'habilitation à diriger des recherches à proprement parler. Je n'ai finalement pas beaucoup bifurqué au cours de ces années, même si j'ai ratissé large : systèmes complexes, modélisation à base d'agents, évacuation des populations, épidémies. D'autres projets de recherche ne figurent pas dans ce volume, car ils pourraient apparaître trop éloignés des axes présentés dans ce volume. Je ne les mentionne ici que comme une trace de leur existence si un jour j'ai le temps d'en tirer quelques publications : les épidémies au cinéma, le traitement médiatique des catastrophes (ANR ENPRESS en phase 2, 2018), les innovations urbaines face aux changements climatiques et les risques associés.

DISCUSSION ET CONCLUSION

La dernière section de cette habilitation à diriger des recherches est organisée comme une conversation. Quelques questions rythment la discussion qui fera office de conclusion.

Selon vous quelles sont les principales convergences et différences entre vos 2 projets de recherche ESCAPE ET MO³ ?

D'un point de vue thématique je dirais que les deux projets convergent sur la notion de territorialité des risques. Territorialiser les risques c'est tout d'abord définir l'existence d'une multiplicité d'enjeux - sociaux, techniques, économiques et environnementaux – dans l'espace, enjeux qui dépassent dans la plupart des cas la seule aire d'extension de l'aléa et qui sont à la fois ubiquistes et contingents. Ces enjeux sont ubiquistes car on les retrouve systématiquement en milieu urbain, ils sont par exemple les différentes fonctions et les réseaux sociotechniques qui organisent le vivre ici et ensemble. Mais ces enjeux sont malgré tout contingents car le poids de ceux-ci sur le niveau de risque et l'échelle spatiale de leur implication dans une crise éventuelle varie selon les lieux, cette dimension est bien connue des spécialistes des risques des grandes métropoles. Par exemple la fermeture temporaire d'un aéroport comme Charles de Gaulle à Paris ferait ressentir ses effets au niveau mondial bien plus qu'au niveau local. Et le même enjeu, qui est donc vulnérable, peut-être une source de vulnérabilité pour d'autres enjeux. Les enjeux sont donc potentiellement à la fois des facteurs qui agissent sur la crise et des fonctions impactées par la crise, et la force de ces facteurs dépend en partie de l'importance de la ville dans le réseau urbain. Territorialiser les risques implique donc d'en étudier les interrelations systémiques et complexes. Cela oblige à ne plus seulement étudier le volet aléa, « toutes choses égales par ailleurs », car cela n'existe pas le « toutes choses égales par ailleurs » en matière de risque. L'explosion de l'usine AZF à Toulouse a envoyé des projectiles à plusieurs centaines de mètres, touchant des cuves d'ammoniac sans heureusement en dégrader les couches internes. Toute analyse de l'aléa doit donc être pensée en cascades potentielles, en identifiant les éventuels effets domino. Et toute analyse du risque doit intégrer un volet enjeu-vulnérabilité qui permet de sortir de la seule enveloppe de l'aléa. En pensant aux rétroactions de l'un sur l'autre, la distinction entre l'aléa et les enjeux est beaucoup moins étanche, c'est ce que permet de poser une réflexion systémique. Cela oblige également à différencier les échelles d'intervention de ces différents composants, et donc les capacités de réponses que les sociétés ont à leur disposition pour y faire face. Par exemple le scénario d'un accident industriel à Rouen est clairement multi scalaire : potentiellement très localisé en ce qui concerne l'incendie, mais régional

au niveau de son impact économique et national sur la question politique de la localisation des sites SEVESO en milieu urbain. Et il en va de même au niveau de la vulnérabilité des populations où l'on peut s'attendre à des effets, au moment de l'événement, qui se joueront au-delà de la zone d'extension maximale de danger établie dans les documents officiels. De nombreux auteurs ont parlé d'anthropisation des risques en milieu urbain, c'est-à-dire que des aléas mêmes naturels pouvaient potentiellement voir leurs impacts décuplés par le fait de l'action humaine. C'est bien le cas dans les contextes des deux projets ESCAPE et MO³. Avec la dengue et si on fait un focus sur les hôtes humains, on voit bien qu'ils sont à la fois un enjeu très vulnérable tout en contribuant à cette vulnérabilité parce qu'ils ne contrôlent pas dans leur environnement immédiat la présence de gîtes de pontes, et qu'ils sont aussi responsables de leur propre résilience avec la vaccination lorsqu'elle sera disponible, en attendant avec des mesures de protections individuelles.

D'un point de vue thématique, la différence entre ESCAPE et MO³ est l'absence de modélisation de l'aléa dans ESCAPE. Si les deux projets couvrent largement la question des enjeux, des conditions de leurs vulnérabilités et des réponses possibles pour la réduire, ESCAPE ne modélise et n'agit pas contre l'aléa, qui est pris comme une donnée en entrée du système, qui s'impose à lui. Ce choix repose sur le fait que la question des temporalités dans la prise de décision et dans l'action est fondamentale pour le gestionnaire, et que l'un des objectifs d'ESCAPE est de contribuer à évaluer la durée d'une évacuation de tout ou partie de la population vulnérable dans un contexte d'alerte, en phase pré-crise. Pour une commune de 100 000 habitants savoir qu'il faudrait entre 2 et 3 heures pour évacuer tout le monde n'implique pas la même contrainte dans la prise de décision que s'il faut compter deux jours. ESCAPE simule donc un moment précis de la crise, qui correspond à la phase avant le pic de crue pour une inondation, avant l'arrivée des vagues pour un tsunami, avant une propagation de nuage toxique en cas d'accident industriel, avant l'arrivée de vents violents dans le cas d'un cyclone. Nous ne simulons pas l'aléa en lui-même, car une évacuation de population durant l'évènement n'est pas souhaitable car elle augmenterait considérablement la vulnérabilité des personnes. Par ailleurs les comportements des populations dans de tels contextes peuvent osciller entre des comportements rationnels, informés, altruistes et des comportements archaïques, grégaires et individualistes. Et en plus un même individu peut passer par ces différents états psychiques et comportementaux selon le temps et la distance à l'évènement. Si bien que les enjeux humains, vulnérables, peuvent devenir à leur tour la cause de dommages importants. Dans ce programme de recherche je ne cherche donc pas à étudier les dynamiques globales d'une évacuation en mode dégradé, c'est-à-dire lorsqu'il y a une interaction directe entre les enjeux et l'aléa. Ce n'est pas une question d'impossibilité méthodologique bien sûr, c'est avant tout une question d'objectif assigné au modèle et qui dépend elle-même de la demande de nos partenaires

professionnels. Il faut garder à l'esprit que la crise, et la catastrophe éventuelle, c'est le moment où se révèlent les comportements individuels et les fonctionnements et dysfonctionnements des institutions. ESCAPE se situe à l'interface, en position intermédiaire entre des modèles d'évacuation qui portent sur des algorithmes d'optimisation sous contrainte physique, par exemple la contrainte du nombre de véhicules horaires par tronçon sans prendre en considération la variabilité des comportements humains, et des modèles où l'évacuation se simule en contexte de crise, avec la simulation de phénomènes de panique, de suffocation etc. Ce dernier aspect m'intéresse cependant et je suis en contact avec des collègues du CEA pour déposer un projet sur cet aspect.

Dans MO³ au contraire on donne une large place à l'étude de l'aléa, en analysant par exemple le rôle de l'environnement urbain sur la capacité de dispersion de vecteurs ou le rôle des îlots de chaleur urbain sur la prolifération de moustiques. Cette différence de traitement de l'aléa dans mes deux projets je la justifie par le fait que la lutte contre le vecteur, et donc une compréhension fine de ses dynamiques, reste l'un des principaux moyens de lutte contre les épidémies. Au contraire la lutte contre les cyclones, les inondations ou les tsunamis en termes de vulnérabilité passe, au moins à court et moyen termes, plutôt par une mise à l'abri de ses populations avant la survenue de tels évènements.

Justement à propos d'intervention, comment concilier un travail de recherche scientifique avec une certaine obligation sinon d'immédiateté au moins d'opérationnalité du résultat attendu par le décideur qui cherche finalement une sorte de guide pratique aux problèmes concrets qui le concernent ? Par exemple comment répondre aux attentes légitimes d'un maire qui veut savoir comment préparer son plan d'évacuation ou comment aborder la question de l'affectation des ressources humaines pour le contrôle vectoriel sans dévoyer une partie de ses questions de recherche ?

Je soupçonne au-delà de votre question celle de l'indépendance du chercheur dans des recherches dites appliquées, voire la question de la responsabilité du chercheur vis à vis des outils qu'il met à la disposition des opérateurs, qu'ils soient de sécurité civile ou de santé. Cette question des responsabilités il faudra qu'on la traite effectivement, car imaginons qu'une mairie utilise ESCAPE pour définir son plan d'évacuation et qu'il y ait un dysfonctionnement, par exemple que des itinéraires calculés et évalués comme optimaux par ESCAPE s'avèrent défaillants. Qui serait responsable dans ce cas : l'informaticien qui a développé l'algorithme, le géomaticien qui a construit les bases de données géolocalisées, le chercheur qui a coordonné le projet, l'ingénieur territorial qui

n'a pas été suffisamment critique face aux propositions du logiciel, le Maire qui est responsable de l'autorité sur sa commune ... ? Mes recherches ne sont pas normatives, je ne prétends pas apporter de solutions clé en mains aux partenaires privés et acteurs publics qui collaborent avec nous. Les facteurs de variabilité des résultats de simulations de ces modèles sont importants, ce qui nous amène à être prudent sur les intervalles de confiance que l'on peut avoir avec ce type de modèle. La question de la capacité prédictive de ces modèles fait partie de ces questions. Comment prédire quelque chose que l'on n'a jamais observé ? Nous devrions être capable de fournir pour tout modèle de simulation des prédictions avec propagation des incertitudes. Ces incertitudes portent ici pour l'essentiel sur les paramètres d'entrée du modèle qui induisent des incertitudes sur les sorties simulées. Par exemple il est difficile (impossible) d'établir que 12,4 % de la population ne connaît pas les consignes de protection en cas d'accident industriel et va donc agir de telle ou telle manière. On doit par contre être en mesure d'établir, par une étude systématique du comportement du modèle dans l'espace des phases, que le modèle n'est pas sensible à de faibles variations de ses paramètres en entrée, ce qu'on appelle une étude de robustesse du modèle. C'est à ce niveau que s'arrête la responsabilité du chercheur qui développe ce type de projet, le domaine de validité du modèle. Pour que ce type de modèle puisse entrer dans le domaine de l'outil opérationnel, c'est-à-dire certifié, il faudrait être capable de caractériser ses incertitudes.

Nous avons donc une responsabilité de vigilance lorsque nous communiquons les résultats de nos travaux. Vous l'avez vu, ces modèles comportementaux sont très proches de la façon « naturelle » de penser le monde : les voitures se déplacent ainsi, les moustiques piquent comme cela, les gens ont des activités assez régulières etc. Si vous ajoutez à cela des interfaces de visualisation attrayantes, alors il y a une immédiateté d'inférence des résultats de ces simulations dans le monde réel. On a en quelques sortes perdu l'effet de filtre joué par l'équation mathématique sur l'interprétation des résultats. Si vous montrez la formule du modèle gravitaire à un maire pour lui expliquer que l'attraction de sa ville dépend de tel et tel facteur, il y a une forte probabilité que, ne parvenant pas à déchiffrer la formule, il vous laisse l'expertise de votre diagnostic. Avec les simulations informatiques et leurs visualisations il y a une sorte de fascination dans l'immédiateté et de simplicité dans l'interprétation des résultats qui peut conduire à leur sur-interprétation. Il y a donc toute une éducation à faire pour la compréhension des modèles de simulation, qui sera probablement longue car la confusion avec les jeux vidéo est rapidement atteinte. Probablement que cela passera par une utilisation parcimonieuse des résultats de simulation sous la forme de vidéos.

Je disais donc que mes travaux n'avaient pas de visés normatives, ils répondent tout de même à quelques objectifs.

Un premier objectif important pour moi à ce stade de mon travail est de démontrer la « preuve de concept ». La modélisation à base d'agents peine à démontrer ses potentialités aussi bien en termes de production de nouvelles connaissances qu'en termes d'outils d'aide à la décision. Cela fait des années que je travaille avec ce cadre méthodologique et je dois avouer que l'apport concret de mes travaux est modeste. Ce qui me « rassure » c'est malgré tout le fait que la plupart des équipes française et étrangères en sont à peu près au même stade de la preuve du concept. Mais je persévère car la possibilité qui nous est donnée par ces méthodes d'intégrer au sein d'un même modèle des mécanismes qui opèrent à des échelles de temps et d'espace différents et de les combiner pour réaliser des simulations de systèmes complexes est un véritable atout pour la géographie. Et encore trop peu de modèles spatialisés utilisent pleinement ces potentialités. En associant géographes, informaticiens, mathématiciens, entomologistes et spécialistes de la gestion de crise pour la construction, la calibration et l'analyse de ces modèles, j'espère apporter ma contribution dans la preuve de ces potentialités.

Un autre objectif porte sur le développement d'une recherche pluridisciplinaire. Les langages de manipulation des connaissances tel que le langage UML (Unified Modeling Language) et la modélisation comportementale au plus près des entités réelles étudiées sont des facilitateurs d'échanges scientifique entre des communautés qui n'ont pas nécessairement les mêmes symboles pour communiquer. Nous avons pu ainsi éprouver ce caractère pluridisciplinaire avec la modélisation du moustique vecteur de la dengue qui a permis à des géographes, des informaticiens et des entomologistes d'interagir autour d'outils compris de tous (à peu près). Mon objectif dans ce contexte est d'apporter une série d'expériences supplémentaires pour confirmer ce levier des méthodes pour la recherche pluridisciplinaire.

Enfin un objectif de résultats pour les opérateurs de santé publique et de gestion de crise. Cet objectif est évidemment lié à celui de la preuve du concept, mais il est tourné cette fois ci vers les opérationnels. En incluant dans mes projets de recherches une société privée responsable de l'élaboration de Plan Communal de Sauvegarde et des Agences de santé (à Bangkok et aux Philippines), l'enjeu est important de proposer une vision systémique et complexe de leurs problèmes et de fournir des arguments pour enrichir leurs critères de décision dans la gestion de crise, que ce soit le contrôle vectoriel ou le temps nécessaire aux populations pour évacuer un quartier par exemple.

Concernant la dimension sociale de vos projets vous faites référence à plusieurs reprises à la culture du risque des populations. Vous évoquez notamment le lien entre cette culture, la vulnérabilité des populations et la résilience des systèmes. Comment intégrer cet aspect dans votre travail de modélisation ? En quoi cette démarche de modélisation peut améliorer cette culture du risque, si cela est envisageable ?

Je n'ai effectivement pas développé cet aspect-là dans ce volume d'Habilitation à diriger des recherches, pourtant cela m'intéresse beaucoup. J'ai consacré une étude sur les connaissances, aptitudes et pratiques (KAP) en Inde auprès des populations vivant à Delhi dans les JJCluster et je prévois dans le projet MO³ de développer une application mobile autour du vecteur. Plus généralement l'utilisation de l'argument « culture du risque » est ambivalente il me semble lorsqu'il s'agit de commenter ou d'analyser l'issue d'une crise. La relation causale que l'on établit un peu trop systématiquement entre la culture du risque et les bonnes pratiques, par exemple la réaction attendue des populations aux consignes véhiculées par les autorités, est plus compliquée que cela. Il y a certes un lien entre l'expérience vécue d'une catastrophe et la mise en place d'une culture locale du risque. Mais on observe également que ce sont parfois ceux qui ont le plus d'expériences locales du risque qui tardent à prendre les bonnes décisions au bon moment. De nombreux auteurs ont également montré le rôle de filtre joué par le temps sur cette mémoire, ce qui permet notamment à des populations de se maintenir dans des territoires qui ont connu et qui sont encore potentiellement soumis à des catastrophes. Donc on peut poser comme principe premier que si les individus sont informés des aléas qui menacent les lieux qu'ils fréquentent et des consignes à suivre en cas d'alerte, s'ils savent identifier les messages d'alerte, alors ils sauront quand et comment réagir en cas d'alerte. Mais d'autres facteurs entreront alors en jeu : cela ne s'est jamais produit, je dois tout d'abord regrouper les membres de ma famille, j'ai le temps, la dernière fois l'alerte a été donné et rien ne s'est produit Ce lien direct, quasiment de type « cause à effet » de la culture du risque sur la vulnérabilité est donc surdéterminant au regard des autres composants du risque et de sa construction. La culture du risque telle qu'on la met régulièrement en avant dans les médias, et parfois dans les articles scientifiques, illustre cette dérive : les malheureuses victimes d'une catastrophe le seraient-elles de leur absence de culture du risque ? ou de l'atténuation progressive de leur conscience du risque ? Cela me semble une vision à la fois un peu technique et culpabilisante de la situation des populations face à ces aléas. Technique car il ne suffit probablement pas d'apposer sur une porte ou de transmettre à la radio des messages d'éducation aux bonnes pratiques pour que ceux-ci soient acceptés et intégrés par les populations. C'est une vision réductionniste du risque qui pèse sur un territoire ou des groupes sociaux, où l'on identifie qu'un seul facteur de la vulnérabilité et de sa réduction. Cette vision est également culpabilisante car, et les géographes le

savent bien, sur le temps long les populations avaient appris de leurs éléments naturels et de leurs crises pour s'établir sur les hauteurs des lits de rivières ou pour installer les usines en périphérie des villes, à distance raisonnable de sécurité et malgré tout relativement aisément accessibles. Donc les populations avaient construit leur propre culture du risque, avec leur territoire. L'urbanisation croissante, la modification des cours d'eau par la construction de barrages et de digues, le développement d'une industrie du tourisme a rendu progressivement inexistant cet apprentissage progressif de la nature par l'homme. L'homme a perdu le lien avec la nature, qui peut être violente selon les standards humains : vouloir câliner un lion parce qu'il ressemble à un gros chat est dangereux. Il revient donc à tous les niveaux, individuel, local, régional et national, de combler cette perte progressive de perception et de compréhension des dangers potentiels qui font partie de la vie, sans entrer évidemment dans la paranoïa mais au contraire pour être prudent et acteur de sa propre sécurité.

La question était de savoir comment intégrer cette culture du risque dans nos modèles, et à quoi cela pourrait servir. Il est possible de modéliser une culture du risque, par exemple en formalisant un comportement de confinement lorsqu'un stimuli de type alerte est déclenché. Je pense que la construction de modèles pour jouer et rejouer des scénarios de crise est un moyen intéressant pour tester des hypothèses et des procédés. En l'occurrence ici on invente des procédés pour « accélérer le temps des aléas d'exception » et pour « simuler des événements » qui ne se sont potentiellement pas encore réalisés et pour lesquels les populations n'ont aucune expérience. Je pense que des projets comme ESCAPE peuvent jouer ce rôle de pédagogie du risque s'ils sont accompagnés d'un véritable discours pédagogique, avec les réserves bien sur mentionnées précédemment sur le domaine de validité de tels modèles. Je terminerai en insistant sur le fait que lorsqu'on parle de culture du risque on a tendance à ne voir qu'une partie des personnes concernées, c'est-à-dire la population. Or il y a un vrai manque de culture du risque, pris au sens large, aussi chez les acteurs de gestion du risque. Dernier exemple en date, le responsable de la sécurité civile et d'opérations d'urbanismes de Grand-Quevilly (3 usines SEVESO seuil haut) qui à la question du journaliste « vous n'effectuez pas d'exercices de sécurité avec la population ? » répond « Non, car faire un exercice de ce type susciterait plus de peur qu'autre chose »^{xii}.

Les modèles que vous développez semblent extrêmement complexes, avec un degré de liberté peu courant en modélisation en sciences humaines et sociales. Quels enseignements pensez-vous tirer de la simulation de tels modèles dans lesquels vous ne pourrez probablement pas maîtriser et donc comprendre les effets de tels ou tels facteurs sur les dynamiques que vous observerez ? Je rajouterai à la liste des contraintes

précédemment évoquées la difficulté voire l'impossibilité d'aborder la question de la validation de ces modèles. Ne pensez-vous pas que l'utilité d'un modèle soit proportionnelle à sa validité ?

On peut évaluer la complexité des modèles qui sont développés dans ces projets par le nombre d'entités différentes qui sont modélisées et par le nombre d'interactions que celui-ci implique. Cette complexité est d'autant plus grande que ces dernières permettent de simuler des dynamiques non linéaires, la simulation trouvant alors tout son sens dans le fait qu'il n'est pas possible de résoudre mathématiquement ce type de modèle. Et cet objectif serait de toute façon d'autant moins atteignable que les modèles intègrent un nombre croissant de données notamment quantitatives (paramètres, variables) et ceci dans un souci de se rapprocher vers toujours plus de réalisme. En ce sens vous avez raison, les modèles ESCAPE et MO³ sont des modèles complexes. Et ces modèles de simulation sont justement intéressants à cause de la complexité et des dynamiques non-linéaires qu'ils permettent de simuler. Cette complexité est-elle pour autant utile comme vous le mentionnez ?

Cette question renvoie entre autres choses aux objectifs que le chercheur attache au modèle qu'il développe. On pourra dire d'un modèle qu'il est utile s'il répond de manière non ambiguë à une question elle-même non ambiguë.

Les modèles de simulation que je développe ont pour premier objectif de valider des éléments conceptuels de notre compréhension de la complexité des risques spatialisés. Cette fonction du modèle passe classiquement par le test d'hypothèses. Avec le modèle MOM4 par exemple nous souhaitons savoir si l'hétérogénéité environnementale dans laquelle nous simulons le cycle de vie du moustique pouvait rendre compte à elle seule d'une variabilité de dispersion de cohortes de moustiques tel qu'on l'observe sur le terrain, ou bien si cette dernière pouvait s'apparenter à un processus strictement aléatoire dans le cycle de vie du moustique. La simulation atteint ici le double statut de moyen de validation (ou de rejet) d'une hypothèse et, de manière incrémentale par un aller-retour entre les simulations et l'amélioration du modèle, de moyen d'explication plus fine des comportements observés. En ce sens la simulation nous a permis d'étendre considérablement les moyens qui sont à notre disposition lorsqu'on conduit des enquêtes de terrain. En effet il est possible avec ce type de modèle informatique d'étudier l'ensemble (ou plus vraisemblablement une partie) des contraintes qui pèsent sur le modèle et donc d'identifier les valeurs seuils qui modifient significativement la dynamique du système. C'est là le domaine de l'évaluation de l'espace des paramètres qui bien souvent est délaissé par les chercheurs en SHS peu au fait des méthodes sous-jacentes.

Pour étendre ma réponse sur l'utilité des modèles de simulation je crois qu'il est nécessaire de distinguer la phase de construction des phases d'exploration et de validation du modèle. Ces deux phases sont extrêmement riches en termes de production de connaissance mais pas de même nature. La modélisation avec le recours à l'informatique devient en effet une pratique qui voit s'enchaîner une variété de modèles qui chacun met en évidence des propriétés, des niveaux de compréhension différents du système modélisé.

La période de développement des modèles de simulation tels qu'ESCAPE et MO³ se fait ainsi en plusieurs étapes. Chronologiquement le premier enseignement est que la phase de préparation d'un modèle et de son design, c'est à dire de son développement au sein d'un protocole au formalisme « mou », graphique éventuellement, nécessiterait à elle seule la rédaction d'un journal de bord. Je dirai même que c'est une phase aussi importante en termes d'apports de connaissances et d'améliorations des interactions entre acteurs (scientifiques et/ou opérationnels) que les connaissances qui résulteront des simulations. La fonction spécifique des modèles développés durant cette phase est de faciliter la formulation du problème. Dans ce cadre sont réalisés les modèles conceptuels, les ontologies du domaine de connaissance qui permettent de sélectionner les entités, leurs types, leurs propriétés, les types d'états et de processus qui permettent de délimiter le système cible. Dans le domaine des risques, les connaissances sont en effet souvent fractionnées, certains chercheurs s'intéressent aux aléas, d'autres à la préservation des infrastructures, d'autres à la vulnérabilité des populations, d'autres aux facteurs météorologiques ou à la culture du risque. La construction de l'exposome pour les maladies à transmission vectorielles, c'est à dire tout ce qui est extérieur à l'homme et qui peut l'exposer à la maladie, oblige également à une vision systémique et complexe du problème, ce qui enrichit nos connaissances à la fois sur la complexité directe du phénomène (les liens entre hôte-vecteur-environnement-virus) et sur les liens indirects, plus ou moins lointains, tels que les actions prises par les différents acteurs pour lutter contre celui-ci. L'identification de tous ces éléments permet de les interroger et de révéler éventuellement des informations qui auront un impact non anticipé sur le phénomène. Cette question des liens éloignés à impact direct m'intéresse beaucoup, je pense notamment aux effets potentiels induits par la re-végétalisation des espaces urbains - pour des soucis d'environnement, d'agriculture urbaine, de bio-énergie – sur l'implantation de populations vectorielles. On construit donc des schémas de mécanismes ou de relations comme on a pu le faire pour décrire le système pathogène complexe de la dengue et ces schémas permettent de rassembler l'ensemble des connaissances du domaine. À partir de cette représentation on peut imaginer de tester le rôle de certains liens que l'on a identifiés mais pour lesquels on n'a que des estimations ou des hypothèses sur leurs effets dans la dynamique du système. L'intérêt donc de ces schémas systémiques c'est qu'on puisse « imaginer » les

dynamiques qui traversent le système tout entier, mais on le sait bien notre imagination dans le domaine est très limitée en termes de calcul et de résolution de problèmes non-linéaires. D'où le besoin de passer du schéma conceptuel - à peu près compréhensible, tout au moins avec notre capacité limitée à imaginer des relations simples et linéaires entre les composants - à sa modélisation informatique, ce qui est un second enjeu.

C'est à ce passage là que les critiques sont en général les plus fortes, car si cet effort d'exhaustivité est contraire à l'effort classique de synthèse nécessaire à la modélisation mathématique - prendre ce qui est utile, ne pas se perdre dans les détails afin de révéler structures et processus essentiels - il tend cependant à s'imposer avec les infrastructures de programmation informatique qui justement permettent d'enrichir considérablement les modèles. Un effort d'explicitation épistémique devra être fait pour ne pas tomber dans le piège classique d'évaluation de ce type de modèles avec les critères des modèles de synthèse plus traditionnels, c'est là tout le travail notamment des philosophes des sciences tel que Franck Varenne par exemple. Cette phase de programmation du modèle de simulation est l'occasion de partager des connaissances et de délibérer sur le système cible, entre chercheurs de disciplines parfois très différentes. Ceci est facilité par des outils communs et un langage de manipulation des connaissances plus proche des notions et concepts manipulés par les disciplines impliquées. En ce sens je suis avec Volker Grimm pour une vision pragmatique du choix de la modélisation à base d'agents : ce type de modélisation rend plus directement accessible un certain nombre de propriétés que d'autres formes de modélisation. Mais ce choix s'inscrit dans une vraie démarche théorique issue des sciences de la complexité développée dans ce volume.

Donc vous disiez que la possibilité de « mimer » au plus près un système cible constituait un risque de complication à l'extrême d'un modèle, qui deviendrait quasiment aussi compliqué et incompréhensible que le système cible. C'est là une critique classique dont l'opposé est qu'à force de trop simplifier la réalité un modèle n'explique rien, mais au moins on le comprend. Il faudrait donc trouver une place dans ce continuum entre les deux extrêmes KISS (Keep It Simple and Stupid) and KIDS (Keep It Descriptive, Stupid) (Edmonds and Moss 2005). Sur certains composants des modèles qui sont développés dans mes projets, je dirai que je suis assez proche de la philosophie du KISS : par exemple le modèle des humains dans le projet MO³ est extrêmement rudimentaire, puisque ces derniers ne sont définis et différenciés que par seulement deux attributs qui sont l'âge et le statut immunitaire. Ils ont en plus un comportement primitif qui consiste à lire un agenda et à se déplacer selon les données qui y sont indiquées. En revanche le modèle du moustique est plus proche de la philosophie KIDS. Ce qui fait que dans le même modèle puisse coexister du KISS et du KIDS ce sont les procédures d'évaluation des connaissances et des théories

du domaine, et les hypothèses qui sont posées. Le travail des chercheurs est d'identifier dans le système les aspects qui sont essentiels à sa description et laisser de côté ceux qui ne le sont pas, au regard de la question qu'ils se posent. Mais identifier ces aspects importants ne va pas toujours de soi, surtout lorsque les explications théoriques qui sous-tendent les dynamiques possibles du système ne sont pas bien comprises et/ou documentées. C'est ce qui nous a conduit à modéliser de nombreux comportements du cycle de vie du moustique, connus à l'échelle du moustique, mais dont les connaissances au niveau populationnel étaient plus disparates. Nous y reviendrons probablement plus tard sur la question de l'émergence.

Enfin votre question sur la validation, dernière roue du carrosse de la simulation. Classiquement valider un modèle consiste à démontrer la convergence des dynamiques qu'il est susceptible de produire avec celles de données observées. Il est évident que sur ce seul critère bon nombre des modèles à base d'agents développés dans l'esprit KIDS sont validables, car moyennant un algorithme de calibration performant le faible degré de liberté permet à ces modèles de converger vers n'importe quel jeu de données. On dit qu'ils sont surdéterminés par rapport aux jeux de données qui sont disponibles. Mais les objectifs attendus d'une modélisation à base d'agents sont différents de ceux attendus d'un modèle de statistique descriptive ou d'un modèle mathématique. Dans le cas des modèles multiagent, ce que cherche à éprouver le chercheur c'est sa capacité à saisir des comportements et des propriétés qui opérant à un niveau individuel permettent d'expliquer des dynamiques collectives. Ils posent donc des hypothèses de principes générateurs au niveau individuel en essayant de les éprouver comme éléments explicatifs de phénomènes ou de propriétés collectives. En ce sens la validité des comportements individuels modélisés est tout aussi importante que celle que l'on fait généralement peser sur les sorties des simulations, au niveau collectif. Et parfois lorsque la validation ou la comparaison n'est pas immédiatement saisissable au niveau collectif, alors on évalue le modèle à sa bonne cohérence avec les connaissances au niveau local, au niveau des descripteurs des entités elles-mêmes, et des interactions entre les entités et leurs environnements. C'est là tout le travail réalisé avec les modèles MOMA et MODE pour lesquels les procédures de validation internes ont été passées. En ce qui concerne la validation dite externe, c'est-à-dire la comparaison des dynamiques produites avec des observations ou avec des connaissances générales (des faits stylisés), c'est dans le domaine des risques et des catastrophes un peu plus compliqué faute de données de terrain pertinentes. C'est ainsi vrai pour les données d'incidence de maladies telle que la dengue, mais encore plus sur des catastrophes en milieu urbain. Vouloir ainsi valider les sorties de simulations d'un modèle d'évacuation tels que le proposera ESCAPE est un enjeu difficile, mais intéressant. Je pense par exemple que sur des zones qui connaissent régulièrement des cyclones une surveillance continue des mouvements de populations

via les opérateurs de téléphonie mobile pourrait fournir des données de validation de ce type de modèle.

La question de l'échelle de modélisation que vous privilégiez – celle du moustique, de l'automobiliste ou du piéton – est importante car elle renvoie à celle de la parcimonie des modèles posée plus haut. Des modèles populationnels parfaitement documentés décrivent le cycle de vie de stocks de moustiques en fonction de quelques paramètres, comme la température ou le taux d'humidité. Quels critères ont déterminé le choix d'une modélisation microscopique et comportementale plutôt que par stock et équations différentielles ? J'insiste mais en considérant qu'un modèle macroscopique réduirait potentiellement les facteurs de variations peu contrôlables de vos simulations, rendant de fait plus intelligibles les mécanismes fondamentaux qui gouvernent tel ou tel phénomène, quelle heuristique émerge de votre travail à micro-échelle qu'un modèle plus parcimonieux, macroscopique, ne pourrait pas produire ?

C'est effectivement une question importante que je me pose souvent à la lecture des nombreux articles qui sont publiés tous les mois et qui traitent des effets de la variation d'un paramètre sur le comportement d'un modèle qui en comporte trois. Le premier énoncé qu'il faut accepter c'est que la méthodologie agents permet de simuler des dynamiques spatio-temporelles que d'autres méthodes qui ne permettent pas une modélisation des interactions et de la diversité locale ne permettent pas d'atteindre. J'ai par exemple développé un modèle dont l'objectif est d'étudier le poids de la contamination locale, c'est-à-dire la contamination des hôtes dans leur espace de vie de proximité, versus le poids de la contamination des hôtes lors de leurs déplacements quotidiens dans d'autres quartiers. Les hôtes humains ainsi que les moustiques vecteurs sont modélisés à leur échelle biologique. Les hôtes se déplacent dans leur quartier (déplacement local) et vers d'autres quartiers, et croisent potentiellement des moustiques vecteurs infectés. Les populations de moustiques dans les différents scénarios sont équivalentes globalement, mais leur distribution spatiale varie comme la traduction géographique de politiques de contrôle vectoriel différenciées qui favorise progressivement plutôt les quartiers centraux et les quartiers plus périphériques. L'objectif est donc d'étudier à mobilité des hôtes équivalente l'efficacité de politiques de contrôle vectoriels. La modélisation à l'échelle de l'individu permet donc ici de reconstruire « l'arbre généalogique » de la contamination, qui permet de suivre le nombre d'hôtes contaminés par un moustique index, puis de moustiques de seconde génération contaminés par ces premiers hôtes, et ainsi de suite jusqu'à l'arrêt de la transmission. Non seulement on peut reconstruire la filiation mais aussi la localiser précisément et donc connaître les lieux de contamination les plus importants. On peut également

calculer précisément des taux de contamination par zone, là où le R_0 est un taux a-spatial et a-temporel (ou plutôt à un moment, celui où la population est totalement susceptible).

Ces modèles permettent donc de simuler le comportement d'agents dont les activités sont responsables de propriétés d'ensemble du système. Cela renvoie au concept d'émergence évoqué à plusieurs reprises dans ce volume. Ainsi le profil épidémiologique d'une ville peut s'interpréter comme le résultat des interactions locales entre un grand nombre d'entités (hôte et vecteurs) hétérogènes et différenciées spatialement. Si ce profil épidémiologique présente certaines régularités dans le temps (les épidémies viennent avec la mousson par exemple, dans les pays tropicaux), il est spatialement beaucoup plus irrégulier à l'échelle urbaine. Lorsqu'il s'agit de modéliser des phénomènes qui présentent certaines régularités – spatiale, temporelle, sociale, économique etc. -, alors le langage naturel ce sont les mathématiques car ils permettent de s'affranchir des variations locales aléatoires (le résultat d'un seul lancé de dé) pour se concentrer sur les régularités globales (le résultat de 1000 lancers de dé), par le calcul de probabilités par exemple. On peut également se baser sur des descripteurs statistiques, tels que des corrélations pour décrire ces régularités. Mais comment procéder lorsqu'on ne possède qu'une information partielle et pas véritablement de théorie ou d'énoncés sur des comportements agrégé ou collectif ? Par exemple on peut toujours produire un discours théorique pour expliquer l'inégale distribution des richesses dans la population, distribution qui suit une loi puissance avec un petit nombre d'individus qui possède l'essentiel des richesses, et un grand nombre d'individus qui en possède qu'une part résiduelle. Comme cette distribution statistique ne correspond à aucune autre distribution statistique mesurée sur les populations, alors cette théorie sera macroscopique : distribution des pouvoirs, construction des élites, classes sociales. D'accord mais comment en arrive-t-on là ? Au niveau individuel le poids, la taille, le quotient intellectuel tout ça suit une loi normale lorsqu'on l'agrège au niveau populationnel. Essayer de trouver des mécanismes, et de les modéliser, qui à partir de ces situations individuelles permettent de générer, simuler, des profils macroscopiques aussi différents que la somme des propriétés individuelles est stimulant. Que dire sur des comportements collectifs lors de l'évacuation d'une ville dans un contexte de crise ? Que les gens peuvent se modéliser comme l'écoulement d'un fluide dans un réseau d'eau ! Quelle stratégie adopter si par un changement d'échelle les règles et régularités observées à un niveau collectif ne fonctionnent plus, et que cependant on souhaite obtenir une connaissance locale à exprimer sous la forme de règles et de processus, mais locaux ? Par exemple comment expliquer les fortes hétérogénéités locales des épidémies alors même qu'elles présentent à un niveau agrégé un comportement tendanciel ? Si les schémas systémiques et multi scalaires comme on a pu en produire pour le système pathogène de la dengue permettent de fournir des éléments explicatifs de

ces variations locales, il nous apparaît intéressant de pouvoir les exprimer de manière plus formelle. Et mon point de vue sur cette question de la formalisation c'est que les modèles parcimonieux auxquels on se réfère en épidémiologie notamment ont montré l'essentiel de ce qu'ils avaient à montrer, c'est-à-dire les conditions limites de leur utilisation. J'ai déjà eu l'occasion de les mentionner dans ce volume. Ce faisant je porte un certain intérêt à leur agentification, qui consiste à reformuler un modèle agrégé, au niveau populationnel par exemple, en un modèle multiagent. On passe ainsi de $N = 1000$ qui décrit un stock de population à $n = \{1, 2, \dots, 1000\}$ qui donne la liste des agents du modèle multiagent. Et on « dégrade » progressivement les hypothèses qui reposent sur chacun des agents afin d'explorer les dynamiques du système avec ces changements. C'est un exercice passionnant, que j'ai eu l'occasion de mener à plusieurs reprises avec mon collègue Patrice Langlois notamment à partir des modèles de diffusion. Et très rapidement, sans surprise mais au moins cela est démontré, on observe des comportements très différents du modèle agentifié lorsqu'on le compare à sa version agrégée : (i) en introduisant le concept d'interaction locale et non plus globale, (ii) en introduisant les concepts d'hétérogénéité spatiale et de diversité sociale et non plus d'homogénéité et (iii) en introduisant le concept de variation circonstancielle du choix. Une fois que l'on a compris pourquoi les critères d'évaluation des modèles multiagent ne peuvent pas reposer uniquement sur leur possibilité de remathématisation et que l'on utilise cette méthodologie pour « calculer » des solutions non calculables mathématiquement, alors on se libère l'esprit de cette contrainte de modèles parcimonieux. Je suis en ce sens assez dépité de voir de nombreux travaux qui emploient la modélisation à base d'agents pour reformuler des modèles déjà anciens, bien éprouvés, et qui justifient ces choix parce que les dynamiques des modèles agents ainsi construits sont compréhensibles, c'est-à-dire qui proposent des solutions remathématisables. Cette agentification molle pour rester dans le cadre strict des contraintes mathématiques sur lesquels les modèles reposent ne me m'intéresse que très peu.

Et les modèles ESCAPE et MO³ vont très loin dans la logique d'agentification, puisqu'on modélise le comportement d'automobilistes (aussi bien le comportement humain de l'automobiliste qui perd patience que les propriétés mécaniques de sa voiture lorsqu'il freine ou accélère), le comportement du moustique à l'échelle du moustique, le comportement de cellules environnementales à très haute résolution en termes de variation de températures par exemple. La motivation initiale qui nous a conduit à développer le modèle du moustique (appelé MOM4) était le constat que les connaissances de laboratoire et de terrain était plus riche à l'échelle du moustique qu'au niveau populationnel, relativement à ce qui nous intéressait, à savoir les dynamiques de population et les capacités de dispersion selon les conditions environnementales. On a donc décidé de modéliser ces connaissances au niveau du moustique, d'instancier des milliers de moustiques et d'observer ces

différentes dynamiques par la simulation. Cela revient à modéliser le comportement de la pièce de monnaie lorsqu'on la lance pour simuler ensuite le lancer de 1000 pièces de monnaie. Cela a du sens si on ne connaît pas ce dernier résultat, c'est-à-dire la distribution statistique de cette opération, et que l'observation directe de celui-ci est difficilement envisageable. Ensuite vient le temps de la recherche de processus, de variables, de paramètres qui permettent de simplifier ce modèle MOMA ou l'un des processus qui nous intéresse au regard de notre questionnement plus général. Ce travail consiste à rechercher des relations entre les caractéristiques micro-environnementales et la dispersion moyennes des moustiques simulés dans ces zones. Ce travail que nous avons réalisé avec la thèse de Somsakun Maneerat illustre bien je crois cette démarche générale. Nous développons maintenant des méthodes pour identifier ces micro-environnements directement sur image satellite pour en inférer une probabilité de dispersion de moustiques à très fine résolution. On se dirige alors progressivement vers des modèles multi-niveaux, ou certains mécanismes qui ont été révélés par les simulations individu-centrés peuvent être reformulés à l'aide de variables ou de probabilités qui n'émergent plus des dynamiques locales mais qui « s'imposent » aux entités : on ne calcule plus pour chaque moustique un comportement de déplacement contraints par son environnement local, mais on fournit un paramètre de dispersion de moustiques dans cet environnement local.

6 RÉFÉRENCES

- Alaeddine, Houssein. 2014. “Un Modèle D’optimisation Spatio-Temporel Pour L’évacuation de La Population Exposée Aux Catastrophes Naturelles. Projet ACCELL : Évaluation Spatio-Temporelle de l’ACCessibilité d’Enjeux Localisés En Situation D’inondation Sur Le Bassin de La Loire.” Université François Rabelais de Tours.
- Allen, Peter M. (Peter Murray). 1997. *Cities and Regions as Self-Organizing Systems : Models of Complexity*. Gordon and Breach Science Publishers.
- Almeida, João Emílio, R. Rosseti, and A.L. Coelho. 2011. “Crowd Simulation Modeling Applied to Emergency and Evacuation Simulations Using Multi-Agent Systems.” *DSIE’11 - 6th Doctoral Symposium on Informatics Engineering*. <http://paginas.fe.up.pt/~prodei/dsie11/images/pdfs/s3-1.pdf>.
- Almeida, Sandro Jerônimo de, Ricardo Poley Martins Ferreirab, Álvaro E. Eirasc, Robin P. Obermayrd, and Martin Geierd. 2010. “Multi-Agent Modeling and Simulation of an Aedes Aegypti Mosquito Population.pdf.” *Environmental Modelling & Software* 25 (12): 1490–1507. <http://www.sciencedirect.com.gate1.inist.fr/science/article/pii/S1364815210001398#>.
- Atlan, Henri. 1986. *Entre Le Cristal et La Fumée. Essai Sur L’organisation Du Vivant*. Seuil.
- Axelrod, Robert. 1984. *The Evolution of Cooperation*. Basic Books.
- Bak, P. (Per). 1999. *How Nature Works : The Science of Self-Organized Criticality*. Copernicus.
- Banos, Arnaud, Nathalie Corson, Benoit Gaudou, Vincent Laperrière, and Sébastien Coyrehourcq. 2015. “The Importance of Being Hybrid for Spatial Epidemic Models:A Multi-Scale Approach.” *Systems* 3 (4): 309–29. doi:10.3390/systems3040309.
- Banos, Arnaud, Christophe Lang, and Nicolas Marilleau. 2017. *Agent-Based Spatial Simulation with NetLogo. 2, Advanced Concepts*. <http://www.documentation.ird.fr/hor/fdi:010071855>.
- Batty, Michael, Jake Desyllas, and Elspeth Duxbury. 2003. “The Discrete Dynamics of Small-Scale Spatial Events: Agent-Based Models of Mobility in Carnivals and Street Parades.” *International Journal of Geographical Information Science* 17 (7): 673–97. doi:10.1080/1365881031000135474.
- Batty, Michael, and Paul M. Torrens. 2001. “Modelling Complexity : The Limits to Prediction.” *Cybergeo*, December. CNRS-UMR Géographie-cités 8504. doi:10.4000/cybergeo.1035.
- Benenson, Itzhak., and Paul M. Torrens. 2004. “Geosimulation: Object-Based Modeling of Urban Phenomena.” *Computers, Environment and Urban Systems* 28 (1–2). John Wiley & Sons: 1–8. doi:10.1016/S0198-9715(02)00067-4.

- Berryman, Alan A. 1992. “The Orgins and Evolution of Predator-Prey Theory.” *Ecology* 73 (5). Ecological Society of America: 1530–35. doi:10.2307/1940005.
- Bertalanffy, Ludwig von. 1968. *General System Theory*. G. Brazziler, Inc. new York.
- Blaikie, P., T. Cannon, I. Davis, and B. Wisner. 1984. *At Risk. Natural People’s Vulnerability and Disasters*. Edited by Routledge. London and New York.
- Bo, Yang, Wang Cheng, Huang Hua, and Li Lijun. 2007. “A Multi-Agent and PSO Based Simulation for Human Behavior in Emergency Evacuation.” *2007 International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS 2007)*, 296–300. doi:10.1109/CIS.2007.209.
- Buckee, Caroline O., Amy Wesolowski, Nathan N. Eagle, Elsa Hansen, and Robert W. Snow. 2013. “Mobile Phones and Malaria: Modeling Human and Parasite Travel.” *Travel Medicine and Infectious Disease* 11 (1): 15–22. doi:10.1016/j.tmaid.2012.12.003.
- Byerly, Carol R. 2010. “The U.S. Military and the Influenza Pandemic of 1918-1919.” *Public Health Reports (Washington, D.C. : 1974)* 125 Suppl (Suppl 3). SAGE Publications: 82–91. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20568570>.
- CEPRI. 2014. *L’évacuation Massive Des Populations: Les Territoires Face À L’inondation*. Edited by Les guides du CEPRI. Centre Européen de Prévention du Risque d’Inondation.
- Chérel, Guillaume, Clémentine Cottineau, and Romain Reuillon. 2015. “Beyond Corroboration: Strengthening Model Validation by Looking for Unexpected Patterns.” Edited by Frederic Amblard. *PLOS ONE* 10 (9). Public Library of Science: e0138212. doi:10.1371/journal.pone.0138212.
- Colizza, V., A. Barrat, M. Barthelemy, and A. Vespignani. 2006. “The Role of the Airline Transportation Network in the Prediction and Predictability of Global Epidemics.” *Proceedings of the National Academy of Sciences* 103 (7): 2015–20. doi:10.1073/pnas.0510525103.
- Cottineau, Clémentine, Paul Chapron, and Romain Reuillon. 2015. “Growing Models from the Bottom Up. an Evaluation-Based Incremental Modelling Method (EBIMM) Applied to the Simulation of Systems of Cities.” *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18 (4). doi:10.18564/jasss.2828.
- Crocq, Louis. 2013. *Les Paniques Collectives*. O. Jacob.
- D’Ercole, Robert, Jean-Claude Thouret, Olivier Dollfus, and Jean-Pierre Asté. 1994. “Les Vulnérabilités Des Sociétés et Des Espaces Urbanisés : Concepts, Typologie, Modes D’analyse.” *Revue de Géographie Alpine* 82 (4): 87–96. doi:10.3406/rga.1994.3776.

- Dauphiné, André. 2003. *Les Théories de La Complexité Chez Les Géographes*. Anthropos.
- Dawson, Richard J, Roger Peppe, and Miao Wang. 2011. “An Agent-Based Model for Risk-Based Flood Incident Management.” *Natural Hazards* 59 (1): 167–89. doi:10.1007/s11069-011-9745-4.
- Dennis, R.L.H. 2003. “Towards a Functional Resource - Based Concept for Habitat : A Butterfly Biology 7 Iewpoint.” *Oikos* 102 (2): 417–26.
- Djament-Tran, Géraldine, and Magali Reghezza-Zitt. 2012. *Résilience Urbaines Les Villes Face Aux Catastrophes*. Ed. Le Manuscrit.
- Dubois-Maury, Jocelyne, and Claude Chaline. 2002. *Les Risques Urbains*. Armand Col. Paris.
- Dubos-Paillard, Edwige, Yves Guermond, and Patrice Langlois. 2003. “Analyse de L'évolution Urbaine Par Automate Cellulaire. Le Modèle SpaCelle.” *Espace Géographique* 32 (4): 357. doi:10.3917/eg.324.0357.
- Dupuy, Jean-Pierre. 1992. *Introduction Aux Sciences Sociales*. Ellipses. Paris.
- Edmonds, Bruce, and Scott Moss. 2005. “From KISS to KIDS – An ‘Anti-Simplistic’ Modelling Approach.” In , 130–44. Springer, Berlin, Heidelberg. doi:10.1007/978-3-540-32243-6_11.
- Eiras, Alvaro E, Tamara S Buhagiar, and Scott A Ritchie. 2014. “Development of the Gravid Aedes Trap for the Capture of Adult Female Container-Exploiting Mosquitoes (Diptera: Culicidae).” *Journal of Medical Entomology* 51 (1): 200–209. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/24605470>.
- Ellis, Alicia M, Andres J Garcia, Dana A Focks, Amy C Morrison, and Thomas W Scott. 2011. “Parameterization and Sensitivity Analysis of a Complex Simulation Model for Mosquito Population Dynamics, Dengue Transmission, and Their Control.” *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 85 (2): 257–64. doi:10.4269/ajtmh.2011.10-0516.
- Epstein, Joshua M. 2006. *Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling*. Princeton University Press. doi:10.2307/j.ctt7rxj1.
- Epstein, Joshua M., and Robert. Axtell. 1996. *Growing Artificial Societies : Social Science from the Bottom up*. Brookings Institution Press.
- Fellendorf, M., and P. Vortisch. 2010. “Microscopic Traffic Flow Simulator VISSIM.” In *Fundamentals of Traffic Simulation*, Internatio, 63–93.
- Ferber, Jacques. 1999. *Multi-Agent Systems : An Introduction to Distributed Artificial Intelligence*. Addison-Wesley. <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=520715>.

- Focks, D A, E Daniels, D G Haile, and J E Keesling. 1995. “A Simulation Model of the Epidemiology of Urban Dengue Fever: Literature Analysis, Model Development, Preliminary Validation, and Samples of Simulation Results.” *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 53 (5): 489–506. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/7485707>.
- Funabashi, Yoichi, and Kay Kitazawa. 2012. “Fukushima in Review: A Complex Disaster, a Disastrous Response.” *Bulletin of the Atomic Scientists* 68 (2). Routledge: 9–21. doi:10.1177/0096340212440359.
- Gatrell, Anthony C. 2011. *Mobilities and Health*. Ashgate.
- GIEC. 2014. “Changements Climatiques 2014 Rapport de Synthèse,” 40. <http://www.ipcc.ch/report/ar5/index.shtml>.
- Gohardani, Pooya Deldar, Peyman Ardestani, Behrooz Masoumi, Mohammad Reza Meybodi, and Siavash Mehrabi. 2012. “Coordination of Ambulance Team Agents in Rescue Simulation Using Auction Strategy with Obstinate Agents.” *Simulation Series* 44 (4 BOOK): 134–39.
- Grange, Laura, Etienne Simon-Loriere, Anavaj Sakuntabhai, Lionel Gresh, Richard Paul, and Eva Harris. 2014. “Epidemiological Risk Factors Associated with High Global Frequency of Inapparent Dengue Virus Infections.” *Frontiers in Immunology* 5 (June): 280. doi:10.3389/fimmu.2014.00280.
- Grimm Volker. 1999. “Ten Years of Individual-Based Modelling in Ecology, What Have We Leraned and What Could We Learn in the Future.pdf.” *Ecological Modelling* 115 (2–3): 129–48.
- Gubler, DJ. 2011. “Prevention and Control of Aedes Aegypti-Borne Diseases: Lesson Learned from Past Successes and Failures.” *AsPac J Mol Biol Biotechnol* 19(3): 111–14. <http://www.msmbb.org.my/apjmbb/html193/193f.pdf>.
- Gubler, Duane J. 2011. “Dengue, Urbanization and Globalization: The Unholy Trinity of the 21(st) Century.” *Tropical Medicine and Health* 39 (4 Suppl): 3–11. doi:10.2149/tmh.2011-S05.
- Hägerstrand, T. 1970. “What about People in Regional Science?” *Pap. Reg. Sci. Assoc.* 24: 7–21.
- Hales, David. 1998. “Stereotyping, Groups and Cultural Evolution: A Case of ‘Second Order Emergence?’” In , 140–55. Springer, Berlin, Heidelberg. doi:10.1007/10692956_10.
- Handford, David, and Alex Rogers. 2012. “An Agent-Based Social Forces Model for Driver Evacuation Behaviours.” *Progress in Artificial Intelligence*, 173–81. doi:10.1007/s13748-012-0015-9.
- Handschumacher, Pascal, and Jean-Pierre Hervouet. 2004. “Des Systèmes Pathogènes À La Santé

- Publique, Une Nouvelle Dimension Pour La Géographie de La Santé Tropicale.” *Autrepart* 29: 47–63.
- Hartemink, Nienke, Sophie O. Vanwambeke, Bethan V. Purse, Marius Gilbert, and Hans Van Dyck. 2014. “Towards a Resource-Based Habitat Approach for Spatial Modelling of Vector-Borne Disease Risks.” *Biological Reviews* 32: n/a-n/a. doi:10.1111/brv.12149.
- Hawe, Glenn I., Graham Coates, Duncan T. Wilson, and Roger S. Crouch. 2012. “Agent-Based Simulation for Large-Scale Emergency Response.” *ACM Computing Surveys* 45 (1): 1–51. doi:10.1145/2379776.2379784.
- Helbing, Dirk, and Ij Farkas. 2002. “Simulation of Pedestrian Crowds in Normal and Evacuation Situations.” *Pedestrian and Evacuation Dynamics* 21: 21–58. http://www.researchgate.net/publication/224010870_Simulation_of_pedestrian_crowds_in_normal_and_evacuation_situations/file/d912f50eb0d9bb6224.pdf.
- Helbing, Dirk, Illés J. Farkas, and Tamás Vicsek. 2002. “Crowd Disasters and Simulation of Panic Situations.” In *The Science of Disasters*, 330–50. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/978-3-642-56257-0_11.
- Helbing, Dirk, and Anders Johansson. 2009. “Pedestrian, Crowd and Evacuation Dynamics.” *Media* 16 (4): 6476–95. doi:10.1007/978-3-642-04504-2.
- Helbing, Dirk, Anders Johansson, and Habib Z. Al-Abideen. 2007. “Crowd Turbulence: The Physics of Crowd Disasters.” *The Fifth International Conference on Nonlinear Mechanics (ICNM-V)*, no. June: 967–69. <http://arxiv.org/abs/0708.3339>.
- Heliövaara, Simo, Harri Ehtamo, Dirk Helbing, and Timo Korhonen. 2013. “Patient and Impatient Pedestrians in a Spatial Game for Egress Congestion.” *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics* 87 (1): 1–10. doi:10.1103/PhysRevE.87.012802.
- Henein, Colin M., and Tony White. 2007. “Macroscopic Effects of Microscopic Forces between Agents in Crowd Models.” *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* 373: 694–712. doi:10.1016/j.physa.2006.06.023.
- Himanshu. 2018. “India Inequality.”
- Holland, John H. (John Henry). 1995. *Hidden Order : How Adaptation Builds Complexity*. Addison-Wesley.
- Horton, Frank E., and David R. Reynolds. 1971. “Effects of Urban Spatial Structure on Individual Behavior.” *Economic Geography* 47 (1): 36. doi:10.2307/143224.

- Jaenisch, Thomas, IDAMS Group, Anavaj Sakuntabhai, DENFREE Group, and Annelies Wilder-Smith. 2013. “Dengue Research Funded by the European Commission-Scientific Strategies of Three European Dengue Research Consortia.” *PLoS Neglected Tropical Diseases* 7 (12): e2320. doi:10.1371/journal.pntd.0002320.
- Keeling, Matt, and Pejman Rohani. 2008. *Modeling Infectious Disease in Humans and Animals*. Princeton. Oxford.
- Kermack, W. O., and A. G. McKendrick. 1927. “A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics.” *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 115 (772). The Royal Society: 700–721. doi:10.1098/rspa.1927.0118.
- Khan, Kamran, Julien Arino, Wei Hu, Paulo Raposo, Jennifer Sears, Felipe Calderon, Christine Heidebrecht, et al. 2009. “Spread of a Novel Influenza A (H1N1) Virus via Global Airline Transportation.” *New England Journal of Medicine* 361 (2). Massachusetts Medical Society : 212–14. doi:10.1056/NEJMc0904559.
- Kullman, Kim. 2013. “Geographies of Experiment/Experimental Geographies: A Rough Guide.” *Geography Compass* 7 (12): 879–94. doi:10.1111/gec3.12087.
- Lakshminarayanan, Subitha, and Ramakrishnan Jayalakshmy. 2015. “Diarrheal Diseases among Children in India: Current Scenario and Future Perspectives.” *Journal of Natural Science, Biology, and Medicine* 6 (1). Wolters Kluwer -- Medknow Publications: 24–28. doi:10.4103/0976-9668.149073.
- Lammel, Gregor, Dominik Grether, and Kai Nagel. 2010. “The Representation and Implementation of Time-Dependent Inundation in Large-Scale Microscopic Evacuation Simulations.” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 18 (1). Elsevier Ltd: 84–98. doi:10.1016/j.trc.2009.04.020.
- Laredo, Juan Luis Jimenez, Frederic Guinand, Damien Olivier, and Pascal Bouvry. 2017. “Load Balancing at the Edge of Chaos: How Self-Organized Criticality Can Lead to Energy-Efficient Computing.” *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems* 28 (2). IEEE Computer Society: 517–29. doi:10.1109/TPDS.2016.2582160.
- Lee, L., M. Kuhl, Fowler J., and S. Robinson. 2009. “Dynamic Learning in Human Decision Behavior for Evacuation Scenarios under BDI Framework.” In *Proceedings of the 2009 INFORMS Simulation Society Research Workshop*, 96–100.
- Louvet, Romain, Didier Josselin, Cyrille Genre-Grandpierre, and Jagannath Aryal. 2016. “Impact Des Niveaux D’échelle Sur L’étude Des Feux de Forêts Du Sud-Est de La France.” *Revue*

- Internationale de Géomatique*, December. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01338077>.
- Magori, Krisztian, Mathieu Legros, Molly E Puente, Dana A Focks, Thomas W Scott, Alun L Lloyd, and Fred Gould. 2009. “Skeeter Buster: A Stochastic, Spatially Explicit Modeling Tool for Studying *Aedes Aegypti* Population Replacement and Population Suppression Strategies.” *PLoS Neglected Tropical Diseases* 3 (9): e508. doi:10.1371/journal.pntd.0000508.
- Mas, Erick, Shunichi Koshimura, Fumihiko Imamura, Anawat Suppasri, Abdul Muhari, and Bruno Adriano. 2015. “Recent Advances in Agent-Based Tsunami Evacuation Simulations: Case Studies in Indonesia, Thailand, Japan and Peru.” *Pure and Applied Geophysics* 172 (12): 3409–24. doi:10.1007/s00024-015-1105-y.
- Mas, Erick, Anawat Suppasri, Fumihiko Imamura, and Koshimura Shunichi. 2012. “Agent-Based Simulation of the 2011 Great East Japan Earthquake / Tsunami Evacuation : An Integrated Model of Tsunami Inundation and Evacuation” 34 (1): 41–57.
- Massot, Marie-hélène, and Jean-pierre Orfeuil. 2005. “La Mobilité Au Quotidien , Entre Choix Individuel et Production Sociale.” *Cahiers Internationaux de Sociologie* CXVIII: 81–100.
- Metzger, Pascale, and Robert D’Ercole. 2011. “Les Risques En Milieu Urbain : Éléments de Réflexion.” *EchoGéo*, no. 18(December). Pôle de recherche pour l’organisation et la diffusion de l’information géographique (CNRS UMR 8586). doi:10.4000/echogeo.12640.
- Minsky, Marvin. 1968. “Matter, Mind and Models.” In *Proceedings of IFIP Congress*, 45–49.
- Misslin, Renaud, and Éric Daudé. 2017. “Environmental Hazard Index Mapping Methodology of *Aedes Aegypti*, Vector of Dengue and Zika Virus.” *International Review of Geomatic* 1: 1–23.
- Morin, Edgar., and Jean-louis Le_Moigne. 1999. “L’intelligence de La Complexité.” L’Harmattan. <http://www.editions-harmattan.fr/index.asp?navig=catalogue&obj=livre&no=9175&motExact=0&motcle=&mode=AND>.
- Morin, Edgard. 1981. *La Méthode. La Nature de La Nature*. Points.
- Morrison, Amy C., Kenneth Gray, Arthur Getis, Helvio Astete, Moises Sihuincha, Dana Focks, Douglas Watts, et al. 2004. “Temporal and Geographic Patterns of *Aedes Aegypti* (Diptera: Culicidae) Production in Iquitos, Peru.” *Journal of Medical Entomology* 41 (6). Entomological Society of America: 1123–42. doi:10.1603/0022-2585-41.6.1123.
- Muir, L E, and B H Kay. 1998. “*Aedes Aegypti* Survival and Dispersal Estimated by Mark-Release-Recapture in Northern Australia.” *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 58 (3):

- 277–82. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9546403>.
- Mukhim, Patricia. 2014. “Floods in the North-East: Lack of Planning and Red Tape.” *Economic & Political Weekly* 49 (42): 21–23.
- November, V. 2002. *Les Territoires Du Risque*. Peter Lang. Bern.
- . 2006. “Le Risque Comme Objet Géographique.” *Cahiers de Géographie Du Québec* 50 (141): 289. doi:10.7202/014868ar.
- November, V., and Laurence Créton-Cazanave. 2017. *La Gestion de Crise À L'épreuve de L'exercice - EU SEQUANA*. <http://livre.fnac.com/a10126052/Valerie-November-EU-Sequana>.
- Okaya, Masaru, and T. Takahashi. 2011. “BDI Agent Model Based Evacuation Simulation (Demonstration).” *Proc. of 10th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2011)*, 1297–98. <http://www.ifaamas.org/Proceedings/aamas2011/papers/DM1.pdf>.
- Ooi, Eng-Eong, Kee-Tai Goh, and Duane J Gubler. 2006. “Dengue Prevention and 35 Years of Vector Control in Singapore.” *Emerging Infectious Diseases* 12 (6): 887–93. <http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3373041&tool=pmcentrez&rendertype=abstract>.
- Ordóñez-Gonzalez, J G, R Mercado-Hernandez, A E Flores-Suarez, and I Fernández-Salas. 2001. “The Use of Sticky Ovitrap to Estimate Dispersal of *Aedes Aegypti* in Northeastern Mexico.” *Journal of the American Mosquito Control Association* 17 (2): 93–97. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11480827>.
- Page, Scott E. 1998. “On the Emergence of Cities.” Santa Fe Institute. <https://econpapers.repec.org/paper/wopsafire/98-08-075e.htm>.
- Pan, Xiaoshan, Charles S. Han, Ken Dauber, and Kincho H. Law. 2007. “A Multi-Agent Based Framework for the Simulation of Human and Social Behaviors during Emergency Evacuations.” *AI and Society* 22 (2): 113–32. doi:10.1007/s00146-007-0126-1.
- Pelling, Mark. 2003. *The Vulnerability of Cities: Natural Disasters and Social Resilience*. Earthscan Publications.
- Perez-Saez, Javier, Aaron A. King, Andrea Rinaldo, Mohammad Yunus, Abu S.G. Faruque, and Mercedes Pascual. 2017. “Climate-Driven Endemic Cholera Is Modulated by Human Mobility in a Megacity.” *Advances in Water Resources* 108 (October): 367–76. doi:10.1016/j.advwatres.2016.11.013.
- Perkins, T Alex, Andres J Garcia, Valerie A Paz-soldán, Steven T Stoddard, Robert C Reiner,

- Gonzalo Vazquez-prokopec, Donal Bisanzio, et al. 2014. “An Urban Environment Theory and Data for Simulating Fine-Scale Human Movement in an Urban Environment.” *Journal of the Royal Society* 11.
- Picheral, H. 1982. “Complexes et Systèmes Pathogènes : Approche Géographique.” *Tropiques et Santé* 48: 5–22.
- Portugali, Juval. 2006. *Complex Artificial Environments: Simulation, Cognition and VR in the Study and Planning of Cities*. Springer.
- Prigogine, Ilya, and Isabelle. Stengers. 1996. *La Fin Des Certitudes: Temps, Chaos et Les Lois de La Nature*. O. Jacob. <http://catalogue.bnf.fr/ark:/12148/cb374904062>.
- Propeck-Zimmermann, Eliane (Université de Strasbourg), Thierry (Université de Caen Basse Normandie) Saint-Gérard, and Emmanuel (Université de Caen Basse Normandie) Bonnet. 2009. “Nouvelles Approches Ergonomiques de La Cartographie Des Risques Industriels.” *M@ppemonde*, 1–19. <http://mappemonde.mgm.fr/num24/articles/art09402.pdf>.
- Provitolo, Damienne. 2005. “Un Exemple D’effets de Dominos : La Panique Dans Les Catastrophes Urbaines.” *Cybergeo : European Journal of Geography*, no. 328: 1–19.
- Provitolo, Damienne, Edwige Dubos-Paillard, Nathalie Verdière, Valentina Lanza, Rodolphe Charrier, Cyrille Bertelle, and M.A. Aziz-Alaoui. 2015. “Les Comportements Humains En Situation de Catastrophe : De L’observation À La Modélisation Conceptuelle et Mathématique.” *Cybergeo : European Journal of Geography*, no. 735. doi:10.4000/cybergeo.27150.
- Pumain, Denise. 1997. “Pour Une Théorie Évolutive Des Villes.” *Espace Géographie* 26 (2): 119–34. doi:10.3406/spgeo.1997.1063.
- Pumain, Denise, Thérèse Saint-Julien, and Lena Sanders. 1989. *Villes et Auto-Organisation*. Paris: Economica.
- Rabai, H, R Charrier, and C Bertelle. 2013. “COUPLED MAP NETWORKS TO STUDY THE SPREAD OF PANIC IN PEDESTRIAN CROWDS Research Plan.” *Proceedings of STaN’2013, ECCS*, 7–9.
- Rao, Anand S, and Michael P Georgeff. 1995. “BDI Agents : From Theory to Practice.” *Practice* 95 (Technical Note 56): 312–319. doi:10.1.1.51.9247.
- Reghezza-Zitt, Magali. 2017. “Penser La Vulnérabilité Dans Un Contexte de Globalisation Des Risques Grâce Aux Échelles Spatiales et Temporelles.” *Espace Populations Sociétés*, no. 2016/3 (January): 0–14. doi:10.4000/eps.6641.

- Reghezza-Zitt, Magali, and Samuel Rufat. 2015. “Résilience, Sociétés et Territoires Face À L’incertitude, Aux Risques et Aux Catastrophes.” <http://iste-editions.fr/products/resilience>.
- Reghezza, Magali. 2006. “Réflexions Autour de La Vulnérabilité Métropolitaine : La Métropole Parisienne Face Au Risque de Crue Centennale.” Université Paris X - Nanterre.
- Resnick, Mitchel. 1997. “Turtles, Termites, and Traffic Jams: Explorations in Massively Parallel Microworlds (Complex Adaptive Systems).” *Cambridge MA MIT Press*, no. 1997. MIT Press: 181. doi:rpl central SCI 003.7 R434t.
- Reuillon, Romain, Mathieu Leclaire, and Sebastien Rey-Coyrehourcq. 2013. “OpenMOLE, a Workflow Engine Specifically Tailored for the Distributed Exploration of Simulation Models.” *Future Generation Computer Systems* 29 (8): 1981–90. doi:10.1016/j.future.2013.05.003.
- Reuillon, Romain, Clara Schmitt, Ricardo De Aldama, and Jean-Baptiste Mouret. 2015. “A New Method to Evaluate Simulation Models: The Calibration Profile (CP) Algorithm.” *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18 (1). doi:10.18564/jass.2675.
- Rosnay, Joel de. 2014. *Le Macroscopie. Vers Une Vision Globale*. Edited by Seuil. <https://www.amazon.fr/s/?field-keywords=9782757841136>.
- Ruin, Isabelle, and Céline Lutoff. 2004. “Vulnérabilité Face Aux Crues Rapides et Mobilités Des Populations En Temps de Crise.” *La Houille Blanche*, no. 6: 114–19. doi:10.1051/lhb:200406016.
- Salze, Paul, Elise Beck, Johnny Douvinet, Marion Amalric, Emmanuel Bonnet, Eric Daudé, Françoise Duraffour, and David Sheeren. 2014. “TOXI-CITY: An Agent-Based Model for Exploring the Effects of Risk Awareness and Spatial Configuration on the Survival Rate in the Case of Industrial Accidents.” *Cybergeo* 2014 (November). CNRS-UMR Géographie-cités 8504. doi:10.4000/cybergeo.26522.
- Sanna, Mattia, and Ying Hen Hsieh. 2017. “Ascertaining the Impact of Public Rapid Transit System on Spread of Dengue in Urban Settings.” *Science of the Total Environment* 598. Elsevier B.V.: 1151–59. doi:10.1016/j.scitotenv.2017.04.050.
- Saunier, Julien, and Hazael Jones. 2014. “Mixed Agent / Social Dynamics for Emotion Computation.” *International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 645–52.
- Schelling, Thomas. 1978. “Micromotives and Macrobehavior.” *Norton*.
- Schmitt, Clara, Sébastien Rey-Coyrehourcq, Romain Reuillon, and Denise Pumain. 2015. “Half a

- Billion Simulations: Evolutionary Algorithms and Distributed Computing for Calibrating the Simpoplocal Geographical Model.” *Environment and Planning B: Planning and Design* 42 (2). SAGE PublicationsSage UK: London, England: 300–315. doi:10.1068/b130064p.
- Smith, David L., T. Alex Perkin, Robert C. Reiner, Christopher M. Barker, Tianchan Niu, Luis Fernando Chaves, Alicia M. Ellis, et al. 2014. “Recasting the Theory of Mosquito-Borne Pathogen Transmission Dynamics and Control.” *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene* 108 (4): 185–97. doi:10.1093/trstmh/tru026.
- Sorre, Maximilien. 1933. “Complexes Pathogènes et Géographie Médicale.” *Annales de Géographie* 42 (235): 1–18.
- Stoddard, Steven T, Brett M Forshey, Amy C Morrison, Valerie a Paz-Soldan, Gonzalo M Vazquez-Prokopec, Helvio Astete, Robert C Reiner, et al. 2013. “House-to-House Human Movement Drives Dengue Virus Transmission.” *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 110 (3): 994–99. doi:10.1073/pnas.1213349110.
- Stoddard, Steven T, Amy C Morrison, Gonzalo M Vazquez-Prokopec, Valerie Paz Soldan, Tadeusz J Kochel, Uriel Kitron, John P Elder, and Thomas W Scott. 2009. “The Role of Human Movement in the Transmission of Vector-Borne Pathogens.” Edited by Pattamaporn Kittayapong. *PLoS Neglected Tropical Diseases* 3 (7). Public Library of Science: e481. doi:10.1371/journal.pntd.0000481.
- Suppasri, Anawat, Abdul Muhari, Prasanthi Ranasinghe, and Erick Mas. 2014. “Tsunami Events and Lessons Learned” 35: 321–34. doi:10.1007/978-94-007-7269-4.
- Tang, Fangqin, and Aizhu Ren. 2008. “Agent-Based Evacuation Model Incorporating Fire Scene and Building Geometry.” *Tsinghua Science and Technology* 13 (5): 708–14. doi:10.1016/S1007-0214(08)70112-3.
- Tena-Chollet, F., J. Tixier, A. Dandrieux, P. Slangen, and G. Dusserre. 2014. “Training Decision Makers – Existing Training Strategies for Crisis Management and Specifications of an Improved Environment.” *Journal of Environmental Modelling and Software*.
- Treuil, Jean-Pierre, Alexis Drogoul, and Daniel Zucker. 2008. *Modélisation et Simulation À Base D’agents : Exemples Commentés, Outils Informatiques et Questions Théoriques*. Dunod.
- Wesolowski, Amy, Taimur Qureshi, Maciej F Boni, Pål Roe Sundsøy, Michael A Johansson, Syed Basit Rasheed, Kenth Engø-Monsen, and Caroline O Buckee. 2015. “Impact of Human Mobility on the Emergence of Dengue Epidemics in Pakistan.” *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 112 (38). National Academy of Sciences: 11887–

92. doi:10.1073/pnas.1504964112.

WHO. 2012. “Global Strategy for Dengue Prevention and Control 2012-2020.”
<http://www.who.int/denguecontrol/9789241504034/en/index.html>.

Widener, Michael J, Mark W Horner, and Sara S Metcalf. 2012. “Simulating the Effects of Social Networks on a Population’s Hurricane Evacuation Participation.” *Journal of Geographical Systems* 15 (2): 193–209. doi:10.1007/s10109-012-0170-3.

Wilensky, Uri, and William Rand. 2015. *An Introduction to Agent-Based Modeling: Modeling Natural, Social, and Engineered Complex Systems with NetLogo*. MIT Press.

Wittezele, Jean-Jacques. 1992. *A La Recherche de l'Ecole de Palo Alto. Documents - Seuil | Editions Seuil*.
<http://www.seuil.com/ouvrage/a-la-recherche-de-l-ecole-de-palo-alto-jean-jacques-wittezaele/9782757842102>.

Xie, Cui, Guangxiao Ma, Qiong Li, Jinjin Xun, and Junyu Dong. 2016. “Visual Exploration of Tsunami Evacuation Planning.” *Journal of Visualization*, 1–13. doi:10.1007/s12650-015-0324-8.

Zucker, Jean-Daniel, Alexis Drogoul, and Jean-Pierre Treuil. 2008. *Modélisation et Simulation À Base D’agents*. Edited by Dunod.

7. ANNEXE : TEXTES DES PUBLICATIONS SÉLECTIONNÉES

- Daudé É. (2006), *Du complexe à la complexité : le retour de l'individu dans les modèles géographiques*, *Demain la Géographie*, Actes du colloque GéoPoint'06, p. 261-267. --- Page - 129 -
- Daudé É. (2005), *Systèmes multi-agents pour la simulation en géographie : vers une Géographie Artificielle*, in Y. Guermont (dir.), *Modélisation en Géographie*, Chap. 13, p. 353-380, Hermès, Paris. --- Page - 138 -
- Langlois P., Daudé É. (2007), *Concepts et modélisations de la diffusion géographique*, *Cybergeog : Revue européenne de géographie*, n° 364, 23p. --- Page - 167 -
- Daudé É. (2004), *Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion*, *Cybergeog : Revue européenne de géographie*, n°. 255, 15p. --- Page - 192 -
- Langlois P., Blanpain B., Daudé É. (2015), *MAGéo, une plateforme de modélisation et de simulation multi-agent pour les sciences humaines*. *Cybergéo*, n° 741, p. 35 --- Page - 208 -
- Daudé É., Provitolo D., Dubos-Paillard E., Gaillard D., Eliot E., Langlois P., Propeck-Zimmermann E., Saint-Gerand T. (2009), *Spatial risks and complex systems: methodological perspectives*, in Aziz-Alaoui M., Bertelle C. (ed.), *From System Complexity to Emergent Properties*, Springer, pp. 164-178. --- Page - 243 -
- Czura G., Taillandier P., Tranouez P., Daudé É. (2015), *MOSAIIIC : City-level agent-based traffic simulation adapted to emergency situations*. in H. Takayasu et al. (eds.), *International Conference on Social Modeling and Simulation*, *Econophysics Coll.*, Springer, pp. 265-274. --- Page - 258 -
- Daudé É., Vaguet A., Paul R. (2015), *La dengue, maladie complexe*. *Natures Sciences Sociétés*, vol. 23, n°4, pp. 331-342. --- Page - 269 -
- Daudé É., Vaguet A. (2015), *Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : qui a échoué ?* *l'Espace Politique*, vol. 26, n. 2. --- Page - 282 -
- Maneerat S., Daudé É. (2016), *A spatial agent-based simulation model of the dengue vector Aedes aegypti to explore its population dynamics in urban areas*. *Ecological Modelling*, vol. 333, p. 66-78. --- Page - 301 -
- Misslin R., Daudé É. (2017), *Environmental hazard index mapping methodology of Aedes aegypti, vector of dengue and Zika virus*, *RIG*, vol. 27, n°4, pp.481-503. ---Page - 315 -
- Cebeillac A., Daudé É., Huraux T. (2017), *Where? When? And How Often? What Can We Learn on Daily Urban Mobilities From Twitter Data and Google Map in Bangkok (Thailand) and Which Perspectives For Dengue Studies?* *Netcom, Networks and Communication Studies*. --- Page - 318 -

I. Daudé É. (2006), *Du complexe à la complexité : le retour de l'individu dans les modèles géographiques*, *Demain la Géographie*, Actes du colloque GéoPoint'06, p. 261-267, Avignon.

Colloque coorganisé par le Groupe Dupont et ESPACE

Géopoint 2006

1^{er} et 2 juin 2006 à l'Université d'Avignon

Brouillons Dupont

Demain la géographie

Permanences, dynamiques, mutations : Pourquoi ? Comment ?

- Les Territoires de la vie quotidienne (1982)
- Axiomes ou principes en géographie (1980)
- Concepts et construits en géographie (1976)
- Théories et géographie (1978)
- Écrire de la géographie (1978)
- La carte pour qui ? La carte pour quoi ? (1984)
- Systèmes et localisations (1984)
- Histoire, temps et espace (1986)
- S.I.G., Analyse Spatiale et Aménagement (1994)
- Modèles et modélisation en géographie (1992)
- Espace et Nature dans la géographie aujourd'hui (1996)
- L'explication en géographie (2000)
- L'idéal et le Matériel en géographie (2002)
- La forme en géographie (2004)
- Décision et analyse spatiale (1998)

Livre des résumés étendus

Groupe Dupont - ESPACE Partenaires :

Université d'Avignon - Case n°17
74, rue Louis Pasteur - 84029 Avignon Cedex
www.groupe-dupont.org

Région Provence-Alpes-Côte d'Azur

CNRS CENTRE NATIONAL DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ D'AVIGNON

Création N. Bouchet - U.M.F. ESPACE 6012 du CNRS - Novembre 2005

Du complexe à la complexité :

Le retour de l'individu dans les modèles géographiques

Daudé E.

Université de Rouen, 7 rue Thomas Becket, IRED,
76000 Mont Saint-Aignan. U.M.R.-IDEES CNRS.

E-mail : eric.daude@univ-rouen.fr

Mots clés : individualisme méthodologique complexe, modèles individu-centrés, systèmes multi-agents.

Key words : complex methodological individualism, agent based modelling, multi-agent systems.

Abstract

Geographer studies the consequences of the human actions on the production and the organization of space, and in return, the effects of these achievements on the behaviors of these actors. Actions and events associated to individual actors (people, households, firm etc) are partly related to their characteristics, to the environmental context and to the interactions with the other actors. These actions and events are also related to their behaviors, which are the result of their intentions, their duties and projects which they work out (storage capacities, development of strategy, representation). These actions and events are finally subjected to a whole of constraints and risks which form part of a space-time context. It is thus necessary to take into account on the one hand the freedom of the actors, even deployed within the framework of a certain number of constraints, and on the other hand their intentionality to construct a formalization of this complexity in space and time.

Résumé

Le géographe étudie les conséquences des actions humaines sur la production et l'organisation de l'espace, et en retour, les effets de ces réalisations sur les comportements de ces acteurs. Les actions et événements que l'on associe aux acteurs individuels (personnes, ménages, entreprises etc.) sont en partie liés à leurs caractéristiques, au contexte environnemental et aux interactions avec les autres acteurs. Ces actions et événements sont également liés à leurs comportements, qui sont le résultat de leurs intentions, de leurs devoirs et des projets qu'ils élaborent (capacités de mémorisation, de développement de stratégie, de représentation). Ces

actions et événements sont enfin soumis à un ensemble de contraintes et d'aléas qui s'insèrent dans un contexte spatio-temporel. Il est donc nécessaire de prendre en compte d'une part la liberté des acteurs, même déployée dans le cadre d'un certain nombre de contraintes, et d'autre part leur intentionnalité pour élaborer une formalisation de cette complexité socio-spatiale.

I. La place de l'individu dans les modèles géographiques

La géographie repose sur la reconnaissance de l'imbrication de niveaux d'organisation et d'échelles ainsi que sur les interactions qui se réalisent à l'intérieur et entre ces différents niveaux. Sur cette représentation des phénomènes géographiques sous la forme de niveaux, l'individu prend une place particulière dans les travaux des géographes, tour à tour sollicité puis délaissé. Sollicité lorsque l'individualisme méthodologique semble offrir pour un temps un formalisme approprié, en géographie urbaine notamment. Sollicité également avec la Time-geography et la Micro-simulation, qui ont cependant moins marqué les recherches francophones. Délaissé dans un second temps avec le développement de l'analyse spatiale et les changements d'échelles qui s'opèrent. En travaillant sur des agrégats, les géographes développent des niveaux d'organisation originaux, les unités spatiales. De ces unités spatiales sont déduites des lois propres et l'individu ne paraît plus être le vecteur d'une connaissance scientifique, tout au moins pour le géographe modélisateur.

Les connaissances associées aux sphères de l'individuel et du social sont ainsi devenues progressivement antagonistes du point de vue de la géographie quantitative. L'analyse spatiale postule en effet l'existence d'une connaissance scientifique qui s'appuie sur l'action des groupes tout en admettant que celle-ci n'atteint pas l'individu (erreur écologique). On admet cependant l'existence d'une connaissance ayant comme socle l'individu, tout en considérant que ce savoir n'est pas scientifique car il ne s'appuie pas sur une méthodologie rigoureuse. A l'heure où des disciplines comme l'économie, l'archéologie ou la sociologie, qui posent l'individu comme élément premier d'analyse, réintroduisent l'espace dans leurs questionnements, il est temps que les géographes réintroduisent l'individu dans leurs réflexions sur l'imbrication des niveaux d'organisation. Ils peuvent s'inspirer dans cette démarche du triptyque Time-Geography (TG), Micro-Simulation (MS) et Intelligence Artificielle Distribuée (IAD).

A. Du clone indifférencié...

La géographie est riche de modèles qui formalisent des comportements individuels pour rendre compte de la production et de l'organisation d'entités spatiales à un

niveau meso ou macro-géographiques. Ces modèles, pour la plupart d'obédience économique, postulent que les phénomènes lisibles à une large échelle sont la conséquence de comportements individuels, comportements qui sont dictés par la raison, qui est rationnelle, ce qui est le propre de l'individualisme méthodologique. Ces modèles, et cette démarche, proposent une démonstration des effets attendus lorsque s'expriment des comportements rationnels, donc volontaires.

Le modèle de von Thünen en est une première illustration. Les postulats du modèle suivent clairement cette démarche, ils se caractérisent par l'isotropie spatiale, l'homogénéité de la fertilité des sols et l'absence d'accidents, aussi bien dans le relief que dans le comportement des agriculteurs : chacun est parfaitement informé des techniques agricoles, des coûts de production et de transport, chacun adopte le système de production le plus rationnel. Il en résulte qu'à chaque produit agricole i est associé une rente foncière qui exprime la capacité locative maximale d'une parcelle j en fonction de sa distance au centre. La concurrence pour l'occupation du sol amène alors à une organisation concentrique des aires de production, les produits à forte rente de localisation se situant au plus près du centre, délaissant dans les périphéries les plus éloignées les produits dont la rente est peu sensible aux coûts de transports. C'est de l'agrégation des comportements individuels, les agents représentatifs, que provient la structure spatiale.

Le modèle de Christaller fonctionne selon le même principe, mais à une autre échelle d'agrégation. L'agent représentatif est un consommateur de biens et de services, et l'échelle n'est plus la micro exploitation agricole mais un système urbain. Ce modèle exprime la hiérarchisation des lieux de peuplement à partir de la hiérarchie des biens offerts (la portée limite d'un bien dépend de son prix unitaire) et de la hiérarchie des préférences du consommateur (fréquence de consommation d'un bien et minimisation des coûts de déplacement).

Ces deux modèles rentrent ainsi parfaitement dans le cadre de l'individualisme méthodologique qui se propose d'exprimer les conséquences attendues de comportements rationnels. Mais l'individualisme méthodologique propose également un cadre d'analyse des conséquences non intentionnelles d'actions individuelles intentionnelles : l'émergence de la coopération à partir de comportements non coopératifs chez Axelrod (1984) ou la production d'une ségrégation spatiale dans le modèle de Schelling (1978) en sont l'illustration.

La stratégie employée pour explorer la dynamique de ce dernier paradoxe est basée sur le degré de tolérance d'un individu aux étrangers, présents dans son voisinage. L'individu dans ce modèle n'est pas contraint par des logiques de niveau supérieur, sociales ou spatiales, il ne déménagera que si le nombre d'étrangers dans son voisinage dépasse un seuil de tolérance fixé, identique pour tous. L'effet pervers qui est exploré ici est qu'avec un seuil de tolérance relativement important, on assiste

malgré tout à une forte ségrégation spatiale du fait de l'importance des rétroactions positives qui sont liées aux déplacements (Daudé E. & Langlois P. 2006). Ce modèle permet ainsi de comprendre les effets imprévus qui peuvent résulter du jeu des interactions entre individus, productions qui échappent en partie à la maîtrise des individus, qui sont ici individuellement tolérant et collectivement ségrégationniste.

Les différents modèles brièvement exposés ici sont à classer dans la catégorie des précurseurs oubliés. Certes les géographes se sont appropriés les résultats produits – structures spatiales concentriques, hiérarchie des lieux de peuplement etc. -, mais ils ont cessé d'explorer les logiques associées à l'atome productif de ces structures, l'individu. Il est probable que cette lacune provient moins du niveau de modélisation choisi, l'individu, que de la démarche utilisée, l'individualisme méthodologique. En refusant de considérer les échelles intermédiaires dans l'étude des phénomènes, l'individualisme méthodologique se perd en effet dans une surdétermination des actes individuels dans la production des normes, des structures et des dynamiques spatiales. Or ces échelles intermédiaires et leurs attributs ont un effet stabilisateur important sur les phénomènes du vivant, ce qui explique les aspects peu chaotiques de ces phénomènes, au moins à petite échelle et sur des temporalités moyennes. Ainsi, en posant la question de l'autonomie et du rôle des niveaux intermédiaires dans la production et l'évolution des phénomènes du vivant, la règle fondamentale de l'individualisme méthodologique, « ne jamais traiter les collectifs comme des sujets » est profanée. Cette première limite conduira au développement de l'analyse spatiale et à l'analyse systémique. Le second élément qui a probablement freiné la percée de l'individualisme méthodologique en géographie est le moule dans lequel cette démarche forge le sujet : son expérience ne permet ni ne limite ses actions, il est transparent aux normes, aux habitudes, aux influences etc. il est un clone indifférencié et instrumentalisé par sa seule rationalité.

B. ... à l'exemplaire unique

La Time-Geography et la Micro-Simulation vont contourner en partie ces deux limites, la première en introduisant des concepts tels que le projet du sujet et les contraintes autobiographiques, la seconde en introduisant la notion d'influence sociale dans sa méthodologie. La TG est présentée comme une ontologie des comportements des individus plongés dans l'espace et le temps, alors que la MS est une méthode qui s'appuie sur la diversité des individus et de leurs comportements pour explorer des dynamiques collectives.

Le projet de la Micro-Simulation (Orcutt G. 1957) est de tester à un niveau macroscopique les effets de différents scénarios à partir de modèles dont le niveau de formalisation est le plus fin possible : le principe de base est de retenir comme unité élémentaire la plus petite unité décisionnelle de l'organisation étudiée. C'est l'hétérogénéité des attributs, la variété des activités et les probabilités d'évolution de ces entités qui sont

privilegiées pour rendre compte des évolutions globales. Si dans les premiers travaux de MS un seul niveau d'organisation est modélisé et la dimension spatiale inexistante, les géographes ont dépassé ces limites. Le modèle MICDYN par exemple (Aschan-Leygonie C. & al. 2000) a pour objectif d'explorer les effets de différents scénarios sur la configuration du peuplement dans une région. Deux niveaux sont présents dans le modèle, celui des individus, qui sont caractérisés par des attributs démographiques, économiques et sociaux (âge, catégorie sociale, revenu etc.), et celui des communes, qui sont caractérisées par un stock de logement, un potentiel économique ou un niveau d'attraction. A ces deux niveaux élémentaires sont alors associés des règles distinctes.

La MS est principalement une méthode de modélisation des règles d'évolution des états des individus, ou plus généralement des entités élémentaires choisies. Ces règles se décomposent schématiquement en deux catégories. Une première catégorie d'évolution est de nature déterministe, lorsqu'une année s'est écoulée, l'âge de l'individu est incrémenté d'une unité. Une seconde catégorie d'évolution repose sur des modèles probabilistes, ceux-ci prennent en compte les événements susceptibles de marquer la vie d'un individu au cours d'un pas de temps : la probabilité qu'un individu décède au cours de l'année augmente avec l'âge de l'individu alors que la probabilité que ce même individu trouve un emploi, s'il est au chômage, diminue à partir d'un certain seuil de cette même variable, chacune de ces probabilités étant estimée sur un échantillon représentatif de la catégorie. C'est dans ce contexte que la notion d'influence sociale sur le devenir de l'individu est intelligible, l'individu étant « poussé » à agir selon la catégorie sociale, et les comportements qui y sont associés, dans laquelle le modélisateur l'a inséré. Ainsi la probabilité que l'individu δ se rende à un colloque de Géographie en juin 2006 sachant que celui-ci fait partie d'une catégorie de chercheurs en géographie est égale à P . Une fois défini, le modèle permet d'analyser dans le temps les variables significatives associées aux individus, et par agrégation à des groupes, en introduisant des changements de paramètres pour étudier leurs conséquences.

Si la Time-geography (TG) (Hägerstrand T. 1970, 1995) ne dispose pas d'un cadre méthodologique aussi rigoureux que la Micro-Simulation, elle propose cependant un cadre théorique plus riche pour le géographe qui s'intéresse à l'individu dans l'espace. La TG est davantage orientée vers une réflexion sur le comportement spatio-temporel de l'individu. Selon Hägerstrand, les actions de l'individu sont largement déterminées par ses objectifs, ses devoirs et ses projets. L'individu agit dans un espace-temps fini, partiellement contraint par l'existence de lois naturelles et de conventions sociales. L'individu est inséré dans des groupes composés eux-mêmes d'individus, avec lesquels il interagit. Il existe ainsi des lois simples qui contraignent le comportement de l'individu à une échelle spatio-temporelle fine, mais que la plupart des modèles dont

nous discuterons plus loin négligent : contrainte d'exclusion - plusieurs personnes ne peuvent occuper le même espace au même moment - ; contrainte d'indivision - l'individu ne peut se projeter dans plus d'une dimension spatio-temporelle à la fois - ; contrainte autobiographique - certains événements ne se produisent qu'au travers d'un enchaînement d'évènements - ; contrainte géographique - la proximité aux ressources est nécessaire à la réalisation de projets - ; contrainte temporelle - réaliser une action prend du temps - ; contrainte de pouvoir - capacité à mettre en action ses projets dans un espace-temps déterminé - . A la différence de l'individualisme méthodologique, ces contraintes spatio-temporelles peuvent amener l'individu à agir au détriment de ses intérêts. La Time-Geography propose ainsi un cadre d'organisation des connaissances, en regroupant par sous catégories les caractéristiques essentielles de l'individu plongé dans l'espace et le temps : projets, contraintes, besoins, ressources. Pour la TG, la présence d'un individu δ à un colloque de Géographie en juin 2006 est liée à sa biographie – ancien doctorant avignonnais – à la concordance temporelle du projet aux contraintes – fin des cours –, à son appartenance à un réseau de chercheurs qui partagent un projet commun etc. L'individu n'est donc pas un exemplaire comme en MS mais un cas unique. Ceci explique probablement l'incapacité méthodologique dans laquelle se trouve ce courant pour analyser et traiter des données portant sur de nombreux individus (Chardonnel S. 2001).

Il existe une forte complémentarité entre la Micro-Simulation et la Time-Geography, l'une focalisant son approche sur l'évolution des états internes de l'individu (les variables d'états), l'autre s'intéressant davantage aux comportements et aux interactions entre individus influencés par un contexte spatio-temporel. La rencontre entre ces différentes dimensions peut être perçue dans les travaux précurseurs de T. Hägerstrand (1953) qui portent sur la diffusion des innovations. Celui-ci a en effet développé un modèle de simulation qui pose de manière implicite ces principes, tout en centrant sa recherche sur les processus d'interactions individuelles dans l'analyse du processus. Ses recherches dans ce domaine sont originales et annoncent les développements récents de la simulation en géographie (Daudé E. 2004, 2006).

La perspective individuelle dans les travaux des géographes a ainsi oscillé le long de ce continuum, du clone rationaliste de l'individualisme méthodologique à l'exemplaire unique de la Time-geography. Ces différentes approches s'insèrent dans des intervalles spatio-temporels distincts : l'individualisme méthodologique est atemporel et s'applique aussi bien à une échelle micro que macro géographique ; La micro simulation se situe plutôt dans le cadre d'études macro géographique et sur moyenne période ; la Time-geography concerne davantage des micro-temporalités et des micro-espaces, celui des mobilités quotidiennes par exemple.

Les modèles mettant au cœur de leurs formalismes l'individu ont progressivement disparu des travaux de

géographie quantitative. Comme on l'a vu, le développement de l'analyse spatiale a entraîné un changement d'échelle. Le statistique prévalant sur l'anecdotique, le choix de l'unité spatiale - la parcelle, la commune, le département ... - vise, en résumant la grande diversité des comportements individuels, à se libérer des échelons inférieurs. L'arrivée dans les années 1990 de l'Intelligence Artificielle Distribuée et des Systèmes multi-agents va cependant amener progressivement les géographes à re-questionner l'interdépendance des niveaux d'organisation et, sollicités par les autres disciplines, ils devraient être amenés progressivement à expliciter leur point de vue sur l'individu géographique dans le cadre des sciences de la complexité.

II. La complexité ou le retour de l'acteur individuel en géographie.

Les actions et événements associés aux individus sont en partie liés à leurs caractéristiques, au contexte environnemental et aux interactions avec les autres acteurs. Ces actions et événements sont également liés à leurs comportements, qui sont, en dehors des comportements réflexes, le résultat de leurs intentions, de leurs devoirs et des projets qu'ils élaborent. Ces actions et événements sont enfin soumis à un ensemble de contraintes et d'aléas qui s'insèrent dans un contexte spatio-temporel. Il est donc nécessaire de prendre en compte la dimension individuelle, même déployée dans le cadre d'un certain nombre de contraintes, pour élaborer une formalisation de cette complexité socio-spatiale. La recherche de propriétés nouvelles, de phénomènes émergents, difficilement observables par l'analyse des composants élémentaires, tente alors de cerner la manifestation de cette complexité aux différentes échelles d'observation des phénomènes étudiés, c'est là le projet des sciences de la complexité (Clergue G. 1997).

A. L'individu complexe

L'individualisme méthodologique complexe (IMC), selon l'expression de J.-P. Dupuy (1992), correspond à ce schéma de pensée. L'IMC tient compte de l'autonomie des individus tout en préservant la complexité et l'autonomie partielles des phénomènes collectifs. L'IMC repose sur deux propositions qui dans le débat qui « oppose » les partisans de l'individualisme méthodologique à ceux du holisme apparaissent inconciliables :

- ❖ Ce sont les acteurs individuels qui font ou produisent les phénomènes collectifs ;

- ❖ Les phénomènes collectifs sont infiniment plus complexes que les individus qui les ont engendrés, ils ne sont livrés qu'à leurs propres lois.

Dans ce contexte, le système global est vu comme un effet de combinaison des actions individuelles et des

logiques de niveaux supérieurs. La question est alors de savoir quel est le niveau de compréhension et de modélisation pertinent lorsqu'on étudie un phénomène? Le choix résidentiel est-il par exemple un phénomène individuel ou un phénomène social ?

Les choix de localisation relèvent de la sphère individuelle, dans la mesure où les compétences stratégiques des individus sont une propriété essentielle dans leurs décisions, aptitudes qui ne se limitent pas à la seule capacité économique. Les notions de capital culturel et social peuvent être mises en avant (Bourdieu P. 2000), comme la faculté que possède un individu à mettre en relation, et en adéquation, ses pratiques ou intentions avec le lieu : la stratégie de la carte scolaire en est un exemple.

Les choix de localisation relèvent également de la sphère sociale, dans la mesure où l'individu sollicite des informations globales, objectives et subjectives, dans sa stratégie de localisation. On parlera d'input objectif pour caractériser des données agrégées qui orientent les choix de l'individu : prix du foncier, diversité des services offerts, niveau de délinquance etc. On parlera d'input subjectif pour caractériser la perception et la représentation de l'espace produit par la collectivité et qui est à la disposition de l'individu. Cet input est relativement important pour les nouveaux habitants, qui vont se forger un premier niveau de connaissance de la ville en fonction de la représentation que s'en font les membres de leur nouveau réseau social par exemple.

On peut ainsi voir le choix de s'établir en un lieu comme le résultat, en partie, d'un processus engendré par la ou les représentations mentales de l'individu. Cet output cognitif, le choix d'un lieu, est un input pour autrui, car il lui est perceptible. L'ensemble de ces signes visibles sont des productions publiques (Sperber D. 1997) et alimentent les représentations mentales des individus, qui vont à leur tour, à travers leurs output, faire évoluer la production publique. L'espace urbain, à travers les choix résidentiels, peut ainsi être compris comme un système de chaînes causales où se confrontent réalités individuelles, représentations mentales et contraintes environnementales, toutes trois en continues modifications, souvent en décalage : c'est donc un phénomène à la fois individuel et social, qui implique une modélisation à la fois individuelle (l'agent) et sociale (le groupe).

Si comme on l'a vu la Time-Geography et la Micro-Simulation constituent une aide précieuse pour formaliser les comportements individuels dans l'espace et le temps, les aspects cognitifs de l'individu et la hiérarchie des niveaux leurs restent pour l'instant hors de portée. Le développement de l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) et plus particulièrement des systèmes multi-agents (SMA) en géographie ajouteront cette nouvelle dimension.

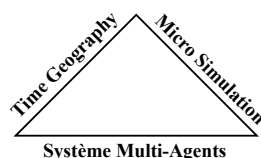


Fig. 1 : *Le tryptique de l'individu géographique*

Le domaine des SMA concerne l'étude et la conception de systèmes composés d'un ensemble d'entités disposant d'un certain degré d'autonomie (les agents) et interagissant les uns avec les autres. Ces entités sont caractérisées par un comportement relativement simple - principe de parcimonie -, coopèrent et coordonnent leurs activités afin de réaliser collectivement une tâche. Si ce dernier aspect concerne plus particulièrement l'univers de la robotique et du génie logiciel, les domaines d'application se sont élargis depuis une dizaine d'années. Ils touchent notamment les sciences humaines et sociales à travers la simulation de phénomènes complexes. La modélisation multi-agents propose ainsi un cadre conceptuel qui permet de représenter et de simuler des systèmes faisant intervenir différents agents-objets en interaction entre eux et avec leur environnement (Daudé E. & Langlois P. 2006).

L'agent-objet peut être conçu comme un programme informatique avec des entrées, un fonctionnement interne et des sorties. Son comportement est fonction de ses états internes, définis en partie par la connaissance qu'il a de lui-même et en partie par la connaissance qu'il a des autres. L'agent est ainsi capable de communiquer. L'interaction est au centre de la simulation multi-agents, celle-ci peut se réaliser avec l'environnement ou avec d'autres agents. L'interaction est donc à la fois une entrée (recevoir des messages) et une sortie (envoyer des messages) dans l'univers des agents. On distingue deux types d'interactions. Premièrement les interactions à événement immédiat, lorsque l'entrée produit automatiquement un résultat en sortie : c'est notamment le cas dans le champ des agents réactifs pour lesquels le comportement est fonction de stimulations en entrée (comme dans le modèle de Schelling). Deuxièmement les interactions à événement différés, c'est le cas lorsqu'une entrée ne produit pas systématiquement une sortie mais modifie seulement une ou plusieurs variables d'état de l'agent. Ce type d'interaction intervient dans le domaine des agents cognitifs, pour lesquels des processus de réflexion sont implémentés (stratégie, évaluation, adaptation etc.). Il s'agit dans ce contexte de mettre en œuvre une forme d'intelligence de l'agent dans un contexte spatio-temporel évolutif, sans qu'il y ait nécessairement une réponse immédiate de l'agent à cette évolution. Ceci peut-être particulièrement intéressant pour les recherches sur les représentations socio-spatiales.

B. L'individu réactif

Les recherches qui s'inscrivent dans une modélisation de comportements individuels pour rendre

compte de dynamique de niveaux supérieurs sont en plein essor ces dernières années. La plupart de ces recherches sont strictement bottom-up, soit parce qu'elles ne prennent pas en compte des contraintes structurelles dans l'évolution du phénomène étudié, soit parce que ces contraintes de niveau supérieur sont imposées au système, par le biais de l'environnement. Une critique qui découle de cette approche est qu'elle ignore les récents débats sur les théories sociales, notamment celles faisant le lien circulaire entre individu et société. Ceci est un faux argument dans la mesure où les modélisateurs expriment explicitement leurs soucis de se dégager des structures pour les faire émerger. Citons les modèles portant principalement sur la mobilité des individus pour étudier le trafic urbain (Banos A. 2005), les choix résidentiels (Vanbergue D. & al. 2000) ou la propagation d'épidémies (Eubank S. & al. 2004). D'autres modèles explorent les comportements individuels pour étudier l'émergence de configurations spatiales, telle la coopération territoriale (Bussi M. & Daudé E. 2005), la ségrégation spatiale (Daudé E. & Langlois P. 2006) ou la diffusion d'innovation (Daudé E. 2006). Dans ces travaux, la description et la modélisation se font à un niveau individuel, mais la compréhension du phénomène se réalise à un niveau global d'observation.

Si ces recherches sont basées sur la modélisation de comportements réflexes qui répondent à des stimulations par la mise en œuvre d'une action, elles s'extraient ainsi des logiques sociales évoquées plus hauts, à l'instar des mouvements de panique.

Le projet MOSAIC (Modélisation et Simulation d'Accidents Industriels par méthodologie Individu-Centrees) poursuit cette démarche, il vise à appréhender la vulnérabilité humaine lors d'un accident industriel (Daudé E. & al. 2006). Il s'agit d'aborder cette question géographique à travers le temps des actions humaines, dans le contexte spatial de leur environnement et dans le contexte spatio-temporel de l'accident, comme la propagation d'un nuage toxique en milieu urbain. L'hypothèse de ce projet est que les conséquences globales de ce type d'accidents sont largement dépendantes des comportements individuels, de leurs interactions et de la manière dont ils se contraignent. S'il fallait caricaturer, et c'est toujours ce que l'on fait durant les premières phases de réflexion, on dirait qu'en cas d'accident industriel, la logique individuelle est de fuir, autant que possible parmi les premiers. Or si tous les individus suivent ce comportement archaïque, l'effet de saturation se produit et pénalise les derniers, qui sont bloqués et ne peuvent ni s'échapper, ni être secouru par les services de secours qui sont bloqués par les premiers : bel effet de complexité que l'on a pu observer durant l'accident d'AZF à Toulouse en 2001. La complexité offre ici la perspective d'explorer les conséquences involontaires de comportements involontaires, qui échappent à la raison et apparaissent sans solution dans l'univers de l'individualisme méthodologique. Dans ce contexte, toute action apparaît comme le produit d'un subtil mélange de désiré et non désiré, de souhaité et de non souhaité, de hasard et de déterminé, dont l'influence

de l'un n'est pas à priori plus négligeable que l'influence de l'autre sur l'action produite.

C. L'individu cognitif

Il n'existe pas, à notre connaissance, de modèles de simulation utilisant à la fois des agents cognitifs et différents niveaux d'organisation en géographie, à l'exception des quelques travaux portant sur les interactions environnements / individus / sociétés (Bonnefoy J.-L. & al. 2000).

Un agent cognitif est un agent qui perçoit son environnement, même de façon limitée, élabore une stratégie en fonction de ses objectifs, agit, évalue les effets de cette action en vue de modifier sa perception et sa stratégie. Cette vision de l'agent est proche de celle des cognitivistes qui ont introduit l'hypothèse de rationalité limitée, les agents étant supposés « myopes » et agissant selon une rationalité adaptative, évolutive et stratégique (Walliser B. 2000), largement utilisé par les économistes (Tesfatsion L. & Judd K. 2006).

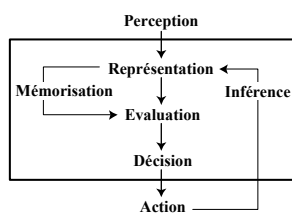


Fig. 2 : De la perception à l'action

La spécificité de la géographie dans cette analyse se situe dans le traitement de ce que les individus perçoivent de l'espace et ce qui en résulte dans leurs pratiques. Cette spécificité se prolonge avec l'affirmation du rôle des niveaux intermédiaires dans la production des perceptions et des comportements individuels. Cet aspect renvoie entre autre à la question de l'articulation entre les normes individuelles et des normes collectives et les potentialités méthodologiques des SMA pour en rendre compte. L'architecture AGR, pour Agent-Groupe-Rôle (Ferber J. & Gutknecht O. 1998) est une approche organisationnelle qui apporte une réponse méthodologique à cet intérêt. Dans ce modèle, un agent est toujours inscrit dans un groupe, ou un ensemble de groupes, dans lesquels il joue des rôles. Un rôle décrit ici la fonction qu'un agent réalise au sein d'un groupe, et donc sa manière de réagir aux requêtes, les actions et tâches qu'il doit prendre en charge, son comportement relationnel etc. Même si ce type d'approche suscite des débats, notamment sur les comportements déviants par rapport aux normes, elle est cependant d'un grand intérêt dans la mesure où elle propose un début de grammaire de comportements élémentaires.

La question de l'utilité d'intégrer des agents cognitifs en géographie n'est donc pas triviale. Tout système complexe se définit en effet par deux fonctions essentielles : la fonction de représentation et la fonction d'auto-organisation. Les systèmes complexes sont

plongés dans des environnements soumis à des variations. Selon l'amplitude de ces changements, le système doit pouvoir prélever des ressources internes et externes et modifier sa structure pour assurer sa survie. Le système doit donc être capable d'engendrer et stocker des informations sur son environnement pour ses besoins futures (représentation) et doit pouvoir adapter son comportement ou modifier sa structure interne sans l'intervention d'un intervenant extérieur (auto-organisation). La cognition, qui regroupe ces deux fonctions, a du sens en géographie dans la mesure où in fine ce processus se ramène à l'espace : répondre aux intérêts d'un territoire dans le cadre des jeux non coopératifs, contrôle d'une portion de l'espace par des acteurs économiques, maintien d'une position relative dans un système etc. Comprendre comment des processus sociaux insérés dans un cadre spatial produisent de l'espace relève aussi de la géographie.

L'individu complexe s'insère ainsi pleinement dans la théorie des trois mondes de Karl Popper. Le monde 1 est celui de la matière, le monde physique qui existe indépendamment de nos expériences. Le monde 2 est celui de nos expériences et de nos connaissances, il est largement subjectif et dépend de nos perceptions et représentations. Le monde 3 est celui de la connaissance objective, des théories, des normes et des informations à notre disposition et qui existent indépendamment de nos relations avec elles. Choisir un lieu d'habitation dépend ainsi de la disponibilité dans le parc foncier (monde 1), du prix du foncier (monde 3) et de la connaissance / représentation que l'on a des quartiers (monde 2).

III. Conclusion

Le retour de l'individu dans les modèles géographiques est permis par les acquis théoriques et méthodologiques de la Micro-Simulation, de la Time-Geography et des Systèmes Multi-Agents. L'une met l'accent sur l'hétérogénéité et la dynamique de groupe, l'autre sur les interactions spatio-temporelles, la dernière sur le comportement adaptatif, l'auto-organisation et l'émergence. Un travail important reste à faire sur la manière de formaliser au travers des SMA la représentation socio-spatiale des agents et ses effets sur les comportements. L'introduction des aspects cognitifs de l'individu en géographie ne signifie pas que l'on mette en exergue les autres niveaux d'organisation, rappelons que c'est la reconnaissance de l'imbrication des niveaux qui fait la force de l'analyse géographique. Il s'agit plutôt de combler une lacune en réintroduisant, sans complexe, un peu de libertés individuelles dans notre représentation du monde.

Une critique récurrente est que ces approches, et ces modèles, simplifient à outrance le comportement des acteurs individuels et qu'elles négligent des aspects importants du fonctionnement des sociétés. Faut-il pour cela abandonner la modélisation ? La réponse est

évidemment non. Si la modélisation, quelle que soit la méthodologie employée, repose sur des simplifications de la réalité, il en est de même des représentations de la réalité qui sont-elles aussi des simplifications. Un modèle propose un cadre explicite, et réfutable, de son champ de validité ce qui n'est pas le cas des métaphores tout aussi simplificatrice mais plus souvent sans cadre.

IV. Références bibliographiques

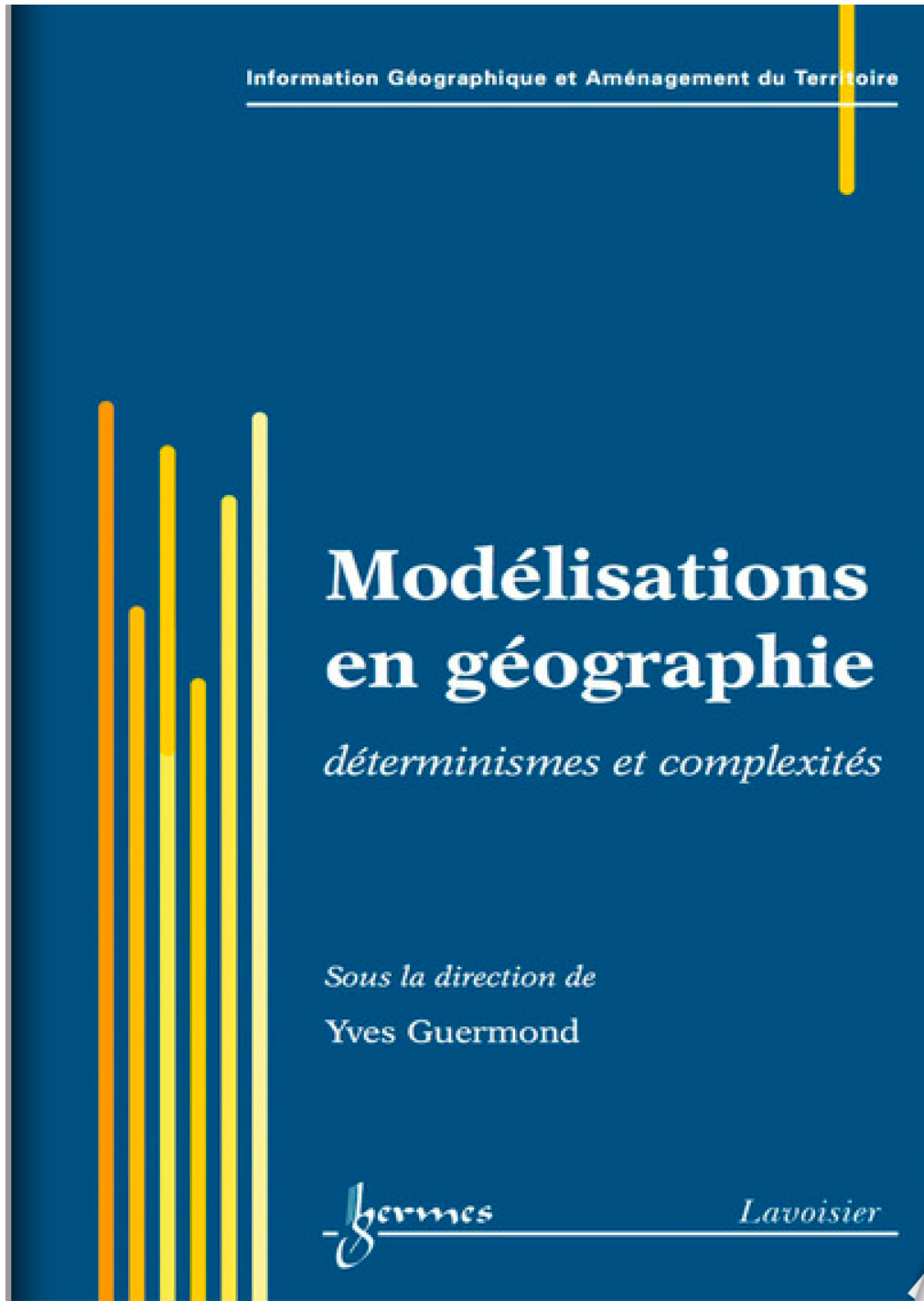
- Aschan-Leygonie C., Mathian H., Sanders L. & Mäkilä K.** 2000 - A spatial microsimulation of population dynamics in Southern France : a model integrating individual decisions and spatial constraints. In Ballot G. & Weisbuch G. (eds) - *Applications of simulations to social sciences*, Hermès, Paris, p. 109-125.
- Axelrod R.** 1984 - *The Evolution of Cooperation*. Basic Books, New York, 256 p.
- Banos A.** 2005 - Des trajectoires individuelles à la ville en mouvement: reconstruire les mobilités urbaines quotidiennes, *Actes des 13^{èmes} journées de Rochebrune*, p. 289-300.
- Bonnefoy J.L., Le Page C., Rouchier C. & Bousquet F.** 2000 - Modelling Spatial Practices and Social Representations of Space Using Multi-Agent Systems. In Ballot G., Weisbuch G. (ed) - *Applications of Simulation to Social Sciences*, Hermès, Paris, p.155-168.
- Bussi M. & Daudé E.** 2005 - Le dilemme du prisonnier spatialisé : Application aux coopérations territoriales, *Actes du colloque Théo Quant'05*, 15 p.
- Bourdieu P.** 2000 - *Les structures sociales de l'économie*, Editions du Seuil, Paris, 282 p.
- Chardonnel S.** 2001 - La time-geography : les individus dans le temps et dans l'espace. In Sanders L. (dir.) - *Modèles en analyse spatiale*, chap. 4, Hermès, Paris, p. 129-156.
- Clergue G.** 1997 - *L'apprentissage de la complexité*, Hermès, Paris, 159 p.
- Daudé E.** 2004 - Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion, *Cybergeo : Revue européenne de géographie*, n° 255, 15 p.
- Daudé E.** 2006 - A Monte Carlo approach to diffusion : une étude « historique » revisitée par la modélisation multi-agents. In F. Amblard, & D. Phan (dir.) - *Modélisation et simulation multi-agents pour les Sciences de l'Homme et de la Société : une introduction*, Chap. 16, Hermès, Paris, p. 353-377.
- Daudé E. & Langlois P.** 2006 - Comparaison de trois implémentations du modèle de Schelling. In F. Amblard & D. Phan (dir.) - *Modélisation et simulation multi-agents pour les Sciences de l'Homme et de la Société : une introduction*, Chap. 17, Hermès, Paris, p. 379-409.
- Daudé E. & Langlois P.** 2006 - Introduction à la modélisation multi-agents des systèmes complexes en géographie. In F. Amblard & D. Phan (dir.) - *Modélisation et simulation multi-agents pour les Sciences de l'Homme et de la Société : une introduction*, Introduction Partie IV, Hermès, Paris, p. 327-330.
- Daudé E., Dubos-Paillard E., Langlois P., Propeck E., Provitolo D. & Saint-Gérard T.** 2006 - *Accidents Industriels Majeurs et Vulnérabilités Humaine en Haute-Normandie : Modélisation et Simulation en Milieu Urbain*, Institut Régional des Sciences Humaines et Sociales (IRSHS), contrat 2006-2008, p. 22.
- Dupuy J.-P.** 1992 - *Introduction aux sciences sociales. Logique des phénomènes collectifs*, Ellipses, Paris, 297 p.
- Eubank S., Guclu H., Kumar V., Marathe M., Srinivasan A., Toroczkai Z. & Wang N.** 2004 - Modeling disease outbreaks in realistic urban social networks, *Nature*, 429, p. 180-184.
- Ferber J. & Gutknecht O.** 1998 - Aalaadin: a meta-model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems. In *Third International Conference on Multi-Agent Systems*, Paris, IEEE, p.128-135.
- Hägerstrand T.** 1953 - *Innovationsförloppet ur Korologisk Synpunkt*, Meddelanden från Lunds universitets geografiska institution, avhandlingar XXV, Lund University. (*Innovation Diffusion as a Spatial Process*, University of Chicago Press, traduit par Pred A. 1967, Chicago, p. 267).
- Hägerstrand T.** 1970 - What about people in regional science?, *Papers of the Regional Science Association*, n° 24, p.7-21.
- Hägerstrand T.** 1995 Action in the physical everyday world. In Cliff A., Gould P., Hoare A., Thrift N. (ed. by) - *Diffusing Geography: Essays for Peter Haggett*, Blackwell, Oxford, p. 33-45.
- Orcutt G.** 1957 - A new type of socio-economic system, *Review of Economics and Statistics*, n°58, p. 773-797.
- Schelling T.** 1978 - *Micromotives and Macrobehavior*, Norton, New-York, p. 252.
- Sperber D.** 1997 - Individualisme méthodologique et cognitivisme. In Boudon R., Chazel F. & Bouvier A. - *Cognition et sciences sociales*, Presse Universitaires de France, Paris, p. 123-136.
- Tesfatsion L. & Judd K. (eds.)** 2006 - *Handbook of Computational Economics, Vol. 2: Agent-Based*

Computational Economics, Handbooks in Economics Series, Elsevier, North-Holland, p. 904.

Vanbergue D., Treuil J.-P., Drogoul A. 2000 - Modelling urban phenomena with cellular automata, *Advances in Complex Systems*, vol. 3, n°1-4, p. 127-140.

Walliser B. 2000 - *L'économie Cognitive*, Odile Jacob, Paris, p. 250.

- II. Daudé É. (2005), *Systèmes multi-agents pour la simulation en géographie : vers une Géographie Artificielle*, in Y. Guermont (dir.), *Modélisation en Géographie : déterminismes et complexités*, Chap. 13, p. 353-380, Hermès, Paris.



Chapitre 13

Systemes multi-agents pour la simulation en géographie : vers une Géographie Artificielle

13.1. Introduction

Les régularités et les persistances qui s'expriment au-delà des contingences intéressent au premier plan tout modélisateur. Le géographe, et plus particulièrement celui qui pratique l'analyse spatiale, se reconnaît dans cette approche. Tenter de décrire ces régularités à partir de lois ou de modèles a été le ciment de ce courant de recherche : plus que la multiplicité des comportements individuels, ce sont les tendances générales qui s'expriment une fois supprimé le bruit de cette diversité qui intéresse le modélisateur. Ces modèles résumant et décrivent souvent assez bien les observations relevées à une échelle donnée. Ils s'avèrent cependant limités dans leurs capacités à expliciter les conditions d'apparition et les évolutions possibles de tels phénomènes. En s'appuyant sur les dynamiques locales, la complexité offre des concepts et des outils qui permettent de faire le lien avec les descriptions globales de l'analyse spatiale.

Penser la complexité implique entre autres choses d'appréhender les phénomènes observés à un niveau à partir des nombreuses interactions qui se produisent entre éléments opérant à un ou plusieurs niveaux inférieurs. Cette prise de position n'est pas récente, elle est formalisée par l'analyse systémique [BER 68] qui conçoit tout système comme une collection d'objets, des sous-systèmes, en interaction. Mais l'analyse systémique, tout au moins dans sa version instrumentalisée [FOR 80],

Chapitre rédigé par Eric DAUDE

356 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

s'intéresse davantage aux modalités de fonctionnement d'un système et à son maintien qu'à ses conditions d'apparition et ses évolutions possibles. Les sciences de la complexité apparaissent ainsi en continuité logique avec la systémique, elles s'en distinguent par une approche fondée sur la sensibilité aux conditions initiales, la création, l'auto-organisation, l'irréversibilité et les processus de bifurcation ainsi que par les outils, principalement informatiques, qui accompagnent son développement.

L'intérêt d'une modélisation des processus qui se réalisent au niveau élémentaire d'une organisation pour reproduire les dynamiques de niveaux supérieurs est ici discuté au regard de l'analyse spatiale, qui privilégie dans ses approches méso et macro-géographiques, une description globale des dynamiques. Ce chapitre propose ensuite un exposé rapide de l'intelligence artificielle distribuée par le biais des systèmes multi-agents. Il est enfin proposé un tour d'horizon des champs d'application de ces technologies dans le concert des questionnements géographiques. Trois grandes classes de modèles peuvent être ainsi appréhendées pour rendre compte d'une *Géographie Artificielle*.

13.2. D'une description globale à une description locale des structures et des dynamiques spatiales

13.2.1. Les pratiques en analyse spatiale

Le géographe explore la manière dont les hommes produisent, par leurs comportements, l'espace géographique et étudie comment l'espace géographique ou physique, par ses règles, ses lois et ses attributs, anciens ou nouveaux, rétroagit sur ces comportements. L'apparition dans les années 1960 des approches quantitatives et théoriques en géographie révolutionne la discipline. Riche de ces nouvelles avancées, le géographe théorise, mesure, propose des modèles d'organisation de l'espace qui contribueront à enrichir et à transformer son savoir géographique.

Les apports de l'analyse spatiale sont nombreux, si l'on devait n'en citer qu'un ce serait celui de rendre explicite, réfutable, et donc scientifique le discours géographique. Les méthodes mathématiques et statistiques développées dans ce cadre d'analyse ont progressivement éloigné un ensemble de géographes de ce qu'était la géographie du XIXe siècle, une géographie de terrain, monographique, riche des particularismes et des états de faits. S'il existe bien une diversité de comportements à un niveau individuel¹, ce qui intéresse l'analyse spatiale ce sont les lois, les régularités qui s'expriment à un niveau global de description, une fois supprimé le bruit de cette diversité locale. Le géographe élabore ainsi des modèles d'interaction, de gravitation, de diffusion pour rendre compte des structures et

¹ Individu pris au sens statistique du terme.

dynamiques spatiales à meso ou macro échelle. Ces modèles font une large place à la distance (contiguïté, hiérarchie) et aux quantités (population, composantes socio-économiques) comme facteur explicatif du fonctionnement et de l'évolution des organisations spatiales, délaissant bien souvent l'explication des « déviations locales »² dans un discours approximatif, empruntant un peu à la sociologie, à l'économie ou à l'histoire³.

Tout modèle possède ses limites. En focalisant ses recherches sur la description de structures et de dynamiques globales, l'analyse spatiale a élaboré des grilles de lecture et d'analyse qui permettent de repérer et de décrire des phénomènes jusqu'alors peu visibles, mais ces modèles ne sont « lisibles » qu'à l'échelle où ils ont été élaborés. En laissant de côté les phénomènes sous-jacents et leurs interactions pour décrire un comportement global, on se prive de l'explication de tels comportements. Or on peut penser que ces structures et dynamiques macroscopiques sont le résultat de processus non visibles à cette échelle, mais fondamentaux pour l'évolution globale du système. On conçoit alors que l'ensemble des constituants du système concourent à sa dynamique globale, et que celui-ci se caractérise par des propriétés émergentes, qui apparaissent à un niveau macro alors qu'elles ne sont pas directement observables au niveau des constituants élémentaires du système. Si l'analyse spatiale permet de décrire ces phénomènes agrégés par des processus macroscopiques simples, l'un des enjeux de la *Géographie Artificielle* est de proposer une explication de ces phénomènes par une description locale des processus.

13.2.2. La pratique d'une géographie artificielle

Si les lois et les règles mises en évidence par l'analyse spatiale ainsi que les instruments employés sont sensibles aux échelles pratiquées, ce constat est également valable pour une géographie des représentations ou une géographie économique, qui travaillent à un niveau plus fin d'analyse, celui de l'individu, et qui mettent en avant l'importance des paramètres individuels pour rendre compte de l'organisation et de la structuration de l'espace⁴. Faire dialoguer ces géographies des « deux extrémités », la micro et la macro, est l'élément fondamental de l'émergence

² Les résidus du modèle de régression par exemple.

³ Cette attitude est largement pratiquée dans la communauté des sciences sociales. Réduire les phénomènes à un ou deux processus élémentaires contribue à « grossir » l'importance réelle de ces processus au détriment des autres, dont l'explication est au-dehors de la sphère disciplinaire : l'espace pour le sociologue, la psychologie pour l'économiste, etc.

⁴ Ces courants se distinguent évidemment dans leurs degrés de formalisation et par des jeux d'hypothèses plus ou moins forts, du comportement standardisé et rationnel de l'économie spatiale au « tous singuliers » de la géographie des représentations.

358 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

d'une *Géographie Artificielle*⁵. Comprendre pourquoi certaines régularités sont observées à un niveau global malgré l'absence de planification et de contrôle à ce niveau est une question qui relève de la *Géographie Artificielle*. Certaines configurations intra-urbaines ou les systèmes de villes sont des exemples de tels phénomènes : au-delà de leurs descriptions, il n'existe pas encore de modèles satisfaisants capables de montrer comment émerge un système de places centrales à partir des nombreuses actions d'agents interagissant. L'objectif est alors de découvrir comment ces régularités peuvent émerger à partir d'agents autonomes, en interaction et gouvernés par leurs perceptions de l'environnement et par leurs intérêts, qu'ils soient rationnels ou non. Quels sont les effets et les atouts de certaines configurations spatiales sur les individus et les sociétés ? Pourquoi certaines formes n'émergent-elles pas ? La *Géographie Artificielle* doit se positionner sur ces projets de recherche et ceux présentés dans les sections suivantes.

La *Géographie Artificielle* repose sur les principes des sciences de l'Artificiel [SIM 69] et de l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) [GAS 89] qui met l'accent sur la résolution collective et distribuée de problèmes complexes et qui utilise très largement la simulation individu-centré pour simuler des phénomènes vivants, à l'instar de la Vie Artificielle [LAN 88], des Algorithmes Génétiques [HOL 92] ou des Automates Cellulaires [WOL 94]. L'appellation *Géographie Artificielle* s'impose alors comme un idiomatique, reconnue et lisible par la communauté des chercheurs en IAD dont le dénominateur commun est la complexité.

Les sciences de la complexité stimulent de nouvelles hypothèses de recherche pour l'étude de la production, de l'organisation et des transformations de l'espace géographique ainsi que des dynamiques qui s'y déploient. Avec la complexité il est tenté de montrer comment se réalise la transition entre une organisation (ou des objets d'un niveau donné) et les éléments qui constituent les « briques » de sa construction. On postule pour cela que des structures, des formes, des comportements globaux peuvent être le résultat d'un grand nombre d'interactions qui se réalisent entre éléments opérant à un ou plusieurs niveaux inférieurs. Dans ce contexte, tous les constituants concourent à la dynamique globale d'un système qui se caractérise par des propriétés émergentes, qui apparaissent à un niveau macro alors qu'elles ne sont pas directement observables au niveau des entités élémentaires du système. Un système complexe se caractérise ainsi par des créations, des inhibitions, des phases de fluctuations et par l'existence de dynamiques non-linéaires. De par la nature non linéaire de telles relations, le comportement

⁵ Cette appellation a émergé lors d'une discussion du groupe de recherche *Simulation et Territoire Artificiel*, J.-L. Bonnefoy, E. Daudé, P. Ellerkamp, M. Redjimi de l'U.M.R. 6012 ESPACE.

d'ensemble de ces systèmes ne peut se réduire à la somme des comportements de ses composants. La *Géographie Artificielle* dispose ainsi d'une méthodologie pour formaliser des systèmes ouverts et dynamiques.

Les systèmes complexes sont souvent distribués, les processus à l'œuvre dans leurs fonctionnements sont répartis parmi les éléments du système. De tels systèmes sont également ouverts sur leur environnement, capables de s'adapter à celui-ci et à ses évolutions. Ces systèmes sont alors capables d'exhiber une certaine persistance dans le temps et dans l'espace malgré les nombreuses recompositions qui touchent les éléments qui les composent et les nombreuses entités qui les produisent. Une ville et son évolution dans le temps révèlent ainsi certaines régularités dans ses fonctions malgré les changements qui s'opèrent parmi ses composants : flux de population et d'entreprises, changements politiques, modification de la structure économique. Les structures internes des villes présentent également des régularités de forme malgré la présence de nombreux acteurs qui opèrent à l'intérieur de ces structures. Il s'agit donc de prendre en compte à la fois cette ouverture des systèmes complexes sur leur environnement et leur nature distribuée dans une tentative de description et d'explication de leurs évolutions.

Les systèmes complexes sont également dynamiques, capables d'atteindre et de maintenir une solution sous différentes conditions et malgré les nombreuses perturbations qui touchent leurs éléments constitutifs : les perturbations se propagent très peu dans les régimes organisés [WEI 89]. On s'éloigne ici de la théorie du chaos [MAN 04], pertinente dans l'univers de la physique lorsque des interactions non linéaires se produisent sur un petit nombre d'équations, mais où les métaphores tel « l'effet papillon » [LOR 79] sont certainement limitées dans leurs capacités à nous faire comprendre les systèmes complexes en géographie humaine, plus robustes que chaotiques. La théorie de l'auto-organisation semble mieux convenir à l'interprétation de telles évolutions, caractérisées par des processus comme l'amplification et l'auto-apprentissage et fournit un cadre conceptuel, à travers l'auto-organisation critique [BAK 91 ; DAU 03], pour rendre compte des transitions de phases entre différents états du système. Il existe ainsi une grande régularité dans l'évolution du système de villes français, marqué par une forte hiérarchisation urbaine, malgré les nombreuses réaffectations et les évolutions différenciées des villes dans cette hiérarchie [GUE 93]. Il s'agit alors d'appréhender ce type de système, non plus seulement en recherchant une solution unique et repérée comme dans le modèle de Christaller [CHR 33], mais d'essayer de proposer des modèles capables, sous certaines conditions, de retrouver et de maintenir cette solution tout en acceptant les recompositions à l'intérieur de cette solution.

Les systèmes complexes sont ainsi capables d'évoluer. Plus le nombre de niveaux est élevé et les interrelations nombreuses, plus le système sera complexe et susceptible de générer de la nouveauté. Accélération de l'histoire et évolution de la

360 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

complexité s'inscrivent ainsi dans un temps irréversible [PRI 1988]. Ainsi, à la suite du mouvement théorique et quantitatif, la géographie devient artificielle, utilisant à l'instar d'autres disciplines des technologies en avance par rapport à nos théories, notamment mathématiques [CIL 98], encore modestes dans leurs prises en compte de l'espace dans ces nombreuses dimensions, de la diversité locale, de la mémoire, des stratégies multiples et ne proposant pas de solutions analytiques pour expliquer des phénomènes macroscopiques à partir d'une formalisation de comportements individuels.

13.3. Les systèmes multi-agents

Parce qu'ils sont distribués et dynamiques, les systèmes multi-agents (SMA) sont particulièrement adaptés à une *Géographie Artificielle*. Les SMA mettent l'accent sur une modélisation fine des entités élémentaires d'un système, les agents, et sur les relations qu'ils entretiennent entre eux et l'environnement dans lequel ils se situent. Selon les types de modélisation multi-agents, l'environnement, l'agent et la communication peuvent être de nature différente. Quelques-unes de ces caractéristiques sont présentées dans les sections suivantes avant de préciser ce que pourrait être un système multi-agents géographique.

13.3.1. L'environnement

Dans la plupart des applications multi-agents, l'environnement fournit le contexte spatial des agents. L'environnement d'un SMA se caractérise essentiellement par cinq éléments qui permettent de définir l'espace de simulation.

C'est tout d'abord un *ensemble E de cellules ordonnées* notées $\{e_1, e_2, \dots, e_N\}$. L'ordre des cellules permet de situer une cellule e_i dans l'ensemble E et par rapport à une autre cellule e_j . L'ensemble E possède une *géométrie* qui décrit la forme des cellules et la structure géométrique du domaine. Si la plupart des plateformes SMA sont implémentées selon un domaine à mailles carrées ou hexagonales, des topologies vectorielles et réticulaires sont envisageables. L'environnement se caractérise également par une *métrique* qui permet de calculer la distance séparant une paire de points. Les principales mesures de distance utilisées sont la distance euclidienne et de Manhattan. Chaque cellule du domaine possède également un *vecteur d'information* (v) qui peut être composé d'éléments fixes ou variables. Dans une version minimale de l'environnement, ce vecteur représente les états possibles de la cellule, il est donc composé d'un élément variable $\{1 \text{ ou } 0 ; \text{ présence ou absence}\}$. Plus proches d'une réalité géographique, les cellules seront caractérisées par des éléments statiques (altitude, présence d'un fleuve, d'une route, etc.) et variables (occupation du sol, fertilité, etc.). Enfin

l'environnement se caractérise par des *lois* qui définissent l'univers des possibles dans la structure et l'évolution de l'ensemble E . Le choix entre un espace toroïdal ou fini dans un espace cellulaire à 2 dimensions constitue une loi qui structure le monde simulé. Les lois de l'environnement peuvent être globales, elles s'imposent alors à l'ensemble des cellules de E , et locales, elles sont dans ce cas spécifiques à une catégorie de cellules et sont prioritaires par rapport aux lois générales [CAN 98]. Pour illustrer cela, prenons un univers cellulaire composé de $n \times n$ cellules ayant chacune un vecteur d'information v du type :

$$v = \begin{bmatrix} \textit{altitude} \\ \textit{route} \\ \textit{fleuve} \\ \textit{type} \end{bmatrix} \text{ avec par exemple pour une cellule } i : v_i = \begin{bmatrix} 20.5 \\ 0 \\ 1 \\ \textit{libre} \end{bmatrix}$$

Les trois premiers éléments sont fixes et décrivent la configuration de la cellule à l'initialisation. L'élément *type* décrit l'état de la cellule à un instant donné (par exemple libre, industrie, commerce ou habitat). La loi générale de cet univers est que toute cellule de type libre peut évoluer vers l'un des trois autres états, et un seul. La règle locale est qu'une cellule qui prend la valeur un pour la composante fleuve ne peut pas changer d'état.

Un sixième élément peut être enfin rajouté pour caractériser l'environnement : les *règles de transition*. Ceci modifie alors la nature de l'environnement d'un SMA car il le rapproche de la conception d'un Automate Cellulaire (AC). Ceci implique, en effet, que l'environnement est capable d'évoluer indépendamment de l'action des agents qui y sont situés ; on se trouve ici dans une configuration où l'on couple un AC (chapitre 12 de P. Langlois) et un SMA. Ce type de couplage est intéressant, par exemple, pour étudier l'évolution de la valeur foncière à l'échelle intra-urbaine, celle-ci dépendant à la fois de l'usage et des usagés à un moment et à un lieu donné (les agents), et du type d'habitat et son évolution (la cellule). Ce couplage est particulièrement bien adapté pour explorer des systèmes où les relations du type dynamiques environnementales / dynamiques humaines sont fortes, comme la gestion des ressources naturelles [BOU 01].

L'environnement d'un SMA peut ainsi être un support, c'est-à-dire un simple espace d'évolution pour les agents [PAG 98] ; une ressource, l'environnement se caractérise par des attributs qui sont à l'origine de l'action des agents [BUR 96 ; EPS 96 ; BON 01] ; un champ de communication entre agents [DRO 94] ; une entité ayant sa propre dynamique [BOU 99 ; BOX 02]. L'environnement est ainsi un élément essentiel d'un SMA puisqu'il permet une formalisation explicite de l'espace.

362 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

13.3.2. Dans l'environnement...des agents

Dans l'environnement E existe un ensemble A d'agents, cet ensemble pouvant être fini ou infini. Ceci implique une séparation logique entre les éléments de l'ensemble E et ceux de l'ensemble A , $A \neq E$. Un agent A_i peut être décrit comme une entité autonome capable d'agir sur elle-même et sur tout ou partie des cellules e_i de l'environnement. Celui-ci peut communiquer avec les autres agents et se déplacer, mais pas nécessairement. L'agent est situé si sa position relative dans l'environnement est importante pour la dynamique du système, une ville par exemple, ou pas, seules ses actions sont alors prises en considération. Son comportement (figure 13.1) est la conséquence de ses compétences, de ses ressources, de ses observations, de ses connaissances et des interactions avec les autres agents [FER 95]. Cette définition et le conditionnel attaché aux différentes propositions recourent la distinction entre approche *réactive* et approche *cognitive* de l'agent.

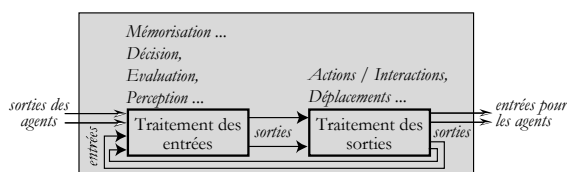


Figure 13.1 : Capacités d'un agent

Les systèmes d'agents réactifs sont en général composés d'un grand nombre d'agents au comportement simple, sans mémoire et ayant une représentation limitée de leur environnement. L'agent est conçu, dans son aspect le plus radical, comme une entité qui obéit à des stimuli externes pour mettre en œuvre une action, sans possibilité d'auto-contrôle, d'évaluation des résultats ni d'évolution comportementale [BRO 86]. A l'opposé, les systèmes d'agents cognitifs sont composés d'agents qui ont une mémoire et qui connaissent leur environnement et les autres agents. L'agent cognitif a des représentations et des connaissances (de soi, des autres, de l'environnement, etc.), il est capable de prendre des décisions en fonction de celles-ci, et est en mesure de tirer profit des expériences passées pour évaluer l'impact de son action dans le futur [VAR 89]. Les approches réactive et cognitive sont le fruit de courants de recherches ayant des préoccupations différentes, l'approche *cognitive* s'inspirant très largement des travaux des sociologues, notamment ceux issus du courant de l'individualisme méthodologique [BOU 92] ou de la psychosociologie [LEV 65], l'approche *réactive* s'inscrivant, elle, dans les

univers de l'éthologie [DEN 87], de la robotique [BRO 83] ou de la vie artificielle [REY 87 ; LAN 91 ; BED 00].

La distinction entre ces deux approches masque en fait une diversité de situations. Le type d'application pour lequel l'agent est conçu détermine en effet ses caractéristiques : capacité d'action (quelles sont ses compétences ?), capacité de communication (peut-il communiquer ? avec qui ? comment ?), capacité de mémorisation, capacité de perception (que perçoit l'agent dans son environnement ?), capacité d'adaptation (peut-il s'adapter aux nouvelles situations ou fonctionne-t-il selon des règles rigides ?), dimension de l'organisation (avec qui interagir ?), capacité de ses ressources, etc. [TRE 01]. Chacun de ses éléments renvoie à des recherches spécifiques : modèles de communications et d'interactions [KON 01], modèles de coordination [FAL 01], etc. De nombreux modèles et architectures d'agents sont également proposés, l'objectif étant de rendre opératoire, au sein de l'agent, l'ensemble de ces fonctions et les interactions entre celles-ci, faisant ainsi une large place aux mécanismes internes de l'agent [BOI 01].

13.3.3. *Les modes de communication entre agents*

La simple coexistence dans un environnement d'agents autonomes n'a *a priori* que peu d'intérêt en géographie si l'on admet que l'ensemble des objets manipulés ont pour dénominateur commun l'interaction. Ces interactions entre agents peuvent être motivées par les objectifs, les capacités et les ressources propres à chacun des agents. Les systèmes multi-agents sont ainsi implémentés pour favoriser les interactions entre agents ou au minimum entre les agents et leur environnement, et font appel à différents protocoles de communication.

Les interactions peuvent se réaliser de manière directe par l'envoi de messages entre agents ou indirecte par le biais de signaux *via* l'environnement. La plupart des modes de communication par passage de messages s'appuient sur la théorie des actes de langage, avec une syntaxe des signaux pour construire des actions [AUS 62] et des protocoles d'interaction relativement riches [SMI 80]. Ces modes de communication trouvent toutes leurs significations dans des domaines où les interactions entre agents sont nécessaires pour résoudre un problème global ou partager dynamiquement une charge de travail : contrôle du trafic aérien, commerce électronique, etc. Il s'agit, dans ces divers domaines d'applications, de coordonner par le biais de la communication les différentes actions des agents. Les modes d'interaction par signaux *via* l'environnement sont eux largement utilisés en éthologie avec par exemple le dépôt de phéromones par les fourmis [DEN 87], ces messages entraînant automatiquement une réaction chez un agent de type réactif. Ce mode de communication est par essence beaucoup moins riche que la transmission directe de message, un signal entraînant une action et une seule.

13.3.4. *Systèmes multi-agents et géographie*

Les différents éléments présentés dans la section précédente sont au cœur de toute réflexion sur un SMA géographique. En fonction des objectifs du modèle, on insistera davantage sur l'une ou l'autre de ces composantes : une géographie comportementale s'intéressera aux aspects cognitifs de l'agent, une géographie économique se préoccupera davantage aux types d'interactions et d'organisations. Un système multi-agents géographique est donc un ensemble plus ou moins organisé d'agents situés dans un environnement, lequel peut être doué d'une dynamique interne ou résultant de l'action des agents. Plusieurs niveaux d'organisation sont susceptibles de coexister dans un même système, les agents pouvant appartenir à un ou plusieurs de ces niveaux qui forment eux-mêmes des agents. Ces différents niveaux sont gouvernés par des règles qui leur sont propres, on parlera d'autonomie des agents, et sont en interaction permanente, on parlera d'organisation. Les interactions au sein de ces différents niveaux et entre les niveaux permettent au système de fonctionner et peuvent être à l'origine de phénomènes émergents. Appliqués à la géographie, les SMA offrent l'avantage par rapport aux automates cellulaires de définir des interactions spatiales plus complexes et également de définir des relations non explicitement spatiales, comme cela se produit dans le cas de réseaux commerciaux notamment [BUR 96] ou sociaux [DAU 02]. Ces modalités d'interaction peuvent se combiner au sein d'un même agent : proximité spatiale de type Moore et sociale de type sélectif étendu peuvent être sollicitées dans des modèles de diffusion [DAU 04a]. Il est également possible d'envisager la coexistence de différentes formes d'interactions dans un même modèle multi-agents ou un continuum dans les portées d'interactions des agents, celles-ci pouvant être associées à une différenciation des agents selon un attribut particulier : la portée spatiale des interactions varie avec l'attribut en question. Enfin les agents peuvent modifier les modes d'interaction au cours du temps, ce peut être le cas lorsque l'on souhaite modéliser la construction progressive d'un réseau social ou d'un système de villes.

La figure 13.2. illustre les différents points abordés dans cette section. L'environnement est l'espace de simulation, il se décline ici en différentes couches d'informations ce qui constitue une intégration possible des systèmes d'information géographique dans l'univers multi-agents [RAN 02]. Les aspects dynamiques de l'environnement peuvent être gérés sur la base d'un automate cellulaire, avec un ensemble de couches hiérarchisées : une couche de cellules par couche d'objets selon le nombre de niveaux choisis. Ces différentes couches disposent alors, en plus des règles d'association des cellules, de règles régissant les processus physiques de l'environnement par exemple. Sur cet environnement agissent les agents qui forment « l'intelligence » du système que l'on souhaite modéliser. Si la plupart des SMA spatialisés sont construits sur la base d'un seul niveau d'agents, cette représentation fait coexister n niveaux d'organisation

auxquels correspondent n classes d'agents, ici du niveau un au niveau trois. Les agents de niveau un sont par exemple des individus ou des entreprises, les agents de niveaux deux et trois représentent des agents économiques ou institutionnels (villes, collectivités territoriales). A chacun de ces niveaux peuvent s'établir des formes d'interactions, une mémoire du passé et des capacités d'actions distinctes desquels découlent, par le jeu des interactions, le fonctionnement du système. Il faut noter ici que l'approche n'est pas strictement ascendante, comme c'est le cas dans la plupart des applications des modèles d'auto-organisation. Il en découle une réflexion sur l'énoncé d'un projet à la fois « libéral et keynésien » dans le modèle, discussion amorcée dans le chapitre 7.

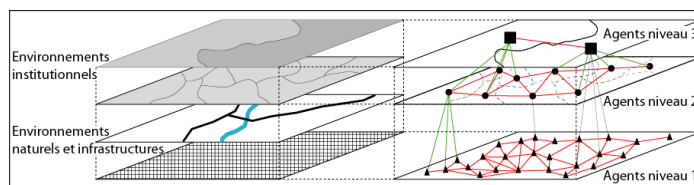


Figure 13.2. Représentation schématique d'un SMA en géographie

Les SMA offrent ainsi au géographe la possibilité d'associer dans ses modèles des paramètres quantitatifs et qualitatifs, de prendre en compte l'existence de plusieurs niveaux d'organisation et de dynamiques différenciées. Ces différents facteurs que l'on souhaite intégrer au modèle devront être collectés de manière exhaustive et hiérarchisée, comme pour toute approche orientée-objet. Ces modèles deviennent ainsi, grâce à la simulation informatique, des laboratoires artificiels. Les simulations individu-centrées permettent alors une vérification fine du comportement du modèle et des hypothèses qui y sont associées. Il est possible d'observer la dynamique du phénomène, de suivre le comportement des agents de manière individuelle, en groupe ou collectivement, d'analyser les résultats à l'aide de techniques statistiques évitant ainsi en partie l'inconvénient de la « boîte noire ».

13.3.5. Une typologie des modèles SMA

Si les SMA permettent de créer des modèles d'une grande variété, on peut imaginer une typologie des modèles de simulation selon leur état de performance : entre des modèles épurés – respectivement raffinés – dont les performances se situent dans leurs capacités à produire des résultats qualitativement –

366 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

respectivement quantitativement – proches des macro-structures observées. Lorsque l'on se situe dans une approche individu-centrée, cette typologie ne doit pas se limiter à des comparaisons en termes de macro-structures. Deux modèles peuvent en effet produire, à partir de comportements individuels différents, des résultats équivalents à un niveau macro. Il faudra donc distinguer les modèles de simulation capables de produire à la fois des résultats proches des macro-structures et des micro-comportements observés⁶. Selon ces différents éléments, on peut alors proposer une typologie des modèles de simulation telle que :

- type 1 : le modèle permet de reproduire des résultats qualitativement proches des macro-structures observées ;
- type 2 : le modèle permet de reproduire des résultats quantitativement proches des macro-structures observées ;
- type 3 : le modèle permet de reproduire des résultats quantitativement proches des macro-structures et qualitativement proches des micro-comportements observés⁷.

On ne considère pas ces différents types comme une échelle hiérarchique qu'il faudrait absolument gravir, le passage d'un type à un autre ne signifiant pas qu'un modèle est plus « au point » que les autres. Peut-être faut-il y voir davantage une différenciation en termes de projet : ce sont l'état d'avancement des connaissances dans le domaine considéré, les questions relatives à ce domaine, les objectifs de la modélisation et les données à disposition qui doivent déterminer *a priori* l'état pertinent où se situera le modèle, et non pas l'état à atteindre qui détermine les questions. L'ensemble de ces contraintes sera d'autant plus déterminant dans l'élaboration du modèle qu'il oriente le choix des entités élémentaires du système.

⁶ Nous n'avons pas considéré dans ce papier le point essentiel de la validation du modèle. Plus que la vérification du modèle de simulation qui consiste à s'assurer que le programme informatique est fiable et que le modèle est robuste, c'est-à-dire qu'il ne se comporte pas systématiquement de manière erratique pour d'infimes changements de valeurs, la validation consiste à définir dans quelle mesure les résultats des simulations sont en accord avec les mesures effectuées dans le réel. Différentes méthodes de validation sont possibles, soit à partir des données issues des simulations, on travaille alors par exemple sur des moyennes avec des intervalles de confiance, soit à partir des images de la simulation, on peut alors travailler sur les fréquences des différents états au cours de la simulation. La validation de ce type de modèles reste cependant un domaine peu exploré, une réflexion sur la conception de plans d'expériences comme en écologie est inévitable, voir [COQ 97].

⁷ La typologie issue du croisement de ces quatre indicateurs – Macro-structure ; Micro-comportement ; Quantitatif ; Qualitatif – pourrait être allongée. On se limite ici aux trois types les plus courants, la validation quantitative des comportements à un niveau micro étant souvent impossible compte tenu de l'indisponibilité générale de données à un niveau fin.

L'environnement, les agents et les interactions associés aux systèmes multi-agents offrent alors au géographe de nombreuses perspectives de recherche. Inspirée de la vie artificielle [EPS 96], la *Géographie Artificielle*, reliée à l'informatique, est un « laboratoire » qui permet la formalisation et la validation de processus locaux aptes, grâce à la simulation, à produire des dynamiques et des structures spatiales macro-géographiques.

13.4. Géographie Artificielle : simulations de structures et de dynamiques spatiales

Les développements théoriques des systèmes complexes et les technologies qui y sont associés connaissent un réel engouement dans la communauté des géographes depuis quelques années. Fondamentalement spatiaux, dans le sens où ils intègrent explicitement l'espace, ces formalismes intéressent la plupart des disciplines qui découvrent ou redécouvrent le rôle de l'espace dans les objets qu'elles étudient. Cette intégration de l'espace dans les recherches hors du champ de la géographie constitue une aubaine pour les géographes, ceux-ci pouvant alors partager avec d'autres disciplines les connaissances acquises de longue date sur les logiques et les règles spatiales, l'interdisciplinarité étant facilitée sur la base de méthodologies communes. Les géographes peuvent également tirer profit de ces nouvelles méthodologies, en reformulant leurs questionnements, en posant de nouvelles hypothèses, en explorant de nouveaux champs au cœur de leurs objets d'études et pour mettre à jour d'éventuelles carences dans leurs connaissances. Le seul choix des entités élémentaires dans l'élaboration d'un modèle nous persuade de l'étendue des efforts à réaliser pour avancer dans ce domaine.

En effet, si les recherches actuelles portent le plus souvent sur des modèles à deux niveaux, un niveau élémentaire où s'exercent les dynamiques et un niveau global d'observation, l'avenir nous conduit vers des modèles à plusieurs niveaux imbriqués. Or avec un seul niveau modélisé, on est parfois amené à rechercher des informations infra et supra à ce niveau, il en sera donc de même pour chacun des niveaux requis dans les modèles à venir. Ceci devrait nous pousser à réfléchir plus précisément sur la pertinence des entités choisies dans nos représentations des systèmes étudiés, sur les relations entretenues entre entités de même niveau et sur les relations inter-niveaux.

Les champs d'applications des SMA dans le concert des questionnements géographiques sont nombreux. Trois grandes classes de modèles peuvent être appréhendées pour rendre compte de cette *géographie artificielle* pour les années à venir. Ces domaines de recherche pourront paraître vastes, ils sont en fait très largement contraints par l'état de notre savoir géographique formalisable en termes d'agents, d'interactions et d'environnements. Les modèles présentés dans

368 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

les sections qui suivent sont consacrés à chacun de ces domaines et sont des formalisations abstraites, qui laissent de côté des aspects essentiels des thèmes abordés. Le parti pris ici est que la recherche de règles comportementales, de règles de transition et de types d'interaction abstraits est un bon outil de compréhension de la complexité du réel, laissant ainsi de côté des facteurs potentiellement pertinents et des circonstances particulières qui pourront s'ajouter à ces modèles de base.

13.4.1. *Emergence et évolution de structures spatiales*

Etudier la localisation et la distribution des objets dans l'espace est l'un des projets de la géographie. Le géographe construit pour cela des modèles dont l'objectif est d'éprouver les interprétations qu'il se donne des régularités observées à la surface de la terre, à l'instar des travaux précurseurs de von Thünen [VON 26] et de Christaller [CHR 33]. Von Thünen a proposé un modèle basé sur la rente foncière pour expliquer la genèse et le développement d'une organisation concentrique des cultures autour d'une aire de marché. A une autre échelle, Christaller développe un modèle basé sur le seuil de rentabilité et sur la portée limite des activités économiques pour rendre compte de la mise en place et de l'évolution hiérarchique d'un système de peuplement.

Les objets modélisés, que ce soient des individus, des entreprises ou des villes, possèdent des propriétés qui sont à l'origine de la formation et de l'évolution de structures spatiales. La réévaluation de ces propriétés et leur formalisation par des modèles sont au cœur de nombreuses recherches depuis ces travaux originaux. Parmi les différentes familles de modèles utilisés pour interpréter l'émergence et l'évolution d'objets spatiaux, la simulation multi-agents stimule de nouvelles questions et offre de nombreuses perspectives de recherche. Cette méthode permet de formaliser les connaissances au niveau élémentaire du système étudié, que ce soient des habitants, des quartiers ou une ville et permet, par la simulation, d'observer le comportement de ces hypothèses dans le temps et dans l'espace, faisant ainsi le lien entre des hypothèses posées à un niveau micro et des observations réalisées à un niveau macro.

La plupart des modèles géographiques qui rendent compte de la mise en place de structures spatiales posent des hypothèses sur les comportements individuels à l'origine de ces organisations. Ces hypothèses se fondent sur une branche de l'individualisme méthodologique, les individus ayant un comportement rationnel et maximisateur, la somme de ces comportements individuels amenant le système à un niveau d'organisation optimal [HOT 29 ; VON 26 ; WEB 09 ; LÖS 54 ; ALO 64 ; CHR 33]. Il apparaît intéressant, d'un point de vue heuristique, de reconsidérer l'ensemble de ces modèles par la

simulation multi-agents, où les individus ne seraient plus homogènes, disposant tous de la même information qui circule librement. Il est en effet possible de poser des hypothèses plus réalistes sur ces comportements humains, comme la circulation locale de l'information et des comportements non systématiquement maximisateurs. Ce type de recherche permettrait de s'interroger sur les différentes hypothèses, et leur formalisation, ainsi que sur les variables à prendre en compte au niveau élémentaire pour représenter de manière cohérente les observations relevées à un niveau meso-géographique comme cela a été fait dans le cadre du modèle de von Thünen [SAS 03] ou à un niveau macro-géographique, telles l'émergence et l'évolution d'un système de peuplement [BUR 96]. De nombreux modèles restent à réexplorer, tels ceux de Hotelling, d'Alonso ou de Weber, non pas pour réinventer le monde, mais pour se donner une base théorique forte et valider au-delà du discours des comportements susceptibles d'être producteurs d'espace.

Les SMA permettent, par exemple, d'élaborer des modèles de structuration de l'espace à partir de règles simples que l'on trouve dans la littérature géographique telle que l'écologie urbaine. Les modèles des « cercles concentriques » [PAR 25], la « théorie des secteurs » [HOY 33] ou encore des « centres multiples » [HAR 45], pour ne citer que les plus anciens, offrent une description, certes simplifiée et réductrice de la ville, mais dont les hypothèses prises en commun peuvent fournir, par la simulation, de nouvelles pistes de recherche. Encore à l'état de prototype, le modèle qui suit permet d'observer la structuration globale d'une ville à partir de règles locales d'implantations de trois types d'activités, soit l'habitat, le commerce et l'industrie et à partir d'un noyau initial de peuplement. L'espace de départ se caractérise par la présence d'un fleuve, d'une route et d'un espace urbanisable aux altitudes différenciées.

Chaque cellule e_i de E est caractérisée par un ensemble d'attributs à l'instar du vecteur d'information décrit précédemment. Cet environnement sert de support à la progression des agents, il peut être tour à tour une contrainte ou une opportunité pour la conversion des terres - des cellules - en une activité donnée. Trois agents sont responsables de l'urbanisation, soit un agent pour chacune des activités. Ces agents se déplacent aléatoirement dans l'espace et évaluent la pertinence d'un site donné à l'égard des règles d'implantation caractéristiques de leur fonction. Plus précisément, si les règles sont identiques pour les trois activités, les pondérations attachées aux différents facteurs vont influencer plus ou moins fortement l'implantation de l'une d'entre elles en un lieu, ici la cellule.

370 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

Six facteurs de localisation sont pris en compte : la proximité au fleuve (*Vf*) et à la route (*Vr*), la présence d'industrie (*Vi*), d'habitat (*Vh*) et de commerces (*Vc*) et l'attrait pour l'altitude (*Va*). Ces facteurs sont pondérés par des coefficients (α) qui peuvent être négatifs ou positifs⁸ selon l'importance attribuée par l'agent *i* à leur présence dans une contiguïté d'ordre un. La fonction suivante donne alors un indicateur (*PA*) qui varie de 0 à 100 et indique la « valeur » du site pour l'agent responsable de l'activité *i* :

$$PA_i = Vf^* \alpha_i + Vr^* \alpha_i + Vi^* \alpha_i + Vh^* \alpha_i + Vc^* \alpha_i + Va^* \alpha_i$$

Au plus la valeur *PA* attribuée par un agent pour un site sera proche de cent, au plus la probabilité pour qu'il installe son activité en ce site sera importante⁹. Pour la simulation présentée ci-dessous, les valeurs des coefficients traduites en symboles (Tableau 13.1) indiquent les préférences des trois agents du modèle. L'*agent-industrie* aura ainsi tendance à privilégier les sites proches du fleuve et d'un axe routier, la présence d'industrie dans l'environnement contribuant à augmenter l'attrait du lieu. Ce même lieu verra ses potentialités diminuer pour l'industrie s'il est proche d'habitations ou s'il se situe en altitude. La logique de ces préférences, qui sont en partie en concurrence avec celles des autres agents, contribue, au cours des simulations, au développement de l'industrie le long de l'axe routier et en direction du fleuve, son rejet pour l'altitude maintenant son extension le long de ce corridor.

Coefficients	<i>Fleuve</i>	<i>Route</i>	<i>Industrie</i>	<i>Habitat</i>	<i>Commerce</i>	<i>Altitude</i>
<i>Industrie</i>	+	++	++	-	-	--
<i>Habitat</i>	+	+	---	+	+	++
<i>Commerce</i>		+	-	++	+	-

Tableau 13.1. Poids des coefficients dans la simulation

⁸ La somme de ces coefficients vaut un.

⁹ Si la cellule n'est pas occupée et si $PA_i > a$ un nombre aléatoire tiré selon une loi uniforme de 0 à 100, alors la cellule prend l'état *i*. Par ailleurs si deux agents se situent à l'instant *t* sur une même cellule, la priorité est donnée à l'agent ayant le *PA* le plus élevé.

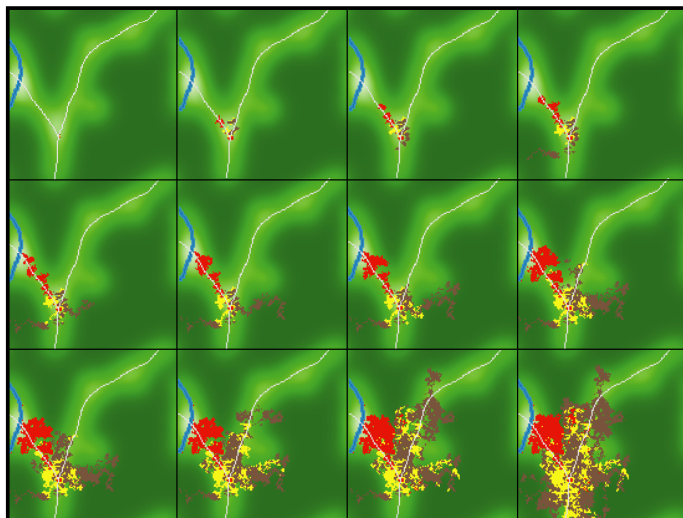


Figure 13.3. Environnement initial - espace urbanisable (en variation de vert selon l'altitude), route principale (gris) et fleuve (bleu) – et simulations : extension de l'habitat (marron), du commerce (jaune) et de l'industrie (rouge).

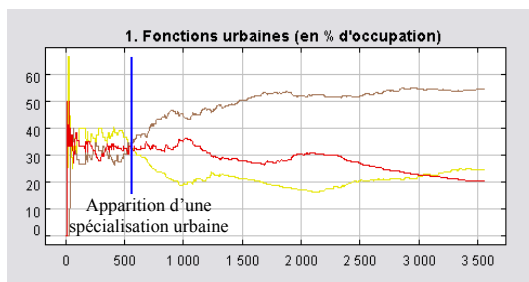


Figure 13.4. Taux d'urbanisation : habitat (marron), commerce (jaune), industrie (rouge).

372 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

L'*agent-habitat* est influencé par la présence dans son voisinage de cellules occupées par la fonction habitat, il recherche les sites en altitude et tend à rejeter tout lieu marqué par la présence d'industrie. Ceci se caractérise par un développement de zones résidentielles qui s'étendent vers l'est et le nord de la zone (marron), en altitude et à l'opposé des zones industrielles. Enfin l'*agent-commerce* est principalement influencé par la présence de sites résidentiels, ce qui favorise une imbrication de cette fonction au sein des zones d'habitat, mais également le long de l'axe routier et à proximité d'autres commerces (jaune).

Les stratégies d'implantation des trois *agents-urbanistes* conjuguées à la croissance urbaine produisent des effets de concurrence spatiale et provoquent des situations de blocage sur certains sites. Par exemple le taux d'occupation de l'industrie dans l'espace urbanisé décroît durant la simulation, alors qu'il n'y a pas dans le modèle une limitation de la densité globale de cette activité. Ce phénomène se produit car l'industrie est freinée dans son développement à la fois par les montagnes le long du corridor, le fleuve qui présente dans ce scénario un important effet de barrière et par l'espace déjà occupé par l'habitat.

Ce modèle, dont les premiers résultats sont présentés ici, permet de « reconstruire » une ville de manière décentralisée, ascendante et dynamique et tente de montrer que l'urbanisation et la structuration interne d'une ville sont le résultat de processus locaux basés sur le couple *attraction-répulsion*. L'objectif est, pour l'instant, de simuler différentes formes urbaines à partir de modèles qui ne prennent en compte que quelques variables parmi les nombreuses dimensions qui concourent à la production d'une ville. Cette approche implique de tester différentes hypothèses sur les stratégies de localisation, un paramétrage des coefficients pour étudier les diagrammes de phase, une étude des macrostructures produites et leurs évaluations à l'aide des connaissances issues de l'analyse spatiale. A partir d'une connaissance précise du comportement du modèle et de différents scénarii, on pourra ensuite introduire des conditions initiales observées (cartes d'occupation du sol par exemple), des catégories d'acteurs plus fines que celles utilisées ici ou encore une gestion globale minimale de la densité des activités dans l'espace.

13.4.2. *Exploration de dynamiques dans l'espace*

Si le géographe s'interroge sur les diverses dynamiques à l'origine des structures spatiales et de leurs changements, ses recherches portent également sur les dynamiques qui n'entraînent pas nécessairement une modification de l'espace sur lequel elles s'exercent. Ce peut être le cas par exemple de la diffusion des innovations ou d'une maladie, de la mobilité des personnes ou des biens.

Les trajectoires ou les déplacements sont en général modélisés sur la base de règles et de lois propres à l'échelle où ils sont observés : les flux de personnes entre les villes sont modélisés par un modèle gravitaire, on postule alors que la position relative des lieux et leurs poids déterminent fortement les dynamiques qui s'y déploient, ce qui est en partie validé par les résultats des modèles. Mais la relation ainsi établie entre des lois de l'espace et des objets qui le parcourent masque une réelle complexité, ce que révèle parfois l'importance des résidus. Au-delà des seules lois de la spatialité, d'autres lois peuvent être mobilisées pour expliquer et prédire les dynamiques globales dans l'espace géographique, ces différents facteurs explicatifs devant alors être introduits dans le modèle. On considère alors que les niveaux microscopiques sous-jacents au phénomène observé font émerger de telles régularités dans les dynamiques, celles-ci ayant en retour une incidence sur ces niveaux microscopiques. La diffusion constitue à ce titre une bonne illustration des apports des SMA par rapport aux approches classiques [DAU 04a].

Un exemple simple de diffusion, en adéquation avec le formalisme des SMA, est la propagation d'une épidémie. Dans ce modèle, le risque pour l'agent d'être infecté par le virus dépend de la proportion d'agents contaminés dans son voisinage spatial de type Moore, noté V . Ce risque dépend également de la virulence de l'épidémie, ses voisins infectés étant contagieux durant une période de temps limitée. L'agent est ainsi l'unité de base où le modèle de diffusion est implémenté, il se caractérise par une fonction $\tau_i(t)$ qui régit la durée de vie T du virus une fois dans l'agent et un modèle de contamination $v_i(t)$ basé sur la proximité spatiale V . La transition de l'agent de l'état 0 (non infecté) à l'état 1 (infecté) est alors liée à la proportion d'agents virulents dans son voisinage spatio-temporel $V * T$, soit :

$$\langle v_i(t) \rangle_{V * T} = \frac{1}{n_R} \sum_{j \in V(i)} v_j(t)$$

où n_R représente le nombre de voisins dans un rayon R , ici égal à une contiguïté d'ordre un.

La probabilité de transition à l'état 1 de l'agent i est alors donnée par la règle suivante :

$$P\left(\frac{s_i = 1}{s_i = 0}\right) = r \cdot \langle v_i(t) \rangle_{V * T}$$

Ce modèle simple de diffusion donne des formes plus ou moins complexes, il autorise la non-saturation de l'environnement (figure 13.5), ici simple support de propagation, et permet d'observer différents comportements globaux selon la virulence et l'évolution des portées spatiales d'interactions [DAU 04b].

374 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

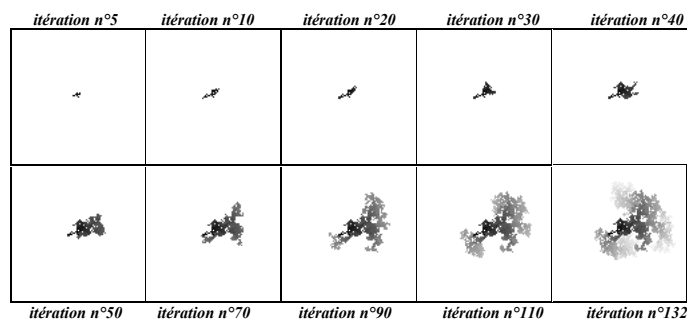


Figure 13.5. Illustration de la diffusion de l'épidémie, scénario avec T égal à 2 et un agent infecté au centre du domaine (101×101) à l'initialisation. Les différences d'intensité de gris représentent la date de l'infection, des plus anciens (foncé) aux plus récents (clair)

La parcimonie d'une telle modélisation offre l'avantage de proposer un contenu théorique intelligible et permet de découvrir les propriétés génériques du modèle à partir de configurations initiales aléatoires : à partir de quelle valeur de T y a-t-il percolation ? Quelle incidence la portée spatiale des interactions a-t-elle sur la temporalité de la diffusion ?, etc. Une fois éprouvé, ce type de modèle peut être enrichi par des configurations plus réalistes : inégale distribution des populations d'agents ; types de mobilité des agents [DAU 05] ; modalités d'interactions plus riches telle l'existence de réseaux de communication ; hétérogénéité des agents face au risque de contamination.

13.4.3. Pratiques, représentations et organisations de l'espace

De la pratique quotidienne de l'espace par les individus résulte un ensemble de représentations de cet espace. Ces représentations concernent aussi bien les objets qui se situent dans l'espace que l'espace lui-même, dans sa configuration, ses lois et ses règles. Ces pratiques et ces représentations relèvent de la sphère individuelle et sociale et participent à l'élaboration d'un espace de plus en plus organisé, l'individu producteur d'espace étant plus ou moins contraint par l'espace produit par le collectif. L'espace réel observé est ainsi le produit de nombreuses pratiques et représentations qui s'entrechoquent, se mélangent et sont parfois contradictoires. Ainsi, « *acteurs individuels, groupes et institutions créent l'espace par leur travail, par leurs actes quotidiens, même ceux qui ne portent pas directement sur l'espace. Ils le font sur un terrain déjà défini, muni de « mémoires », qu'ils utilisent ou qu'ils transforment selon leurs moyens et leurs stratégies, lesquelles sont guidées en particulier par leurs représentations de l'espace lui-même. Par ses propres*

structures, l'espace qu'ils produisent les amène à infléchir leurs actions ultérieures, selon ces représentations, également modifiées par les nouvelles pratiques de l'espace transformé » [BRU 92].

L'espace géographique est ainsi le résultat de processus dynamiques et distribués où les pratiques et les représentations jouent un rôle essentiel. Les individus, les groupes sociaux, l'Etat, représentent différents niveaux d'organisation de cet espace ayant isolément et collectivement une part dans la production de cet espace. Les pratiques et les représentations évoluent dans le temps, à des vitesses plus ou moins importantes selon les niveaux dans lesquels on se situe : l'individu a probablement une capacité plus rapide à modifier ses pratiques que n'en a un Etat. Malgré les modifications perpétuelles de ces schémas, la dynamique de l'espace géographique est rarement chaotique. Les systèmes multi-agents constituent alors un outil précieux pour explorer les liens dynamiques entre les sphères individuelles, sociales et spatiales. Des recherches théoriques [BON 01-03] utilisent les systèmes multi-agents pour explorer différents types de liens entre les individus, les groupes sociaux et les représentations spatiales. Ce type d'approche permet d'explorer un domaine, la sphère individuelle et les représentations, pour lesquels les connaissances et les recherches ne sont certainement pas aussi nombreuses qu'à une échelle meso ou macro-géographique.

A l'instar des domaines précédents de recherche en *Géographie Artificielle*, un modèle simple est présenté ici où les représentations individuelles contribuent à structurer un espace. Dans ce modèle de ségrégation de Thomas Schelling (1978), deux catégories d'agents sont présentes, disons les noirs et les gris. Ces agents sont préoccupés par la composition de leur voisinage, ils sont particulièrement attentifs à ce qu'une fraction minimale de leurs voisins soit de la même catégorie qu'eux. Si cette condition n'est pas remplie, ils se déplacent vers une cellule vide et la simulation se poursuit jusqu'à ce que l'ensemble des individus soit satisfait par sa situation. Ce qui est simulé ici c'est donc la manière dont les individus se représentent leur espace, ici un espace individuel de proximité, et les effets de ces représentations sur la configuration globale de l'espace. Ce qui est remarquable dans ce modèle c'est qu'avec une tolérance individuelle relativement forte, soit jusqu'à 66% d'individus différents dans l'entourage, les simulations amènent à une structure globale relativement ségréguée¹⁰. A contrario, avec une forte tendance au regroupement, c'est-à-dire un seuil à 88% de voisins similaires minimum, le modèle ne parvient pas à trouver une situation d'équilibre « géographique » global, les agents étant perpétuellement en déplacement dans l'espace de simulation. Ce phénomène est parfaitement compréhensible : avec un positionnement aléatoire des agents à l'initialisation, la probabilité de se trouver dans un site favorable est très faible pour un agent donné, il devra donc se déplacer à l'itération suivante. Comme

¹⁰ Dans un domaine de 51*51 cellules, avec 2500 agents divisés en 2 catégories.

376 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

tous les agents ont le même seuil de tolérance et le même comportement ils sont amenés, dans leur plus grande majorité, à se déplacer lors de cette itération et les suivantes, ce qui revient à recréer les conditions d'initialisation à chaque itération.

L'idée du modèle qui suit est de déterminer une règle simple qui permet aux individus de trouver un site qui leur convienne, et ceci de manière décentralisée. Lorsque les individus ont un seuil de tolérance relativement bas, c'est-à-dire une faible tolérance pour la différence, on peut soit favoriser le regroupement des individus selon leur catégorie avec une règle de type *gated communities*, qui exclut tout individu d'une catégorie dans le voisinage de l'autre catégorie, ou bien donner la possibilité aux préférences individuelles d'évoluer, en prenant en compte, par exemple, les représentations que les individus ont de leurs voisinages à travers le temps. Ainsi lorsqu'un individu est à proximité d'un ou de plusieurs agents satisfaits par leurs positions, c'est-à-dire qu'ils ne « souhaitent » pas se déplacer, et quel que soit leur type, l'individu abaisse son niveau d'exigence pour la similitude socio-spatiale. Avec cette hypothèse on suppose qu'un individu tire un certain bénéfice des choix et de la satisfaction de ses voisins et qu'il est donc influencé par son environnement socio-spatial. Plus l'individu croise, lors de ses déplacements, des individus satisfaits, plus son niveau d'exigence pour la similitude diminue. La figure 13.6 montre les résultats d'une simulation avec pour condition initiale un seuil de tolérance relativement faible pour l'ensemble de la population, soit 12% de voisins différents (similitude à 88%). On parvient cependant à une situation globale équilibrée car à la différence du modèle de T. Schelling sous les mêmes conditions, les individus sont progressivement influencés par leurs contacts et diminuent leurs « exigences » initiales, ce qui se traduit par une diminution des préférences moyennes pour la proximité socio-spatiale au sein de la population étudiée.

Ce modèle simplifié montre les potentialités des SMA dans la prise en compte de l'évolution dynamique des préférences individuelles et leurs effets sur la structuration de l'espace. Un vaste champ de recherche se profile dans le domaine de la composition sociale des villes et son évolution. L'inconscient collectif véhiculé des représentations qui s'imposent à tout individu arrivant dans un lieu, avec ses quartiers riches, ses quartiers pauvres, ses quartiers branchés, etc. Ces représentations collectives ont parfois des temporalités relativement longues par rapport à la réalité urbaine. L'individu doit alors opérer un choix entre ses représentations globales, son expérience naissante de la ville et ses propres caractéristiques. Ces nombreuses dimensions produisent finalement un choix de localisation qui peut être différent des représentations globales. Les dynamiques d'évolution de la structure interne de la ville sont ainsi en partie le produit de choix individuels interagissant, les SMA contribuant alors à mieux comprendre les régularités observées au niveau de la ville malgré l'absence de planification ou de contrôle absolu à ce niveau.



Figure 13.6. Représentations individuelles et structuration d'un espace

13.5. Conclusion

Si la simulation multi-agents offre de nombreuses perspectives pour les recherches géographiques, elle n'en demeure pas moins pour l'instant à l'état de prototype. La raison essentielle de ce constat est probablement que ces méthodes de simulation sont en avance par rapport à nos connaissances et nous obligent à reformuler et à repenser nos questionnements, long travail avant toute tentative de formalisation.

La plupart des travaux réalisés depuis les années 1990 relèvent soit de recherches théoriques, soit, lorsqu'ils sont appliqués à l'étude d'un cas concret, réalisés à une échelle micro ou meso-géographique. Le passage à la réalisation de modèles de simulation capables de reproduire des phénomènes qui s'exercent à une échelle plus petite et basés sur des entités de granularité fine implique la collaboration de nombreux chercheurs, issus parfois de domaines disciplinaires différents. Les modèles dynamiques ainsi créés exigent, outre leur validation opératoire, de nombreuses analyses de paramètres afin de calibrer le modèle aux observations réalisées sur le terrain ainsi que la collecte d'informations non disponibles sur le marché des données, corollaire à toute introduction de nouveaux outils. On trouvera ici un argument supplémentaire à ce type de technologie, apte à être mis en œuvre rapidement avec un minimum de connaissances informatiques pour des modèles de simulation théorique ou au contraire, capable de mobiliser toute une équipe de chercheurs sur des modèles dynamiques aux ambitions plus opérationnelles.

13.6. Bibliographie

[ALO 64] ALONSO W., *Location and Land Use*, Harvard University Press, Cambridge, 1964.

[ART 90] ARTHUR W. B., « Positive feedbacks in the economy », *Scientific American*, n° 2, p. 80-85, 1990.

378 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

[ASC 00] ASCHAN C., MATHIAN H., SANDERS L., MÁKILÁ K., « A spatial microsimulation of population dynamics in Southern France: a model integrating individual decisions and spatial constraints », in G. Ballot, G. Weisbuch (dir.), *Applications of simulation to social science*, Hermès Paris, 2000.

[AUS 62] AUSTIN J.L., *How to do things with words*, Clarendon Press, Oxford, 1962.

[AXE 97] AXELROD R., « Advancing the art of simulation in the social sciences », in R. Conte, R. Hegselmann, P. Terna (ed.), *Simulating social phenomena*, Springer-Verlag, Berlin, p. 21-40, 1997.

[AXT 94] AXTELL R., EPSTEIN J., « Agent-Based modeling : Understanding our creations », *Bulletin of the Santa Fe Institute*, vol. 9, n° 2, p. 28-32, 1994.

[BAK 91] BAK P., CHEN K., « Self-organized criticality », *Scientific American*, p. 46-53, 1991.

[BAR 00] BARRETEAU O., BOUSQUET F., « SHADOC: a multi-agent model to tackle viability of irrigated systems », *Annals of Operations Research*, n° 94, p. 139-162, 2000.

[BED 00] BEDAU M., *Artificial Life VII*, Proceedings of the seventh international conference on Artificial Life, Bradford Books, 2000.

[BEN 98] BENENSON I., « Multi-Agent Simulation of residential dynamics in the City », *Comput. Envir. And Urban Systems*, 22, p. 25-42, 1998.

[BER 82] BERLEKAMP E., CONWAY J., GUY R., « Winning way for your mathematical plays », vol. 2 : *Games in particular*, London : Academic Press, 1982.

[BER 68] BERTALANFFY L. Von., *General systems theory*, Foundation, Development, Applications. New York : G. Braziller, 1968, trad. Française, *Théorie générale des systèmes*, Paris, Dunod, 1973.

[BON 01] BONNEFOY J.-L., BOUSQUET F., ROUCHIER J., « Modélisation d'une interaction individus, espace et société par les systèmes multi-agents: pâture en forêt virtuelle », *L'Espace géographique*, n° 1, p. 13-25, 2001.

[BON 03] BONNEFOY J.-L., « Des ménages aux structures urbaines : des représentations spatiales comme moteurs de dynamique dans des simulations multi-agents », *Cybergeo : Revue Européenne de Géographie*, n° 234, 2003.

[BOU 92] BOUDON R. (dir.), *Traité de sociologie*, PUF, Paris, 1992.

[BOU 99] BOUSQUET F., GAUTIER D., « Comparaison de deux approches de modelisation des dynamiques spatiales par simulation multi-agents : Les approches spatiales et acteurs », *Cybergeo*, <http://www.Cybergeo.press.fr>, 1999.

[BOU 01] BOUSQUET F., LE PAGE C., « Systèmes multi-agents et écosystèmes », in J.P. Briot, Y. Demazeau (ed.), *Principes et architectures des systèmes multi-agents*, Hermès Science Publications, Paris, 2001.

[BRO 86] BROOKS R., « A robust layered control system for a mobile robot », *IEEE Journal of Robotics and Automaton*, RA-2 (1), p. 14-23, 1986.

[BRU 92] BRUNET R., FERRAS R., THERY H., *Les mots de la géographie*, RECLUS – La documentation française, Paris, 1992.

[BUR 96] BURA S., GUERIN-PACE F., MATHIAN H., PUMAIN D., SANDERS L., « Multi-agents systems and the dynamics of a settlement system », *Geographical Analysis*, vol. 28, n° 2, 1996.

[BOX 02] BOX P., « Spatial Units as Agents: Making the Landscape an Equal Player in Agent-Based Simulations », in H. Randy Gimblett (ed.), *Integrating Geographic Information Systems and Agent-Based Modeling Techniques for Simulating Social and ecological Processes*. Santa Fe Institute, Oxford University Press, p. 59-82.

[CHR 33] CHRISTALLER W., *Die Zentralen Orte in Südeutschland*, Gustav Fisher, Jena, 1933.

[CIL 98] CILLIERS P., *Complexity and Postmodernism : Understanding complex systems*, Routledge, London, 1998.

[COQ 97] COQUILLARD P., HILL D., *Modélisation et simulation d'écosystèmes : Des modèles déterministes aux simulations à événements discrets*, Masson, Paris, 1997.

[DAU 02] DAUDE E., *Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural*, Thèse de doctorat en géographie, Université d'Avignon et des Pays du Vaucluse, 2002.

[DAU 04a] DAUDE E., « Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion », *Cybergéo : Revue Européenne de Géographie*, n° 255, 2004.

[DAU 04b] DAUDE E., LANGLOIS P., « Les formes de la diffusion », Colloque GéoPoint, Avignon, 2004.

[DAU 05] DAUDE E., ELIOT E., « Effets des types de mobilités sur la diffusion des épidémies : l'exemple du Sida à Bombay », Colloque Théo Quant, Besançon, 2005.

[DAU 03] DAUPHINE A., *Les théories de la complexité chez les géographes*, Anthropos, Paris, 2003.

[DEL 94] DELAHAYE J.-P., *Information, complexité et hasard*, Editions Hermès, Paris, 1994.

[DEN 87] DENEUBOURG J.-L., PASTEELS J., *From individual to collective behaviour*, Bâle, Birkhauser, 1987.

[DRO 93] DROGOUL A., *De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes. Une étude de l'émergence de structures d'organisation dans les systèmes multi-agents*, Thèse de Doctorat de l'Université Paris VI, spécialité Informatique, Paris, 1993.

[DRO 94] DROGOUL A., FERBER J. (1994), « Multi-agent simulation as a tool for studying emergent processes in societies », in N. Gilbert, J. E. Doran (ed.), *Simulating societies : the computer simulation of social phenomena*. London, University of London College Press, p. 127-142.

[EPS 96] EPSTEIN J. M., AXTELL R., *Growing Artificial Societies : Social science from the Bottom Up*, The MIT Press, London, 1996.

380 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

[FER 95] FERBER J., *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*, InterEditions, 1995.

[FOR 80] FORRESTER J., *Principles of system*, The MIT Press, London, 1980.

[GAS 89] GASSER L., HUHNS M., *Distributed Artificial Intelligence*, vol. 2, Morgan Kaufmann, San Mateo, 1989.

[GIL 99] GILBERT N., TROITZSCH K., *Simulation for the social scientist*, Open University Press, Philadelphia, 1999.

[GUE 93] GUERIN-PACE F., *Deux siècles de croissance urbaine*, Anthropos, Paris, 1993.

[HAR 45] HARRIS C., ULLMAN E., « The nature of cities », *Annals of the American Academy of Political Science*, n°242, p. 7-17.

[HEG 98] HEGSELMANN R., FLACHE A., « Understanding complex social dynamics : a plea for cellular automata based modelling », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 1, n° 3, 1998.

[HEU 94] HEUDIN J.-C., *La vie artificielle*, Hermès, Paris, 1994.

[HEU 98] HEUDIN J.-C., *L'évolution au bord du chaos*, Hermès, Paris, 1998.

[HEL 85] HELPMAN E., KRUGMAN P., *Market structure and foreign trade*, MIT Press, Cambridge, 1985.

[HOT 29] HOTELLING H., « Stability in competition », *Economic Journal*, n°39, p. 41-57.

[HOL 92] HOLLAND J. H., *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*, 2nd ed., MIT Press, 1992.

[HOL 95] HOLLAND J. H., *Hidden order: How adaptation builds complexity*, Reading, MA, Addison-Wesley, 1995.

[HOY 33] HOYT H., *One hundred years of land values in Chicago*, University of Chicago Press, Chicago, 1933.

[KAU 95] KAUFFMAN S., *At home in the universe: the search for laws of self-organization and complexity*, Oxford University Press, Oxford, 1995.

[KRU 97] KRUGMAN P., « How the economy organizes itself in space: a survey of the new economic geography », in W. B. Arthur, S. N. Durlauf, D. A. Lane (ed.), *The economy as an Evolving Complex System II. A proceedings volume in the Santa Fe studies in the sciences of complexity*, PERSEUS BOOKS, p. 239-262, 1997.

[LAN 97] LANGLOIS A., PHIPPS M., *Automates cellulaires: application à la simulation urbaine*, Hermès, Paris, 1997.

[LAN 88] LANGTON C.G., *Artificial Life*, Addison-Wesley, Boston, 1988.

[LAN 91] LANGTON C.G., « Life at the Edge of Chaos », in C.G. Langton, C. Taylor, J.D. Farmer, S. Rasmussen (ed.) *Artificial Life II*. Boston, SFI Studies in the Sciences of complexity, vol. X, Addison-Wesley, p. 41-91, 1991.

- [LEV 65] LEVY A., *Psychologie sociale, textes fondamentaux*, Dunod Paris, 1965.
- [LOR 79] LORENTZ E., « Predictability : Does the flap of a butterfly's wings in Brazil, set up a tornado in Texas ? », American Association for the Advancement of Science, Washington, 1979.
- [LÖS 54] LÖSCH A., *The economics of location*, Yale University Press, 1954.
- [MAN 04] MANDELBROT B., *Fractals and Chaos: The Mandelbrot set and beyond*, Springer, New-York, 2004.
- [PAG 98] PAGE S. E., « On the emergence of cities », Santa Fe Institute, Working Paper 98-08-075, 1998.
- [PAR 25] PARK R., BURGESS E., MCKENZY R., *The City*, University of Chicago Press, Chicago, 1925.
- [PRI 79] PRIGOGINE I., STENGERS I., *La nouvelle alliance, Métamorphose de la science*, Gallimard, Paris, 1979.
- [PRI 88] PRIGOGINE I., STENGERS I., *Entre le temps et l'éternité*, Fayard, Paris, 1988.
- [PUM 97] PUMAIN D., « Pour une théorie évolutive des villes », *L'espace Géographique*, n° 4, p. 119-134, 1997.
- [RAN 02] RANDY H., *Integrating Geographic Information Systems and Agent-Based Modeling Techniques for Simulating Social and ecological Processes*, Santa Fe Institute, Oxford University Press, 2002.
- [RES 94] RESNICK M., « Beyond the Centralized Mindset », *Journal of the Learning Sciences*, vol.5, n° 1, p. 1-22, 1994.
- [REY 87] REYNOLDS C., « Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model », *Proceeding of SIGGRAPH'87*, 1987.
- [SAN 92] SANDERS L., *Système de villes et synergie*, Anthropos, Paris, 1992.
- [SAS 03] SASAKI Y., BOX P., « Agent-based verification of von Thünen's location theory », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 6, n° 2, 2003.
- [SCH 78] SCHELLING T., *Micromotives and macrobehavior*, Norton, New York, 1978.
- [SIM 69] SIMON H., *Les sciences de l'artificiel*, Folio essais, Paris, 2004, (1^{er} Ed. 1969).
- [TES 02] TESFATSION L. (2002b), « Agent-Based Computational Economics : Growing Economies from the Bottom Up », *Artificial Life*, vol. 8, n° 1, p. 55-82, 2002.
- [TRE 01] TREUIL J.- P., MULLON C., PERRIER E., PIRON M., « Simulations multi-agents de dynamiques spatialisées », in L. Sanders (dir.), *Modèles en analyse spatiale*, Hermès, Paris, p. 219-252, 2001.
- [VON 26] VON THÜNEN J. H., *Der Isolierte Staat in Beziehung auf Landwirtschaft und Nationalökonomie*, (1826), Edition complète par Scumacher-Zarchlin H. (1875), Hempel und Parey, Wiegandt.

382 Modélisations en géographie : déterminisme et complexités

[VAN 00] VANBERGUE D., « Modélisation de phénomènes urbains: Simulation des migrations intra-urbaines », in Pesty S., Sayettat-Fau C. (dir.), *Systèmes multi-agents, JFIADSM A'00 : méthodologie, technologie et expériences*, Hermès, Paris.

[VAR 89] VARELA F., *Connaître. Les Sciences cognitives, tendances et perspectives*, Seuil, Paris, 1989.

[WEB 09] WEBER A., *Über den Standort der Industrien*, Tübingen (1909), Trad. Anglaise: *Alfred Weber's Theory of the location of Industries*, University of Chicago Press, Chicago, 1929.

[WEI 89] WEISBUCH G., *Dynamique des systèmes complexes : Une introduction aux réseaux d'automates*, InterEditions CNRS, Paris, 1989.

[WOL 84] WOLFRAM S., « Universality and complexity in cellular automata », *Physica D*, 10, p. 1-35, 1984.

[WOL 94] WOLFRAM S., *Cellular automata and complexity*, Reading, MA, Addison-Wesley

III. Langlois P., Daudé É. (2007), *Concepts et modélisations de la diffusion géographique*, Cybergeo : Revue européenne de géographie, n° 364, 23p.



Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

Concepts et modélisations de la diffusion géographique

Concepts and modeling of spatial diffusion

LANGLOIS Patrice, Université de Rouen, CNRS, UMR 6228 IDEES, équipe M.T.G, France

Patrice.langlois@univ-rouen.fr

DAUDE Eric, Université de Rouen, CNRS, UMR 6228 IDEES, équipe M.T.G, France

Eric.daude@univ-rouen.fr

Résumé

L'apparition d'une courbe en S dans l'exploitation de données spatio-temporelles est bien souvent associée par le géographe à une diffusion spatiale. L'assimilation presque systématique de la courbe en S au modèle logistique est trompeuse, elle conduit à un amalgame qui masque la diversité des modèles mathématiques permettant de modéliser des phénomènes de diffusion très différents.

L'idée de cet article est de montrer quelques exemples de diffusion qui s'expriment tous par une courbe en S mais qui correspondent en fait à des modèles différents.

Trois modèles sont exposés :

- le modèle logistique est le plus couramment utilisé par les géographes alors qu'il est par construction indépendant de l'espace. Nous comparons ici une version spatialisée et probabiliste de ce modèle à sa forme analytique et déterministe.
- à l'opposé du premier, le modèle de diffusion par front impose une forte contrainte spatiale, le contact étant prédominant dans la diffusion. Dans ce cas, la diffusion n'est pas soumise à une contrainte globale mais dépend de la longueur et de la forme du front à tout instant.
- le troisième modèle est composite, il procède à la fois de la croissance logistique contrainte dans un voisinage et de la propagation d'un front.

Ces trois modèles sont étudiés dans leurs formulations analytiques et comparés avec leurs dynamiques simulées. Nous montrons une continuité de passage entre ces 3 modèles entrant dans le cadre d'une classe plus large de modèles paramétrés. De plus la combinaison de leurs variantes produit un foisonnement d'autres modèles permettant de s'appliquer au mieux à une grande diversité de problématiques.

Mots clés : Diffusion spatiale, modèle logistique, modèle déterministe, modèle stochastique, simulation, automate cellulaire.

Abstract

The appearance of S-curve in the treatment of a space-time data is very often associated to a spatial diffusion. This systematic assimilation of the S-curve to the logistic model is misleading, it leads to an amalgam which masks the diversity of mathematical models to capture really different phenomena of diffusion.

The aims of this paper is to show some examples of diffusion which are all expressed by a S-curve but which correspond in fact to different models. Three models are presented:

- logistic model is the most usually used by geographers despite his independency from space. We compare here a spatialized and probabilistic version of this model with its analytical and deterministic form.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

- as opposed to the first one, the front diffusion model imposes a strong space constraint, the contact being prevalent in the diffusion. In this case, diffusion is not subjected to a global constraint but depends on the length and on the form of the front at any moment.

- the third model is composite, it proceeds of the logistic growth forced by local constraints and of propagation of a front.

These three models are studied in their analytical forms and are compared with their dynamic simulated. We show a continuity between these 3 models entering within the framework of a broader class of parameterized models. Moreover their combinations give an expansion of other models making it possible to apply to a great variety of problems.

Keywords : Spatial Diffusion, logistic model, deterministic model, stochastic model, simulation, cellular automata

1 Introduction

La diffusion est une figure majeure des dynamiques qui s'exercent dans l'espace géographique, elle participe à la création, au maintien et à la transformation des structures spatiales. Les canaux et les formes de la diffusion sont multiples. Identifier les uns pour rendre compte des autres a donné lieu à de nombreuses recherches en géographie depuis les travaux pionniers de T. Hägerstrand [1953, 1965] et place ce champ de recherche parmi les plus importants en sciences sociales [Rogers 1995]. La diffusion d'une grandeur dans un milieu physique continu est aussi un phénomène qui a été très étudié en physique, en chimie, en biologie et dans beaucoup d'autres domaines. Des équations comme la diffusion de la chaleur ou celle de réaction-diffusion de Turing en sont des exemples significatifs, qui peuvent être utilisés dans bien d'autres domaines que celui d'origine. Mais la diffusion d'une grandeur en géographie s'opère dans un espace complexe qui est loin d'être continu et homogène. En effet, les phénomènes de diffusion empruntent des canaux qui ne se limitent pas à la diffusion par simple proximité spatiale, mais utilisent aussi tous les réseaux construits par l'homme, et qui constituent pour ces phénomènes des raccourcis d'espace pour sa propagation. Pensons simplement à la diffusion d'une épidémie qui emprunte les réseaux aériens, routiers, etc. pouvant se propager ainsi avec une grande rapidité sur la terre entière.

La richesse et la complexité des phénomènes de diffusion géographique nous pousse ainsi à approfondir et à préciser les concepts qui permettent de définir précisément ce qu'est la diffusion géographique et comment la modéliser. Ce travail a également pour objectif de rectifier quelques schémas de pensée par trop simplificateurs chez les géographes, comme par exemple que toute diffusion spatiale est caractérisée par une courbe en S, associée à la fonction logistique. Si la fonction logistique est bien représentée par une courbe en S, nous montrerons d'abord qu'il existe différents types de cette fonction et qu'il existe des phénomènes de diffusion spatiale qui ne suivent pas ce modèle.

Après avoir analysé les insuffisances du modèle logistique, modèle essentiellement non spatial, pour modéliser la diffusion, nous définissons un cadre théorique général de la diffusion géographique qui nous permet d'élaborer une classe de modèles assez générale de modèles de diffusion. L'équation de ce modèle permet de s'adapter à de nombreuses problématiques géographiques, et est destinée à être incorporée à des automates cellulaires ou des systèmes multi-agents appliqués à la géographie.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

2 Définition du concept de diffusion géographique

Devant la multitude des phénomènes associés à la notion de diffusion, et le flou relatif qui en découle, nous proposons ici une définition formalisée de ce concept, qui permettra de mieux différencier les phénomènes de diffusion par rapport à d'autres phénomènes proches.

Pour pouvoir parler de diffusion géographique, il faut pouvoir expliciter une structure et une dynamique. La structure constitue la base d'invariance, de référence (même si elle contient des objets éventuellement mobiles) et la dynamique est décrite par un ensemble de règles définissant des processus d'évolution du contenu de la structure [Daudé & Langlois 2006].

2.1 La structure

La structure est ce qui reste invariant dans le système. Elle se compose de trois types d'objets différents :

- Considérons un espace dans lequel est localisé un ensemble d'objets, une population, dont les individus sont appelés *hôtes*, parce qu'il vont « accueillir » le phénomène de diffusion. Les hôtes possèdent un certain nombre de variables d'état. L'état global d'un hôte est défini par le vecteur des valeurs d'état des différentes variables. Une de ces variables permet de caractériser l'avancement du phénomène. Celle-ci peut être binaire : 0 : non-acquis, 1 : acquis. On utilise parfois trois valeurs d'état, ou plus, comme dans le modèle SIR : susceptible (S), contagieux (I), guéris (R). Ces états n'ont pas un statut symétrique, car le processus est irréversible. Tout hôte peut passer de l'état 0 à l'état 1 mais pas le contraire. De même, dans le modèle SIR, on a les transitions $S \rightarrow I \rightarrow R$, mais pas les transitions inverses.

- Le *vecteur* de la diffusion est composé des particules qui sont les *agents* de la diffusion. Ils constituent le médiateur de l'interaction entre les hôtes.

- Le *canal* est formalisé par les arcs d'un graphe orienté dont les sommets sont les hôtes. Ces arcs constituent le support de propagation des agents entre les hôtes. Le canal est rarement matérialisé, il constitue souvent l'ensemble des liens potentiels entre les hôtes. Ainsi, il représente les liens de voisinage lorsque les hôtes sont des lieux ou le réseau relationnel entre des personnes.

Le tableau 1 présente trois exemples d'utilisations des termes relatifs à cette structure.

	Epidémie	Incendie	Innovation
Hôtes	Personnes	Arbres	Villes
Etats	Sain / infecté (SIR)	Sain / brûlé	Nombre d'adoptants
Canal	Contacts interpersonnels	Graphe de proximité	Liens entre villes
vecteur	Agents infectieux	Chaleur et flammes	Information

Tableau 1 : exemples d'utilisation des termes

2.2 La dynamique

La dynamique opère localement selon trois *processus* qui interagissent pour produire le processus global de diffusion: celui d'*acquisition* qui formalise l'entrée des agents dans les hôtes, celui d'*émission* qui concerne la manière dont les agents sortent des hôtes, et celui de *propagation* des agents dans le canal pour changer d'hôtes.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

- **Le processus d'acquisition** agit sur les hôtes. Il décide du changement d'état d'un hôte en fonction du nombre d'agents qui viennent de lui arriver, en fonction de son état global et éventuellement de son environnement. On définit aussi un **processus global d'acquisition** qui permet d'observer le phénomène global de diffusion. Il est représenté, à chaque instant, par le cumul des individus ayant acquis l'état fondamental (celui qui intéresse le modélisateur), par exemple l'état 1 en mode binaire, pour ne plus le quitter. L'effectif d'acquisition est donc une fonction non-décroissante du temps, c'est un processus **irréversible**.

- **Le processus d'émission** concerne les agents. Il est représenté par le nombre d'agents qui sortent d'un hôte. La fonction de propagation calcule, pour chaque hôte et à chaque instant, le nombre d'agents qui sortent de l'hôte pour aller dans le canal.

- **Le processus de propagation** définit le comportement des agents dans le canal. Il calcule comment se distribuent les agents sortis des hôtes vers d'autres hôtes. Ce processus caractérise l'interaction entre les hôtes.

Ainsi les trois processus interagissent pour donner la dynamique de la diffusion [fig. 1].

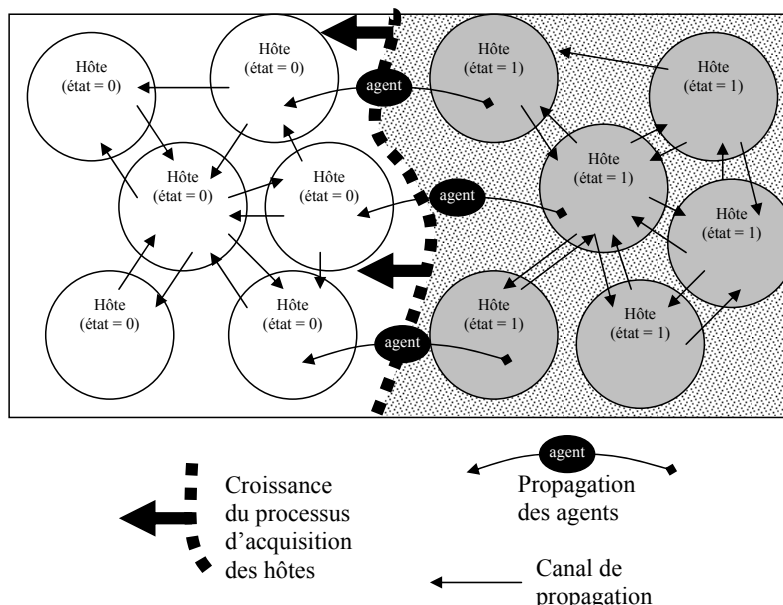


Figure 1 : les 2 processus en jeu dans la diffusion

2.3 Exemples de phénomènes de diffusion géographique

Dans certains cas c'est plutôt le processus de propagation qui est privilégié et que l'on assimile à la diffusion. C'est le cas de la **diffusion d'un nuage toxique** qui possède le plus souvent une source localisée unique, la totalité du composé toxique étant en plus produite dans un court laps de temps. Le processus de diffusion est alors conservatif, mais le volume de produit se disperse dans l'espace jusqu'à arriver à un seuil de densité au-dessous duquel il n'est plus sensible. Le processus d'acquisition concerne ici l'espace qui peut être pollué ou non par ce nuage. Il faut définir (par exemple) quelle est la densité de produit dans

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

l'atmosphère à partir de laquelle chaque lieu est considéré comme pollué par le produit, selon la quantité qui se dépose au sol (règle d'acquisition). De même en chaque lieu et à chaque instant, il faut définir comment le produit se dissipe dans les lieux voisins, en fonction de la densité du produit restant, de la vitesse du vent, etc. (règle d'émission).

Dans le cas d'un *incendie de forêt*, les hôtes sont les arbres, les agents sont les flammes (ou la chaleur) qui progressent d'arbre en arbre. Un arbre ne communique le feu que pendant un temps assez court, et sur une ligne de front plus ou moins complexe. Le processus d'acquisition (passage de l'état 0 « sain » à l'état 1 « brûlé ») dépend de son essence, son état de sécheresse (vecteur d'états) de la chaleur ambiante transmise par les autres arbres en flamme, etc. Le processus de propagation du vecteur « feu » est fonction de la distance entre les arbres, de la direction du vent, etc.

Mais la plupart du temps, et particulièrement dans un contexte social ou humain, le processus de propagation est mal connu et sa dynamique difficile à formaliser. C'est le cas de la *diffusion d'une épidémie*. Dans ce cas, on définit plutôt la propagation (ici la contagion) de manière probabiliste, en définissant la probabilité qu'une personne infectée communique l'agent infectieux à une personne saine, lors d'un contact personnel. Cette probabilité dépend du cycle de développement de la maladie, c'est-à-dire du cycle d'activité des agents. Contrairement au nuage toxique, la quantité d'agents infectieux n'est pas conservative, dans un premier temps, elle se reproduit activement, donc s'accroît et envahit de plus en plus l'hôte, pour décroître ensuite et disparaître ou rester endémique.

Notons que le modèle peut être beaucoup plus complexe si l'on est amené à prendre en compte plusieurs niveaux d'interaction. On est alors en présence d'un emboîtement de processus à différents niveaux d'organisation, liant hôtes et agents : en effet dans le cas du paludisme, l'agent infectieux primaire, l'hématozoaire, avant de parasiter l'homme, a pour hôte l'anophèle, qui lui-même est un agent pour infecter l'homme. Mais si l'on cherche à modéliser la diffusion du paludisme sur un territoire, l'homme, qui est l'hôte pour le repas de l'anophèle, est aussi l'agent de propagation entre les lieux de ce territoire. La complexité d'un tel système peut néanmoins se gérer par l'emboîtement de plusieurs processus de diffusion bien identifiés, à condition de bien différencier, pour chaque niveau de processus, ses agents, ses hôtes et les règles d'interaction qui s'y appliquent.

Dans le cas de la *diffusion d'une innovation*, comme le téléphone portable, le principe est assez semblable à celui d'une épidémie. L'hôte est toute personne susceptible d'acquiescer le produit, le vecteur de propagation est constitué des contacts verbaux, des messages entre personnes ayant adopté et personnes adoptantes potentielles. La dynamique d'émission des messages peut suivre un cycle d'activité comparable à celui d'un agent pathogène. En effet, après l'enthousiasme initial résultant de l'acquisition, l'hôte s'habitue, commence à en déceler les inconvénients, l'effet de mode passe, et le nombre et la force des messages diminuent ou s'arrêtent au bout d'un certain temps, selon le processus d'émission. Un autre type d'influence dans la diffusion d'une innovation est constitué des médias (publicité, information, etc.). Mais ceci n'est pas un processus de propagation entre les personnes, car il agit depuis l'extérieur du système (les organes de presse, les stations radio ou télé). Les médias agissent pratiquement vers tout le monde de manière quasi-uniforme (même si chacun n'est pas également réceptif). S'il doit être pris en compte, ce type d'influence n'entre donc pas dans la définition stricte du modèle de diffusion, c'est une contrainte supplémentaire, exogène.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

3 Formalisation du concept de diffusion

La définition générale donnée doit permettre de modéliser mathématiquement ces différents exemples dans un même cadre théorique, que nous présentons dans les sections suivantes.

Chaque processus se modélise dans le cadre d'un automate cellulaire (AC) ou d'un système multi-agents (SMA), par une règle (représentée par un rectangle) qui est applicable dans chaque agent (ou cellule). Cette règle code informatiquement la fonction qui transforme certaines données (les entrées de la règle, représentées par les flèches entrant sur le côté gauche du rectangle) en d'autres données (les sorties de la règle, représentées par les flèches sortant sur le côté droit du rectangle). La règle dépend aussi de facteurs environnementaux (contrôles, entrant sur le côté supérieur du rectangle).

3.1 Les objets

Nous utilisons deux catégories d'objets, l'une constituant l'ensemble des hôtes P , l'autre celui des agents V , avec :

$P = \{1, 2, \dots, n\}$ qui représente la population des hôtes. L'effectif de cette population est constant et la localisation des hôtes est fixe dans l'espace (ensemble des cellules de l'automate) ou variable (agents d'un SMA).

V représente l'ensemble des agents qui circulent dans le canal, il peut varier au cours du temps.

3.2 Le canal, les entrées, les sorties

Les agents circulent dans le canal qui est relié aux hôtes par l'intermédiaire d'entrées et de sorties.

En mode déterministe, les agents ne sont pas individualisés, ils sont représentés par un flux continu. Ainsi, les entrées (notées I) et les sorties (notées O) sont des variables quantitatives représentant ces flux.

En mode stochastique, les agents sont individualisés et I et O sont alors des ensembles (des listes) d'agents, qui circulent dans le réseau cellulaire.

On a donc pour chaque instant t :

$I(i, t)$: ensemble (ou quantité) des agents entrant dans l'hôte i à l'instant t

$O(i, t)$: ensemble (ou quantité) des agents sortant de l'hôte i à l'instant t

J : matrice des coefficients du canal (réels entre 0 et 1) qui définit la structure d'interconnexion entre les cellules. Pour toute ligne i de cette matrice, on a

$$\sum_{j=1}^n J_{ij} = 1$$

Où les termes J_{ij} de cette matrice représentent soit :

- en mode déterministe, les coefficients de redistribution du flux d'agents sortant d'une cellule i vers les entrées des autres cellules qui lui sont rattachées ;
- en mode stochastique, la probabilité pour qu'un agent sortant de la cellule i entre dans une cellule j . La matrice de transition de probabilité est J .

3.3 Les états

L'état de la $i^{\text{ième}}$ cellule-hôte à l'instant t est noté $s(i, t)$

3.4 Les processus

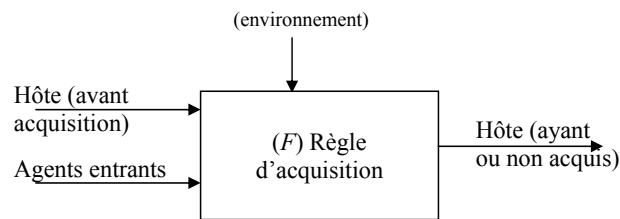
Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

Le modèle de diffusion implique de formaliser trois règles qui sont associées aux éléments décrits ci-dessus :

Règle locale d'acquisition F:

C'est une règle de transition qui définit le changement d'état de l'hôte i :

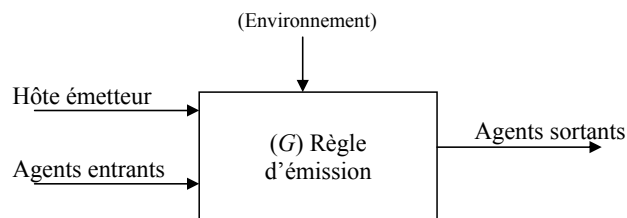
$$s(i, t+1) = F(I(i, t), s(i, t))$$



3.4.1 Règle locale d'émission G

Cette règle détermine le flux d'agents sortant de l'hôte :

$$O(i, t+1) = G(I(i, t), s(i, t))$$



Les deux règles F et G définissent donc un automate de Moore sur chaque cellule.

3.4.2 Règle de propagation H

Cette règle définit le comportement des agents dans le canal, elle calcule les entrées dans les hôtes en fonction des sorties.

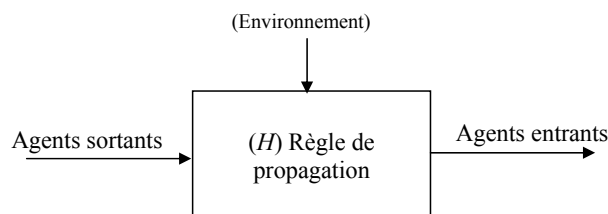
En mode déterministe, cette règle est une multiplication matricielle :

$$I(i, t+1) = \sum_{j=1}^n O(j, t+1) J_{ji}$$

En mode stochastique, la règle de propagation est un tirage de Monte-Carlo.

On pose $p_0^j = 0$ et $p_i^j = \sum_{m=1}^i J_{jm}$ et pour chaque agent de la liste $O(j, t+1)$, on tire un nombre p dans $]0, 1]$, si $p \in]p_{i-1}^j, p_i^j]$ on transmet alors l'agent à la liste d'entrée de la cellule i .

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007



3.4.3 Processus global de croissance u

Pour représenter globalement le processus de diffusion, on mesure d'abord la croissance du processus d'acquisition qui est modélisé par le cumul des hôtes ayant acquis l'état fondamental. En mode binaire, l'état fondamental étant 1, ce cumul à l'instant t vaut :

$$u(t) = \sum_{(i,j) \in I \times J} s(i, j, t)$$

On peut aussi représenter le cycle d'activité des agents dans les hôtes. En situation déterministe, les agents sont déjà globalisés en une variable représentant la quantité d'agents. Leur activité peut être définie par une simple règle multiplicative, en supposant qu'elle est constante $a(i, t) = k.I(i, t)$. En situation stochastique, l'activité peut être individualisée. L'entrée $I(i, t)$ est alors constituée à chaque instant par la liste des m agents entrant dans l'hôte, $I(i, t) = \{a_j(i, t)\}_{j=1, \dots, m}$ et l'activité globale des agents dans la cellule i est donnée par la somme:

$$a(i, t) = \sum_{j=1}^m a_j(i, t)$$

Dans une épidémie par exemple, l'agent pathogène possède une activité qui peut dépendre d'un cycle de vie de la maladie de l'hôte. Son activité infectieuse est alors limitée dans le temps, à partir de l'instant t_j où il a été infecté. a_j est alors une fonction à support positif $f_j(t - t_j) = a_j(i, t)$, qui dépend du temps de développement de la maladie :

$$a(i, t) = \sum_{j=1}^m f_j(t - t_j)$$

On pourrait modéliser de la même manière ce processus dans le canal, il représente alors l'activité des agents pathogènes lorsqu'ils sont en dehors des hôtes.

Après avoir présenté le concept général de diffusion et sa formalisation à travers un modèle générique, nous allons préciser maintenant les modèles globaux de croissance les plus courants, répondant à un minimum d'hypothèses réalistes. Nous analyserons plus finement le modèle logistique qui possède des propriétés intéressantes, dont le comportement peut devenir chaotique dans certaines conditions. A partir des limites constatées de ces modèles globaux, nous verrons en quoi ce modèle générique peut nous aider à formaliser des modèles locaux plus spécifiquement géographiques.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

4 Les modèles de croissance

Les modèles de croissance sont parmi les modèles les plus utilisés en géographie [Saint-Julien T. 1985], [Dauphiné A. 2003]. Bien que simples dans leur formulation, leur non-linéarité nous plonge déjà dans les sciences de la complexité. Nous rappelons d'abord les définitions formelles et la signification physique d'un modèle de croissance soit dans un contexte de ressource infinie, soit dans un contexte de ressource limitée. En particulier, dans ce dernier cas, nous insistons sur le fait qu'il existe deux modèles mathématiques distincts : la *suite logistique* (temps discret) et la *fonction logistique* (temps continu).

Bien que récent par rapport à la progression géométrique qui remonte aux grecs, le modèle logistique n'est pas nouveau. Il est étudié pour la première fois par le mathématicien belge Pierre-François Verhulst vers 1840 [Verhulst P. 1838], et porte parfois le nom de modèle de Verhulst. Il a souvent servi à caractériser les modèles de diffusion en géographie, même s'il est par construction indépendant de l'espace. En effet, c'est un modèle de croissance d'une grandeur qui « s'alimente » dans un stock limité de ressource, comme la croissance d'une population, les arbres non brûlés pour un incendie de forêt, les personnes non infectées pour une épidémie, les consommateurs en état d'acheter pour la vente d'un bien, les adoptants potentiels pour une innovation, etc.

4.1 Modèle en ressource infinie

Utilisant la métaphore épidémique, appelons $u(t)$ le nombre d'individus (hôtes) infectés à l'instant t dans une population. Lorsque la *ressource est inépuisable* ou très grande devant la valeur de $u(t)$, le taux de croissance r est supposé constant et la variation de u ne dépend que du nombre d'individus déjà infectés. Dans ce cas, le nombre de nouveaux malades à chaque pas de temps est proportionnel au nombre d'infectés déjà présents. On aboutit ainsi, pour un temps discret, à une *progression géométrique* où l'accroissement $\Delta u(t) = u(t+1) - u(t)$ est proportionnel à $u(t)$, ce qui donne une relation de la forme

$$u(t+1) = u(t) + r.u(t) \quad (1)$$

La résolution de cette équation ne dépend que de l'état initial de u_0 et du taux de croissance r :

$$u(t) = u_0(1+r)^t \quad (2)$$

Dans le cas d'un temps continu, cela s'exprime par une équation différentielle :

$$\frac{du}{dt} = \alpha.u$$

dont la solution est une *fonction exponentielle* :

$$u(t) = \exp(\alpha.t + \beta) \quad (3)$$

En posant $u_0 = e^\beta$ et $r = e^\alpha - 1$, on retrouve exactement la formulation (2), la courbe en temps continu passe donc exactement par les points de la progression géométrique de croissance r , correspondant aux valeurs de t entières, donnée en (2). Le modèle discret est compatible avec le modèle continu, le premier n'étant que la restriction aux valeurs entières de t du second.

4.2 Modèle en ressource limitée

Utilisons encore la métaphore de l'épidémie pour construire le modèle de croissance lorsque la *ressource est limitée*, ce qui est en général plus réaliste. On se donne une population de taille constante u_{\max} . Dans cette population, il y a un nombre $u(t)$ d'individus infectés à l'instant t et u_0 à l'instant initial. On suppose qu'à chaque pas de temps, une

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

proportion p constante des $u(t)$ individus infectés sont contagieux (émetteurs) et une proportion p' constante des $u_{\max} - u(t)$ individus sains sont contaminables (récepteurs). Enfin une proportion p'' des couples émetteurs-récepteurs vont se former pour transmettre la maladie.

En somme, à chaque pas de temps, il y a une proportion $r = p.p'.p''$ parmi les $u(t).(u_{\max} - u(t))$ liens possibles qui vont provoquer une contamination. Nous appelons r le **taux d'interaction** entre les individus.

On obtient ainsi le modèle itératif en temps discret suivant, appelée ici *suite logistique*¹ et qui permet de calculer la valeur de u à un instant donné à partir de sa valeur à l'instant précédent. Cette formulation est très bien adaptée à la simulation :

$$\begin{cases} u(0) = u_0 \\ u(t+1) = u(t) + ru(t).(u_{\max} - u(t)) \end{cases} \quad (4)$$

Les valeurs de la suite dépendent de la valeur initiale u_0 qui donne le nombre de personnes infectées à l'instant initial. Les autres termes de la suite sont dépendants de cette condition initiale, ainsi que du taux d'interaction r . Remarquons que si u_0 est nulle, la suite reste identiquement nulle. Elle ne pourra « décoller » qu'avec une valeur positive de u_0 , aussi petite soit-elle.

Remarquons aussi que le nombre de liens potentiels $l = u(t).(u_{\max} - u(t))$ entre les individus peut être élevé. Il est maximum lorsque la moitié de la population est contaminée, il vaut alors $l = \frac{u_{\max}^2}{4}$. Cette valeur dépasse largement la population totale u_{\max} . Par exemple pour $u_{\max} = 1000$ individus, le nombre de liens potentiels peut atteindre $l = 250\,000$. Rien n'empêche alors, sauf si le taux d'interaction r est suffisamment petit, un accroissement de $u(t)$ en une seule itération qui lui fasse dépasser le seuil de population u_{\max} . Ceci explique que ce modèle puisse présenter un comportement chaotique. Nous analyserons plus loin cette situation, sachant bien qu'un tel modèle utilisé pour la croissance d'une épidémie, ne doit pouvoir produire, à aucun moment, une population infectée supérieure à la population totale !

Lorsque $u_0 > 0$ et que le taux r est suffisamment petit², la croissance de la suite se traduit par une courbe en S. Elle augmente avec le temps jusqu'à devenir maximale lorsque la moitié de la population est infectée, puis la croissance se ralentit ensuite, $u(t)$ ne pouvant atteindre u_{\max} .

On peut utiliser une formulation équivalente de ce modèle, en considérant non plus le nombre d'individus infectés mais la proportion $w(t) = u(t)/u_{\max}$ d'individus infectés dans la population. Il suffit pour cela de diviser les deux membres de l'équation (4) par u_{\max} . Apparaît alors le produit $r.u_{\max}$ que l'on nomme coefficient d'interaction $s = r.u_{\max}$:

$$\begin{cases} w(0) = w_0 = u_0 / u_{\max} \\ s = r.u_{\max} \\ w(t+1) = w(t) + s.w(t).(1 - w(t)) \end{cases} \quad (5)$$

¹ On trouve souvent dans la littérature la dénomination de *fonction logistique* pour la fonction $f(x) = rx(1-x)$ et de *suite logistique* pour la suite $u_{n+1} = f(u_n) = ru_n(1-u_n)$. Dans notre exposé, nous utilisons la forme cumulative de ce modèle : $u_{n+1} = u_n + ru_n(1-u_n)$, qui est un peu différente mais dont le comportement s'en déduit facilement. De plus, nous appelons dans cet article *fonction logistique* (ou modèle logistique continu) la solution de l'équation différentielle (5) et non la fonction f donnée ici.

² Voir inégalité (13)

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

Si l'on veut construire un modèle avec un pas plus fin, défini par un réel positif Δt , on peut écrire l'équation (4) de manière un peu plus générale:

$$\begin{cases} u(0) = u_0 \\ u(t + \Delta t) = u(t) + ru(t).(u_{\max} - u(t))\Delta t \end{cases} \quad (6)$$

Remarquons que la suite obtenue avec $\Delta t = 0,2$ ne fait pas coïncider un point sur deux de la suite avec $\Delta t = 0,4$.

Dans le cas d'un temps continu, à partir de (6), on déduit la variation de la fonction $u(t)$ pour un pas de temps Δt :

$$\frac{u(t + \Delta t) - u(t)}{\Delta t} = ru(t).(u_{\max} - u(t))$$

Lorsque Δt devient infiniment petit, ce rapport est la dérivée de $u(t)$, notée $\frac{du}{dt}$, on obtient ainsi, *l'équation différentielle logistique* :

$$\frac{du}{dt} = \alpha.u(u_{\max} - u) \quad (7)$$

où α est le taux de croissance instantané. Cette équation possède une solution exacte, appelée ici *fonction logistique* (voir note 1). Elle est donnée par l'une ou l'autre des expressions:

$$u(t) = \frac{u_{\max}}{1 + C \exp(-\alpha.u_{\max}.t)} \quad (8)$$

$$u(t) = \frac{u_{\max}}{1 + \exp(-\alpha.u_{\max}.t + \beta)} \quad (9)$$

où les constantes C et β dépendent de la condition initiale $u_0 = u(0)$ qui ne doit pas être nulle, et LN représente le logarithme népérien: $C = \frac{u_{\max} - u_0}{u_0}$ et $\beta = \text{LN}(C)$

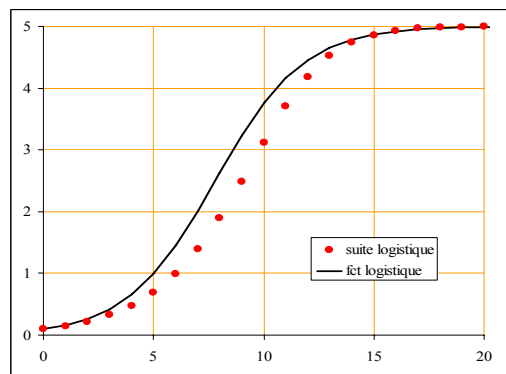


Figure 1 : fonction et suite logistique
($u_{\max} = 5$ et $u_0 = 0,5$ et $r = \alpha = 1$)

Dans le cas particulier où $u_{\max} = 1$ et $u_0 = 0,5$ cela donne un coefficient C qui est égal à 1, ce qui simplifie la formule. Cette logistique particulière, qui ne dépend plus que d'un seul

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

paramètre α s'appelle *logit*. Elle joue un rôle important en science car elle apparaît dans de nombreux domaines scientifiques (physique, statistique, théorie de l'information, etc.). Elle s'écrit :

$$\text{logit}_\alpha(t) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha t}} \quad (10)$$

Remarquons que toute fonction logistique $u(t)$ se ramène à une *logit* par changement d'unités ou changement d'origine des temps.

4.2.1 Comparaison entre suite et fonction logistique

Les différences entre suite logistique (4) et fonction logistique (8), sont de trois ordres :

- La première est évidente : la suite logistique est à temps discret alors que la fonction est à temps continu.

- La deuxième porte sur le caractère explicite ou non de la fonction³ : dans la suite logistique, la fonction $u(t)$ n'est pas connue explicitement, elle n'est calculable que de manière itérative. Il faut avoir calculé tous les termes de la suite $u_0, u(1), u(2), u(3), \dots, u(t-1)$ pour pouvoir calculer $u(t)$. Ce n'est pas le cas de la fonction logistique puisqu'on dispose d'une formule directe pour calculer $u(t)$ en fonction de toute valeur réelle de t .

- La dernière différence est la plus importante : à partir de la même valeur initiale u_0 , les deux modèles ne coïncident ensuite en aucun de leur point, même avec le même taux de croissance. Néanmoins, on pourrait penser, comme c'est le cas pour le modèle exponentiel, qu'en choisissant α judicieusement par rapport à r , la fonction logistique obtenue puisse passer exactement par les points de la suite, or il n'en est rien. La fonction logistique définie en (8) n'est jamais une solution exacte de $u(t)$ vérifiant la formule (4) ou (5).

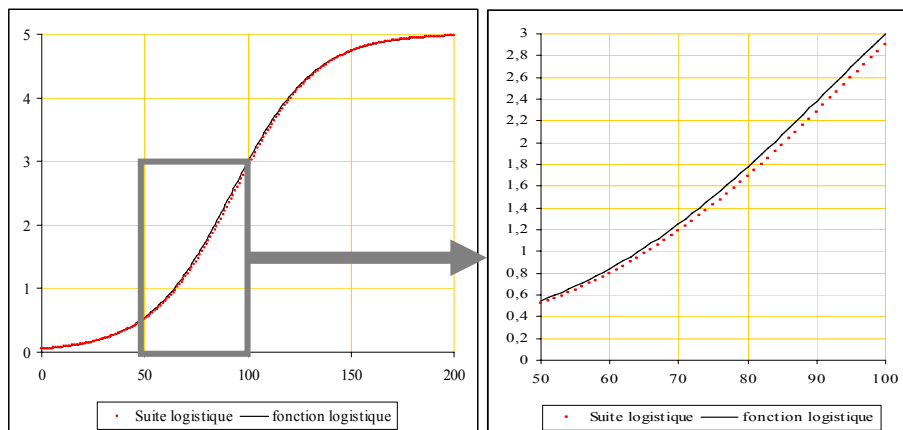


Figure 2 : Comparaison entre suite logistique et fonction logistique

($u_{max} = 5, u_0 = 0,05$ et $r = 0,01$).

Nous ne connaissons la solution explicite $w(t)$ de la suite logistique sous sa forme (5) que dans un seul cas particulier, celui où $s = 1$. (ce qui correspond à $r = 1/u_{max}$ dans le modèle (4)).

³ Une fonction explicite est de la forme $y = f(x)$, une fonction implicite s'exprime par une expression du type $f(x, y) = 0$

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

Dans cette situation, la formule (5) se simplifie et permet d'obtenir une expression de la fonction $w(t)$ qui ne dépende que de la condition initiale w_0 et du temps t :

$$w(t) = 1 - (1 - w_0)^{2^t} \quad (11)$$

Il faut remarquer que cette solution n'est pas une fonction de type logistique. On peut simplifier son expression si l'on appelle $v(t) = 1 - w(t)$ et $v_0 = 1 - w_0$, la fonction $v(t)$ correspond alors à la proportion d'individus sains. Avec ces notations, la formule (11) donne une expression particulièrement simple :

$$v(t) = v_0^{2^t} \quad (12)$$

Malgré ces différences importantes, les deux modèles (discret et continu), même en prenant $\alpha = r$, restent assez proches dans leur comportement, à condition que le taux d'interaction r reste suffisamment petit, comme nous le préciserons dans le paragraphe suivant. La différence dépend aussi de la valeur initiale u_0 . Par exemple, pour $u_{\max} = 5$ et $r = 0,01$, avec $u_0 = 0,5$, l'erreur relative ne dépasse pas 1.5% entre les deux courbes, alors que pour $u_0 = 0,05$ elle monte à 5,35% .

4.2.2 Le comportement chaotique de la suite logistique

Nous avons vu que la suite logistique telle que décrite en (5) modélise l'évolution en temps discret d'une grandeur $w(t)$ associée à une population limitée. Dans le contexte d'une épidémie, $w(t)$ désigne la proportion d'individus infectés à l'instant t , le taux d'interaction r indique la proportion des contacts entre individus infectés et individus sains qui se traduisent par des contaminations effectives. Nous montrons dans ce qui suit que la suite logistique ne devient chaotique que dans des circonstances qui sont hors des conditions normales de modélisation. Une absence de précaution dans le choix de la discrétisation peut malgré tout déboucher sur un comportement chaotique du modèle. Par exemple, en faisant un raisonnement grossier, s'il y a en moyenne une infection nouvelle par jour dans une population et si on prend un pas de temps de un an pour discrétiser le phénomène, cela représente en moyenne 365 infections par an. Or s'il n'y a que 100 individus, ce mode de discrétisation entraînera dès la première année plus d'infectés que d'individus. Donc, lorsque le pas de temps choisi est disproportionné par rapport à la dynamique du phénomène, le taux d'infection est tellement élevé que la suite devient chaotique. Notre objectif est donc de fixer une limite claire au modélisateur, (dans la formule 13) de manière à ce qu'il puisse se rendre compte à travers le choix du taux d'infection r , s'il reste dans des conditions normales d'utilisation de son modèle et en particulier si le choix de son pas de temps est correct.

La première condition de réalisme est que le nombre de malades ne puisse jamais dépasser la population totale... Ainsi, quel que soit t , $w(t)$ ne doit jamais dépasser 1. Cette condition se traduit, à partir de (5) par l'inégalité

$$(s + 1)w(t) - s.w(t)^2 \leq 1$$

En étudiant le signe du trinôme : $sw^2 - (s+1).w + 1$, on montre alors qu'il faut que $s \leq 1$, ce qui impose la **condition de stabilité** suivante sur r :

$$\boxed{w(t) \leq 1 \Rightarrow r \leq 1/u_{\max}} \quad (13)$$

Ainsi, r doit rester inférieur à $1/u_{\max}$ pour que le nombre d'infectés ne dépasse jamais la population totale. Cette contrainte est assez restrictive, mais convient à une utilisation

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

normale de modélisation. Le comportement chaotique peut apparaître d'autant plus facilement que u_{\max} est grand. Par exemple, pour une population maximale de $u_{\max} = 3000$ individus, une valeur de $r = 0,001$ donne déjà un comportement totalement chaotique. Il faut prendre r inférieur à $1/3000$, par exemple $r = 0,0001$ pour garantir un comportement stable.

Lorsque la valeur de r dépasse $1/u_{\max}$, le régime devient pseudo-périodique, puis chaotique pour des valeurs de r encore supérieures. Cette curiosité a été étudiée en 1975 par le physicien Feigenbaum.

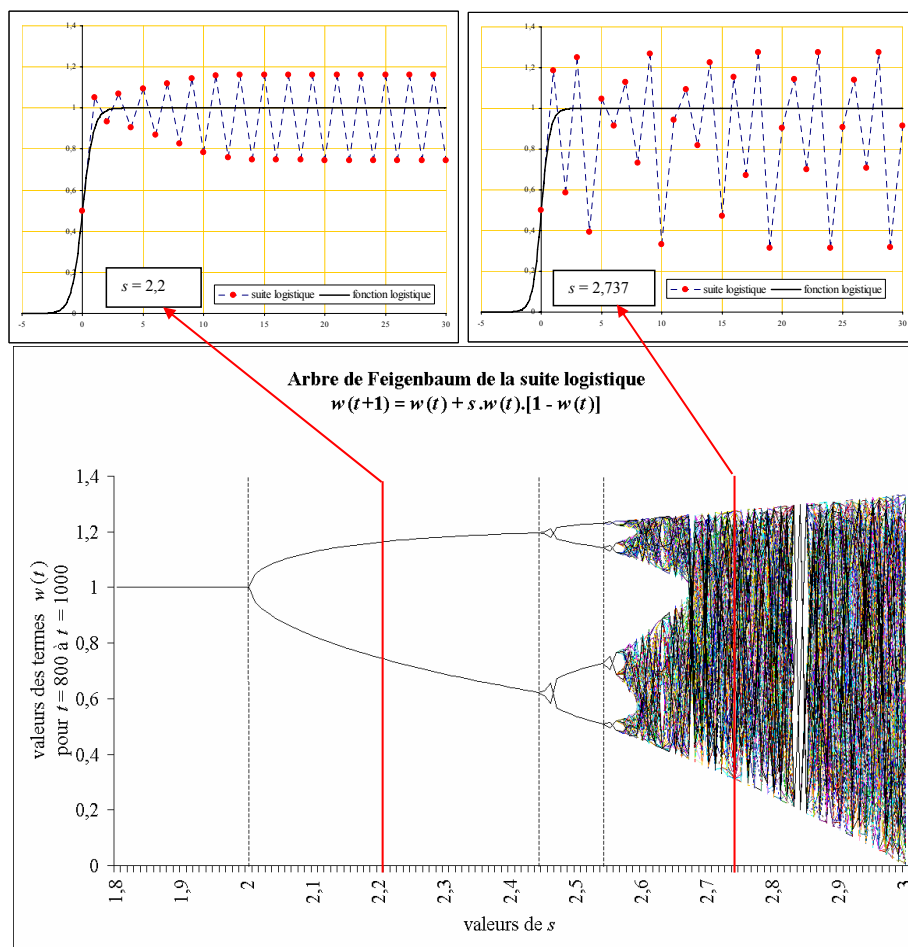


Figure 3 : Comportement chaotique de la suite logistique selon les valeurs de s

Selon les différentes valeurs du coefficient d'interaction $s = r.u_{\max}$, nous résumons les différents comportements possibles de la suite logistique définie par :

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

$$w(t+1) = w(t) + s.w(t).(1 - w(t))$$

pour $s = 0$:	un attracteur de type point fixe : 0
pour $0 < s \leq 1$	comportement stable un seul attracteur inférieur à 1
pour $1 < s < 2$:	la suite dépasse 1 mais se stabilise à un attracteur : 1
pour $2 < s < \sqrt{6} = 2,4495$:	un cycle d'ordre 2
pour $2,45 < s < 2,59$:	un cycle d'ordre 4
pour $2,6 < s \leq 3$:	chaos
pour $s > 3$	divergence vers $-\infty$

L'arbre de Feigenbaum (appelé aussi diagramme de bifurcation) présenté dans la figure 3, résume ces comportements dans un graphique où l'axe des abscisses donne les différentes valeurs du taux de croissance s et l'axe des ordonnées donne les valeurs $w(t)$ de la suite logistique au delà d'un certain rang t (de $t = 800$ à $t = 1000$).

Pour conclure sur cette section, nous pouvons dire que les deux modèles (discret et continu) sont incompatibles car la fonction logistique n'est jamais solution de l'équation itérative qui génère la suite logistique, contrairement à la fonction exponentielle qui permet de calculer exactement les termes d'une progression géométrique (qui modélise une croissance dans un environnement sans limite de ressource). Cette différence entre les deux modèles va très loin puisque la suite logistique peut montrer, pour certaines valeurs de son taux de croissance, un comportement anarchique qui est connu comme un des exemples les plus simples du chaos déterministe, alors que la fonction logistique reste très régulière quelle que soit la valeur de son paramètre.

4.2.3 *Modèle logistique déterministe ou probabiliste*

Le phénomène étudié (épidémie, etc.) peut se calculer au niveau macroscopique de manière déterministe, le taux d'interaction r de la suite logistique (4) représente alors la proportion des liens potentiels qui se traduisent par une infection. Mais le modèle peut se concevoir au niveau des individus, microscopique, le coefficient r représente alors la probabilité pour qu'un contact potentiel entre individu sain et individu infecté se traduise par une contamination de l'individu sain.

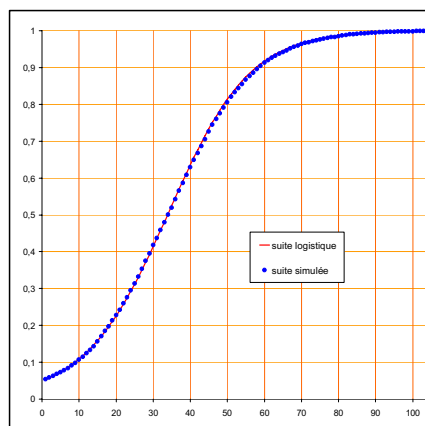


Figure 4 : Comparaison entre la suite logistique déterministe et probabiliste ($u_{max} = 10201$, $u_0 = 497$ et $r = 0,9$).

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

4.2.4 Simulation spatialisée du modèle logistique discret.

Imaginons que l'espace soit partitionné en N cellules carrées, chaque individu occupant une cellule, on a donc $N = u_{\max}$. Chaque individu i peut être dans deux états $s_i = 0$ (sain) ou $s_i = 1$ (infecté), (figure 5). On définit u_0 cellules infectées à l'instant initial, les autres ($u_{\max} - u_0$ étant saines.

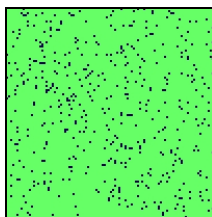


Figure 5 : Localisation aléatoire des hôtes ($s_i = 1$) à l'état initial ($u_0 = 497$), domaine de 101×101 ($u_{\max} = 10201$ hôtes).

Le principe de croissance logistique se traduit alors de la manière suivante. La probabilité pour qu'une cellule i soit saine est :

$$P(s_i = 0) = \frac{u_{\max} - u(t)}{u_{\max}}$$

Pour chaque cellule saine i , parmi les $N-1$ contacts possibles qu'elle peut avoir avec les autres individus, seuls $u(t)$ contacts concernent des personnes infectées et une proportion k de ces contacts transmettent l'infection. La probabilité pour qu'un individu soit infecté à l'instant t sachant qu'il est sain, vaut donc :

$$P(s_i = 1 / s_i = 0) = \frac{ku(t)}{u_{\max} - 1}$$

et la probabilité qu'une cellule i soit infectée à l'instant t est donc donnée par une loi logistique :

$$P(s_i = 1) = \frac{ku(t)}{u_{\max} - 1} \cdot \frac{u_{\max} - u(t)}{u_{\max}} = r \cdot u(t) (u_{\max} - u(t)) \quad (14)$$

avec $r = \frac{k}{u_{\max}(u_{\max} - 1)}$

On peut vérifier que la valeur de r ainsi définie respecte la condition de stabilité (13).

L'algorithme s'exprime alors comme suit. Pour toute cellule i entre 1 et N , si i est sain ($s_i = 0$), on fait un tirage aléatoire uniforme d'un nombre entier n entre 1 et $N-1$. Si $n \leq ru(t)$ alors la cellule i devient infectée ($s_i = 1$) sinon elle reste saine. Remarquons qu'on aurait pu aussi tirer au hasard les individus sains, pour que le processus soit entièrement aléatoire. La figure 6 montre une séquence de diffusion pour une simulation.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

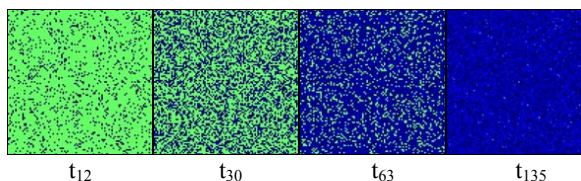


Figure 6 : Simulation spatialisée de la fonction logistique probabiliste.

Comme on peut le constater avec la figure 4, il y a une bonne correspondance entre modèle probabiliste et déterministe lors d'une simulation portant sur un domaine de $101 \times 101 = 10201$ cellules, dans lequel on a 497 cellules infectées au départ (soit 4,87%).

On peut dire que ce modèle n'est pas un modèle de diffusion spatiale dans la mesure où il ne tient pas compte de l'espace. Ici tout individu peut entrer en contact avec tout autre, sans considération de localisation. L'objectif des sections qui suivent est de spatialiser les modèles de croissance que nous venons d'explorer. Trois modèles sont ainsi présentés : un modèle de diffusion par front, un modèle de croissance-diffusion et un modèle générique, apte à rendre compte d'une grande variété de phénomène de propagation.

5 Modèle de diffusion par front

A l'inverse du modèle précédent, on examine maintenant un modèle dont la croissance dépend des interactions entre individus voisins. C'est le modèle de diffusion par front.

5.1 Modèle théorique du front circulaire

On se place dans un espace continu à deux dimensions et nous utilisons ici la métaphore de l'incendie de forêt. Si le foyer démarre en un point C , (ou formant un petit cercle de rayon R_0 autour de C) dans un espace homogène et sans vent, la propagation s'effectue alors au voisinage immédiat des flammes dans les parties non brûlées. Le front se propage à une vitesse constante v autour du centre C , la partie brûlée (points i où $s_i = 1$) a donc la forme d'un cercle de rayon $R(t)$ qui s'agrandit avec une vitesse v constante, on a donc $R(t) = vt + R_0$ et la surface brûlée $S(t)$ à l'instant t est donc la surface du cercle de rayon $R(t)$:

$$S(t) = \pi R(t)^2 = \pi v^2 t^2 + 2\pi v R_0 t + \pi R_0^2$$

qui est donc de la forme :

$$S(t) = at^2 + bt + c$$

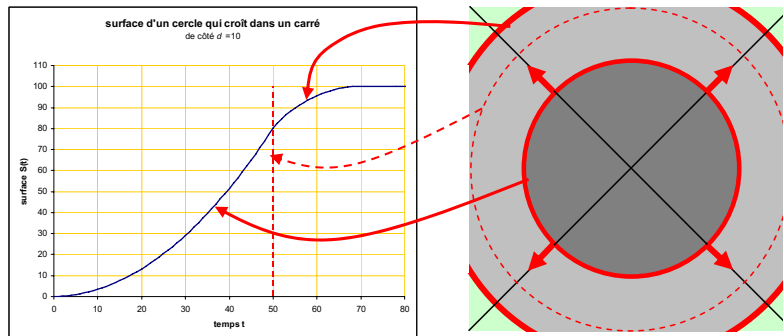
Ce modèle de croissance n'est donc pas du tout de type logistique. De manière plus générale **la croissance est ici proportionnelle à la longueur $L(t)$ du front**, elle vérifie donc une équation du type:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = kL(t)$$

Comme cette longueur est, pour un cercle (ou même un carré), proportionnelle au rayon $R(t)$, la solution $u(t)$ de cette équation donne toujours un modèle de croissance quadratique en fonction du temps. Evidemment lorsque l'incendie atteint les limites du domaine, cette croissance se ralentit pour s'arrêter lorsque tout est brûlé, donnant ainsi une courbe de

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

croissance en forme de S , mais qui n'a plus rien à voir, mathématiquement, avec la fonction logistique. A l'extrême, si le domaine est idéalement circulaire autour du centre C , le front d'incendie atteint les limites du domaine en tout point au même instant et elle s'arrête instantanément, si le domaine est carré de côté d , le front circulaire atteint le domaine progressivement :



*Figure 7 : Croissance quadratique d'une diffusion par front.
La forme en S vient de l'inflexion de la courbe lorsqu'elle atteint les limites du domaine*

La simulation déterministe de la diffusion par front décrit ainsi la propagation d'agents par contact direct entre hôtes, à l'instar d'un incendie. La règle d'acquisition est déterministe : tout hôte i passe de l'état 0 à l'état 1 si au moins un de ses 4 voisins est à l'état 1. La figure 9 montre une séquence de la simulation à partir d'une configuration initiale où les hôtes situés au centre du domaine sont à l'état 1.

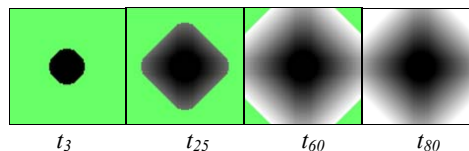


Figure 9 : Une forme déterministe de diffusion par front ($u_0 = 497$).

La population infectée augmente à chaque itération en proportion de la longueur du front, ce qui se traduit par une courbe parabolique pendant les premières phases de la diffusion (fig. 8).

La réalité est évidemment beaucoup plus complexe. Dans le modèle sans vent, l'hétérogénéité locale a pour effet de donner une forme complexe à la ligne de front, qui s'écarte du centre avec le temps. La croissance de la surface brûlée est alors plus forte dans les parties convexes du front et plus lente dans les parties concaves. Néanmoins, le front faisant un tour complet autour du centre de départ de l'incendie, la somme des convexités l'emporte sur les concavités de la valeur d'un cercle, si bien que la surface brûlée évolue selon un modèle très proche du front circulaire théorique.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

6 Modèle de croissance-diffusion

Nous abordons maintenant l'étude du modèle mixte, où nous montrons que les deux premiers types de modèles présentés, croissance logistique et croissance par front, sont en fait les deux limites extrêmes d'une classe plus générale de modèles de diffusion, où la fixation des paramètres permet d'instancier⁴ chaque modèle de cette classe.

Les deux modèles précédents sont tous deux des modèles de croissance, aussi la notion de diffusion reste sous-jacente. Or la diffusion pure ne présuppose pas une croissance de l'ensemble de départ. L'exemple du produit volatil qui s'échappe d'une cuve (stock limité) pour se répandre dans l'atmosphère est un exemple typique de diffusion sans croissance. Le volume initial de produit se conserve dans le temps mais occupe un domaine de plus en plus vaste en se diluant, jusqu'à ce que la dilution soit telle qu'il devienne indétectable, ou, si le domaine est petit (comme une pièce fermée), le produit tend à s'homogénéiser dans l'espace pour arriver à un état d'équilibre, d'équidensité.

En géographie humaine, la diffusion pure est assez rare, elle s'accompagne en général d'un processus de croissance. Ainsi la migration de groupes humains à partir d'un foyer initial ou les fronts pionniers contiennent en même temps un processus de diffusion et un processus de croissance. Les premiers migrants se fixent et croissent sur place, puis une partie de leurs descendants continuent de progresser.

6.1 Le modèle continu de Croissance-Diffusion

Supposons donc un espace à deux dimensions (ou plus) représentant un milieu continu pouvant contenir un certain « produit » (cela peut être un effectif de chômeurs, la proportion de personnes infectées, le taux de NO_x dans l'atmosphère, etc.) dont la mesure dans le milieu est définie par une fonction $z = u(x, y, t)$, qui dépend du lieu (x, y) et de l'instant t . On suppose la fonction u continue et on considère la surface représentant les valeurs de la fonction u sur l'axe des z .

Le modèle de diffusion dans ce milieu continu est formalisé le plus souvent par un modèle de croissance-diffusion. Son équation traduit le fait que la croissance en un lieu donné est d'autant plus forte qu'on se trouve dans un « creux » plus prononcé, et que la décroissance est d'autant plus forte qu'on se trouve sur une « bosse » accentuée. Ainsi, le processus de diffusion pure comble les « creux », et réduit les « bosses » de la surface de densité au cours du temps.

Si la dynamique est suffisamment amortie, le système se stabilise vers l'équilibre, sinon il oscille en permanence, les creux se comblent trop vite, produisent des bosses et les bosses évoluent vers des creux. Il y a donc deux membres dans l'équation, le membre de gauche exprime la variation dans le temps de la fonction u , c'est la dérivée partielle par rapport au temps. Le deuxième membre mesure la concavité locale de la surface des $z = u(x, y, t)$, c'est l'opérateur de Laplace (ou le laplacien) de u qu'on note :

$$\Delta u = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$$

Il donne une valeur positive si la surface en (x, y) est concave (les dérivées par rapport à x et y croissent) et négatif si la surface est convexe, est nulle si, au point (x, y) , la surface est

⁴ En programmation orientée objet, une classe est une description abstraite d'un ensemble d'objets caractérisés par les mêmes attributs, propriétés et méthodes. Instancier consiste à construire un objet concret de cette classe, en allouant un espace mémoire à cet objet et en affectant des valeurs particulières à ses attributs.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

localement plane (en pente ou non). Ainsi l'équation de diffusion obtenue, appelée aussi équation de la chaleur, s'exprime par :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = k\Delta u \quad (17)$$

Si, de plus, il y a croissance de u , il faut ajouter dans le membre de droite un terme de croissance, par exemple logistique comme en (5), ce qui donne l'équation finale de croissance-diffusion, appelée aussi réaction-diffusion car elle a été initialement étudiée en chimie par Turing [TUR 52], où une réaction provoque l'augmentation locale de densité d'un produit dans le milieu, qui diffuse ensuite dans son voisinage. L'équation s'écrit donc :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = k\Delta u + \alpha.u(1-u) \quad (18)$$

Pour plus de généralités dans ces modèles, en particulier pour les modèles qui dépendent d'un environnement proche (modèles non-locaux), voir [COV 03]. Ce modèle purement local et continu peut se formaliser aussi en termes discrets plus propice à la simulation informatique.

6.2 Modèle discret de Croissance-Diffusion

Dans un espace discret comme un réseau cellulaire à n_V voisins ($n_V = 4$ pour le voisinage dit de von Neumann, $n_V = 8$ pour le voisinage de Moore, ou plus si le rayon du voisinage est supérieur à 1), le laplacien peut se définir comme la différence entre la valeur centrale de u et la moyenne de ses voisins :

$$\Delta u(i, j, t) = \langle u(i, j, t) \rangle_V - u(i, j, t)$$

où, $\langle u(i, j, t) \rangle_V = \frac{1}{n_V} \sum_{(\varepsilon, \eta) \in V} u(i + \varepsilon, j + \eta, t)$ est la moyenne de u , pour les voisins de (i, j)

Le premier membre de (18) exprime l'accroissement de $u(i, j, t)$ dans un pas de temps, d'où l'expression discrète :

$$u(i, j, t+1) = (1-k).u(i, j, t) + k. \langle u(i, j, t) \rangle_V + r.u(i, j, t)(1-u(i, j, t)) \quad (19)$$

Si $k = 0$, la diffusion est nulle, l'équation est seulement une croissance logistique.

Si $k = 1$, la diffusion est maximale, elle ne dépend plus de la valeur de u sur la cellule (i, j) , qui est remplacée par la moyenne des valeurs du voisinage.

Si $k = \frac{n_V}{n_V + 1} = k_e$, le modèle est équilibré car la cellule centrale a le même poids que chaque cellule du voisinage.

La croissance continue purement locale n'est pas très réaliste. On peut élargir à un voisinage le champ de connaissance de la cellule (i, j) pour sa croissance. Ainsi, le modèle de croissance continu du front, qui était purement local, peut s'exprimer ici de manière plus large. De même, la croissance logistique homogène dans toute la population n'est pas plus réaliste, il est plus satisfaisant de supposer que les contacts ne sont possibles que dans un voisinage de chaque individu. Ainsi, on considère la population des individus de la cellule (i, j) et dans n_V cellules voisines. S'il y a n individus par cellule, cela représente $n(1+n_V)$ individus au total dans tout le voisinage, la cellule centrale (i, j) compris. Dans la cellule (i, j) , il y a une proportion $1-u(i, j, t)$ d'individus n'ayant pas adopté, et une proportion de $\langle u(i, j, t) \rangle_V$ d'ayant adopté dans son voisinage V' , il y donc un nombre de contacts proportionnel à $\langle u(i, j, t) \rangle_V . (1-u(i, j, t))$

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

Le modèle de croissance non local se traduit alors par :

$$u(i, j, t + 1) = u(i, j, t) + r \cdot \langle u(i, j, t) \rangle_V \cdot (1 - u(i, j, t))$$

qui peut s'écrire aussi :

$$u(i, j, t + 1) = r \cdot \langle u(i, j, t) \rangle_V + (1 - r \cdot \langle u(i, j, t) \rangle_V) u(i, j, t) \quad (20)$$

La forme déterministe du modèle binaire non local de croissance, avec $u(i, j, t) = 0$ ou $u(i, j, t) = 1$ exprime l'adoption (ou non) d'une innovation, avec un individu par cellule. Dans ce cas, si $u(i, j, t) = 1$ alors (20) donne tout de suite $u(i, j, t+1) = 1$, mais lorsque $u(i, j, t) = 0$, on a $u(i, j, t+1) = r \cdot \langle u(i, j, t) \rangle_V$. Pour que $u(i, j, t+1)$ reste binaire, il faut arrondir à l'entier 0 ou 1 le plus proche, ce qui revient à prendre une fonction Y telle que si $x > 0$ alors $Y(x) = 1$ et sinon $Y(x) = 0$. On utilise alors un seuil θ (par exemple $\theta = \frac{1}{2r}$), pour calculer $u(i, j, t+1)$:

$$\begin{aligned} &\text{si } u(i, j, t) = 0 \text{ alors} \\ &\quad u(i, j, t + 1) = Y(\langle u(i, j, t) \rangle_V - \theta) \\ &\text{sinon} \\ &\quad u(i, j, t + 1) = 1 \end{aligned} \quad (21)$$

Sous sa forme probabiliste, on a pour toute cellule (i,j) saine :

$$P\left(u(i, j, t) = 1 \mid u(i, j, t) = 0\right) = r \cdot \langle u(i, j, t) \rangle_V$$

qui exprime que la probabilité de transition de l'état 0 vers l'état 1 est proportionnelle à la moyenne des voisins infectés.

L'objectif est maintenant de proposer un modèle générique capable de couvrir tous les cas intermédiaires, entre le modèle logistique (voisinage global) et le modèle par front (voisinage local), basé sur un voisinage de taille donnée et une certaine profondeur temporelle. A l'intérieur du voisinage, on a un fonctionnement de type logistique et à l'extérieur une diffusion sur un front non-local limité par la taille de ce voisinage (Coville J. 2003).

7 Vers un modèle Spatio-temporel de diffusion

On est souvent amené à restreindre les contacts possibles d'un adoptant potentiel, non seulement dans l'espace mais aussi dans le temps. Il arrive en effet fréquemment que les ayant adoptés ne restent qu'un certain temps enthousiastes à communiquer leur adoption, de même, dans une épidémie, un individu infecté ne reste contagieux qu'un certain temps, etc.

Appelons $v(i, j, t)$ la variation de la proportion d'adoptants entre l'instant $t-1$ et t . Le cumul des $v(i, j, h)$ pour $h = 0, 1, \dots, t$ est donc égale à $u(i, j, t)$. L'introduction de cette variable v indique que la cellule possède la mémoire de son passé, tout au moins ici, d'une partie de son passé, car elle ne mémorise que ses variations cumulées depuis T unités de temps dans le passé (de $t-T+1$ à t).

La variation d'adoptants entre t et $t+1$ est donc proportionnelle au nombre d'adoptants potentiels dans la cellules $(1 - u(i, j, t))$, ainsi qu'au nombre d'adoptants récents (moins de T

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

pas de temps) dans la cellule et son voisinage V , représenté par la première parenthèse de (22) :

$$\begin{cases} v(i, j, t+1) = r \left(\sum_{\tau=0}^{T-1} \frac{1}{n_V} \sum_{(\varepsilon, \eta) \in V} v(i + \varepsilon, j + \eta, t - \tau) \right) (1 - u(i, j, t)) \\ u(i, j, t+1) = u(i, j, t) + v(i, j, t+1) \end{cases} \quad (22)$$

la première parenthèse n'est autre que la proportion moyenne des adoptants (récents) dans le voisinage spatio-temporel $V \times T$, posons alors :

$$\langle u(i, j, t) \rangle_{V \times T} = \frac{1}{n_V} \sum_{\tau=0}^{T-1} \sum_{(\varepsilon, \eta) \in V} v(i + \varepsilon, j + \eta, t - \tau)$$

l'équation (22) devient alors :

$$u(i, j, t+1) = u(i, j, t) + r \cdot \langle u(i, j, t) \rangle_{V \times T} \cdot (1 - u(i, j, t)) \quad (23)$$

Dans le cas d'une variable u binaire, (23) se traduit par une même formulation qu'en (21), mais avec le voisinage spatio-temporel $V \times T$

Tout se passe alors comme si chaque agent, une fois transmis à un hôte, avait une durée de vie limitée à T itérations. Passé à l'état 1, l'hôte ne reste donc actif que pendant les T itérations suivantes. Ceci nécessite que chaque hôte possède non seulement une connaissance de son voisinage, mais aussi de son passé à travers une fonction $\tau_i(t)$ qui donne l'âge de sa transition depuis l'instant t_i de passage à l'état 1. Tant que l'hôte est dans l'état 0, la valeur de τ_i n'est pas définie (par exemple on la fixe à $\tau_i = -1$), lorsque son état passe à 1, τ_i prend la valeur 0, et sa valeur s'incrémente ensuite de 1 à chaque pas de temps, c'est-à-dire $\tau_i = t - t_i$. Dès que τ_i atteint la valeur seuil T , l'hôte devient inactif. L'activité de l'hôte i est représentée par la fonction d'émission (ou de sortie) $v_i(t)$ qui est définie par :

$$v_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } \tau_i(t) \in [0, T[\\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

La transition à l'état 1 d'un hôte i dépend de la proportion d'hôtes actifs dans son voisinage spatio-temporel $V \times T$, qui est la moyenne de v dans ce voisinage, notée :

$$\langle v_i(t) \rangle_{V \times T} = \frac{1}{n_R} \sum_{j \in V(i)} v_j(t)$$

où n_R représente le nombre de voisins dans un rayon R . Dans une approche stochastique, la probabilité de transition à l'état 1 de l'hôte i est alors donnée par :

$$P\left(s_i = 1 / s_i = 0\right) = r \cdot \langle v_i(t) \rangle_{V \times T}$$

La règle d'émission de l'agent est donc importante, elle tend à diminuer la force de l'agent avec le temps et peut être plus ou moins complexe selon le phénomène étudié. La figure 10 montre des dynamiques différenciées de diffusion selon la durée de vie T des agents.

On constate que la règle d'émission a ici une forte incidence sur l'évolution de la diffusion. Une faible durée de vie de l'agent (fig. 10, courbe bleue) entraîne un arrêt rapide de la diffusion, bien avant la saturation du domaine (fig. 11, simulations 1 et 2), malgré une règle d'acquisition peu contrainte ($r = 1$). Au contraire, lorsque la durée de vie de l'agent est importante (fig. 10, courbe rouge), le modèle privilégie la règle d'acquisition et a un

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

comportement proche d'un modèle stochastique de diffusion par front, le vecteur saturant presque le domaine (fig. 11, simulations 5 et 6). C'est dans des niveaux paramétriques intermédiaires (fig. 10, courbe verte) que le modèle produit ses formes les plus intéressantes, à l'instar des simulations 3 et 4 (fig. 11). Dans ce cas les règles d'acquisition et d'émission sont pleinement en interactions, la forme finale dépend en partie de la direction initiale prise par le front.

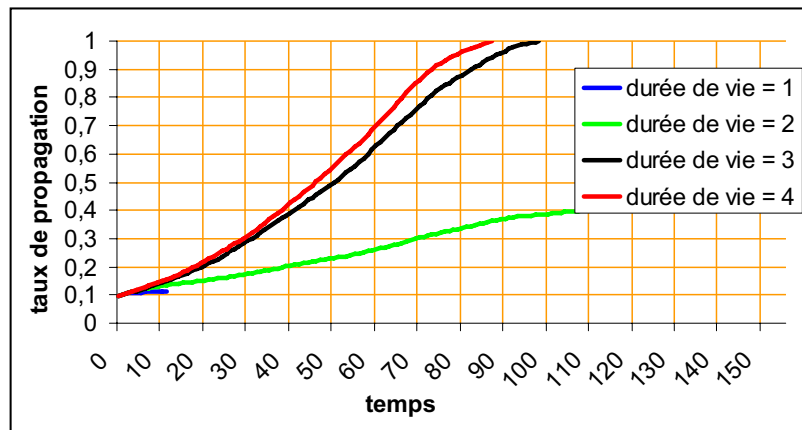


Figure 10 : Dynamique de diffusion selon une règle d'émission évolutive.

Par construction et à la différence des modèles précédents, ces deux règles rendent possibles la non saturation du domaine par le processus de diffusion. Ceci n'est pas lié à des règles d'acquisition différenciées selon les hôtes, ce qui est envisageable, mais au fait qu'un hôte peut se retrouver rapidement entouré d'hôtes infectés mais non contagieux, inactifs.

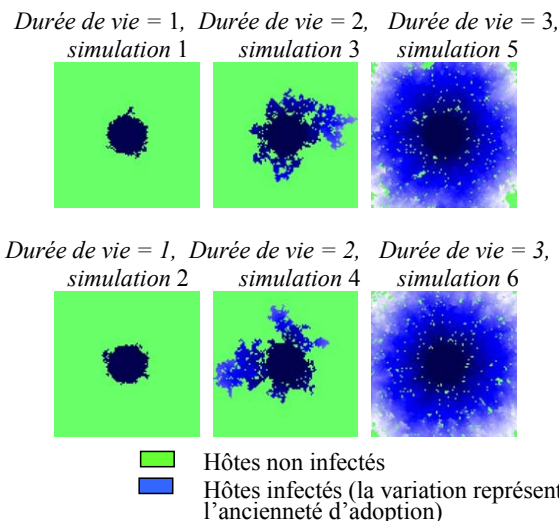


Figure 11 : Différentes formes spatiales de diffusion selon la virulence de l'agent, après arrêt du processus ($u_0 = 497$, localisation au centre du domaine, $R = 1$)

Cybergeo : Revue européenne de géographie, N°364, 9 mars 2007

8 Conclusion

Nous avons tenté de poser les bases d'une théorie géographique de la diffusion. Après avoir mis en place la définition et les concepts de la diffusion, nous avons montré comment ces concepts pouvaient se traduire en équations que ce soit sous forme déterministe ou stochastique. Nous avons privilégié une approche discrète, apte à être directement utilisée en simulation. Mais l'approche continue a été aussi abordée et permet d'introduire l'approche discrète.

Nous avons formalisé le concept de diffusion comme étant la combinaison de trois processus : l'acquisition, l'émission et la propagation. Ces processus agissent sur deux niveaux d'entités, les hôtes et les agents. Cette formalisation est parfaitement adaptée à l'utilisation des outils actuels que sont les automates cellulaires (Dubos-Paillard E. & al. 2003) et les systèmes multi-agents (Daudé E. 2004). Elle permet de simuler correctement les phénomènes classiques de la diffusion en géographie, tels que l'innovation ou les épidémies et devrait pouvoir s'appliquer avec succès aux autres processus spatiaux aussi bien naturels que sociaux.

9 bibliographie

- Coville J. 2003 - Equations de réaction-diffusion non-locale, thèse de mathématiques, université Paris 6
- Daudé E. 2004 - Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion. *Cybergeo : Revue européenne de géographie*, n°. 255, 15 p.
- Daudé E. Langlois P. 2006 - "Les formes de la diffusion", *La forme en géographie*, Actes du Colloque GéoPoint'04, Avignon, pp 171-175.
- Dauphiné A. 2003 - Les théories de la complexité chez les géographes, ed. *Anthropos-Economica*, Paris, 248 pages.
- Dubos-Paillard E., Guermont Y., Langlois P., 2003 - Analyse de l'évolution urbaine par automate cellulaire, le modèle SpaCelle", *L'espace Géographique*, pp 257-378, vol 4, 2003
- Hägerstrand T., 1953 - *Innovations förloppet ur korologisk synpunkt*, C.W.K Gleerup, Lund, Sweden. (Traduit et réédité par Pred A., *Innovation Diffusion as a Spatial Process*, Chicago, University of Chicago Press. 1967)
- Hägerstrand T., 1965 - A Monte Carlo Approach to Diffusion, *European Journal of Sociology*, vol. 63, pp 43-67.
- Rogers E., 1995 - *Diffusion of innovations*, New York: Free Press, Macmillan Publishing Co, 4th edition (1er ed. 1962)
- Saint-Julien T., 1985 - *La diffusion spatiale des innovations*. Montpellier, RECLUS, coll. RECLUS modes d'emploi.
- Turing A., 1952 - The Chemical Basis of Morphogenesis. *Phil. Trans. Roy. Soc. B* 237: pp 37-72.
- Verhulst P., 1838 - Notice sur la loi que la population suit dans son accroissement. *Correspondance Mathématique et Physique*, n° 10, pp 113-121.

- IV. Daudé É. (2004), *Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion*, Cybergeog : Revue européenne de géographie, n°. 255, <http://cybergeog.revues.org/3835>, 15p.



Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

APPORTS DE LA SIMULATION MULTI-AGENTS A L'ETUDE DES PROCESSUS DE DIFFUSION.

Contributions of multi-agent systems for diffusion processes studies

Daudé Éric

U.M.R. 6012 - ESPACE, Université d'Avignon et des Pays du Vaucluse.

Email : eric.daudé@univ-avignon.fr

Résumé

Cet article présente les principaux apports d'une approche individu-centrée pour modéliser et simuler les processus de diffusion dans l'espace géographique. L'intérêt d'une telle approche est discuté au regard des limites d'une modélisation d'échelle macro-géographique traditionnellement employée pour décrire de tels phénomènes. L'équation logistique est présentée comme un exemple représentatif de cette catégorie de modèle. Les modèles de simulation à base d'agents représentent une alternative possible à une approche macro-géographique des phénomènes de diffusion. Associés aux théories de l'auto-organisation, on postule que les phénomènes observés à un certain niveau sont le résultat des nombreuses interactions qui se produisent à un ou plusieurs niveaux inférieurs. En tant qu'outil de simulation prédisposé à l'analyse de telles dynamiques, les systèmes multi-agents sont brièvement présentés. Cet article se termine par une application, la modélisation et la simulation de la diffusion d'une innovation agricole (le modèle d'Hägerstrand revisité).

Mots clés : diffusion, modélisation individu-centrée, auto-organisation, simulation multi-agents.

Abstract

This paper presents the main contributions of an agent-based approach for modelling and simulating the processes of diffusion in geographical space. This approach is compared with the macro modeling traditionally employed to describe such phenomena. The logistic model is thus presented as representative of this category of model. The agent-based models represent a possible alternative to a macroscopic approach of the processes of diffusion. Related to the theories of self-organization, it is assumed that the phenomena observed on a certain level are the result of the many interactions which occur on one or more lower levels. As a simulation tool predisposed to the analysis of such a dynamic, the multi-agents systems are briefly presented. This paper ends with a brief example of application, the modeling and the simulation of the diffusion of an agricultural innovation (Hägerstrand's model revisited).

Key words : diffusion, agent-based modelisation, self-organisation, multi-agents simulation.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

Depuis le milieu des années 1990, la simulation informatique et les méthodes individu-centrées connaissent de nombreux développements dans les sciences sociales. Ces méthodes offrent la possibilité de modéliser directement les comportements et les interactions au niveau des entités élémentaires d'un système afin de simuler la dynamique d'un phénomène à un niveau supérieur. Il s'agit ainsi d'expliquer comment des dynamiques et des régularités présentes à un niveau global d'observation peuvent émerger des interactions qui se produisent à un niveau jusqu'ici mis de côté par les méthodes classiques de modélisation, le niveau local. Mais il s'agit également d'explorer les effets de ces phénomènes émergents sur l'évolution des comportements individuels : il ne suffit plus d'observer de manière distincte l'univers collectif et l'univers individuel, il peut être pertinent d'étudier les relations entre les deux. Ainsi, comme le souligne J. Holland (1998) : « *What people believe affect what happens to the economy and what happens to the economy affects what people believe* ». Cet argument trouve son écho dans les sciences de la complexité au rang desquelles se situent les théories de la vie artificielle et de l'intelligence artificielle distribuée.

L'intérêt de cette approche est discuté ici au regard des limites rencontrées par l'utilisation des modèles macro traditionnellement employés pour modéliser les processus de diffusion. L'équation logistique est ainsi présentée comme un exemple de cette catégorie de modèle. La modélisation individu-centrée et les systèmes multi-agents sont ensuite exposés comme une alternative à ces approches globales. Cet article se termine par un exemple d'application, la modélisation et la simulation de la diffusion d'une innovation agricole.

1 Une approche globale des phénomènes de diffusion : un modèle de contagion

Il est classique en analyse spatiale de décrire et de modéliser les phénomènes observés à un certain niveau en posant des hypothèses et des équations qui sont opératoires à ce niveau d'observation. Par exemple la diffusion d'une activité économique au niveau d'un système urbain sera modélisée en posant des hypothèses propres à ce niveau d'observation : l'intensité et le déplacement de la nouveauté sont fonctions de la taille des villes, qui sont ici les entités élémentaires du système, et de la distance qui les sépare. Dans ce contexte, on postule que la structure globale du système urbain s'impose aux entités élémentaires qui le composent, c'est-à-dire les villes, et aux dynamiques qui s'y déploient. Si cette approche macro permet de décrire correctement certaines diffusions, elle n'offre cependant qu'une explication partielle des véritables mécanismes qui en sont responsables. Au mieux cette explication vient après la formalisation mathématique ou statistique, par la mise en évidence de facteurs complémentaires à ceux privilégiés lors de la modélisation. Cette phase contribue alors à dépasser les limites des modélisations traditionnelles, qui obligent à poser des hypothèses restrictives par rapport aux hypothèses théoriques que l'on a du phénomène observé. Le modèle logistique constitue à ce titre un bon exemple.

1.1 Le modèle logistique

La diffusion par contagion exprime l'idée que ce qui apparaît en un lieu est en partie fonction de ce qui s'est déjà produit dans des lieux proches, idée que l'on retrouve dans le concept statistique d'autocorrélation spatiale. De manière similaire, la courbe en *S* ou courbe logistique (Hägerstrand, 1952) met en évidence le poids des événements passés sur les événements à venir, mesuré par l'autocorrélation temporelle. Lorsque le phénomène étudié se caractérise à la fois par une autocorrélation temporelle et spatiale, une forme spatio-temporelle assimilable à des vagues de diffusion peut être observée (Morrill, 1968).

Revenons cependant par souci de simplification à la seule forme temporelle de la diffusion formalisable par la fonction logistique. Ce modèle élémentaire de contagion – ou modèle de pure imitation ou encore d'influence interne (Mahajan et Peterson, 1985) – rend compte du taux d'adoption au temps t_n comme une fonction du nombre d'individus ayant déjà adopté en

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

t_{n-1} . Si $A(t)$ représente le nombre d'individus ayant adopté l'innovation au temps t et P la taille de la population ou le nombre d'individus susceptibles d'adopter l'innovation en début de période (t_0), on peut écrire l'équation différentielle suivante :

$$\frac{dA(t)}{dt} = r \cdot A(t) \cdot [P - A(t)]$$

Dans ce modèle, r est une constante qui représente le taux de propagation sur l'ensemble de la période et $[P - A(t)]$ le nombre d'individus n'ayant pas encore adopté l'innovation à l'instant t . En supposant qu'à l'instant $t = 0$, A vaut 1, on obtient par intégration :

$$A(t) = \frac{Pe^{P \cdot r \cdot t}}{P - 1 + e^{P \cdot r \cdot t}}$$

Le nombre d'individus atteints en fonction du temps suit donc une loi exponentielle¹ et cette fonction peut être assimilée à une loi de croissance.

1.2 Les limites des hypothèses d'un modèle macro

Dans la plupart des cas, l'information dont on dispose se présente sous la forme de données agrégées et *ex-post*, c'est-à-dire une fois la diffusion terminée. Le modèle logistique est construit à partir de ce type d'information, où la donnée de base représente des agrégats d'adoptants dans le temps. La modélisation consiste alors le plus souvent à adapter une fonction mathématique à ces informations, en ajustant les différents paramètres de l'équation. Ce point de vue agrégé, qui consiste à s'intéresser au comportement de l'ensemble, implique de faire un certain nombre d'hypothèses sur le comportement des individus qui composent cet agrégat.

1.2.1 L'homogénéité de la population

Le nombre d'individus est suffisamment important pour exclure toute influence individuelle sur le devenir de la diffusion, c'est l'hypothèse d'atomicité. Cette hypothèse est renforcée par l'hypothèse d'homogénéité du comportement, les individus composant la population étant caractérisés par une identité parfaite et substituables. Si ces hypothèses permettent de définir le paramètre d'évolution de la propagation dans le temps et donc de comparer différentes diffusions, elles deviennent restrictives lorsqu'on tente d'appréhender la diffusion d'un point de vue explicatif, car, dans ce cas, comment expliquer les différences d'adoption dans le temps ? Si les individus ont tous le même comportement, qu'est ce qui différencie les individus qui « adoptent » précocement des individus qui « adoptent » tardivement ?

1.2.2 Une libre circulation de l'information

L'information dans ce type de modèle circule librement et elle est universelle, tous les individus disposent de la même information sur le nombre d'adoptants effectifs et potentiels. L'hypothèse implicite est que tous les agents se connaissent, s'observent, et que les contacts s'établissent de manière aléatoire parmi les membres du système analysé (Bailey, 1957). Si cette hypothèse est commode pour ajuster une fonction à des données agrégées, elle pose également un problème heuristique, que l'on soit sociologue ou géographe. On peut en effet considérer que c'est l'hétérogénéité spatiale et/ou sociale ainsi que l'existence de mécanismes différenciés d'accès à l'information qui expliquent en partie que la diffusion soit un processus qui s'inscrit dans le temps et qui n'atteint pas tous les lieux ou tous les individus composant un groupe.

¹ Lorsque A est infiniment petit par rapport à P , alors $A(t) \approx e^{P \cdot r \cdot t}$

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003*1.2.3 Une fonction de décision identique pour tous les individus*

La fonction de décision de l'individu est discrète et non dynamique. L'individu est soit adoptant (1) soit non adoptant (0), sa décision ne dépend pas d'un processus d'apprentissage de l'innovation et il ne peut remettre en cause son choix une fois sa décision prise. La non prise en compte d'un modèle dynamique d'évolution de l'état des individus face à la question de l'adoption exclut donc d'importants facteurs qui rendent compte de la réalité, mais est toutefois nécessaire si l'on veut respecter les deux premières hypothèses. Cette formulation montre bien que l'on ne modélise que les succès *ex-post*, ce qui laisse peu de place à une modélisation dans un but prédictif. Le rejet de l'innovation, l'échec de la diffusion, l'existence de seuils à partir desquels un retour en arrière est peu probable devraient faire partie des questions relatives à une étude de diffusion.

1.2.4 Des innovations statiques

Une fois introduite dans un système, cette catégorie de modèle postule implicitement que l'innovation n'évolue pas. Les caractéristiques de l'objet introduit sont strictement identiques entre le lieu et le temps de son apparition dans le système et le moment où il s'est entièrement propagé. Si cette hypothèse ne pose a priori pas de difficulté lorsqu'elle concerne la propagation d'un incendie, elle devient plus contraignante lorsqu'elle s'applique à une innovation technologique. Entre le moment de son apparition et le stade final de diffusion, les caractéristiques de l'objet nouveau peuvent en effet être totalement modifiées : d'un point de vue technique, dans son prix, dans sa complexité d'utilisation, dans les types d'utilisation que les adoptants en font etc. Cette dynamique de l'innovation a une incidence potentiellement très importante sur le taux d'adoption, sur la temporalité de l'adoption et sur les lieux de l'adoption. En tant qu'innovation dans le domaine productif, le travail intérimaire par exemple tend à évoluer du secteur secondaire vers le secteur tertiaire, ce qui ne sera pas sans conséquence sur les zones spécialisées dans les secteurs des services ou du tourisme qui jusqu'à présent ont été « épargnées » par ce type d'activité (Daudé, 2002a).

Malgré leurs limites, toutes ces hypothèses sont nécessaires et fournissent un cadre rigide qui permet de décrire certaines régularités d'ordre global et offrent des solutions analytiques simples. Ces modèles tendent finalement à simplifier des phénomènes éminemment complexes, en surestimant le poids du processus modélisé et en sous-estimant le rôle des autres processus à l'œuvre lors de la diffusion. *Ultimo*, même une modification de l'hypothèse d'homogénéité du comportement des individus laisserait apparaître une courbe logistique du simple fait de la constance de la population et de la non prise en compte de changements d'attitude face à l'adoption de l'innovation.

Comme le souligne P. Gould (1992), la méconnaissance des véritables processus à l'œuvre lors d'une diffusion a entraîné le développement et le raffinement de modèles ayant une faible portée prédictive et explicative. Ces modèles ne sont alors pas aptes à produire autre chose que ce que l'on attend, car les règles ou les mécanismes qui y sont intégrés ne laissent que peu de place au changement. Or la diffusion est un phénomène dynamique, soumis à des perturbations et des changements permanents qui peuvent malgré tout produire des régularités. L'objectif est grand de proposer des modèles aptes à prendre en compte cette complexité tout en proposant, sous certaines conditions, des solutions proches de nos observations. Les approches individu-centrées offrent alors de nouvelles perspectives dans l'exploration de tels processus.

2 Une approche locale des phénomènes de diffusion : les modèles individu-centrés

La diffusion est liée à un ensemble d'actions pouvant conduire à diverses trajectoires, du succès à l'échec de diffusion de l'innovation. L'objectif est alors de construire des modèles capables de générer cette diversité des futurs possibles, rompant ainsi avec une tradition de

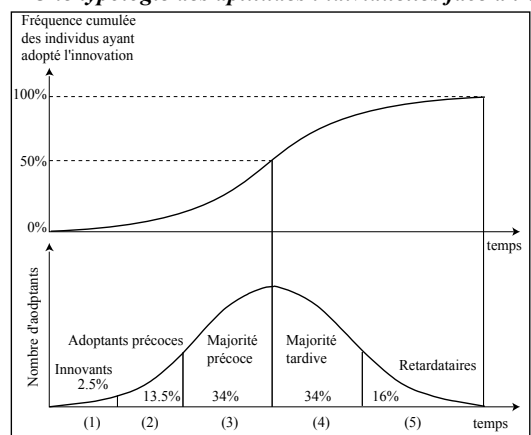
Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

modélisation des seuls succès de diffusion. Dans ce contexte, on pose l'hypothèse qu'en se situant au niveau des entités élémentaires, c'est-à-dire au niveau des unités décisionnelles de base, il est possible de proposer ce type de modèle. On postule ainsi que la répétition de processus plus ou moins élaborés au niveau individuel a une incidence sur le devenir de la diffusion à un niveau global, à la fois dans les taux de propagation, leurs distributions spatiales et la vitesse de diffusion de l'innovation. Il reste alors à décrire les éléments qui paraissent jouer un rôle essentiel au niveau local pour rendre compte de possibles observations à un niveau agrégé. Il s'agira ainsi de dépasser les limites mentionnées quant aux hypothèses des modèles agrégés (1.2), principalement sur l'homogénéité des comportements individuels, sur la circulation globale de l'information et sur l'aspect statique des caractéristiques de l'innovation.

2.1 Hétérogénéité individuelle, information partielle et dynamique de l'innovation

La réalisation d'une diffusion exige la présence d'un ou de plusieurs émetteurs et d'un potentiel d'adoptants. Outre une distinction selon cette catégorisation, il existe de nombreux facteurs de différenciation entre individus appartenant à un groupe, diversité qui a des conséquences sur l'évolution du phénomène. La diversité des aptitudes innovantes des individus peut par exemple expliquer qu'une innovation se diffuse sur une certaine durée. Ainsi selon les théories sociales d'E. Rogers (1995), les individus peuvent être schématiquement classés en cinq groupes selon leurs aptitudes à adopter plus ou moins rapidement l'innovation : les *innovants* (1), les *adoptants précoces* (2), la *majorité précoce* (3), la *majorité tardive* (4) et les *retardataires* (5). A chacune de ces catégories correspond une fonction de décision dynamique qui amène l'individu à faire son choix plus ou moins rapidement. Celle-ci peut être liée à ses objectifs, à ses contraintes financières, à son insertion dans des réseaux relationnels plus ou moins complexes etc. On peut alors rapprocher ces différentes catégories de la courbe du taux d'adoption et donner ainsi une explication plus réaliste au temps de la diffusion (*figure 1*). Il y a ainsi une étroite articulation entre les approches macro et les approches individu-centrées : s'il est nécessaire de rendre plus réalistes les hypothèses sur les comportements des individus, cette diversité peut produire malgré tout des formes régulières (temporelles et/ou spatiales) à un niveau supérieur, régularités formalisables à l'aide de lois ou de modèles relativement simples, telle que la fonction logistique.

Figure 1 - Une typologie des aptitudes individuelles face à l'adoption



D'après Rogers, 1995

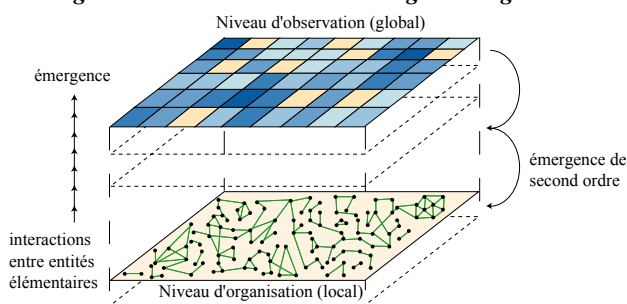
Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

Outre les caractéristiques individuelles, l'information relative à une innovation a une incidence sur sa diffusion. Or les vecteurs de circulation de l'information sont nombreux, que ce soit par les médias ou par contacts interpersonnels. Selon l'innovation concernée, le type de système dans lequel elle s'insère et les profils individuels, le poids de cette mise en contact avec l'innovation peut varier, il s'agit alors de repérer dans le système étudié les principaux canaux de circulation de l'information. Dans le cadre d'une approche individu-centrée, on considère que l'information circule principalement entre les individus. Ceci implique que les individus ne disposent que d'une information partielle, à la fois sur les caractéristiques de l'innovation mais également sur l'attitude des autres agents face à l'adoption ou au rejet. Cette connaissance se construit peu à peu, en fonction des interactions entre agents proches, d'un point de vue spatial mais pas seulement. Les interactions se traduisent alors par des échanges d'information et par une évolution des décisions individuelles.

Enfin la diffusion se réalise dans la durée, ce qui implique que les choix individuels sont le résultat de processus décisionnels dynamiques et que l'innovation elle-même est capable d'évolution. Ceci pose la question de l'impact des caractéristiques de l'innovation et de leurs évolutions sur la dynamique de diffusion. Les caractéristiques de l'innovation ont une influence sur les décisions individuelles car celle-ci n'offre pas les mêmes attraits pour tous les individus : le prix d'une innovation ne représente pas la même contrainte pour tous les individus. Mais cette innovation peut évoluer dans le temps, en fonction des expériences, des pratiques ou des normes, et modifier en retour les comportements individuels. Ce type de mécanisme se produit par exemple lorsque l'innovation est un bien marchand et que sa diffusion dans une proportion de plus en plus importante de la population agit sur son prix, et donc sur l'évolution des choix individuels d'adoption. Il s'agit alors de prendre en compte le fait que les processus individuels qui produisent des phénomènes à un niveau meso ou macro évoluent dans le temps, en fonction de certains seuils atteints à un niveau supérieur. Ces phénomènes de rétroaction du niveau macro sur les comportements individuels sont des émergences de second ordre (Gilbert, 1995).

Il est donc possible de poser à la fois des hypothèses sur l'hétérogénéité des comportements individuels, sur le poids des interactions entre ces entités élémentaires² et sur l'importance des caractéristiques de l'innovation et leurs évolutions dans la diffusion. Ces différentes hypothèses modélisées au niveau individuel sont susceptibles de faire émerger certaines régularités à un niveau global (figure 2).

Figure 2 - Interactions locales et régularités globales



² La définition du niveau élémentaire est fondamentalement liée à la problématique et au problème à résoudre. L'« individu » ou l'entité élémentaire peut être selon la problématique un ménage, une entreprise, une ville etc. Ceci implique que ce niveau peut-être lui-même composé d'entités plus élémentaires, mais que la connaissance précise de leurs spécificités et de leurs interactions est jugée négligeable par rapport au phénomène étudié. Ainsi l'émergence d'un système de villes et ses propriétés macroscopiques peuvent être analysées à partir des unités de peuplement, les villes, sans se référer explicitement aux comportements des acteurs individuels (Bura *et al.*, 1996).

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

Selon ce point de vue, la fonction logistique ou une diffusion selon la hiérarchie des lieux sont produits par le jeu des interactions à des niveaux inférieurs et peuvent être considérés comme des phénomènes émergents persistants. L'émergence est donc un concept ascendant, des règles propres à un niveau micro produisent des règles propres à un niveau macro (Wilensky et Resnick, 1998). Ces propositions permettent alors de situer les phénomènes de diffusion selon les perspectives des théories de l'auto-organisation.

2.2 La théorie de l'auto-organisation

La théorie de l'auto-organisation a initialement été développée par les physiciens et les chimistes pour décrire comment des processus microscopiques pouvaient générer des structures macroscopiques. Au sens des physiciens, l'auto-organisation renvoie à la capacité que possède une population d'entités simples à se structurer spatio-temporellement et ce en échangeant de l'énergie avec son environnement. De tels systèmes se caractérisent par une ouverture de la population sur l'environnement avec lequel elle interagit : les interactions entre les éléments sont affectées par les paramètres de l'environnement du système, et ces interactions peuvent modifier en retour cet environnement. Les règles d'interactions entre les entités élémentaires du système sont exécutées à partir d'informations strictement locales, sans référence ou intervention du modèle global ni même de l'extérieur, du moins pas principalement. Ces processus engendrent et entretiennent la propriété du système, propriété qui est émergente car elle n'est pas imposée au système par un quelconque « chorégraphe invisible » (Kauffman, 1995).

Les phénomènes auto-organisés présentent la particularité de ne pas être pilotés ou contrôlés par des éléments qui agissent à des niveaux supérieurs mais sont le résultat des seules interactions entre les entités élémentaires du système, celles-ci n'ayant aucun objectif d'ordre global et ne disposant que d'une vision limitée, locale, de leur environnement. Ainsi certaines propriétés d'un système sont émergentes parce qu'elles apparaissent à un niveau global d'observation et qu'elles ne sont pas déductibles de la simple observation des éléments qui opèrent à un niveau local : l'observation d'un individu ou de l'ensemble des individus d'une population ne permet pas de prédire si une diffusion va se réaliser ou pas.

La nature décentralisée des phénomènes auto-organisés est en partie vérifiée pour les phénomènes de diffusion, car les exemples de diffusion totalement planifiée se conformant avec précision aux plans originels sont peu nombreux. Cependant, à l'instar des travaux de L. Brown (1981) et en conservant l'idée que les phénomènes de diffusion sont des phénomènes émergents, en ce sens qu'ils ne se contrôlent pas ou seulement partiellement, on peut parler d'un impératif téléologique pour ceux qui tentent de la contrôler. S'il n'y a pas contrôle à proprement parler, l'intentionnalité est bien présente : des acteurs se donnent les moyens de créer les opportunités pour que la diffusion se réalise, et donc de créer les conditions de l'émergence en « ouvrant » des trajectoires possibles. Si la diffusion ne se pilote pas car le niveau d'adoption dépend du comportement des individus, les conditions peuvent ainsi être créées pour que la diffusion se réalise selon une certaine tendance. Dans ce contexte, on peut parfois prédire qu'il y aura émergence sans pouvoir estimer le niveau d'adoption, les lieux et le temps de l'adoption.

Outre la nature décentralisée des phénomènes de propagation, les mécanismes qui mènent à leur émergence sont également communs aux phénomènes auto-organisés. Les phénomènes d'amplification, par le biais des rétroactions positives, sont à l'origine de nombreuses propagations de produits de consommation de masse. Pour ces produits, l'accroissement du nombre d'utilisateurs fonctionne selon un effet « boule de neige », à l'image du fax ou du téléphone : l'utilité de la nouveauté est faible lorsque l'innovation apparaît, car il y a peu d'utilisateurs, mais celle-ci augmente rapidement, au fur et à mesure que le volume d'utilisateurs s'accroît. Les effets stabilisateurs, avec les rétroactions négatives, sont

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

également importants pour les phénomènes qui se propagent dans un système. La stabilisation peut prendre la forme de saturation, car le nombre limité d'adoptants potentiels amène l'innovation à son stade final d'adoption, tel qu'on le formalise avec la fonction logistique. La stabilisation peut également se réaliser par le biais de l'épuisement des ressources nécessaires à la diffusion, comme c'est le cas pour la propagation des incendies ou pour l'exploitation de ressources naturelles dans les fronts pionniers. Enfin la stabilisation peut être le résultat de la concurrence entre diverses innovations, car une innovation est très rarement exclusive sur un marché, elle est souvent en compétition avec d'autres innovations avec lesquelles elle partage le même segment de marché.

Les phénomènes qui se diffusent dans un système peuvent enfin être analysés selon le point de vue de l'auto-organisation dans la mesure où, dans bien des cas, les agents se réapproprient l'innovation, la modifient, en font de nouveaux usages. De nombreuses innovations doivent leur succès à cette réappropriation de l'objet par les individus, indépendamment des objectifs initiaux des concepteurs de l'innovation : le téléphone, le Minitel, Internet en sont des exemples. Cette réappropriation de l'objet par les individus accentue l'imprévisibilité de la diffusion à un niveau global, mais ne doit cependant pas décourager toute tentative d'étude de ces phénomènes. L'approche par la théorie de l'auto-organisation peut nous éclairer sur les formes possibles de l'évolution d'une diffusion, nous apporter une vision prospective des différentes trajectoires possibles du phénomène.

Mais l'auto-organisation n'est pas un mécanisme universel car d'autres mécanismes peuvent être à l'origine de modèles globaux d'un système, même si les individus qui le composent ne sont pas « conscients » de ces mécanismes. Cette remarque est d'autant plus pertinente en géographie que bien des phénomènes s'inscrivent dans un espace structuré qui va contraindre le comportement des individus : un individu n'est pas forcément conscient que l'objet qu'il adopte à un moment donné et en un lieu donné ne se réalise que parce que ce lieu est intégré à un système global, celui des villes par exemple, et que celui-ci conditionne largement la circulation des hommes et des informations et donc la disponibilité de l'innovation. Ces pré-modèles, comme les appellent les entomologistes (Bonabeau *et al.*, 1997), ont un poids non négligeable dans nombre de phénomènes car ils peuvent orienter les formes produites ou dans notre cas, les voies prises par la propagation. Dans ce cas, le phénomène que l'on observe à un niveau global est tributaire en partie de l'environnement dans lequel les individus vivent et interagissent, celui-ci devant alors être pris en compte dans l'explication du phénomène. Ainsi, même si elles ne peuvent entièrement appréhender les phénomènes, les théories de l'auto-organisation proposent un environnement pour comprendre comment les systèmes fonctionnent de manière dynamique et interactive, et offrent des techniques pour simuler de tels phénomènes.

2.3 Les systèmes multi-agents

Les sciences de la complexité proposent un retour sur les comportements individuels, elles postulent que les régularités observées à un niveau macro peuvent être rendues cohérentes en posant des hypothèses sur les comportements des entités élémentaires qui composent le système étudié. La principale difficulté consistait jusqu'alors, compte tenu des méthodes à la disposition du chercheur, à observer dans le temps et dans l'espace le « comportement » d'hypothèses posées à ce niveau. La simulation informatique rend cet exercice possible, elle offre la possibilité de créer un monde artificiel à partir de théories, de lois et d'hypothèses et permet d'observer le comportement de cet artefact sur quelques aspects lorsque certains paramètres du modèle sont soumis à variation. Parmi les méthodes aujourd'hui disponibles, les systèmes multi-agents (SMA) apportent de nombreuses possibilités au modélisateur.

Un SMA est un programme informatique composé d'agents, des entités informatiques autonomes capable d'agir sur elles-mêmes et sur leur environnement. Dans un univers multi-

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

agents, l'agent peut communiquer avec d'autres agents et se déplacer, mais pas nécessairement. Son comportement est alors la conséquence de ses observations, de ses compétences et des interactions avec les autres agents (Ferber, 1995). Le temps est directement intégré sous la forme d'une horloge qui rythme les séquences d'actions des agents. Les SMA sont donc des modèles essentiellement d'interactions, la dynamique du phénomène étudié étant le produit de ces interactions.

Selon une problématique de diffusion appréhendée au travers d'une modélisation multi-agents, il est possible de poser l'hypothèse que ce sont l'hétérogénéité des situations spatiales et sociales et la diversité des comportements individuels qui sont les principaux moteurs des dynamiques de propagation. Dans ce contexte, la compétence d'un agent relève en partie de son aptitude à innover, ses connaissances relèvent en partie de ses observations et tout ceci est lié aux nombreuses interactions et communications qu'il entretient avec les autres agents. Cette diversité des situations doit permettre de décrire et expliquer des phénomènes que l'on observe généralement à un niveau agrégé. Les SMA offrent également la possibilité de réintroduire de la réciprocité entre une approche micro et une approche macro, car si les individus sont à l'origine des structures sociales et spatiales, celles-ci peuvent contraindre en retour le comportement de ces individus.

3 Un exemple d'application : la diffusion d'une innovation agricole

Un modèle multi-agents a été développé pour simuler la diffusion d'une innovation agricole (Daudé, 2002b). Outre l'aspect heuristique de la méthode, celle-ci permet de tester des hypothèses et favorise l'intégration dans une seule simulation de différents aspects présents dans la littérature qui, pris séparément, ne permettent pas d'expliquer la complexité d'un tel phénomène. Cette méthode laisse alors entrevoir une possibilité d'exploration prédictive des phénomènes qui s'exercent dans l'espace géographique. Sont présentés ici les principaux mécanismes modélisés ainsi que les résultats des dernières simulations réalisées.

3.1 Un modèle « historique » de simulation

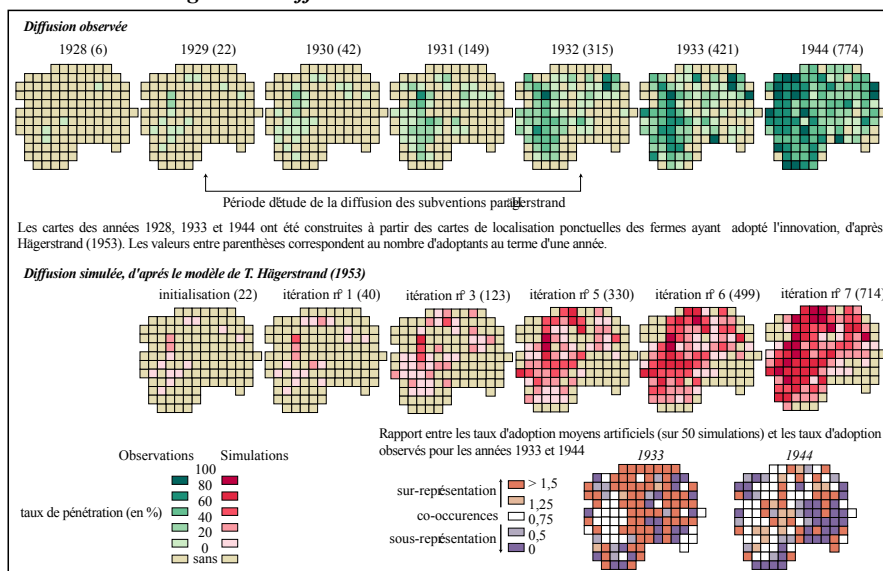
L'innovation concernée dans cette étude est une subvention à la pratique du pâturage en Suède. Cette innovation et sa diffusion ont été étudiées par T. Hägerstrand et ont donné lieu à l'une des premières simulations en sciences sociales (Hägerstrand, 1952). Dans le modèle développé par cet auteur, la diffusion est appréhendée comme un processus spatial et sa modélisation montre le poids de la spatialité – mesuré ici en terme de contiguïté – dans la propagation de l'innovation. La diffusion est ainsi un processus qui met en contact des émetteurs et des récepteurs et il suffit de connaître les principaux canaux de circulation de l'information pour être en mesure de déterminer le déplacement de l'innovation dans l'espace. Partant de l'hypothèse que les contacts entre individus sont le principal vecteur d'information et de diffusion, Torsten Hägerstrand construit une grille d'interaction spatiale, le *champ moyen d'information*, et modélise le processus de communication et d'adoption des individus. L'acceptation de l'innovation par un individu se fait immédiatement après qu'il ait pris connaissance de son existence, *i.e.* lorsqu'un individu l'ayant déjà adopté lui transmet un message sur son existence³. La figure 3 montre la diffusion telle qu'on a pu l'observer sur le terrain, les résultats d'une simulation à partir du modèle de T. Hägerstrand (1965) ainsi que les principaux écarts pour l'année 1944⁴.

³ On pourra se reporter à T. Hägerstrand (1965) ou à T. Saint-Julien (1985) pour une description détaillée du modèle.

⁴ T. Hägerstrand réalise des simulations pour atteindre approximativement le nombre d'adoptants recensés en 1932. Afin d'observer le comportement du modèle sur une période plus longue, les simulations ont été poursuivies par l'auteur pour atteindre approximativement le nombre d'adoptants recensés en 1933 et 1944.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

Figure 3 - Diffusion observée et simulée des subventions



Plusieurs limites peuvent être reconnues à ce modèle et permettent d'expliquer en partie les écarts observés. La première limite est la confusion entre la proximité spatiale et la proximité sociale des individus : tous les agents spatialement proches peuvent interagir, alors qu'on peut imaginer que les relations sociales sont plus complexes et ne se limitent pas à une simple contiguïté spatiale. La seconde limite se situe dans le comportement des individus face à l'innovation : les agents sont indifférenciés et ont une fonction d'adoption binaire, passant de l'état d'adoptant potentiel à l'état d'adoptant par simple réaction à un message. La diversité des comportements individuels et la possibilité d'un rejet de l'innovation ne sont pas pris en compte dans ce modèle. Enfin la troisième limite est liée aux caractéristiques de l'innovation qui n'ont ici aucune incidence sur le devenir de sa diffusion. L'innovation est considérée comme un élément exogène et statique, alors que ses caractéristiques et leurs évolutions sont un élément important de sa diffusion. Le formalisme associé aux systèmes multi-agents permet alors de dépasser ces quelques limites.

3.2 Individus, espace et innovation en interactions

Un système multi-agents⁵ a été développé afin d'explorer les potentialités de cette méthode dans un questionnement géographique, tant dans la validité des hypothèses posées que dans la cohérence des résultats simulés (Daudé, 2002b). Le modèle prend en compte la diversité individuelle telle qu'elle a été présentée précédemment (2.1), l'existence de réseaux relationnels privilégiés entre les agents⁶ et les caractéristiques de l'innovation ainsi que leurs évolutions (figure 4). Les agents se distinguent par une fonction de décision dynamique qui les conduit à accepter ou à rejeter l'innovation. Cette fonction est soumise à une certaine probabilité (x) qui évolue en fonction des catégories de messages (m) qu'ils reçoivent et des caractéristiques de l'innovation, décrite au départ sous la forme d'un indice. Cet indice est

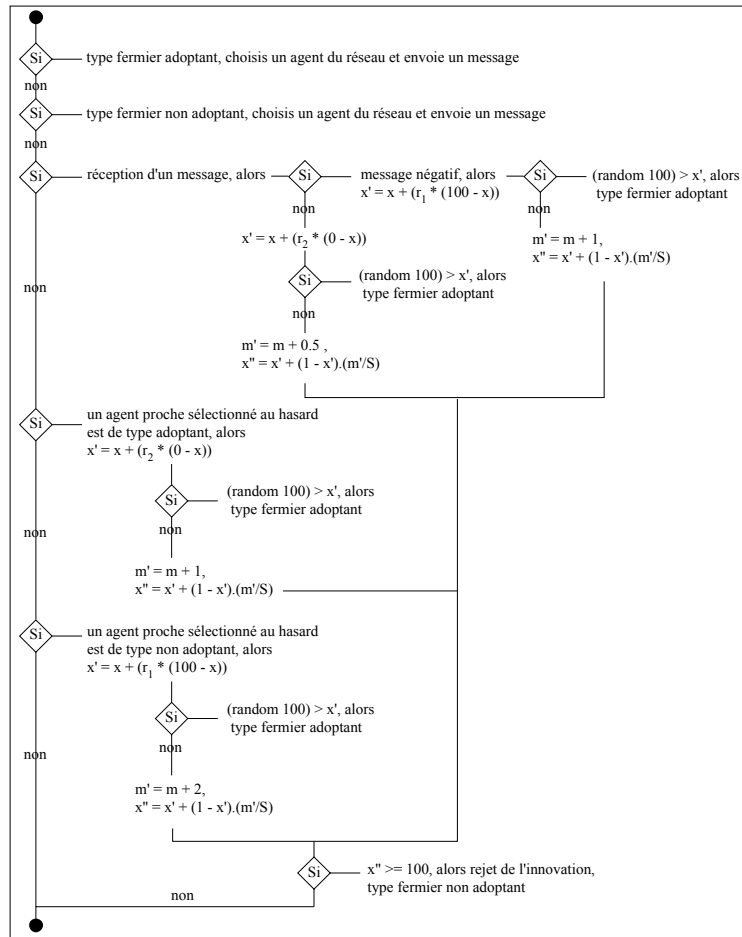
⁵ Réalisé sous la plateforme StarLogo : <http://education.mit.edu/starlogo/>

⁶ Chaque agent dispose d'une liste d'agents avec lesquels il peut interagir. Cette liste est construite à l'initialisation du modèle, en sélectionnant au hasard des agents selon la procédure associée au champ moyen d'information (Hägerstrand, 1965). Une proportion d'agents a également la possibilité de sélectionner des agents hors du champ moyen d'information, ceci devant permettre une diffusion de l'innovation par « bonds ».

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

étalonné à l'initialisation afin que les simulations produisent au final un taux d'adoption global sensiblement équivalent à celui observé en 1944. Le temps nécessaire à chacun des agents pour effectuer un choix est fonction de son aptitude innovante (S) telle qu'elle a été définie précédemment. Ils ont alors la possibilité, selon leur état, d'envoyer des messages positifs (négatifs) aux agents qui font partie de leurs réseaux de relation et ceci favorise l'acceptation (le rejet) de l'innovation par les agents qui les reçoivent. Ces informations tendent en effet à diminuer ou à augmenter la probabilité d'adoption de l'individu selon des pondérations différenciées affectées aux messages. On considère que les informations négatives peuvent avoir une incidence (r_1) autre sur la probabilité individuelle d'adoption que les messages positifs (r_2). Les agents qui n'ont pas encore arrêté leur choix concernant l'innovation ont également la possibilité d'observer leur environnement afin d'évaluer leurs actions futures. Ainsi la probabilité qu'un agent adopte (rejette) les subventions augmente s'il est en mesure d'observer dans son environnement proche un nombre important d'agents qui ont adopté (rejeté) cette innovation.

Figure 4 - Possibilités comportementales de l'agent fermier au cours d'une itération

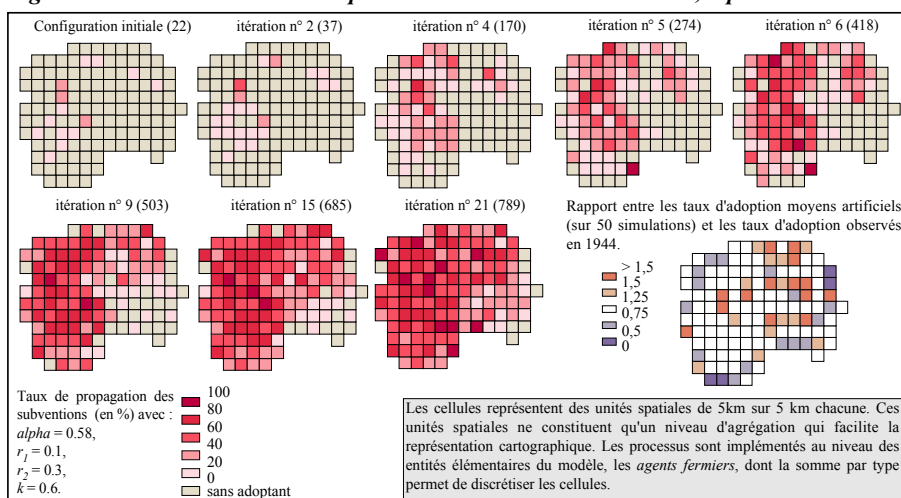


Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

Ces différents mécanismes qui se jouent principalement à une échelle locale produisent lors des simulations une autocorrélation spatiale des résidus, en accentuant les tendances locales des taux de pénétration. Ces résultats nous ont alors amené à reformuler les hypothèses sur la dynamique de diffusion de cette innovation. Ils ont notamment conduit à introduire un mécanisme agissant à un niveau d'organisation supérieur à celui de l'individu.

A leur lancement, les subventions ont un fort pouvoir attractif sur les fermiers car les informations véhiculées par les médias mettent en avant de nombreux avantages, les probabilités individuelles d'adopter sont alors élevées. Le nombre de fermiers qui adoptent cette pratique agricole croît ainsi de manière exponentielle durant les premières années. Malgré les nombreux avantages supposés, quelques fermiers rejettent cependant les subventions en entraînant dans leurs sillages, localement, d'autres fermiers. Ce phénomène n'a cependant pas de répercussions d'ordre global immédiat. C'est en fait la pratique du pâturage subventionné qui va avoir le plus d'effets sur la dynamique à venir de sa diffusion : les résultats associés à la pratique des pâturages par les fermiers et l'intérêt des subventions s'avèrent peu à peu moins bénéfiques qu'initialement prévu. Il est probable que cette information a rapidement circulé parmi les fermiers, mettant ainsi en évidence l'existence d'une émergence de second ordre. Une boucle de rétroaction négative se met alors en place, lorsque les informations collectives confirment la tendance enclenchée à un niveau local. La figure 5 illustre ces diverses dynamiques, elle montre le déplacement de la diffusion et les taux d'adoption locaux pour une simulation, ainsi que les écarts entre une moyenne de 50 simulations et l'état de la diffusion observée en 1944.

Figure 5 - Simulations et écarts à partir d'une modélisation individu, espace et innovation



Le modèle permet ainsi de représenter correctement plus de 58% des taux de propagation observés en 1944⁷, ce qui est un résultat plutôt satisfaisant compte tenu de la simplicité du comportement des *agents fermiers*. Ces résultats confirment ainsi en partie les hypothèses posées sur les éléments essentiels responsables de la diffusion et des taux de propagation des subventions dans la zone. Certains écarts subsistent cependant, notamment dans la partie occidentale de la zone : certains fermiers ont rejeté les subventions après les avoir acceptées, ce qui n'est pas pris en compte dans le modèle. De même les foyers initialement touchés par

⁷ Ce résultat tombe à moins de 30% à partir du modèle strictement spatial de T. Hägerstrand (1965).

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

les subventions en 1929 et situés dans la partie nord-est de la zone n'ont pas eu un rôle aussi important dans la transmission des informations que les foyers de la partie ouest. Les raisons de ce déséquilibre n'ont pas été éclaircies, seules des hypothèses peuvent être avancées : un tissu social moins serré, une propension à innover moins importante pour les fermiers de l'est.

Conclusion

La diffusion d'une innovation est un résultat que l'on peut observer et décrire à un niveau macro, c'est également un ensemble de processus que l'on peut modéliser à un niveau micro. Selon ce point de vue, le modèle doit être en mesure de générer des résultats que l'on observe à un niveau global à partir de certaines combinaisons paramétriques, mais il peut également produire d'autres résultats lorsque certains paramètres sont soumis à variation. Ceci implique de considérer les phénomènes observés comme un résultat parmi un ensemble de résultats envisageables, ouvrant ainsi la porte à l'exploration de futurs possibles.

Un raisonnement strictement spatial ne permet pas d'expliquer l'arrêt (ou l'accélération) de certaines diffusions ou des différences de taux d'adoption entre lieux équivalents. Au-delà des interactions spatiales, de la position relative et de la localisation des hommes et des activités, l'évolution de la diffusion dépend notamment du comportement des individus et des caractéristiques des innovations qu'ils sont susceptibles d'adopter. L'enjeu est alors de rendre plus réalistes les études sur la diffusion spatiale des innovations, en intégrant les processus qui agissent de manière prépondérante sur la diffusion. Or chaque innovation possède des caractéristiques qui lui sont propres, s'insère dans des systèmes économiques ou sociaux différenciés, est susceptible d'être contrôlée ou non par un organisme responsable de sa diffusion etc., ce qui tend à rendre les recherches dans ce domaine particulièrement complexes. Mais ce constat ne signifie pas que des règles générales ne puissent être découvertes dans chacun de ces cas, l'exemple de la diffusion des subventions aux pâturages en est un exemple. A partir d'un raisonnement spatial qui privilégie le poids de la distance dans les canaux de propagation de l'information, d'un raisonnement social qui met en avant le rôle des réseaux relationnels, des contacts interpersonnels et de l'hétérogénéité de la population, et d'un raisonnement sur l'innovation elle-même, susceptible d'évoluer dans ses caractéristiques, ce sont alors près de 60% des unités spatiales de la zone d'étude qui sont bien représentées par le modèle.

BIBLIOGRAPHIE

- BAILEY N. (1957), *The mathematical theory of epidemics*, New-York, Hafner Publishing Co.
- BONABEAU E., THERAULAZ G., DENEUBOURG J.- L., FRANK N., RAFELSBERGER O., JOLY J.-L., BLANCO S. (1997), Self-organisation in social insects, Santa Fe Institute, *Working Paper*, n° 97-04-032.
- BONNEFOY J.- L., BOUSQUET F., ROUCHIER J., (2001), Modélisation d'une interaction individus, espace et société par les systèmes multi-agents: pâture en forêt virtuelle, *L'Espace géographique*, n° 1, p. 13-25.
- BROWN L. (1981), *Innovation diffusion : A new perspective*, London, Methuen.
- BURA S., GUERIN-PACE F., MATHIAN H., PUMAIN D., SANDERS L. (1996), Multi-agents systems and the dynamics of a settlement system, *Geographical Analysis*, vol. 28, n° 2.
- CLIFF A. D. (1968), The neighborhood effect in the diffusion of innovation, *Transactions of the Institute of British Geographers*, n° 44, p. 75-84.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

- CONTE R., HEGSELMANN R., TERNA P. (1997), *Simulating social phenomena*. Berlin, Springer-Verlag.
- COUCLELIS H. (1989), Macrostructure and microbehaviour in a metropolitan area, *Environment and Planning B*, n° 20, p. 99-109.
- DAUDE E. (2002a), Localisations et dynamiques de diffusion des agences de travail intérimaire en France, *Revue d'Economie Régionale et Urbaine*, n° 2, p. 257-274.
- DAUDE E. (2002b), *Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural*. Avignon, Thèse de doctorat de l'Université d'Avignon et des Pays du Vaucluse, spécialité Géographie.
- DAUDE E., GRASLAND L. (2003), Le travail intérimaire et ses logiques de diffusion spatiale en France, in M. -F. Mattei, D. Pumain (dir.), *Données Urbaines*, n° 4, Coll. Villes, Anthropos, Paris.
- DROGOU A. (1993), *De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes. Une étude de l'émergence de structures d'organisation dans les systèmes multi-agents*. Paris, Thèse de Doctorat de l'Université Paris VI, spécialité Informatique.
- DUMOUCHEL P., DUPUY J.-P. (dir.) (1983), *Colloque de Cerisy: l'auto-organisation, de la physique au politique*. Paris, Seuil.
- EPSTEIN J. M., AXTELL R. (1996), *Growing artificial societies : Social science from the Bottom Up*, London, The MIT Press.
- FERBER J. (1992), *Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective*, Paris, InterEditions.
- GILBERT N. (1995), Simulation : An emergent perspective, *Conference on New Technologies in the Social Sciences*, Bournemouth, UK.
- GOULD P. (1995), Epidémiologie et maladie, in A. Bailly, R. Ferras, D. Pumain (dir.) *Encyclopédie de la Géographie*, Paris, Economica, p. 947-967.
- HAGERSTRAND T. (1952), *The propagation of innovation waves*, Lund Studies in Geography, serie B, n° 4.
- HAGERSTRAND T. (1953), *Innovation Diffusion as a Spatial Process*. Traduit par Pred A., 1967, Chicago, University of Chicago Press.
- HAGERSTRAND T. (1965), A Monte Carlo approach to diffusion, *European Journal of Sociology*, 63, p. 43-67.
- HOLLAND J. H. (1998), *Emergence: From Chaos to Order*. Reading, MA: Perseus Books.
- KAUFFMAN S. (1995), *At home in the universe: the search for laws of self-organization and complexity*. Oxford, Oxford University Press.
- MAHAJAN V., PETERSON R. (1985), *Models for innovation diffusion*. Quantitative Applications in the Social Sciences, n° 48, Newbury Park, Sage Publications.
- MARNEY J.-P., TARBERT H. (2000), Why do simulation? Towards a working epistemology for practitioners of the dark arts, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 3, n° 4.
- MATARIC M. M. (1993), Designing emergent behaviors: from local interactions to collective intelligence, in *From Animals to Animats II*. Cambridge, MIT Press, p. 432-441.

Cybergeo : Revue européenne de géographie, No. 255, 03/02/2004, Theoquant 2003

MORRILL R. (1968), Waves of spatial diffusion, *Journal of Regional Science*, n° 8, p. 1-18.

ROGERS E. (1995), *Diffusion of innovations*, New-York, Free Press, Macmillan Publishing Co, fourth edition (1^{er} ed. 1962).

SAINT-JULIEN T. (1985), *La diffusion spatiale des innovations*, Montpellier, RECLUS, coll. RECLUS modes d'emploi.

TESFATSION L. (2002b), Agent-Based Computational Economics : Growing Economies from the Bottom Up, *Artificial Life*, vol. 8, n° 1, p. 55-82.

WILENSKY U., RESNICK M. (1998), Thinking in levels : a dynamic system approach to making sense of the world, *Journal of science and technology*, vol. 8, n° 1.

© CYBERGEO 2004
DAUDE E., *Cybergeo*, No. 255, 03 Février 2004

- V. Langlois P., Blanpain B., Daudé É. (2015), *MAGéo, une plateforme de modélisation et de simulation multi-agent pour les sciences humaines*. *Cybergéo : European Journal of Geography*, N° 741, p. 35



Patrice Langlois, Baptiste Blanpain et Eric Daudé

MAGéo, une plateforme de modélisation et de simulation multi-agent pour les sciences humaines

1 Introduction

- 1 La modélisation et la simulation de systèmes complexes (Phan & Amblard, 2007) spatialisés (Benenson & Torrens, 2004) et multi-niveaux (Langlois, 2010) touche de nombreuses thématiques transversales aux sciences humaines et sociales. Les évolutions des systèmes de villes (Pumain *et al.*, 1995) et les étalements urbains (Dubos-Paillard *et al.*, 2003), la diffusion d'innovation (Daudé, 2003) ou d'épidémie (Badariotti *et al.*, 2007), les mobilités urbaines quotidiennes (Banos *et al.*, 2010) ou en situation de catastrophe (Tranouez *et al.*, 2012), les processus de ruissellements de surface (Delahaye *et al.*, 2002) ou les représentations spatiales dans les choix résidentiels (Bonney, 2003) sont quelques exemples significatifs des champs d'exploration possibles. Des plateformes multi-agent sont à la disposition des chercheurs pour décrire, modéliser et simuler ces systèmes complexes. Ces logiciels proposent une grande variété dans les approches de modélisation, et leur utilisation demande plus ou moins de compétences en informatique.
- 2 Parmi les plateformes existantes¹, on peut distinguer d'un côté celles dans lesquelles la description du modèle se fait via un langage de programmation généraliste comme C++ ou Java, et qui utilisent des bibliothèques de structures et de fonctions adaptées au contexte multi-agent : c'est par exemple le cas de Mason (Luke *et al.*, 2005), de Swarm (Minar *et al.*, 1996) ou de Repast (Collier, 2003). D'autres plateformes proposent un langage de programmation davantage adapté aux modèles multi-agent, et présentent donc un progrès par rapport aux précédentes, mais s'ouvrent encore difficilement à des utilisateurs n'ayant pas une formation d'informaticien : c'est notamment le cas de Netlogo (Wilensky, 1999), de CORMAS (Bousquet *et al.*, 1998) ou de GAMA (Drogoul *et al.*, 2013). En effet, ces plateformes reposent principalement sur la création de modèles par la programmation informatique, ce qui rend les modèles moins explicites, moins adaptés à la communication, et surtout moins accessibles aux utilisateurs issus des sciences sociales, pas toujours enclins à s'initier à un formalisme qui leur semble peu intuitif au premier abord. C'est pourquoi d'autres plateformes ont été développées, dans lesquelles le développement ne se fait plus uniquement par programmation informatique, mais qui utilisent pour l'essentiel une interface graphique pour construire un modèle, ce qui est *a priori* plus convivial et simple d'accès. StarLogo TNG (Klopfer *et al.*, 2009) et Repast Symphony (North *et al.*, 2013) se situent dans cette catégorie. Du point de vue de l'utilisateur, le principal objectif de ces logiciels est de fournir un langage de manipulation des connaissances qui soit à la fois rapidement compréhensible, facilement mobilisable, tout en offrant une grande richesse combinatoire. Cependant certains de ces projets montrent que ce qu'on gagne d'un côté - par exemple, le tout graphique comme StarLogo TNG -, on perd sur les autres - faire un modèle un peu complexe devient très rapidement fastidieux -. Nous avons donc cherché un compromis entre la clarté d'une construction graphique et la richesse combinatoire d'un langage.
- 3 La plateforme MAGéo fait partie de ce mouvement de création de plateformes conviviales dite *user-friendly*, et propose, dans une démarche totalement intégrée, la construction d'un modèle conceptuel sous forme essentiellement graphique, constitué d'entités - Agents, Organisations, Comportements - liées entre elles par différents types de relations. C'est cette construction qui sera ensuite la structure du modèle de simulation. En effet, une fois le modèle construit et paramétré, l'utilisateur peut instancier et initialiser son modèle. Il peut alors observer son évolution avec les cartes et les graphiques qu'il aura définis dans l'interface de simulation.
- 4 Dans cette article concernant la plateforme MAGéo, nous ne pouvons entrer d'emblée dans une étude approfondie concernant une application précise ou une focalisation spécifique. Nous

ferons ici une présentation assez généraliste à travers les concepts qui constituent le cadre de pensée que le modélisateur doit bien comprendre pour savoir ce qu'il peut faire avec la plateforme et surtout comment le faire, par les principes qui régissent la réalisation d'un modèle. Il n'est pas question non plus de faire ici une description exhaustive des fonctionnalités et des manipulations de mise en œuvre, ce qui est le rôle de la documentation. Néanmoins, nous voulons que le lecteur ait une idée assez précise de la manière d'interagir pour construire un modèle et de l'économie de moyens que la plateforme offre pour le réaliser. Cette économie réelle ne doit pas faire oublier que la modélisation reste une démarche délicate qui demande une réflexion importante et ne rend pas miraculeusement simple un modèle compliqué. Par contre, cette plateforme permet une construction incrémentale par une succession de cycles conception-construction-simulation-validation qui permet de complexifier progressivement le modèle tout en maîtrisant son fonctionnement.

2 Principaux concepts de MAGéo

2.1 Objectif général

- 5 Notre objectif est d'offrir une plateforme de modélisation et de simulation qui permette à tout chercheur sans formation préalable en programmation informatique de pouvoir développer un modèle dynamique et spatialisé en un nombre restreint d'étapes. Ceci ne signifie pas que le chercheur ne devra pas au préalable se familiariser avec les concepts qui constituent le cadre de pensée de MAGéo et les entités manipulables par lesquelles ce cadre se concrétise dans la plateforme. Mais cela signifie qu'une fois ces concepts acquis, il pourra utiliser pleinement les potentialités du logiciel pour développer ses modèles avec une liberté intellectuelle importante, tout en respectant ce cadre. A travers les mots choisis dans les dialogues, les structures proposées, la documentation, nous avons cherché à définir un contexte intellectuel qui soit dégagé le plus possible de toute technique informatique. Nous avons voulu aussi définir des entités conceptuelles associées à des formes graphiques explicites permettant de construire un modèle simple à comprendre et dont la combinatoire soit riche de possibilités. Ce système d'entités manipulables est le méta-modèle AOC, Agent – Organisation – Comportement (Langlois *et al.*, 2010, 2014). Ce méta-modèle s'inscrit à la fois dans la théorie des systèmes complexes, l'approche distribuée des systèmes multi-agent spatialisés, mais aussi dans la dynamique des systèmes. MAGéo offre donc un outil transdisciplinaire pouvant être utilisé dans les différentes disciplines des sciences humaines (Varenne, 2011).

2.2 Le principe méthodologique de base : l'intégration du processus de modélisation

- 6 En général, la construction d'un modèle commence par la réalisation d'un *modèle conceptuel* qui permet de définir l'*ontologie* du modèle, principalement ses entités fondamentales et leurs relations. Cette étape est classiquement représentée par différents schémas, dans le cadre d'une méthodologie de conception, par exemple en UML (Unified Modeling Language). Ce niveau conceptuel étant validé, on construit le modèle définitif dans un autre cadre technique, en le programmant dans un langage informatique selon les spécifications définies par le modèle conceptuel. On obtient alors un modèle de simulation, sous forme d'application exécutable sur un ordinateur. Bien souvent l'application développée est très éloignée du modèle conceptuel initial, parce qu'ils sont issus de contextes techniques très différents : un schéma UML et un programme en Java par exemple. De plus le modèle final est dans la plupart des cas réalisé par d'autres personnes que les concepteurs initiaux, la logique de départ est alors noyée dans une forêt de détails techniques, de choix de variables, de structures, de paramètres cachés et d'algorithmes. Si bien qu'il est parfois difficile de vérifier l'adéquation entre le modèle conceptuel et le modèle de simulation et qu'il est compliqué de rendre le modèle reproductible, pour pouvoir le faire vérifier, valider ou adapter par d'autres équipes, ce qui est pourtant un critère de scientificité important.
- 7 Dans MAGéo, les trois phases que sont la conception, le développement et le fonctionnement sont totalement intégrées dans une même application. Ceci permet une simplification

considérable du processus de réalisation d'un modèle, ainsi qu'une grande lisibilité du modèle final, puisque l'on peut descendre progressivement dans les détails du modèle conceptuel directement à partir de sa représentation graphique, contrairement à un modèle entièrement codé dans un langage de programmation. Néanmoins, cette intégration masque deux niveaux de réalisation qu'il importe de comprendre afin d'éviter toute confusion.

8 **Le niveau conceptuel** est celui de l'ontologie du modèle, où les entités sont abordées à un niveau abstrait. Par exemple un agent ne sera ici qu'une notion abstraite qui ne décrit pas un objet précis mais définit les propriétés communes à tous les objets de sa « classe ». Le niveau conceptuel définit donc la structuration de l'information des entités d'une classe donnée, mais ne définit pas les valeurs à stocker dans chacune de ces entités.

9 **Le niveau physique** est celui de la simulation proprement dite du modèle, de son exécution, de son fonctionnement. Ce modèle physique s'inscrit dans le temps. Pour spécifier qu'un agent est considéré à ce niveau, on parlera donc d'**agent physique**. Pour passer du niveau conceptuel au niveau physique, deux opérations sont nécessaires. Tout d'abord l'**instanciation** qui crée en mémoire, pour chaque classe d'entité, une collection d'entités individualisées à partir des informations propres à sa classe. Ensuite l'**initialisation** qui renseigne pour $t = t_0$ (l'instant initial), les différentes variables d'état et la géométrie des entités instanciées. Le système est alors dans son état initial, prêt à évoluer dans le temps. Ainsi un agent physique d'une certaine classe possède un état qui s'inscrit dans l'espace, la matière et le temps de la simulation du modèle.

2.3 Le concept d'agent et de classe d'agent

10 Au niveau conceptuel, la notion d'agent correspond à la notion de **classe agent**. Une telle classe peut représenter un **agent unique** ou un **agent générique**. Cette classe d'agent produira au niveau physique une seule instance si c'est un agent unique et plusieurs s'il est générique.

11 Tout modèle dans MAGéo commence par un agent unique qui représente la totalité du système modélisé. Un agent générique caractérise une collection d'agents de même structure, mais qui se différencient les uns des autres, notamment par leur nom, par des valeurs distinctes de leurs attributs, par leur contenu interne, ou encore par leur géométrie ou leur extension spatiale.

12 Tout ce qui concerne les liens entre les agents, tel que le voisinage, la localisation ou la composition est du ressort de l'organisation.

2.4 Le concept d'organisation

13 L'organisation est le concept de MAGéo qui permet de spécifier ce qu'il a de plus dans un **système** d'agents que dans l'**ensemble** de ces mêmes agents. Ce qu'il y a de plus, c'est la structure qui permet d'unifier et de faire interagir ses éléments. Si l'agent conceptualise la notion d'**individualité**, l'organisation conceptualise celle de **collectivité**, au sens où non seulement une organisation contient une collection d'agents, mais décrit en plus un ensemble de liens objectifs entre ces agents qui explicitent comment ils sont organisés entre eux, soit spatialement, soit « socialement ». Ce que nous appelons ici organisation sociale est très général, et recouvre tout type de relation non spatiale qui permet de décrire les liens entre les constituants de l'organisation. Si un groupe d'adhérents à une coopérative entre bien dans la définition courante d'une organisation sociale, nous utiliserons aussi cette dénomination pour décrire des liens non spatiaux entre des entités physiques quelconques.

14 Une organisation est nécessairement encapsulée dans un agent de plus haut niveau, qu'elle organise. Dans MAGéo on appelle **agent complexe** (ou **agent organisé**), un agent contenant au moins une organisation interne, et **agent simple** ou **agent terminal** un agent non organisé en interne. Une organisation contient une ou plusieurs classes d'agents qui définissent ses **composants**. Ainsi un agent organisé est lui-même composé d'agents. Par cette propriété récursive selon le schéma Agent – Organisation – Agent, Magéo permet de définir un **système**. C'est donc une plateforme systémique dont les modèles se construisent en partant du plus général et en descendant progressivement dans les détails, par une démarche dite « *top-down* ».

15 Nous distinguons dans MAGéo deux catégories d'organisations : les organisations spatiales et les organisations sociales.

2.4.1 Organisations spatiales

- 16 MAGéo propose 4 types d'organisations spatiales prédéfinies : le maillage régulier en carrés
et en hexagones, le maillage irrégulier pour la réalisation de cartes et le réseau.
- 17 Dans une organisation spatiale, divers éléments de la structure sont paramétrables. C'est le cas
de la morphologie de l'espace qui est soit limitée, soit torique, et de la structure topologique
des voisinages. Celle-ci peut être induite par la métrique choisie et permet de définir les liens
de proximité ou de raccordement entre les entités géométriques, par exemple la frontière entre
deux zones d'un maillage irrégulier, ou l'ordre des insertions des tronçons autour d'un nœud
de réseau. Dans MAGéo, nous utilisons une structure topologique construite sur le concept
de graphe planaire topologique et des cartes combinatoires (Langlois, 1994). Cette structure
permet d'utiliser des cartes importées depuis un système d'information géographique (SIG),
par exemple un fonds de carte administratif ou le réseau routier d'une ville. L'organisation est
alors géoréférencée, elle possède un système de coordonnées que les agents peuvent utiliser.
- 18 Une organisation spatiale contient au moins une classe agent composants. C'est le cas dans un
maillage régulier où la seule classe d'agent générique est un objet surfacique, le carreau. En
revanche, dans le cas d'un réseau, l'organisation contiendra deux classes d'agents, des nœuds
et des tronçons.

2.4.2 Organisations sociales

- 19 Comme nous l'avons dit, le terme social prend ici la signification très générale de non spatial,
c'est-à-dire qu'une organisation sociale est un ensemble d'agents-composants sur laquelle on
peut définir des relations qui définissent sa structure. Les structures sociales dans ce contexte
étant très variées, il est difficile de proposer des structures prédéfinies, aussi contrairement
aux structures spatiales qui sont prédéfinies, c'est au modélisateur de définir les relations qui
structurent les agents d'une organisation sociale.
- 20 MAGéo propose deux paradigmes pour aborder l'organisation d'un système : le paradigme
distribué et le paradigme *compartimental*.

2.4.2.1 Le paradigme distribué

- 21 C'est celui qui considère un système comme composé d'un grand nombre de composants
individualisés et en interaction, dont le nombre peut varier au cours de la vie du système.
Les organismes vivants constitués d'un grand nombre de cellules en sont un exemple typique
(Varela & Maturana, 1994). Dans MAGéo, c'est à travers le concept de *population* (formée
d'individus) que se traduit le paradigme distribué.

2.4.2.2 Le paradigme compartimental

- 22 C'est celui qui considère un système comme composé d'entités peu nombreuses – appelées
selon le contexte, compartiments, classes, organes, sous-systèmes – et ayant chacune sa
fonctionnalité propre. Les compartiments sont en petit nombre et chacun est indispensable à
l'intégrité du système. MAGéo propose ce type d'organisation sociale compartimentée.
- 23 Les compartiments d'une telle organisation sont souvent en interaction² de flux, où chacun
consomme des flux entrants et produit des flux sortants. Ils sont souvent eux-mêmes organisés
en sous-compartiments de niveau inférieur, et ainsi de suite. L'exemple d'un organisme vivant
constitué de différents organes en est un exemple typique.
- 24 Ces deux paradigmes se complètent et ne sont pas antagonistes, de plus il n'y a pas de critère
général permettant de choisir l'un ou l'autre. Par exemple le système constitué du découpage
administratif des régions françaises (elles-mêmes subdivisées en départements et cantons),
peut aussi bien se voir comme distribué que comme compartimental. Malgré l'absence de
limite entre ces deux approches, elles sont néanmoins fonctionnellement très différentes. Des
outils de modélisation compartimentale comme Stella ou SADT³ ne parviendront pas par
exemple à modéliser un système distribué comme un être vivant composé de milliards de
cellules en interaction. Réciproquement un outil distribué comme les plateformes multi-agent
n'ont que peu d'intérêt pour modéliser des systèmes très compartimentés, comme un moteur
de fusée ou le fonctionnement d'une administration.

2.5 Le temps et les comportements des agents

- 25 Le concept de temps dans MAGéo est défini indépendamment des évènements qui peuvent se produire dans le modèle en cours de simulation. Le temps de la simulation est conçu comme une suite d'instants consécutifs séparés et ordonnés, codé par des entiers consécutifs à partir de 0 ou de tout autre entier t_0 , appelé *origine des temps*. La durée théorique de l'intervalle de temps entre deux instants consécutifs est constante et constitue un *pas de temps* élémentaire (ou *itération*), au cours duquel le modèle évolue d'un instant t , à l'instant suivant $t+1$. Le pas de temps peut être relié à une *unité de temps physique de référence* (comme la seconde, le jour, l'année). Elle est associée au pas de temps du modèle par une constante entière qui exprime le nombre d'itérations du modèle qui égale la durée de l'unité de temps choisie. On voit donc que le temps de la simulation est fictif, c'est celui qui est affiché dans la zone d'observation et n'a rien à voir le temps réel de fonctionnement qui lui, ne dépend que de la puissance de traitement de l'ordinateur en rapport avec le nombre de calculs à effectuer.
- 26 Les comportements d'un agent ont pour but de décrire ce qui évolue au cours d'un pas de temps. Un comportement décrit une des dynamiques possibles d'une classe agent, et n'est pas une simple fonction de calcul ou d'action faisant évoluer des valeurs d'attribut et de position de l'agent. Un comportement décrit un mécanisme associé à l'agent basé sur le couple $\langle \text{pertinence}, \text{action} \rangle$, qui commence par évaluer son environnement et son état interne avant d'agir. Le résultat de cette évaluation permet de définir la *pertinence* pour l'agent à effectuer l'*action* définie dans le comportement. La pertinence n'est pas une simple condition logique qui entraîne l'action si elle est vraie, mais elle permet à l'agent de faire un choix parmi plusieurs comportements concurrents à un instant donné. Si plusieurs comportements sont en concurrence, c'est le plus pertinent qui sera sélectionné. La pertinence demande ainsi plus de nuances que le VRAI ou le FAUX, elle peut prendre toute valeur réelle entre 0 et 1 (où 0 signifie *totalelement faux* et 1 *totalelement vrai*, c'est ce qu'on appelle la logique continue). Des opérateurs de combinaison de comportements élémentaires permettent d'associer plusieurs comportements pour en créer de plus complexes.
- 27 MAGéo intègre la notion de diagramme de transition, permettant un fonctionnement de type automate cellulaire, où une transition consiste simplement en un changement d'état d'une variable qualitative de l'agent. Une telle variable d'état est soumise à plusieurs transitions qui s'organisent en un graphe pour former un *diagramme de transition*. Un tel diagramme peut être déterministe ou stochastique, selon la manière de définir les règles de transition. En fait dans MAGéo, un diagramme de transition est intégré dans un comportement complexe constitué des règles de transition du diagramme où chaque règle est formulée comme un comportement élémentaire de la forme $R_i = (\text{évaluation_de_pertinence}, \text{action_de_transition})$. L'ensemble des règles R_i sont globalement mises en concurrence entre elles, si bien qu'à chaque instant et pour chaque agent, c'est la règle la plus pertinente du diagramme qui s'exécute. Par exemple dans un modèle de diffusion d'une épidémie, chaque individu possède une variable d'état pouvant prendre les valeurs « sain » (S), « infecté » (I) ou « guéri » (R). La transition d'un état vers un autre dépend de la pertinence qui évalue l'état interne et l'environnement de l'individu tels que le nombre de voisins infectés et un taux de transmission (S \rightarrow I), règles qui peuvent être stochastiques ou déterministes, comme une durée de guérison en jours par exemple (I \rightarrow R).

2.6 Relations définies entre les entités

- 28 MAGéo permet donc de manipuler trois catégories principales d'entités : les agents, les organisations et les comportements. Au fur et à mesure de la construction d'un modèle conceptuel, les entités créées par le modélisateur sont reliées graphiquement les unes aux autres. Ces liens graphiques correspondent à des *relations de construction* imposées entre les entités par le méta-modèle de MAGéo. D'autres relations, que l'on pourrait qualifier de *relations libres*, doivent être définies « manuellement » par le modélisateur entre différentes classes d'agents : ce sont les relations de localisation, les relations binaires et les relations générales.

2.6.1 Les relations de construction du modèle conceptuel

29 **L'approfondissement**: lorsque l'on considère un agent comme étant lui-même organisé en interne, un lien graphique est créé de l'agent vers l'organisation, pour représenter la relation suivante :

Approfondissement : Agent → Organisation

30 Une classe agent peut ainsi contenir plusieurs organisations, mais une organisation n'organise qu'une et une seule classe agent. Au niveau physique, une organisation qui approfondit une classe agent générique est instanciée autant de fois qu'il y a d'instances d'agents. Ainsi et comme pour l'agent, au niveau conceptuel on peut parler de classe d'organisation, qui produit au moment de l'instanciation, plusieurs instances d'organisation.

31 La **composition** : une organisation est composée d'au moins une classe agent dont les instances sont les composants de l'organisation, mais une classe agent ne compose au plus qu'une seule organisation. Le seul cas où une classe agent ne compose pas une organisation est l'agent-modèle, qui se trouve en haut de la hiérarchie des niveaux de complexité du modèle. La composition est définie par la relation :

Composition : Organisation → Agent

32 L'**héritage** : cette relation permet de créer des sous-classes agent de la classe initiale, dite ancêtre. Chaque sous-classe hérite des attributs et comportements de la classe ancêtre, mais peut posséder également des attributs et des comportements propres. Une sous-classe ne peut redéfinir un attribut déjà présent dans sa classe ancêtre, mais s'il y a un comportement dans une classe ancêtre qui porte le même nom qu'un comportement dans une sous-classe, celui de la sous-classe masque celui de l'ancêtre. De plus les organisations internes à la classe ancêtre sont également internes à ses sous-classes.

Héritage : Sous-classe Agent → Classe-ancêtre Agent

33 Lorsqu'une classe agent est la classe-ancêtre d'une relation d'héritage, elle devient une classe abstraite, c'est-à-dire qu'elle ne sera pas instanciée. Comme une sous-classe peut elle-même être l'ancêtre d'une classe encore plus fine, seules les sous-classes terminales (qui ne sont ancêtres d'aucune autre) seront instanciées. Le programme d'action n'est présent que dans les classes terminales. Chaque classe terminale contient aussi les fonctionnalités d'instanciation et d'initialisation des instances de sa classe.

34 **Lien de compétence** : un dernier lien graphique est automatiquement créé lorsque l'on veut munir une classe agent d'un comportement. L'agent possède alors la compétence définie par ce comportement. Plusieurs classes agent peuvent avoir une même compétence et une même classe agent peut avoir plusieurs compétences.

2.6.2 Les relations libres

35 Un modèle conceptuel MAGéo peut être enrichi par des relations entre classes agents, permettant de localiser un agent sur un autre (c'est la relation de localisation), ou de spécifier des liens entre agents, par exemple la parenté, la hiérarchie, la possession, l'amitié, etc.

36 Le premier type de relation « libre³ » que nous définissons est la relation de localisation qui est une fonction. Elle est évidemment fondamentale pour permettre la création de modèles spatialisés.

2.6.2.1 La relation de localisation

37 Une **relation de localisation** est une fonction entre un ensemble A d'agents appelés *passagers* vers un ensemble B d'agents appelés *hôtes*. Comme toute fonction, un passager x (de A) est relié à un hôte y au plus (dans B), on dit alors que x est **localisé sur** y ou que x **est passager de** y ou que x est sur y. Eventuellement x n'a pas d'hôte, il n'est donc pas localisé. Une relation de localisation permet de référencer spatialement des agents qui ne sont pas spatialisés au départ, comme les individus d'une population. La relation de localisation est une fonction, puisqu'elle associe à chaque agent-passager un agent-hôte au plus. Au niveau physique cette relation peut être statique ou dynamique. Dans le cas d'agents mobiles, par exemple d'automobiles qui se déplacent sur les tronçons d'un réseau, les véhicules sont les passagers des tronçons (ceux-ci sont alors les hôtes des voitures). Le déplacement des véhicules modifie à chaque pas de temps

la fonction de localisation. On peut préciser des contraintes supplémentaires de cardinalité de la relation, par exemple en fixant le nombre maximum de voitures sur un tronçon.

Localisation : Agent-Passager → Agent-hôte

38 Une relation de localisation donne donc à chaque agent-passager sa position « qualitative », son adresse en quelque sorte sous forme d'un composant hôte, qui est le lieu unique sur lequel il se trouve à un instant donné.

39 Une relation de localisation confère de plus aux passagers une position géométrique dans le cas où son hôte est spatialisé. L'agent qui devient un passager dans une relation de localisation est alors muni d'un repère local qui mémorise sa position et son orientation dans l'espace de son hôte. A chaque action de déplacement du passager, la référence à son hôte est mise à jour, ainsi que sa position géométrique. La relation de localisation peut également être statique, c'est le cas de la localisation des agents de l'organisation « départements » qui sont localisés dans les agents de l'organisation « régions », définies toutes deux comme étant des maillages irréguliers (cartes topologiques zonales). Cette relation peut facilement être initialisée à partir d'un attribut des agents « départements » qui indiquent leur région hôte.

40 La distinction entre **composant** et **passager** est ainsi fondamentale dans MAGéo. Un composant est un élément constitutif de l'agent composé, il fait partie de son intégrité, de son intérieur. Alors qu'un passager ne l'est nullement, il est de passage, en contact, dessus. Ce lien n'est donc pas définitif si le passager est mobile. Par exemple l'habitant d'une ville n'est pas constitutif de la ville comme pourrait l'être un bâtiment ou une route. L'habitant est un passager mobile dans la ville, le bâtiment en est un composant. Ainsi les concepts de composant et de passager permettent de modéliser des situations très différentes tout en gardant un caractère très général et très intuitif.

41 Les termes de **composant**, **composé**, **passager**, et **hôte** ne sont par ailleurs pas des catégories d'agents, ils expriment plutôt un contexte relatif aux différentes **relations** entre les entités d'un modèle.

2.6.2.2 Les relations binaires entre classes d'agents

42 Nous avons aussi besoin de relations plus générales que la simple localisation, permettant de créer des liens très variés entre une classe agent source et une classe agent cible. Par exemple pour chaque individu de la classe P, on veut mémoriser son (ou ses) lieu(x) de travail de la classe agent C. On définit alors une relation binaire f de P vers C, qui associe à tout individu i de P, son (ou ses) lieu(x) de travail $f(i)$. Cette relation peut ressembler à une localisation, mais ce n'est pas le cas puisqu'un individu n'est pas toujours localisé sur son lieu de travail et peut même en avoir aucun, ou plusieurs.

2.6.2.3 Les relations générales entre classes d'agents

43 Pour être complet, MAGéo permet au modélisateur de définir des relations encore plus générales que les relations binaires entre classes d'agents, on parle alors de **relation n-aire**. Ce concept est pris ici au sens de l'algèbre relationnelle, c'est-à-dire qu'une relation n-aire définie sur les n ensembles A, B, C, ... est un ensemble (fini) de **liens**, on parle aussi de **d'occurrences** de la relation. Un lien de cette relation est une suite de n termes de la forme (a, b, c, ...) où a est un élément de A, b un élément de B, c un élément de C, etc. Les ensembles A, B, C, ... sont appelés composants de la relation lorsque ce sont des classes agents, mais ce peut être aussi des attributs complémentaires de type quelconque (entier, réel, texte, etc.).

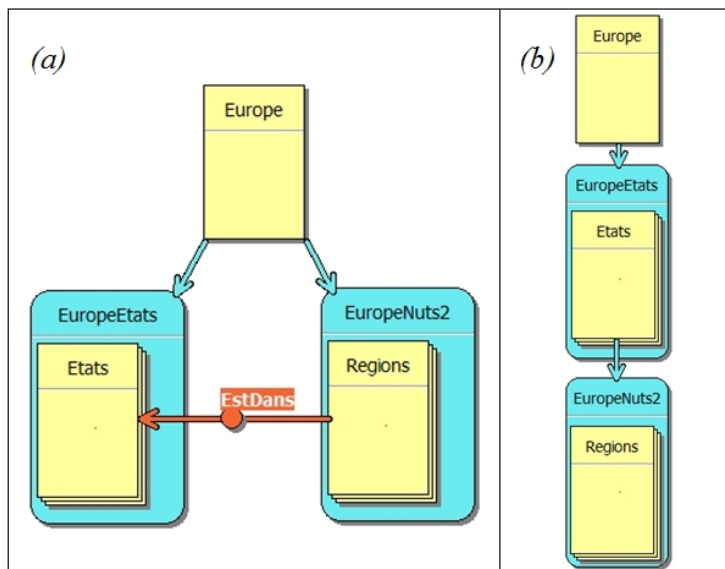
2.7 Conception de modèle complexes

44 La plupart des modèles MAGéo possèdent deux niveaux : le haut niveau qui est celui de l'agent modèle global (agent de niveau 1), est le plus souvent approfondi par au moins une organisation contenant ses propres composants (agents de niveau 2). C'est ce que l'on fait dès que l'on souhaite modéliser un système distribué à base d'agents. Néanmoins on construit aussi des modèles avec un seul agent, en s'arrêtant donc au niveau 1. C'est le cas des modèles basés sur des systèmes dynamiques (équations différentielles). MAGéo offre également la possibilité de définir plus de deux niveaux, mais le modèle devient alors plus compliqué (et plus complexe) et une bonne réflexion conceptuelle doit être menée pour trouver la meilleure structure.

45 Pour définir des modèles multiniveau, il faut bien faire la différence entre la *classe*, qui est une notion abstraite (et relève du niveau conceptuel) et l'*instance* (ou *réalisation*) qui est la concrétisation physique d'une entité d'une certaine classe. En effet, au niveau conceptuel, une organisation est en fait une *classe d'organisation* qui peut donner au niveau physique une instance unique ou plusieurs instances selon sa position dans le modèle conceptuel. Par exemple si le modèle est composé de 2 niveaux, au premier niveau, nous n'avons qu'un agent M unique qui représente le modèle dans sa globalité. On approfondit celui-ci en insérant une organisation unique O. Jusqu'ici tout va bien, car chaque classe (d'agent ou d'organisation) donne une seule instance dans le modèle physique, il y a donc une quasi-identité entre les niveaux conceptuel et physique. Mais l'organisation O est composée d'une classe-agent A, qui définit au niveau physique plusieurs instances A_i d'agents formant le second niveau. Si l'on approfondit maintenant la classe-agent A par une nouvelle classe d'organisation P, cela signifie qu'au niveau physique on instancie dans chaque agent A_i une instance d'organisation P_i de la classe P. Cette organisation est donc générique et son paramétrage devra donc différencier ses différentes instances. Si les structures internes de MAGéo qui permettent de traiter les organisations génériques sont d'ores et déjà développées, l'interface ne permet pas encore de les utiliser dans leur plus grande généralité.

46 En ce qui concerne l'utilisation de données géographiques, cette limitation peut être évitée de la manière suivante. Le fait de disposer de données géographiques découpées selon plusieurs échelles ne signifie pas qu'il faille forcément leur associer un modèle multiniveau. Prenons l'exemple d'une hiérarchie de découpage administratif de l'Europe en États et en régions. On pourrait penser qu'un modèle à trois niveaux serait la meilleure structure ontologique adaptée à ce cas. Néanmoins la structuration des données dans un SIG est un peu différente car elle procède par couches (layers, coverages, etc.) et non par emboitements de niveaux. Soit deux couches géographiques qui représentent la carte des États de l'Europe pour la première et la carte des régions pour la deuxième. Il est plus aisé de définir un modèle multicouche formé de deux organisations spatiales correspondant à ces 2 couches et de les relier par une relation de localisation par inclusion spatiale : les régions seront ainsi localisées dans les états. Cette relation permet de définir les liens d'emboîtement entre les différentes entités spatiales, comme on pourrait le faire avec un modèle multiniveau, mais en n'utilisant que 2 instances d'organisation au lieu de plusieurs dizaines, comme on peut le voir dans la figure suivante.

Figure 1 : Modèle multicouche (a) et modèle multiniveau (b)



- 47 Après avoir présenté les principaux concepts utilisés dans MAGéo, la section qui suit détaille les différents éléments pour réaliser un modèle de simulation.

3 Présentation de la plateforme MAGéo

- 48 La plateforme MAGéo propose par sa structure même un cadre méthodologique de réalisation d'un modèle. Ceci se traduit d'abord par le découpage en deux fenêtres principales : on construit le modèle conceptuel dans la première et l'interface de simulation dans la seconde. Différents outils sont mis à disposition du modélisateur : éditeurs permettent de générer des fonctions graphiquement ou par formulation, éditeur de types énumérés, éditeur de symboles graphiques ; deux inspecteurs d'objets permettent de suivre l'état des entités physiques du modèle (agents, organisations). Par ailleurs un modèle MAGéo peut utiliser des fichiers en entrée (cartes, données tabulaires) et fournir divers fichiers de sortie.

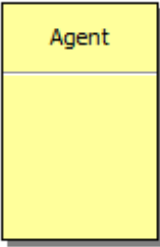
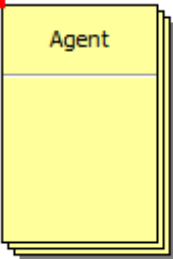
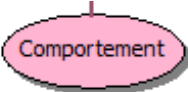
3.1 L'interface de modélisation

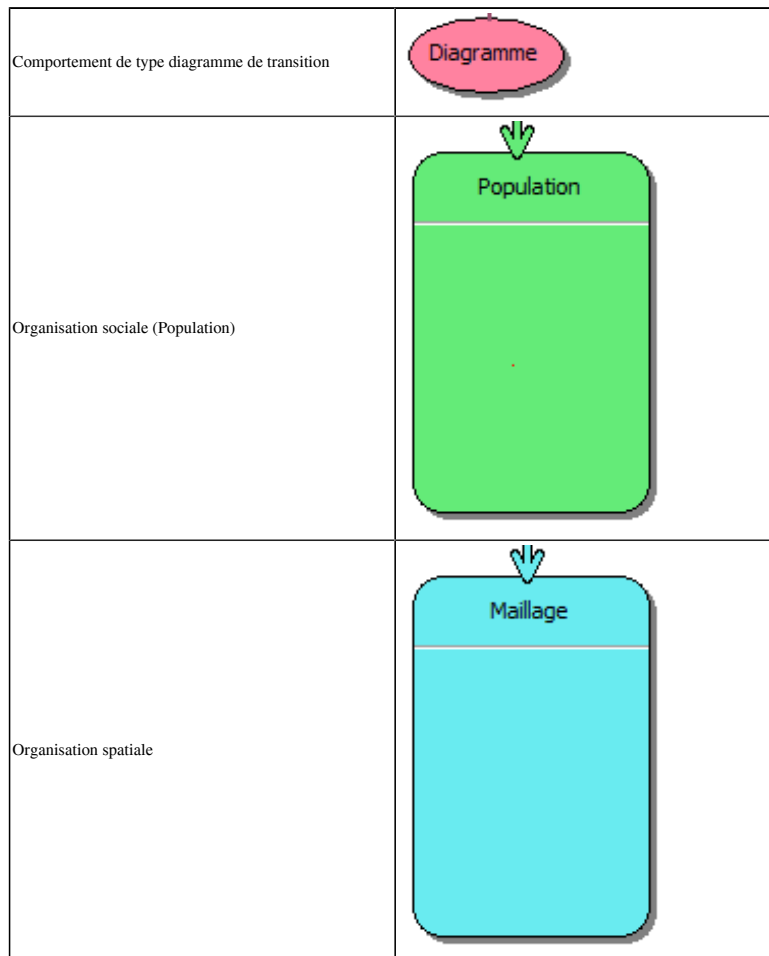
- 49 La fenêtre de modélisation est celle dans laquelle est construit le modèle conceptuel, sous une forme arborescente composée d'entités et de relations. La méthode de construction d'un modèle consiste à ajouter une ou plusieurs organisations à l'agent modèle (et aux agents en général), organisations qui contiennent elles-mêmes des classes d'agents composants. Puis on ajoute des relations entre classes agent. Vient ensuite l'identification des comportements. A ce niveau on travaille de manière uniquement graphique, sans entrer dans les détails internes, chaque entité conceptuelle étant concrétisée par un symbole graphique particulier et les relations par des flèches et des lignes entre ces entités.

3.1.1 Les entités du modèle conceptuel

- 50 Les entités d'un modèle conceptuel sont construites selon la symbolique suivante :

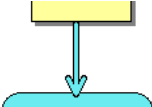
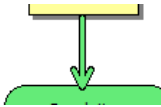
Tableau 1 : Entités du modèle conceptuel

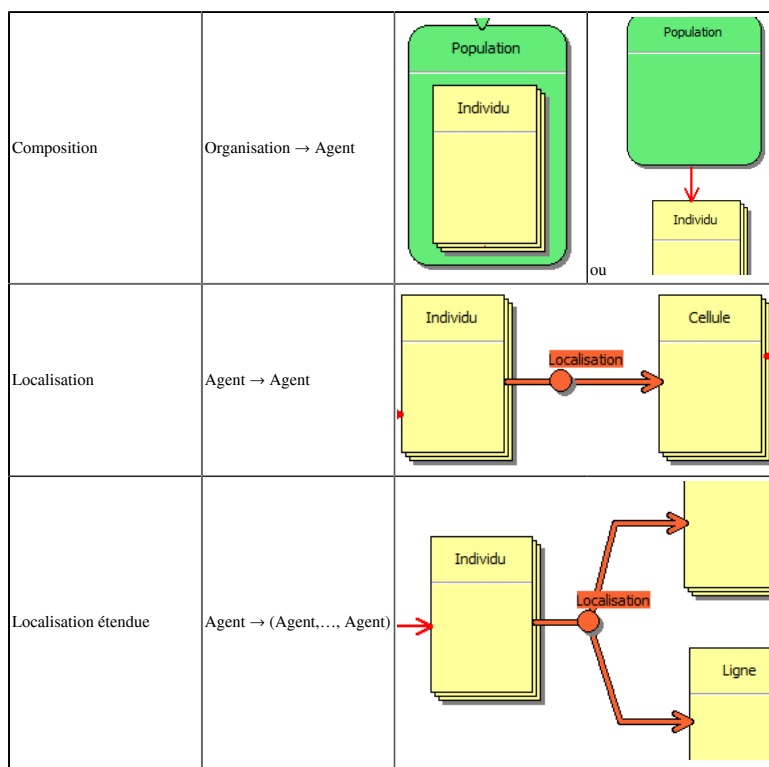
Type d'entité	Symbole graphique
Agent unique	
Agent générique	
Comportement simple	



51 Les relations entre les entités graphiques des organisations et des agents sont construites selon la symbolique suivante :

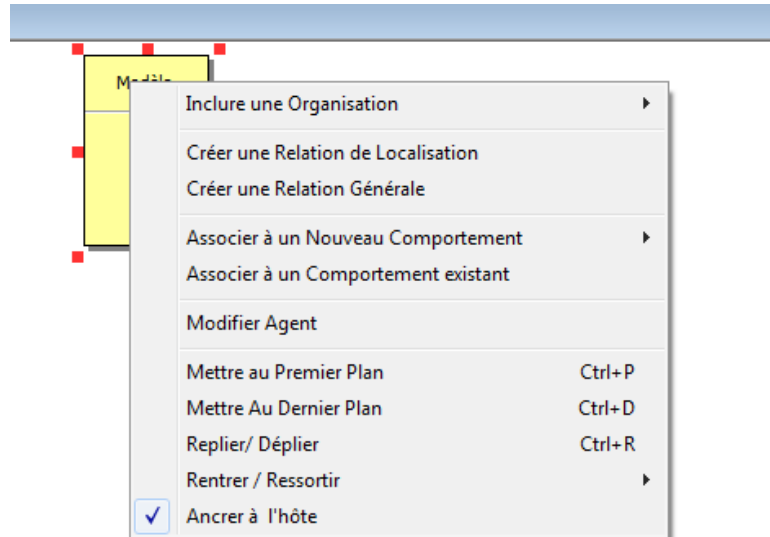
Tableau 2 : Relations du modèle conceptuel

Type de relation	Définition	Symbolique	
Approfondissement	Agent → Organisation		ou 



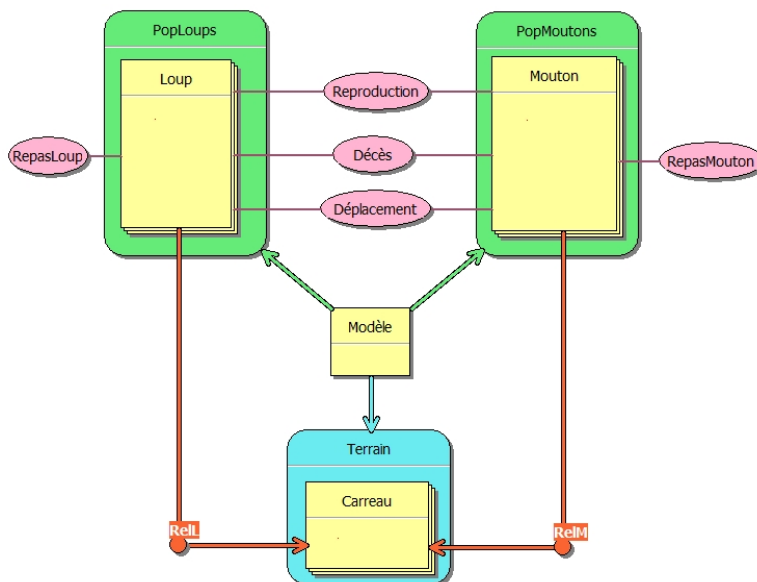
52 La seule entité présente par défaut lors de la création d'un nouveau modèle est l'agent unique appelé « Modèle ». Un clic droit sur cette entité, et sur toute entité en général, permet d'afficher un menu contextuel (Figure 2) qui contient l'ensemble des possibilités pour construire le modèle, c'est-à-dire ajouter des organisations, des relations et des comportements.

Figure 2 : Menu contextuel associé à un type d'entité (ici un agent)



53 En utilisant les choix proposés par ce menu, puis après le positionnement et le dimensionnement des différentes entités créées, le modèle conceptuel se construit progressivement. La Figure 3 illustre un modèle conceptuel complet du modèle Proie-prédateur (Collectif MAPS, 2014).

Figure 3 : Exemple de modèle conceptuel



- 54 Un simple clic sur une entité de ce modèle permet de la sélectionner, un double-clic permet d'entrer dans l'entité sélectionnée, c'est-à-dire d'afficher son dialogue de paramétrage.

3.1.2 Paramétrage des entités conceptuelles

- 55 Les organisations et les classes d'agents créées sont ensuite renseignées afin de donner des informations qui seront utilisées lors de l'instanciation des entités physiques.

3.1.2.1 Paramétrage des agents

- 56 Un agent possède des attributs et un programme d'action. Celui-ci est un script qui indique comment ses différents comportements seront exécutés lors d'un pas de temps. Un agent peut aussi posséder un système interne formé de différentes organisations. Pour gérer son système interne, une liste de ces organisations indique leur ordonnancement lors de l'initialisation et de l'exécution.

Figure 4 : Paramétrage d'un agent

n°	Nom	Type	Initialisation	Dynamique
1	Force	Décimal	RandInt(100,200)	Force-PerteForce
2	Age	Entier	0	Age+1

- 57 L'interface de dialogue d'une classe agent permet de définir le contenu et la dynamique des agents. Elle contient :

- Un identifiant générique de classe, qui sert à définir les identifiants des instances en ajoutant à ce nom un numéro d'ordre ;
- Une liste d'attributs, qui représentent l'état de l'agent ;
- La définition du programme d'action, qui précise l'ordonnancement des comportements de l'agent lors d'un pas de temps, au moyen d'un langage dédié (voir 4.4.1) ;
- L'ordonnancement des organisations internes, qui indique l'ordre dans lequel seront exécutés les comportements des agents internes lors d'un pas de temps.

- 58 Les attributs d'une classe agent doivent être définis dans le tableau des attributs de cette classe. Cette définition consiste à renseigner les 4 champs suivants :

- Le nom de l'attribut ;
- Le type de cet attribut, qui peut être un nombre entier, un nombre décimal, un nombre logique (nombre décimal entre 0 et 1), une chaîne de caractères, un vecteur, un agent ou un énuméré. Dans MAGéo, une règle fondamentale est qu'un nom d'attribut ne peut être utilisé dans plusieurs classes agents que si le type associé est le même.
- L'expression d'initialisation, écrite en langage MAGéo, qui sera évaluée à l'initialisation du modèle pour fournir la valeur initiale de l'attribut. Cette expression doit donc être du

type indiqué dans la colonne précédente. Par exemple un attribut entier peut prendre une valeur initiale aléatoire entre 0 et 100 par `RandInt(0, 100)`.

- L'expression de la dynamique de cet attribut, également écrite en langage MAGéo, est une expression donnant une nouvelle valeur à l'attribut, et qui sera exécutée à chaque pas de temps si elle est indiquée dans le programme d'action à l'aide de la fonction `Calc(NomAttribut)`. On voit ainsi qu'il y a deux moyens de gérer l'évolution d'un agent, le comportement et la dynamique d'un attribut. Ce dernier est utilisé lorsqu'un attribut a besoin d'être recalculé à chaque itération, sans condition particulière, alors que le comportement est un mécanisme plus sophistiqué qui s'adapte en fonction de l'état du système. Par exemple pour que l'attribut `Age` soit incrémenté à chaque itération, nul besoin de définir un comportement, on écrit simplement `Age+1` dans le champ « *dynamique* » de cet attribut, et on indique `Calc(Age)` dans le programme d'action.

3.1.2.2 Paramétrage des organisations

59 MAGéo propose actuellement 3 types d'organisations spatiales prédéfinies :

- Les **maillages réguliers** en carrés ou en hexagones ;
- Les **maillages irréguliers** qui permettent de réaliser des cartes zonales topologiques ;
- Les **réseaux**.

60 MAGéo propose également 2 types d'organisations sociales :

- Les organisations constituées d'une population générique ;
- Les organisations compartimentées.

61 Une organisation a pour rôle de définir la structure unifiant une collection d'agents, appelés composants de l'organisation. Elle a également pour rôle de gérer les interactions entre ces composants. Tous les types d'organisation contiennent :

- Un identifiant générique de classe d'organisation, qui sert à définir les identifiants des instances d'organisation, si besoin en ajoutant à ce nom un numéro d'ordre ;
- La méthode d'instanciation de ses agents composants, qui définit le nombre d'agents à créer ;
- La méthode d'initialisation de ses agents composants qui peut-être directe (une expression par exemple) ou réalisée à partir d'un fichier contenant une table attributaire ;
- La méthode d'ordonnement de ses agents composants. Elle peut être synchrone (les agents s'exécutent en parallèle), asynchrone (ils s'exécutent selon une séquence dont l'ordre est tiré au hasard) ou selon un ordre défini par une expression dépendant de l'état du modèle.

62 Selon les organisations, des paramétrages particuliers sont nécessaires. Pour une organisation spatiale, on doit choisir les relations topologiques qui relient et structurent les voisinages de ses agents composants. Pour une organisation sociale, on doit décrire les différentes relations qui existent entre les individus composants une population. Selon le type d'organisation, un dialogue différent est donc défini.

63 Par exemple, une organisation de type maillage régulier contient différents paramètres comme la forme de la maille (carrée ou hexagonale), la topologie (induite par un type de métrique), la présence de fichier d'initialisation de ses composants ou encore le nombre de lignes et de colonnes (Figure 5).

Figure 5 : Paramétrage d'un maillage régulier

64 Le même genre de dialogue est utilisé pour paramétrer un réseau ou un maillage zonal irrégulier. Dans un maillage zonal on utilise des composants surfaciques, les faces. Dans un réseau on utilise deux classes de composants, des nœuds (composants ponctuels) et des tronçons (composants linéaires) et les données sont chargées depuis un fichier.

65 Une organisation « sociale » telle que définie dans MAGéo est avant tout une organisation non spatiale qui repose sur un ensemble d'agents composants. Ces agents ne sont pas localisés *a priori* mais peuvent le devenir si on définit une relation de localisation de ces agents vers les composants d'une organisation spatiale. A sa création, une organisation sociale ne contient donc pas de structure particulière de l'ensemble de ses composants. C'est au modélisateur de définir les relations qui structureront cette population.

3.1.2.3 Paramétrage des comportements

66 Dans MAGéo, chaque comportement est représenté par une entité graphique ayant la forme d'une ellipse (Tableau 1) qui est reliée aux agents susceptibles de l'utiliser. Le comportement est paramétré dans une boîte de dialogue accessible par un double-clic.

67 Les actions et expressions présentes dans un comportement doivent être écrites en cohérence avec les classes d'agents auxquelles elles sont reliées. Cette cohérence relève principalement de l'utilisation du mot-clé self. Le script d'un comportement fait référence à l'agent en cours d'exécution qui utilise ce comportement, cet agent y est désigné par le mot clé self. Lorsque le comportement fait référence à des attributs de l'agent self ou de tout autre agent, ces attributs doivent évidemment être définis dans la classe de cet agent. Le programme d'action est un script à renseigner dans la classe agent qui précise de quelle manière les différents comportements qu'elle utilise se combinent entre eux au moment où chaque agent de cette classe s'exécute.

68 Deux types de comportements sont proposés dans MAGéo, les comportements simples et les diagrammes de transition.

3.1.2.3.1 Comportements simples

69 Un comportement simple s'exprime sous la forme d'un couple $\langle \text{pertinence}, \text{action} \rangle$. La pertinence est une expression dont la valeur est un nombre réel dans l'intervalle $[0, 1]$. L'action est une séquence d'instructions qui modifie l'état de l'agent, soit ses attributs, sa localisation ou son système interne.

70 Dans le dialogue de paramétrage du comportement, ces deux termes **Pertinence** et **Action** correspondent chacun à une zone de texte qui permet d'écrire leur script dans le langage MAGéo. Une zone nommée *variables temporaires* permet de faire localement des calculs préparatoires dont les résultats peuvent être utilisés aussi bien dans la zone de pertinence que celle d'action. Dans l'exemple de la Figure 6, le terme « Proba » est une variable locale et temporaire. A un instant donné, si le programme d'action de l'agent décide d'exécuter ce comportement (ici « RepasLoup »), les calculs de la zone des variables temporaires seront exécutés, par contre la partie action ne sera exécutée que si elle est jugée plus pertinente que les autres comportements en concurrence.

Figure 6 : Paramétrage d'un comportement simple

Comportement	
Description	Identifiant <input type="text" value="RepasLoup"/>
Codage du Comportement	
Variables temporaires	
<code>Proba := ParamProbaChasse * Force / 100</code>	
Pertinence	
<code>RandChoice(Proba) And (EXISTS Mouton FROM Neighbors())</code>	
Action	
<code>UnMouton := ONE Mouton FROM Neighbors() Force := Max(100, Force+UnMouton.Force*0.8)</code>	
<input type="button" value="Vérifier code"/> <input type="button" value="OK"/>	

- 71 L'exemple suivant (Figure 7) montre un comportement nommé *Move*. Celui-ci est pertinent s'il existe au moins une cellule non bâtie dans l'ensemble des cellules du voisinage de rayon 2 de l'agent en cours d'exécution. Son action consiste alors à ce que l'agent change de localisation, en devenant le passager d'une cellule choisie au hasard parmi les cellules non-bâties de son voisinage.

Figure 7 : Comportement Move

Codage du Comportement	
Variables temporaires	
Pertinence	
<code>EXISTS x OF Cell FROM Neighbors(2) WHERE Not x.Built</code>	
Action	
<code>Goto(ONE x OF Cell FROM Neighbors(2) WHERE Not x.Built)</code>	

3.1.2.3.2 Diagrammes de transitions

- 72 MAGéo propose également des comportements inspirés des règles de transition du logiciel SpaCelle (Dubos-Paillard *et al.*, 2003). Un comportement modélisé par un diagramme de transition permet de simuler les changements d'états d'un attribut de l'agent, qui doit être ici un attribut de type énuméré, donc qualitatif. Une règle de transition décrit un comportement simple un peu spécial, dont l'action essentielle consiste à faire passer une variable d'un état (E1) vers un autre état (E2). La transition est notée : $E1 \rightarrow E2$. La règle contient aussi un mécanisme qui permet de décider du moment et des conditions pour effectuer la transition. Pour cela, une règle de transition contient :

- Une durée de latence, en nombre d'itérations, pendant laquelle la transition est en attente et la règle reste totalement non pertinente. Cette durée peut évidemment être nulle ;

- Dès que la durée de latence est dépassée, l'expression de la pertinence est évaluée ;
- En plus de la transition elle-même, une zone « action » permet d'écrire des actions supplémentaires qui se déclenchent au moment de la transition.

73 Si plusieurs règles ont le même état initial et sont donc en concurrence, seule la plus pertinente sera exécutée. S'il n'y a qu'une seule règle et donc pas de concurrence, elle sera exécutée si sa pertinence est strictement positive. Si plusieurs règles ont des pertinences maximales égales, alors l'une d'entre elles sera choisie au hasard pour être exécutée.

74 Par exemple dans un modèle de diffusion d'une maladie infectieuse, l'agent possède une variable d'état représentée par l'attribut qualitatif « Etat ». Cette variable peut prendre les trois états : « S » lorsqu'il est sain, « I » lorsqu'il est infecté et « R » lorsqu'il est remis et momentanément immunisé après avoir été infecté. Le diagramme permet de définir un graphe des trois transitions (Figure 8) ainsi que les règles de transitions associées (Figure 9) : un individu sain deviendra infecté ($R1 : S \rightarrow I$) s'il existe au moins un individu infecté dans son voisinage de rayon 2 et si celui-ci lui transmet l'infection (selon une probabilité de 5%).

Figure 8 : Paramétrage d'un diagramme de transition

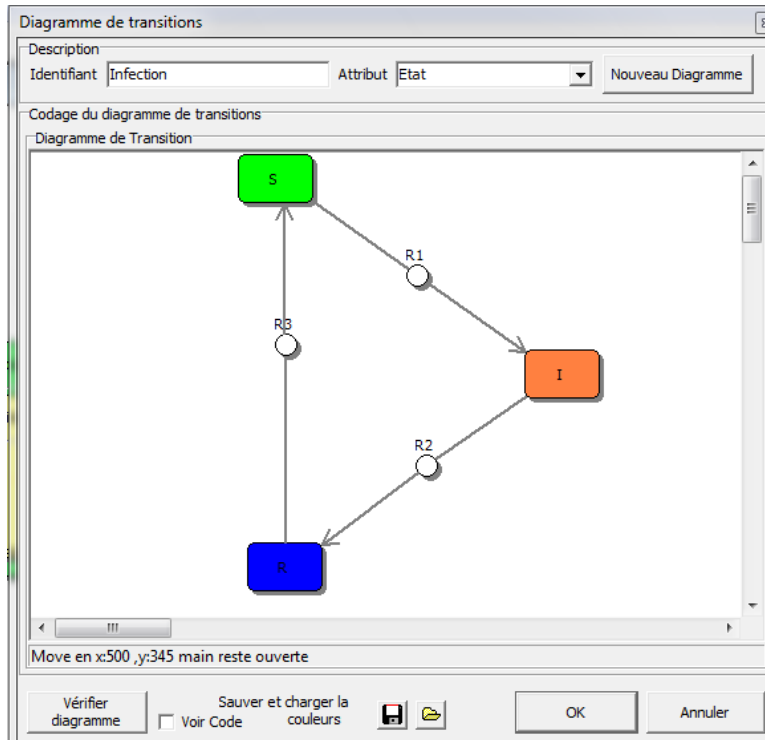


Figure 9 : Définition de la règle de transition R1

3.1.2.4 Paramétrage des relations de localisation

75 Une relation de localisation est définie entre une classe agent qui est la source et une ou plusieurs classes agent qui sont les cibles. Le dialogue associé à une relation de localisation a pour but de préparer son initialisation et de définir des mots-clés qui permettront de la manipuler dans les comportements.

76 L'initialisation d'une relation consiste à définir pour chaque agent passager de la source sur quel agent hôte dans une cible il sera localisé au début de la simulation. Ceci peut être paramétré de quatre façons différentes :

- Localisation aléatoire : l'agent sera localisé sur un agent choisi aléatoirement parmi tous les hôtes disponibles ;
- Par inclusion géométrique : On cherche quel est le composant qui contient le centre de l'agent passager. Cette méthode n'est valable que pour des passagers ponctuels ou de forme convexe, dans le cas contraire il se peut que le centre soit situé à l'extérieur du domaine géométrique du passager. On utilise dans ce cas la méthode suivante ;
- Par clé extérieure : l'agent passager recherche son composant hôte par son identifiant qui doit être mémorisé dans un attribut du passager, nommé clé extérieure ;
- Par expression : l'agent devient passager d'un hôte obtenu par évaluation de l'expression indiquée dans le dialogue. A titre d'exemple, pour localiser chaque agent *Homme* sur un agent *Maison* dont la surface est inférieure à 70 on écrit :

```
ONE m OF Maison WHERE m.Surface <= 70
```

77 On notera que lorsqu'un agent non localisé devient passager d'un composant spatialisé, il se trouve placé au centre de la géométrie de cet agent hôte.

78 Le dialogue d'une relation de localisation permet d'ailleurs de définir trois noms de fonctions utiles à la manipulation de la relation en question :

- L'hôte : cette fonction, par exemple nommée *Loc*, permet de récupérer la localisation d'un agent passager donné, par l'appel *Passager.Loc* ;
- Les passagers : cette fonction, par exemple nommée *Pass*, permet de récupérer la liste des passagers d'un agent hôte donné, par l'appel *Hôte.Pass* ;
- Les copassagers : cette fonction, par exemple nommée *Copass*, permet de récupérer la liste des autres passagers localisés sur le même composant hôte qu'un agent passager donné, par l'appel *Passager.Copass*.

79 Une fois ces noms définis dans le dialogue, les fonctions décrites ci-dessus viennent s'ajouter au langage, et peuvent alors être utilisées dans les comportements.

3.1.2.5 Paramétrage des relations générales

80 Pour définir une relation quelconque, il faut définir :

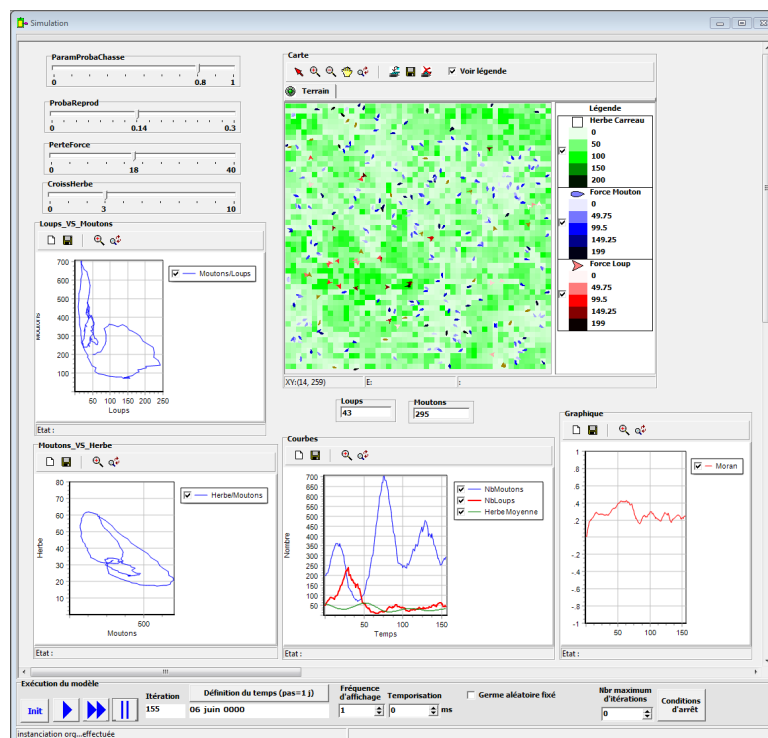
- L'identifiant de la relation ;
- Les classes d'agents qui composent la relation. Celles-ci sont créées graphiquement par les liens qui référencent les classes d'agents participant à la relation. Ces classes d'agents apparaissent comme les premiers attributs de la relation ;

- Les attributs complémentaires qui sont définis dans le dialogue, et sont de type numérique, logiques ou textuels, et apportent des informations complémentaires aux différentes occurrences de la relation ;
- L'instanciation des occurrences de la relation et l'initialisation des attributs, qui peuvent être réalisées par un fichier ou par un script.

3.2 L'interface de simulation

81 La fenêtre de simulation est celle dans laquelle est construite l'interface de simulation, elle est composée de deux parties (Figure 10). La partie haute permet au modélisateur de définir graphiquement les paramètres d'entrée du modèle qu'il souhaite pouvoir régler avant ou en cours de simulation. Dans cette fenêtre le modélisateur dispose également d'objets d'observation de l'état de son modèle dans l'espace (avec des cartes) et dans le temps (avec des courbes), lors de l'initialisation puis au cours de la simulation. Cette fenêtre reçoit donc tous les éléments utiles au paramétrage et à l'observation du modèle physique. La partie basse de cette fenêtre contient des éléments de dialogue qui sont prédéfinis pour l'exécution du modèle. Ils permettent d'instancier et d'initialiser un modèle, d'exécuter le modèle pas à pas ou de le faire tourner et de l'arrêter. Il est également possible de régler différents paramètres généraux comme la temporalité du modèle, la rapidité de simulation, la procédure automatique d'arrêt du modèle ou encore la méthode de génération de nombre aléatoires. Dans ce dernier cas il est possible de fixer le même germe pour toutes les simulations, ou au contraire de fixer un nouveau germe à chaque initialisation du modèle. Pour insérer un objet d'entrée ou de sortie dans la fenêtre de simulation, on utilise comme dans toutes les fenêtres de la plateforme le clic-droit qui fournit un menu contextuel des objets que l'on peut insérer.

Figure 10 : Interface de simulation d'un modèle en fonctionnement (Proies-prédateurs)



3.2.1 Objets d'entrée

- 82 Avec les curseurs, boutons, champs textuels ou titres, le modélisateur dispose de différents objets d'interface qui s'insèrent dans la fenêtre de simulation. Ceux-ci permettent d'explicitier les paramètres du modèle pour pouvoir régler rapidement et facilement les valeurs avant le début de la simulation. Ces valeurs peuvent rester constantes en cours de simulation, ou éventuellement être modifiées entre deux pas de temps par l'utilisateur.
- 83 Les curseurs fournis dans MAGéo permettent de définir des paramètres entiers ou décimaux, variant dans une certaine plage de valeurs, et selon un certain pas. Un curseur est utilisable directement par son nom, par exemple dans les scripts d'initialisation ou de comportement. L'utilisateur dispose également de champs de texte servant en entrée comme en sortie, et différents autres objets graphiques d'interface.

3.2.2 Cartes

- 84 Une carte MAGéo est un objet d'interface de sortie constituée d'un empilement de couches. Une couche est définie par les valeurs d'un attribut d'un ensemble d'agents (*composants* ou *passagers*) d'une organisation spatiale, elle donne donc une vision synchronique d'un état donné du système. L'ajout d'une couche à une carte implique donc de sélectionner une organisation spatiale, la classe agent qui sera affichée parmi ses composants et passagers, puis l'attribut de cette classe agent qui sera représenté graphiquement dans la couche.
- 85 Lorsqu'une couche est ajoutée à une carte, un double-clic sur la légende associée donne accès au dialogue de définition de la variable visuelle qui est associée à l'attribut (Figure 11). Les paramètres d'affichage sont :
- Mode de représentation : ponctuel (par symbole) ou surfacique (zonal) ;
 - Choix du symbole (carré, rond, voiture etc.) et facteur d'échelle ;
 - Paramètres de remplissage et de contour ;
 - Choix de l'attribut à visualiser ;
 - Variable visuelle associée : nombre et limites de classes, gamme de couleurs.

Figure 11 : Définition de la légende pour l'attribut pop1999 d'agents Régions

Légende de l'agent [Regions]

Dessin d'un Agent surfacique

Représentation
 surfacique
 ponctuelle

Valeurs par défaut

Remplissage de la forme Couleur de remplissage

1 Epaisseur de la Ligne Couleur de contour

Attribut de l'agent
 Choix de l'attribut à visualiser: pop1999

Variable visuelle associée à l'attribut

	Valeurs	Couleurs
0	0	
1	100000	
2	200000	
3	300000	
4	400000	

Quantitatif

Intervalle des valeurs représentées

Min: 0 Max: 400000 Charger Min et Max des données actuelles

Définition des seuils (équidistants)

Nbr de seuils: 5 Arrondir

Gamme de couleurs

Couleur avant Min

Palette de couleurs: Vert-orange-rouge

Couleur après Max

Enregistrer la gamme de couleurs Charger une gamme de couleurs

Annuler Ok

3.2.3 Graphiques

86 Un graphique MAGéo est un objet de sortie qui permet d'observer l'évolution dans le temps d'une ou plusieurs grandeurs associées à un ensemble d'agents, il donne donc une vision diachronique d'un état donné du système. Des graphiques de différentes natures peuvent être créés pour suivre cette évolution :

- Graphiques temporels, qui représentent l'évolution dans le temps d'une quantité tels que la valeur d'un attribut ou le nombre d'agents répondant à un critère ;
- Diagrammes de phase, qui représentent l'évolution dans le temps d'une quantité en fonction d'une autre ;
- Histogrammes de classe, qui sont dynamiques et représentent à chaque instant, soit les fréquences de classes selon la répartition des valeurs d'une expression quantitative, soit les fréquences des différentes modalités d'une variable qualitative (attribut de type énuméré), d'un ensemble d'agents.

Figure 12 : Dialogue de paramétrage d'une courbe (ici un diagramme de phase)

87 Ces différents graphiques se construisent aisément à l'aide de l'interface graphique de MAGéo, réduisant la programmation à la seule rédaction de quelques expressions (une ou deux selon le type de graphique) définissant les quantités considérées (Figure 12).

3.2.4 Le temps

88 MAGéo propose des outils de modélisation du temps qui permettent de définir le repère temporel qui positionnent le temps formel des itérations dans le temps simulé, par une origine et une unité exprimée en nombre d'itérations au cours de l'unité de temps. On choisit également les sous-unités de temps à afficher et le format d'affichage de la date dans l'interface.

89 La définition d'un repère de temps ajoute des possibilités pour la description du comportement des agents, notamment à travers certaines fonctions du langage MAGéo. A titre d'exemples, la fonction booléenne *AtTic(i)* permet de décomposer l'unité de temps pour effectuer une première action par tous les agents avec la pertinence *AtTic(0)*, puis de passer à une deuxième action effectuée par tous les agents avec la pertinence *AtTic(1)*, etc. La fonction *Month()* indique le numéro courant du mois de l'année courante (valeur entre 0 pour janvier et 11 pour décembre), tandis que la fonction *Months()* retourne le nombre total de mois écoulés depuis le début de la simulation. Ce type de fonctions permet de synchroniser les comportements des agents avec le temps défini dans le repère, par exemple en indiquant qu'ils ne sont pertinents qu'à certains moments. Un comportement qui ne se déclenche qu'à chaque mois de février pourrait avoir comme pertinence : *Month()*=1. Ces fonctions permettent ainsi de définir des temporalités emboîtées lorsque l'on traite un modèle multicouche.

3.3 Des éditeurs pour enrichir les modèles

90 Plusieurs éditeurs sont proposés dans MAGéo afin d'enrichir les modèles. Ces éditeurs sont accessibles via le menu *Outils* de la fenêtre principale.

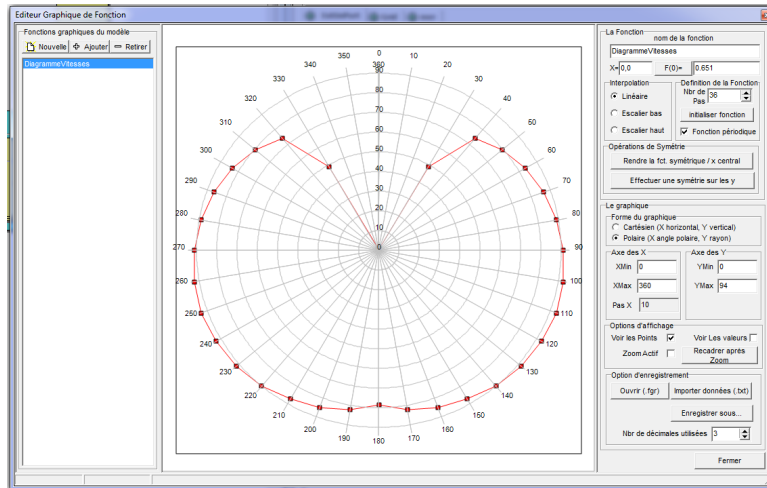
3.3.1 Editeur de fonctions

91 L'éditeur de fonctions permet la création de nouvelles fonctions directement utilisables dans le modèle. Ces fonctions reçoivent et calculent des données de type simple (nombres, texte, valeurs énumérées ou liste). Elles sont écrites par une suite d'instructions selon la syntaxe du langage MAGéo (cf. § 5). Une fonction peut prendre des arguments formels d'entrée qui sont utilisés pour faire appel à la fonction dans différents contextes lors d'une simulation.

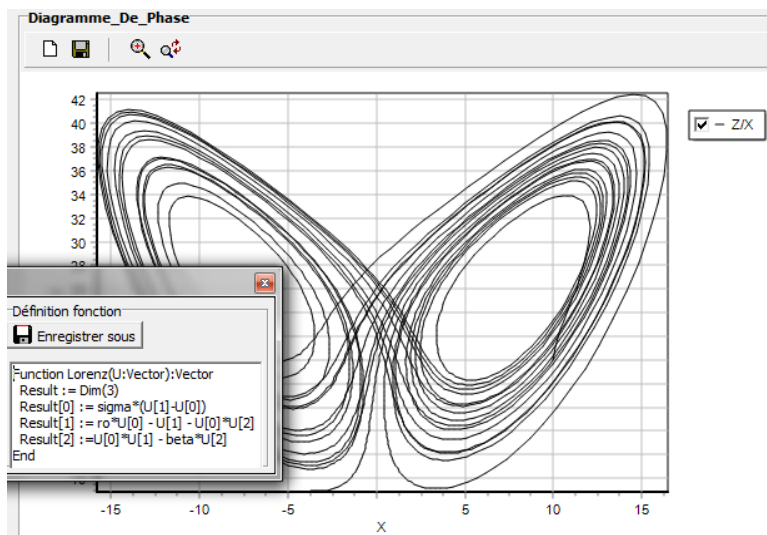
3.3.2 Editeur graphique de fonctions

92 Cet éditeur est utilisé pour créer des fonctions numériques à une variable, de façon purement graphique, c'est-à-dire par positionnement manuel des points de la courbe. Une fois défini l'intervalle de définition de la fonction, l'éditeur propose différents paramètres, notamment un choix entre une visualisation cartésienne classique et une visualisation polaire.

Figure 13 : A - Exemple de fonction construite dans l'éditeur graphique de fonction



B - Exemple de fonction définie dans l'éditeur de fonction



3.3.3 Editeur de types énumérés

93 Outre les types simples usuels (entier, réel, texte, etc.), les attributs d'un agent peuvent prendre leurs valeurs selon un type énuméré, par exemple un type définissant les occupations possibles du sol (Forêt, Prairie, Zone Urbaine). Ces types doivent être créés dans l'éditeur de types énumérés, dans lequel on définit le nom du type et ses différentes valeurs, pour pouvoir être ensuite utilisés dans la définition des attributs d'une classe agent.

3.3.4 Editeur de symboles

94 L'éditeur de symboles permet d'enrichir la bibliothèque de symboles disponibles pour la visualisation des simulations dans les cartes géographiques. La création du symbole est réalisée par un dessin vectoriel.

3.4 Deux inspecteurs pour explorer les modèles

3.4.1 L'inspecteur général du modèle

95 L'exploration d'un modèle peut être réalisée en cours de simulation à l'aide de l'inspecteur du modèle instancié, accessible par le menu *Outils* de la fenêtre principale. Il propose une visualisation arborescente et récursive d'un modèle. Cet inspecteur nous renseigne sur l'état des agents (valeur des attributs, liste des hôtes et passagers) et des organisations (liste des agents composants).

3.4.2 L'inspecteur d'agent

Un second inspecteur est activable à partir d'une carte. Pour cela il faut activer l'outil de sélection des composants



().

Un double-clic sur un composant le sélectionne et provoque l'ouverture de l'inspecteur d'agent qui affiche les valeurs de ses attributs ainsi que la liste de ses passagers. Un double clic sur un des passagers permet d'ouvrir un autre inspecteur sur cet agent. On peut également observer l'évolution de l'état de plusieurs agents en cours de simulation. On peut enfin observer l'évolution d'agents non localisés à partir de l'inspecteur général du modèle, où par un double-clic sur l'agent choisi, on ouvre l'inspecteur de cet agent.

3.5 Les fichiers

3.5.1 L'interopérabilité des modèles MAGéo

96 Un modèle MAGéo est sauvegardé sous forme de fichier XML, dans un fichier portant le nom du modèle, avec l'extension « *.mgo* ». En effet un modèle étant essentiellement structuré de manière arborescente, le langage XML convient tout à fait pour enregistrer une telle structure. De plus les fichiers XML de MAGéo sont conformes à un XML SCHEMA nommé *UAOC_SchemaXML.xsd* ce qui permet de valider un fichier en dehors de MAGéo, d'en comprendre l'organisation dans un éditeur XML et éventuellement d'en modifier le contenu. La présence d'un tel schéma offre une ouverture du logiciel en permettant éventuellement l'utilisation de ses modèles dans d'autres applications.

3.5.2 Organisation des données

97 Pour l'initialisation d'organisations complexes qui utilisent des tables attributaires, des cartes ou des réseaux, mais aussi pour initialiser des valeurs d'attributs des agents, d'autres données peuvent être nécessaires. Dans ce cas, elles sont enregistrées dans un dossier créé automatiquement lors de l'importation des données et porte le nom du modèle avec l'extension « *.dgo* ». Ainsi, le modèle est enregistré sous *modèle.mgo* et les données dans le dossier *modèle.dgo*. Ces données sont stockées sous forme de fichiers de divers formats qui sont référencés dans le fichier principal « *modèle.mgo* ». Ainsi nous aurons :

- Table attributaire en format ascii tabulé ;
- Fichiers grid ascii (format ArcView) ;
- Fichiers cartographiques : Les maillages topologiques (utilisés pour les maillages irréguliers et les réseaux), sont enregistrés selon un format propriétaire en binaire qui comprend :
 - La géométrie, ou fichier des points (extensions « *.g2D* » ou « *.g3D* »)
 - Les arcs, qui contient la structure du graphe topologique, (extension « *.topz* »)
 - Les faces, pour les maillages irréguliers (extension « *.faces* »)

98 L'importation de fichiers cartographiques issus de SIG est possible dans MAGéo à l'aide d'une application externe, « *ImportShapeFile.exe* », qui se lance lorsqu'on demande à MAGéo d'importer une carte et permet d'importer des ShapeFiles et des fichiers au format *generate* (ESRI, ArcInfo).

99 D'autres types de fichiers de données existent, par exemple pour les réseaux :

- Table des distances entre nœuds, pour les réseaux (extension « *.dist* »)
- Table des pancartes, contenant les chemins optimaux entre nœuds (extension « *.pan* »)

100 Enfin des fichiers de données générales utilisables dans les modèles sont présents :

- Fichier des symboles : ce fichier contient la description des symboles en format texte, il doit être présent dans le dossier contenant l'exécutable de MAGéo ;
- Fichiers de légendes : à tout moment on peut enregistrer la légende associée à une représentation cartographique pour pouvoir la réutiliser (Extension « .lgc »).

4 Comment MAGéo simule-t-il un modèle ?

101 Lorsqu'un modèle conceptuel est apte à être exécuté, le dialogue de la partie basse de la fenêtre de simulation permet de gérer toutes les phases de la simulation. Le bouton *init* exécute la phase d'instanciation, puis celle d'initialisation du modèle. Le système est alors dans son état initial, prêt à la simulation, soit pour exécuter un pas de temps, soit pour le faire « tourner », c'est-à-dire enchaîner l'exécution des pas de temps successifs, jusqu'à faire une pause demandée par l'utilisateur, ou jusqu'à ce que la méthode d'arrêt soit activée.

4.1 Instanciation (agents, organisations, comportements, relations)

102 La phase d'instanciation parcourt le modèle conceptuel de manière récursive depuis l'agent-modèle et instancie chaque classe d'agent pour réaliser les instances (en mémoire de l'ordinateur) d'agents individualisés, selon leur structure attributaire, leurs comportements et leur système interne. Elle instancie ensuite les relations entre classes, qui produisent les instances de ces relations entre les instances d'agents. Le système interne d'un agent est composé de références à des classes d'organisation. Ces classes sont aussi instanciées pour produire des instances d'organisations dans les instances d'agents.

4.2 Initialisation (attributs)

103 La seconde phase, une fois que les entités physiques (les instances) sont créées, consiste à définir les valeurs des différents attributs des agents et des relations, qui constitue l'état initial du système $E(t_0)$. Ces valeurs initiales peuvent être soit calculées par différents scripts soit chargées depuis différents fichiers.

4.3 Exécution d'un modèle

4.3.1 Fonctionnement général

104 A partir de l'instant initial ($t = t_0$) comme à tout autre instant ($t > t_0$), lorsqu'un modèle est exécuté, le temps du modèle passe de la valeur t à l'instant suivant $t+dt$ selon le pas de temps constant dt . Le modèle évolue alors en calculant son nouvel état $E(t+dt)$ à partir de son état $E(t)$ à l'instant t . Pour calculer son nouvel état, il doit passer en revue toutes les entités physiques actives i à tous les niveaux du modèle, dans un certain ordre, de manière à calculer leur nouvel état $e_i(t+dt)$. Cette modification se fait à partir de tous les comportements, des règles contenues dans les diagrammes de transition, des champs calculés dans les attributs, des programmes d'action des agents, de l'ordre d'exécution des organisations internes aux agents, ainsi que toutes les expressions qui permettent l'affichage et les sorties du modèle. Le modèle suit pour cela un ordonnancement prédéfini dans lequel les entités doivent être exécutées.

105 Ainsi, à chaque pas de temps et dans une logique montante, allant des entités les plus fines (terminales) aux entités les plus complexes (composées d'entités plus fines), le modèle va se transformer récursivement, niveau par niveau, pour passer de l'état $E(t)$ à $E(t+dt)$.

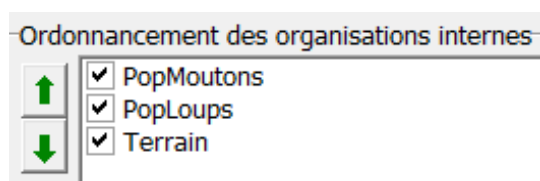
106 Plus précisément, au cours d'un pas de temps, l'agent modèle (mais c'est la même chose pour tout agent) commence par exécuter son niveau inférieur, c'est-à-dire chacune de ses organisations internes, puis il exécute son propre niveau, c'est-à-dire son *programme d'action* qui définit la manière dont ses comportements doivent se mettre ou non en action.

107 L'ordonnancement de MAGéo est donc réalisé de façon à la fois décentralisée et hiérarchisée, chaque entité étant responsable du déroulement des opérations liées à son contenu. Nous privilégions ici les rapports verticaux (d'emboîtement) entre les entités avant les rapports horizontaux (de voisinage). En d'autres termes, un agent attend que ses composants en profondeur soient calculés avant de transformer ses propres attributs par ses comportements, puis on passe à l'agent suivant du même niveau qui effectue également une descente avant de se transformer lui-même.

4.3.2 Ordonnement des organisations internes à un agent

108 Dans le cas où un agent possède plusieurs organisations internes, il incombe à cet agent de décider de l'ordre dans lequel elles s'exécuteront. Ceci peut être paramétré dans le dialogue de l'agent, où l'on peut modifier à l'aide de flèches l'ordre d'initialisation et d'exécution des organisations internes. Dans l'exemple de la *Figure 14*, l'agent global du modèle Proie-prédateur exécute dans l'ordre suivant ses 3 organisations internes : la population de *moutons*, la population de *loups*, puis l'organisation spatiale *terrain*. La modification de l'ordonnement se fait directement sur l'interface par la sélection d'une organisation et son repositionnement par les flèches.

Figure 14 : Exemple d'ordonnement des organisations internes à un agent

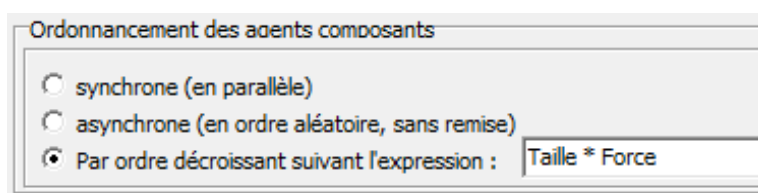


4.3.3 Ordonnement des agents composant une organisation

109 Lors de l'exécution d'une organisation, celle-ci exécute chacun de ses composants selon le choix indiqué dans *Ordonnement des agents composants* (voir *Figure 15*). Le dialogue de paramétrage d'une organisation permet de choisir la méthode d'ordonnement de ses composants. Trois types d'ordonnement sont possibles :

- **Synchrone** : les agents exécutent leurs comportements en parallèle les uns des autres. Cependant, le parallélisme parfait étant impossible sur un ordinateur séquentiel, le mode synchrone simule le parallélisme de la manière suivante : pour ne pas être influencé par un agent voisin qui aurait changé d'état avant lui, chaque agent (et pour chacun de ses comportements) calcule d'abord la pertinence à agir à partir de l'état de tous les agents à l'instant t . Une fois toutes ces pertinences calculées, les agents agissent tous en séquence. Cette méthode permet à la fois d'approcher le paradigme du parallélisme, tout en évitant des conflits entre agents. On parle dans ce cas de pseudo-parallélisme ;
- **Asynchrone** : les agents réalisent leur programme d'action les uns après les autres, dans un ordre aléatoire différent à chaque pas de temps, de façon à ne pas générer de biais systématique ;
- **Par ordre de priorité** : les agents réalisent leur programme d'action les uns à la suite des autres, par ordre décroissant d'une priorité donnée par une expression. Dans l'exemple ci-dessous, cette expression est le produit de deux attributs des agents concernés, de sorte que les premiers agents à réaliser leur programme d'action seront ceux pour lesquels ce produit est le plus grand.

Figure 15 : Ordonnement des agents composants d'une organisation



4.4 Comment s'exécute un comportement ?

110 Un comportement élémentaire est défini comme un couple $\langle \text{pertinence}, \text{action} \rangle$. Si la pertinence est positive, l'action est effectuée si aucun comportement concurrent n'a calculé une plus grande pertinence. Si plusieurs comportements sont en concurrence et de même pertinence, un tirage aléatoire uniforme est réalisé pour choisir celui qui sera effectué.

4.4.1 Ordonnancement des comportements par le programme d'action d'un agent

111 Le programme d'action d'un agent est un script de la classe d'agent qui permet de combiner plusieurs de ses comportements pour définir la dynamique finale des agents de la classe au cours d'un pas de temps. Pour cela un ensemble d'opérateurs d'ordonnancement des comportements est défini.

112 Si A et B sont deux comportements, chaque opération ci-dessous combine A et B pour former un nouveau comportement, qui est exécuté au cours d'un même pas de temps :

- l'opération « A ; B » est **la mise en séquence** des comportements A et B. Dans ce cas, A est effectué, puis B est effectué à la suite et dans le même pas de temps.
- l'opération « A | B » ou « A | B | ... | C » est **la mise en concurrence** de deux ou plusieurs comportements. Dans ce cas, c'est le comportement le plus pertinent d'entre eux qui seul sera effectué. Si plusieurs ont une pertinence maximale égale, un tirage au sort est effectué entre eux pour en exécuter un seul.
- l'opération « A ? B » correspond à un tirage aléatoire entre les deux comportements.
- l'opération « A > B » est une implication : si A est pertinent, alors A puis B sont effectués en séquence, sinon aucun des deux n'est exécuté.

113 Enfin on peut utiliser des parenthèses pour mieux structurer une combinaison de plusieurs comportements. Par exemple, dans un modèle de fourmis qui ramassent des grains éparés et tentent de les rassembler en tas, on pourra écrire le programme d'action :

(ramasse | dépose) ; bouge

114 Le comportement *ramasse* est pertinent si la fourmi n'est pas déjà chargée et s'il y a un grain isolé à prendre où elle se trouve, le comportement *dépose* est pertinent si elle est chargée et s'il y a d'autres grains à proximité, enfin le comportement *bouge* est tout le temps pertinent. Selon l'ordonnancement de ces 3 actions élémentaires, la fourmi met donc en concurrence les actions ramasse et dépose, puis enchaîne avec l'action bouge.

4.4.2 Ordonnancement des règles de transition dans un diagramme de transition

115 Comme on l'a vu, un diagramme de transition est un graphe dont les sommets sont les états d'une variable d'état de l'agent et les arcs sont les transitions possibles entre ces états. A chacun des n arcs du diagramme de transition est associée une règle de transition R_i , qui est un comportement élémentaire particulier. Le programme d'action implicite qui ordonnance les règles d'un diagramme équivaut à un comportement résultant R défini par :

$$R = R_1 | R_2 | \dots | R_i | \dots | R_n$$

5 Le langage MAGéo

116 MAGéo propose un langage permettant d'écrire les différents scripts présents dans les comportements et dans tout autre objet graphique. La plupart du temps, un script se résume à une expression ou à quelques instructions (comme dans la partie *action* d'un comportement ou dans une fonction). Néanmoins le langage MAGéo permet aussi d'écrire des scripts plus algorithmiques puisqu'il possède des formes syntaxiques de contrôle des langages algorithmiques, comme les tests ou les boucles⁵. Ces fonctionnalités algorithmiques sont inutiles dans la grande majorité des modèles développés sous MAGéo, ce qui répond aux objectifs initiaux de ne pas recourir à la logique algorithmique, mais permet néanmoins aux modélisateurs plus experts de les utiliser si besoin. Ce langage a été conçu pour écrire des scripts courts, de une à quelques lignes. Une expression ressemble quelquefois à une requête SQL, mais elle est totalement adaptée à la modélisation par agents de l'environnement MAGéo.

5.1 Où a-t-on besoin du langage ?

5.1.1 Scripts d'initialisation et de dynamique d'attribut et autres petits scripts

117 Le langage MAGéo est pour l'essentiel utilisé dans la définition des comportements et des fonctions, et secondairement dans les circonstances suivantes :

- Pour initialiser les attributs des agents ;
- Pour initialiser les relations (de localisation, les relations binaires ou n-aires) ;
- Pour définir l'évolution d'un attribut, dans la rubrique « dynamique » de l'attribut ;
- Pour définir les règles de transition d'un diagramme de transition ;
- Pour définir le programme d'action d'une classe agent ;
- Dans un graphique temporel, pour calculer la valeur à mettre en ordonnée à chaque pas de temps ;
- Dans un diagramme de phase, pour calculer les valeurs de x et de y à chaque pas de temps ;
- Dans un histogramme de classes, pour désigner la quantité évaluée pour chaque individu de la population, en vue de la répartir dans des classes ;
- Dans l'éditeur de fonctions ;
- Dans une organisation, pour définir sa taille.

118 Mais revenons aux comportements, où le langage prend toute son importance.

5.1.2 Scripts de comportement simple

119 Nous avons vu que le dialogue d'un comportement simple comprend trois zones de texte où se répartit le script de celui-ci : la zone des variables temporaires, la zone de pertinence et la zone d'action.

5.1.2.1 Script de la zone des variables temporaires

120 Dans la zone des variables temporaires, on écrit des affectations - une par ligne - de la forme :

```
VarTemporaire := Expression
```

121 Le langage de MAGéo n'étant pas déclaratif, la variable VarTemporaire est créée automatiquement et son type est déterminé par le type de l'expression. On peut aussi définir des variables temporaires dans la partie action si celles-ci ne sont pas utilisées dans la pertinence.

5.1.2.2 Script de la zone de pertinence

122 Dans la zone de pertinence, on doit écrire une expression en logique continue. Par exemple « Loc.Herbe > 0 » est une expression purement booléenne (avec « True = 1 » et « False = 0 »). On pourrait écrire aussi l'expression sous forme de rapport : « Loc.Herbe / MaxHerbe », qui est ici une expression en logique continue à condition que $0 \neq \text{Loc.Herbe} \neq \text{MaxHerbe}$. La pertinence produit donc un résultat logique et ne modifie pas l'état du système. Lors de la simulation, les variables temporaires ainsi que la pertinence sont instanciées dans chaque agent et mémorisent des informations propres à celui-ci.

5.1.2.3 Script de la zone d'action

123 Le code de la zone d'action est en revanche destiné à modifier l'état du système, à travers des affectations d'attributs, des appels de fonctions (par exemple de mobilité, de destruction ou de création de nouveaux agents). Chaque action est écrite sur une ligne. Par exemple :

```
Force := Force / 2
VarClone := Self.Clone()
VarClone.Age := 0
```

124 La variable Self est une variable prédéfinie indiquant l'instance d'agent qui exécute le comportement, on parlera d'agent courant. Force est ici un attribut de l'agent courant, et VarClone une variable locale de type Agent. L'appel de fonction Self.Clone() s'applique à l'agent Self, elle permet la création d'un nouvel agent identique. La notation VarClone.Age fait référence à l'attribut Age du nouvel agent VarClone.

5.2 Le langage d'expression

125 Une expression possède un type : entier (integer), réel (decimal) dont le séparateur décimal est le point, logique (logic), liste (list), vecteur (vector) ou texte (text).

126 Une expression numérique est construite par combinaison de variables définies dans le modèle (attributs, paramètres...), à l'aide des opérations arithmétiques habituelles avec des parenthèses ou des appels de fonctions, selon les règles usuelles des expressions algébriques (par exemple : $\text{Force} + 3 * (\text{age} - 17)$, ou bien : $k * \sin((x - x_0) * \pi / 180)$).

- 127 Une expression peut être de type logique (booléenne ou continue), on la construit là aussi à l'aide des opérateurs classiques (And, Or, <, IN, ...). Elle peut aussi être de type liste, ensemble ou vecteur. Une liste est une suite homogène de données (des nombres, des références d'agents, des valeurs de types énumérés comme les jours de la semaine), un ensemble est une liste sans doublons et un vecteur est une liste de nombres d'une certaine longueur (sa dimension).
- 128 MAGéo propose de nombreux outils pour leur construction, par exemple des opérations ensemblistes (Union, intersection, inclusion...), ainsi que différentes syntaxes de sélection pour affecter une liste L comme :

```
L := ALL x FROM List WHERE Condition
L := ClasseAgent.Attribut
```

- 129 Une fonctionnalité importante du langage, qui simplifie le traitement des vecteurs, est la généralisation des opérations arithmétiques aux listes de nombres. De manière générale, une opération sur un ou plusieurs vecteurs équivaut au vecteur des opérations sur ses termes. Par exemple, la somme de deux vecteurs (de même dimension) est le vecteur des sommes terme-à-terme des éléments des deux vecteurs. Et une règle d'inflation considère un nombre x comme le vecteur [x, x, ..., x], s'il est combiné avec un vecteur V = [y1, y2, ..., yn]. Par exemple :

$$x + V = [x, x, \dots, x] + V = [x+y1, x+y2, \dots, x+yn]$$

$$\log(V) = [\log(y1), \log(y2), \dots, \log(yn)]$$

5.3 Syntaxe des fonctions dépendant du contexte

- 130 Dans une organisation de type réseau, un mobile ne se déplace pas de la même manière que dans une organisation de type carroyage ou dans un espace continu. De ce fait certaines fonctions d'action, comme les déplacements, dépendent du contexte dans lequel l'agent se situe au moment d'agir.

5.3.1 Fonction indépendantes du contexte, en contexte d'agent, en contexte d'organisation

- 131 Lorsqu'une fonction est indépendante du contexte, il suffit de l'appeler par son nom avec éventuellement certains paramètres. Par exemple les fonctions mathématiques comme sin(x) sont indépendantes du contexte, on les écrit ainsi, sans autre précision. Par contre il existe des fonctions qui dépendent de l'agent, d'autres qui dépendent d'une organisation. On peut même rencontrer la nécessité de donner l'agent et l'organisation dans lequel il se situe.
- 132 Lorsque l'on doit indiquer que la fonction Fonc(x) opère sur l'agent Agt, on place la référence de l'agent en préfixe de la manière suivante : Agt.Fonc(x)
- 133 Lorsque l'on doit indiquer que la fonction Fonc(x) opère dans l'organisation Org, on place la référence de l'organisation en préfixe de la manière suivante : Org:Fonc(x)
- 134 Lorsque l'on doit indiquer que la fonction Fonc(x) opère à la fois sur l'agent Agt et dans l'organisation Org, on place les deux références en préfixe de la façon suivante : Org:Agt.Fonc(x)
- 135 Néanmoins la plupart du temps, lorsqu'il n'y a pas d'ambiguïté sur le contexte, le compilateur le trouve tout seul sans qu'il soit nécessaire de le lui indiquer. Ainsi, l'expression Réseau:MoveToward(MonTravail,30) équivaut par exemple à Réseau:Self.MoveToward(MonTravail,30), et signifie que l'agent-passager courant Self se déplace par pas de 30m sur l'organisation appelée Réseau, en direction de l'agent MonTravail.

5.3.2 Fonctions définies par l'utilisateur

- 136 Les fonctions prédéfinies dans MAGéo ne peuvent pas couvrir toutes les thématiques de la modélisation, aussi l'utilisateur peut-il lui-même définir les fonctions spécifiques à son modèle, sous forme de graphique ou par un script.

5.3.2.1 Fonctions définies par une courbe

- 137 La création d'une fonction sous forme de graphique a été décrite précédemment. Une telle fonction F(x) peut être utilisée, dans le corps d'un comportement, en précisant la valeur du paramètre d'entrée, par exemple, F(Self.force) ou F(0.2317).

5.3.2.2 Fonctions définies par un script

- 138 L'éditeur de fonctions également décrit précédemment permet d'écrire le script d'une fonction en deux parties : la partie facultative des variables temporaires, puis le corps de la fonction écrite entre l'en-tête de fonction : « FUNCTION Nom(ListeParamètres):type » et le mot de fin « END ». Le résultat de la fonction doit être affecté à la variable prédéfinie Result.

6 Bilan et perspectives

- 139 Depuis ses débuts en 2009, MAGéo a connu de nombreuses évolutions qui ont pu être testées notamment lors de sessions d'enseignement en Master de Géographie et en programme intensif Erasmus⁶. Ces sessions ont d'une part confirmé l'intérêt d'une approche de modélisation individu-centrée et spatialisée chez les jeunes chercheurs et d'autre part ont confirmé l'attrait que pouvait susciter une plateforme de modélisation aussi intuitive que MAGéo auprès de chercheurs non enclins à la programmation informatique. Cet attrait s'est également révélé lors de la présentation de MAGéo au salon « Innovatives SHS » de la valorisation en sciences humaines et sociales organisé par le CNRS et l'INSHS en 2013 et en juin 2015 ou lors des ateliers de formation du collectif MAPS (Collectif MAPS, 2014).
- 140 MAGéo V3.5 est maintenant dans un état de développement qui lui permet de modéliser des systèmes complexes spatialisés dans diverses thématiques, par exemple sur la circulation automobile en situation de catastrophe, sur la dynamique des comportements de vote ou dans le cadre de la diffusion d'épidémie. Ces différents domaines de recherche permettent de mesurer les champs d'applications de MAGéo et de faire évoluer les outils utiles aussi bien à la modélisation qu'à la simulation.
- 141 Plusieurs évolutions sont en cours de réalisation ou envisagées à plus ou moins court terme :
- L'amélioration de l'interface pour les modèles multiniveau, en particulier pour gérer les instances d'organisation dans un contexte distribué ;
 - L'introduction de la notion d'interaction, utile pour la simulation d'objets mobiles soumis à des contraintes, des objets qui s'entrechoquent, etc. Une interaction est vue comme un « comportement » particulier qui met en action réciproque et simultanée plusieurs agents ;
 - MAGéo permet actuellement de simuler très simplement les systèmes d'équations différentielles. Aussi, l'introduction d'outils de gestion de systèmes dynamiques dont les diagrammes dynamiques (Forrester, 1984) qui permettent de définir graphiquement la dynamique de variables quantitatives et simplifient la conception de systèmes dynamiques basés sur des équations différentielles est envisagée ;
 - L'introduction de composants d'observation sous forme de scène en 3D.

Bibliographie

- Banos A., Boffet-Mas A., Charbonnel S., Lang C., Marilleau N., Thevenin T., 2010, « Simuler la mobilité urbaine quotidienne : le projet MIRO », in Banos A., Thevenin T. (dir.), *Mobilités urbaines et risques des transports : approches géographiques*, Hermès, 51-88.
- Benenson I., Torrens P., 2004, *Geosimulation: Automata-based modeling of urban phenomena*, England, John Wiley & Sons Ltd.
- Bonnefoy J.-L., 2003, « From households to urban structures: space representations as engine of dynamics in multi-agent simulations », *Cybergeo* : <http://cybergeo.revues.org>, No.234, 31 janvier 2003.
- Bousquet F., Bakam I., Proton H. Le Page C., 1998, « Cormas: common-pool resources and multi-agent Systems », *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, No.1416, 826-838.
- Badariotti D., Banos A., Laperrière V., 2007, « Vers une approche individu-centrée pour modéliser et simuler l'expression spatiale d'une maladie transmissible : la peste à Madagascar », *Cybergeo* : <http://cybergeo.revues.org>, No.393, 16 juillet 2007.
- Bretagnolle A., Daudé É., Pumain D., 2006, « From theory to modelling: urban systems as complex systems », *Cybergeo* : <http://cybergeo.revues.org>, No.335, 08 mars 2006.
- Collectif MAPS, 2014, *Recueil de fiches pédagogiques du réseau MAPS : Modélisation multi-agents appliquée aux phénomènes spatialisés 2009-2014*, RNSC-CNRS.

Collier N., 2003, « Repast: An extensible framework for agent simulation », *The University of Chicago's Social Science Research*, No.36.

Daudé É., 2003, « Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion », *Cybergeo* : <http://cybergeo.revues.org>, No.255, 20 février 2003.

Daudé É., 2005, « Systèmes multi-agents pour la simulation en géographie : vers une Géographie Artificielle », in Y. Guermont (dir.), *Modélisation en Géographie : déterminismes et complexités*, Hermès, 353-380.

Delahaye D., Guermont Y., Langlois P., 2002, « Spatial interaction in the run-off process », *Cybergeo* : <http://cybergeo.revues.org>, No.213, 10 mai 2002.

Drogoul A., Amouroux E., Caillou P., Gaudou B., Grignard A., Marilleau N., Taillandier P., Vavasseur M., Vo D.-A., Zucker J.-D., 2013, « GAMA: A Spatially Explicit, Multi-level, Agent-Based Modeling and Simulation Platform », *Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*, Lecture Notes in Computer Science, Spain, Springer Berlin Heidelberg, 271-274.

Dubos-Paillard E., Guermont Y., Langlois P., 2003, « Analyse de l'évolution urbaine par automate cellulaire : le modèle SpaCelle », *L'espace géographique*, No.4, 357-378.

Forrester J.W., 1984, *Principes des Systèmes*, Presses Universitaires de Lyon.

Klopfer E., Scheintaub H., Huang W., Wendel D., 2009, « StarLogo TNG: Making Agent Based Modeling Accessible and Appealing to Novices In Artificial Life Models in Software ».

Langlois P., 1994, « Formalisation des concepts topologiques en géomatique », *Revue internationale de géomatique*, n° 4, 181-205.

Langlois P., 2010, *Simulation des systèmes complexes en géographie, fondements théoriques et applications*, Paris, Hermès-Lavoisier.

Langlois P., Daudé É., Blanpain B., Sapin E., 2010, « AOC, une ontologie formelle pour la modélisation de systèmes complexes en géographie », *SAGEO'2010, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale*, Toulouse.

Luke S., Cioffi-Revilla C., Panait L., Sullivan K., Balan G., 2005, « MASON : A multiagent simulation environment », *Simulation*, No.81(7), 517-527.

Lytinen S.L., Railsback S.F., 2012, « The evolution of agent-based simulation platforms: A review of NetLogo 5.0 and ReLogo », *Proceedings of the Fourth International Symposium on Agent-Based Modeling and Simulation*, Vienna, Austria.

Marietto M., David N., Sichman J., Coelho H., 2003, « Requirements analysis of agent-based simulation platforms: state of the art and new prospects », *Multi-Agent-Based Simulation II*, Lecture Notes in Computer Science, vol. 2581, 125-141.

Minar N., Burkart R., Langton C., Askenazi M., 1996, « *The swarm simulation system: A toolkit for building multi-agent simulations* », Working paper 96-06-042, Santa Fe Institute, USA.

North M.J., Collier N., Ozik J., Tataru E., Macal C., Bragen M., Sydelko P. 2013, « Complex Adaptive Systems Modeling with Repast Symphony », *Complex Adaptive Systems Modeling*, Heidelberg, Springer.

Phan D., Amblard F., (dir.) 2007, *Agent-based modelling and simulation in the social and human sciences*, Oxford, Bardwell Press.

Pumain D., Sanders L., Mathian H., Guerin-Pace F., Bura S., 1995, « SIMPOP, A Multi-Agents Model for the Urban Transition », in Sikos T., Bassa L., Fischer M. (eds), *Recent Developments in Spatial Information, Modelling and Processing*, Budapest, Studies in Geography in Hungary

Railsback S.F., Lytinen S.L., Jackson S.K., 2006, « Agent-based Simulation Platforms: Review and Development Recommendations », *Simulation*, No.82(9), 609-623.

Tranouez P., Daudé É., Langlois P., (2012), « A multiagent urban traffic simulation », *Journal of Nonlinear Systems and Applications*, vol. 3, No.2, 98-106

Varela F., Maturana H., 1994, *L'arbre de la connaissance*, Addison-Wesley.

Varenne F., 2011, *Modéliser le social*, Paris, PsychoSup.

Wilensky U., 1999, *NetLogo*, <http://ccl.northwestern.edu/netlogo>, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern Institute on Complex Systems, Northwestern University, Evanston, IL.

Notes

1 Pour une revue et une comparaison des plateformes, voir <http://www.openabm.org/page/modeling-platforms>

2 La notion d'interaction utilisée dans cet article est celle définie dans (Langlois 2010, chap. 6, *l'interaction spatiale*) qui propose que l'interaction entre des entités spatiales est le résultat d'interactions élémentaires entre couples d'entités. Une interaction élémentaire entre deux entités est un changement d'état simultané de ces entités (c'est-à-dire au cours d'un même pas de temps), qui est provoqué par l'action d'un médiateur. Une interaction de flux entre des entités spatiales est le résultat des interactions élémentaires médiatisée par ce flux qui provoque le passage simultané d'une certaine quantité (de matière, d'énergie ou d'information) d'une entité à l'autre, modifiant ainsi l'état du stock dans chaque entité au cours du temps.

3 Voir méthode SADT par exemple : http://en.wikipedia.org/wiki/Structured_Analysis_and_Design_Technique

4 Libre au sens où elle n'est pas imposée par le méta-modèle de MAGéo, mais laissée à la liberté du modélisateur.

5 Par exemple les tests : *IF condition THEN BlocAction1 [ELSE BlocAction2] ENDIF*, les boucles : *LOOP n BlocAction ENDLOOP*, ou encore : *FOR x IN liste DO BlocAction ENDFOR*

6 <http://www.unil.ch/mastergeographie/home/menuinst/ateliers-master--stages/intensive-program---mgm.html>

Pour citer cet article

Référence électronique

Patrice Langlois, Baptiste Blanpain et Eric Daudé, « MAGéo, une plateforme de modélisation et de simulation multi-agent pour les sciences humaines », *Cybergeo : European Journal of Geography* [En ligne], Systèmes, Modélisation, Géostatistiques, document 741, mis en ligne le 02 octobre 2015, consulté le 04 octobre 2015. URL : <http://cybergeo.revues.org/27236> ; DOI : 10.4000/cybergeo.27236

À propos des auteurs**Patrice Langlois**

CNRS, UMR IDEES 6266, CNRS-Université de Rouen, Professeur des Universités
patrice.langlois@univ-rouen.fr

Baptiste Blanpain

CNRS, UMR IDEES 6266, CNRS-Université de Rouen, Ingénieur de recherche
baptiste.blanpain@univ-rouen.fr

Eric Daudé

CNRS, UMIFRE CSH 20, CNRS-MAE Delhi, Inde, Chargé de recherche
eric.daudé@univ-rouen.fr

Droits d'auteur

© CNRS-UMR Géographie-cités 8504

Résumés

Cet article présente MAGéo (Modélisation Agent Géographique), une plateforme de simulation multi-agent dédiée aux problématiques spatialisées et multiniveau, suffisamment visuelle et intuitive pour être accessible aux utilisateurs sans expérience en programmation informatique. La plateforme MAGéo intègre en un seul outil toutes les phases du cycle de vie d'un modèle, de la conception à la réalisation et jusqu'à la simulation dans l'espace et le temps permettant la validation. Ce cycle est réitérable dans une spirale de complexification progressive. Chaque modèle est conçu sous forme graphique à travers son modèle conceptuel (ou ontologie) et le modélisateur construit une interface graphique de pilotage et d'observation propre à chaque modèle. Ces constructions se font sous forme graphique, à l'aide de boîtes

et de relations à organiser et à paramétrer. L'ontologie du modèle repose sur le méta-modèle AOC qui intègre les entités Agent, Organisation, Comportement et qui permet de décrire des modèles complexes et multiniveau. Le modèle dynamique est exécuté dans l'interface de simulation à l'aide de différents objets graphiques de paramétrage du modèle, tels que curseurs, boutons, boîtes de saisie, ainsi que des cartes et des graphiques pour ses sorties. L'ensemble de ces éléments font de MAGéo un logiciel de géosimulation idéal aussi bien pour l'apprentissage des systèmes complexes spatialisés et de leur modélisation, dans le cadre d'activités d'enseignement et de séminaires de formation par exemple, que pour les activités de recherche en SHS. MAGéo permet d'imaginer une gamme très importante de modèles dynamiques et répond donc aux besoins des modèles les plus exigeants. Enfin la rapidité et la transparence dans laquelle sont construits des modèles font également de MAGéo un outil de construction de prototypes de modèles de complexité croissante très utile dans les projets pluridisciplinaires.

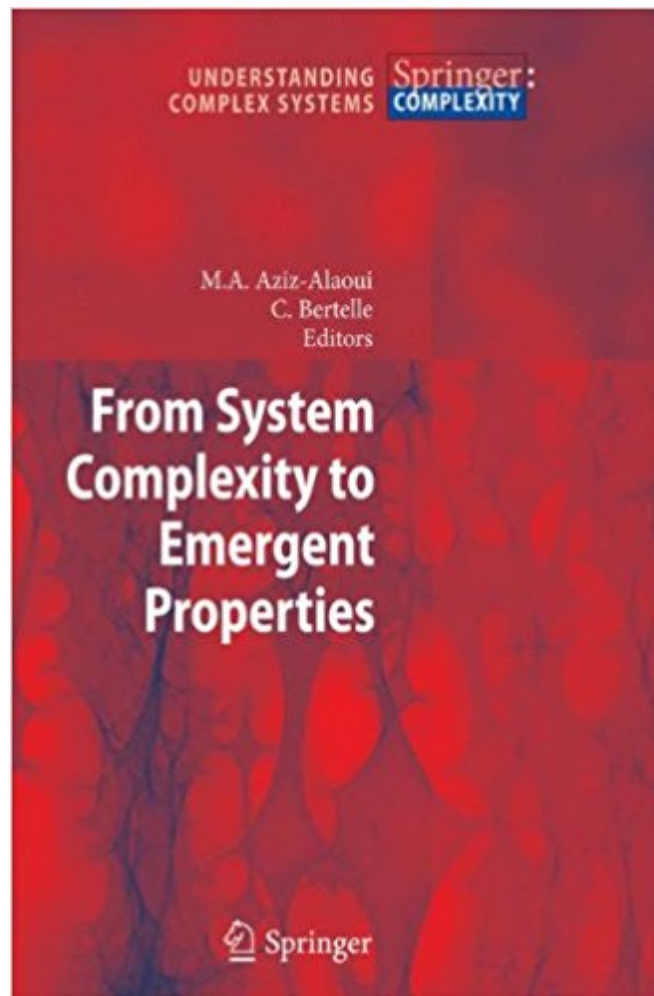
This paper presents MAGeo (Modeling Agent in Geography), a user-friendly agent-based simulation tool dedicated to spatialized and multilevel researches. Model development with MAGeo does not require any particular programming skills. The conceptual model is realized through graphical objects, such as boxes and links to organize them. Model's ontology is based on the following three entities: Agent - Organization - Behavior that allow the building of multilevel model. The modeler has access to the simulation window in order to develop its model's dynamic. Simulation model is built using cursors and other graphical tools to parametrize the model, as well as maps and graphs to explore model's behavior. MAGeo is readily accessible to social scientists which aim to develop spatialized and complex models but without programming skill. Because learning MAGeo and developing model is not time-consuming, MAGeo is also well designed for teaching complex system. Finally its graphical approach produces perfect systemic and multilevel graphics for communication in multidisciplinary teams.

Entrées d'index

Mots-clés : plateforme de simulation, modélisation individu centrée et spatialisée, systèmes complexes, simulation multi-agent, ontologie

Keywords : simulation platform, Agent Based Modeling (ABM), complex systems, Multi-Agent Simulation, ontology

- VI. Daudé É., Provitolo D., Dubos-Paillard E., Gaillard D., Eliot E., Langlois P., Propeck-Zimmermann E., Saint-Gerand T. (2009), *Spatial risks and complex systems: methodological perspectives*, in Aziz-Alaoui M., Bertelle C. (ed.), *From System Complexity to Emergent Properties*, Springer, pp. 164-178.



Spatial risks and complex systems : methodological perspectives

Eric Daudé¹, Damienne Provitolo², Edwige Dubos-Paillard², David Gaillard³, Emmanuel Eliot⁴, Patrice Langlois¹, Eliane Propeck Zimmermann³, and Thierry Saint-Gérard³

¹ MTG Lab., UMR-IDEES 6228, Rouen, France

eric.daude@univ-rouen.fr

patrice.langlois@univ-rouen.fr

² ThéMA, U.M.R. 6049 C.N.R.S. Université de Franche-Comté, France

damienne.provitolo@univ-fcomte.fr

edwige.dubos-paillard@univ-fcomte.fr

³ GéoSysCom Lab., UMR-IDEES 6228, Caen, France

gaillard_geo@free.fr

eliane.propeck@unicaen.fr

thierry.saint-gerand@unicaen.fr

⁴ CIRTAI Lab., UMR-IDEES 6228, Le Havre, France

emmanuel.eliot@univ-lehavre.fr

Summary. Research on risk and industrial catastrophes question the complexity theories. Besides the concepts of complexity which lead us to reconsider concepts of risk, hazard and vulnerability, we propose to think about more practical aspects, for example the modelling of human behaviour in crisis situations. The link between concepts as critical self-organization, emergence, bifurcation, and the methods in the Distributed Artificial Intelligence (DAI) used to model them is however difficult.

In this paper, we present ongoing analysis on the key concepts of risk science, such as hazards and catastrophes. We propose to enrich them with complex systems theories. First, we present methodological perspectives of the DAI, for example multi-agent systems, and compare them with other simulation methods used in the context of risks. Secondly, we present the MOSAIC model (Modelling and Simulation of Industrial Accidents by Individual-Based methods) which gives possibilities to simulate the behaviour of individuals during an industrial accident. The project and the MOSAIC model aim to explore the effects of a major industrial accident on public health. For instance, the emission and the spread of a toxic gas in an urban environment may be a serious danger for the human health. Thus we propose to study the consequences of this type of event in order to reduce the vulnerability of the populations. In the model, we emphasize both on spatial and behavioral dimensions (ie. mobility and perception of risk).

160 E. Daudé, D. Provitolo et al.

All these questions lead us to use different methodologies of analysis. For example, concerning mobility, the daily traffic can be simulated at a meso scale: a road axis for example. In that way, we aim to simulate the global dynamics of the network from the modelling of flows on arcs of the network (modulated according to the time of day and the day of week). Yet, we plan to use classical models (for instance equilibrium models) because they give an "average image" of the flows of vehicles on the arcs. Based on this first structural mobility, it is then possible to consider "a change of level" regarding both the representation and the analysis: if a risk occurs or if a specific context disrupts the structure. As a consequence, from a management of flows on the arc, we turn to an analysis of the individual behaviours in a multi-agent system.

1 Introduction

Cities are high-risk areas. Every year, around one hundred urban disasters are observed. One third of these disasters break out in the metropolises over 500 000 inhabitants, although smaller cities are affected, too. These natural and human disasters emphasize the vulnerability of the urban areas, where more and more people live. In urban areas, risk may be linked with natural disasters (earthquakes, tsunamis, volcanic eruptions, typhoons or drought), technological (industrial outbursts; air, water or ground pollutions), social or even the result of "domino effect". "Domino effects" are caused by a set of hazards that leads consequently to the disaster event. In other words, the activated hazard (natural or technological) may cause derived hazards which are thus sources of new disasters. In the cities, the complex risks, which integrate several risks, are more frequent than the sector-related risks. Our case study is the diffusion of a toxic cloud caused by the explosion of an industrial plant and its spread in an urban area. Aim of this research is to study, through modelling, the consequences of this kind of events on the population and especially on their mobility behaviours, in order to reduce the vulnerability of networks. If some models, such as fluid dynamics, seem to be efficient to handle the structural traffic in a network, they seem to be less useful if we aim to model a disrupted situation. Agent-based models offer a solution. They allow, during the time of the event, to switch from a management of flows at the level of arc, i.e. the road of a network, to a formalization of behaviours at the level of the individual. This methodology is more appropriated to deal with different situations, and especially for the analysis of panic for which nonlinear dynamics are important. Nonlinear means that very small variation on the model parameters (for example, the number of population susceptible to panic) have significant effects on the evolution of the system (from non-panic to collective panic), which is qualified as a bifurcation. In this paper, we will first go back over the concepts of the science of risks, such as hazard and disasters, that we will reformulate and enrich through the theory of complex systems. We considered risks and hazards from the point of view of complexity, and especially through the theory of self-organization and critical behaviour. Second, we will

present briefly the MOSAIC project designed to simulate the behaviour of individuals facing an industrial accident.

2 Risks and complexities

Hazard and vulnerability are two key concepts to define risk. After delimiting them briefly, we will question them in relation to the theories of complexity, especially that of self-organized criticality [3].

2.1 The risk, a compound of hazard and vulnerability

Natural, societal or technological risks (R) are essentially tackled through two key concepts: hazard (A) and vulnerability (V). The risk is a measure crossing hazard and vulnerability according to a function $R = f(A, V)$. In this acceptance, and as A. Dauphiné emphasizes [4] it, a disaster is a reality whereas a risk is a probability. Hazard is generally defined both as a probability to occur and as an intensity. Regarding environmental risks, hazard is a probability which results from the frequencies observed on a long time scale. On the contrary, regarding technological risks, the probability to occur is less relevant because of the infrequency of these risks and of the theoretical absence of another occurrence in the future, except if we consider a natural cycle of Human mistake. In order to put off this limit, one tries to find the conditions liable to trigger a harmful event for people and equipments. An event tree analysis can be implemented to identify these causes and effect sequences as well as to determine theoretical probabilities. Next to probability, intensity of the phenomena is the second dimension of hazard. It depends on the duration of this phenomena and of the considered area. Intensity is often employed to define the areas of protection surrounding industrial sites for example, which leads us to the concept of vulnerability. Regarding risk, most of the studies use to focus on hazards but less on vulnerabilities. Because vulnerabilities use to appear during the disasters, we need to consider the human impacts of such events. Both risk and disasters may endanger cities, regions, countries and even the world.

The probability to occur and the intensity are thus the two key elements of studies which deal with hazard, but both of them become significant if the stakes, also called here the targets, have an interest recognised by a society at a particular time.

Vulnerability generally expresses both the measure of a damage to equipments and people and the ability of a society to resist a disaster. The determination of the vulnerability at a global level thus depends on the stakes exposed to a hazard and on factors of vulnerability (sensitivity of population, resistance of houses and premises, but also the quality of risk prevention, the management

162 E. Daudé, D. Provitolo et al.

of disasters with supervision and alarm systems). So, the identification of the stakes potentially important for the system in question is needed: people for an epidemic, buildings and population for an earthquake, biological factors for an oil slick... However, the existence of "domino effects" add difficulties to analyse the stakes. For instance, an earthquake destroying buildings may also cause victims among their inhabitants and may provoke an industrial accident whose consequences may be the flow of toxic products in a nearby river. These multi-risk scenarios are feared, especially in countries like Japan. In order to take into account this complexity, we can either use synthetic indicators based on qualitative studies or model and simulate the dynamics of such systems [5].

2.2 Complexity, bifurcation and resilience

In order to integrate the theories of complexity in the study of risks, we have to face a major challenge: that of time of processes and their interactions. Following the above concepts, risk is defined as a probability of spatial interaction between sources and targets. From this definition, the probability of setting off the source is defined as the hazard and the probability of reaction by the target is defined as the vulnerability (Fig. 1). The complexity of phenomena

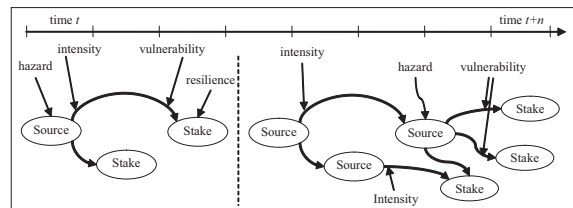


Fig. 1. Interactions between sources and stakes

implies that risks are interlinked: from the successive interactions, each target may become the probable source of a new event. These sequences of events both occur through different temporalities, and in one or several territorial dimensions. Risk is thus a spatial and temporal concept. This approach of risks in a dynamic approach would partly explain the gap between the extent and forms of disasters (what is observed) and the extent and forms of risks (what is probable) that we generally define with concentric buffer zones. In this conception of risk as a spatio-temporal process, it is fundamental to distinguish:

- Hazard, as the probability for a source to change its state in a qualitative and eventually quantitative way, at a time t . This change of state depends

on the problem: for instance, in the case of an epidemic and at the individual level, it refers to the transition from a susceptible to an infected state;

- Intensity, as a measure of the quantity of energy released by a source (output), from its change of state and towards the outside. If the reference period of the study of intensity is relatively short, then we can comprehend it, not as a simple result, but as a process which describes the behaviour of energy in time and space. For example, the study of the diffusion of a toxic cloud after its release in the atmosphere;
- Vulnerability, as the probability for a stake to be disrupted by the energy released by a source, and thus to change its state (qualitatively or quantitatively). This probability is the result of a process which describes how the stake behaves to protect its entrances from the exits of the source, and the quantity of energy which gets into the stake. For example, the level of individual's sensitivity to panic behaviours which are displayed around him, and thus the probability for him to panic;
- Resilience, as a measure which describes the ability of the stake to adapt to change after a disturbance. For example, how individuals recover from a situation of individual, and eventually collective panic?

This last concept, richer than that of resistance already mentioned, is differently defined in the scientific literature. Coming from physics, the notion of resilience defines the ability of a material to rebound after a shock or after a continuous pressure [6]. The notion is also used in the field of psychology, of ecology and of social sciences. In ecology, Holling [7] defined it as the magnitude of disturbance that a system may absorb, without any change of its behaviour, i.e. with the ability to return to the same equilibrium. It is called "ecosystem resilience" or "ecological resilience". In the social sciences, Dovers and Handmer [8], Berkes and Folke [9] use the notion of "proactive resilience" to take into account the process of learning and anticipation of the societies towards the future. Thus, all these definitions focus on the times of return to the equilibrium state after a disturbance. However, dynamic systems may present several equilibrium states, i.e. the system may either find again its original equilibrium state or tend to a new one, after a bifurcation. Because a disaster may be considered as a dynamic system, we can evaluate the resilience from the phase spaces and the time used by the system to find again its original state or to present a new equilibrium state. In brief, the concept of resilience overcomes the boundaries of the disciplines because all the systems (either physical or social) are subject to disturbances and are thus more or less resilient to them. In addition, the concept of resilience is suitable for the disaster studies because the disasters combine social, economical and physical parameters. Some researchers have suggested, in order to reduce the damages of disasters and thus to minimize the vulnerability of exposed elements, to adopt a management strategy of risks based on this concept of resilience [10–12] in the sense of the ability of a system to return to a single

164 E. Daudé, D. Provitolo et al.

steady or to a cyclic state after a perturbation. In the same way, the UN International Strategy for Disaster Reduction (UN/ISDR) has also adopted the term resilience. It is defined by the degree to which a social system is able to organize itself and to increase its capacity for learning and adaptation.

This overview of the main concepts used to define risk enlightens the complexity of the objects considered: they may be successively sources and targets, and damages may have most of the time indirect origins with the first phenomena. In addition, according to the type of event, a same structure of interactions between a source and a stake may be a positive or negative part of vulnerability. The traffic network is a good example. If it is known to be a driving force for an epidemic hazard, it is however considered as useful for a fire hazard. Therefore, an analysis of network vulnerability in the field of risk studies is fundamental. In the case of panic phenomena, we find this same kind of complexity. In a situation of panic, the most vulnerable individuals to the intensity of the phenomenon (for example the diffusion of a toxic cloud) can quickly change their behaviours: from a state of non-panicking population to that of population in panic. If for the French school on the one hand, the terrified individuals are submitted to their gregarious instincts and irrational behaviours, for the American school on the other hand, the individuals keep forms of lucidity, abilities to analyse the situation and to take decisions: copying the neighbours, escaping... [13]. How irrational individuals may be or not, the non-linear interactions are very important in the diffusion of a panic. A few individuals may spread a panic among a whole group [14]. The crowd as a whole can then become a source for other human and technological stakes. The self-organization theory is well adapted to give an account of the emergence of such phenomena for which little local disruptions may product global and unpredicted events.

The self-organization theory identifies the principles which allow us to describe how a system creates his own behaviour at a global level, persisting in time and space, from the numerous interactions among entities displaying at one or several lower levels. These interactions are generally local ones, develop in the vicinity of each other, and such systems are characterized by the absence of planning: no global control which would pilot such structure, such behaviour, or such form. These kinds of systems are called "emergent systems" because their developments are not fully explained by the properties of entities at lower levels.

As most of natural or technical systems, self-organized systems are not systems whose equilibrium is permanent. The activity of a system, dynamic and open to the outside like all the living systems, is in evolution. Self-organized systems arrange their behaviour in relation to certain points in their environments. Order in an interconnected system of element arises in the vicinity of attractors, which create and maintain patterns within the system. Evolution

between attractors can be cyclic like prey-predator systems. Such systems are characterized by phases of intense activities: the curves of population linked to the two groups reversing more or less regularly along the time. Otherwise, the system can evolve towards a stationary state, converged on a point of attraction and absorbing progressively its activity. The activity of the system can lead it through different states through the time. This switch from a state to another is situated close to a point of bifurcation that may lead towards chaos.

In an earlier work, we explored the different phases of activity of a system from the example of the logistic function often linked with diffusion processes [15,16]. When the system evolves from a bifurcation threshold, the transition from one state to another qualitatively similar refers us to the concept of resilience. The stability of self-organized systems goes hand in hand with a possibility of change which explains that all living systems go through different phases during their activities. These phases are theorised by the criticality [1 op. cit.], which shows that all self-organized systems evolve towards a critical state and that a small and local disruption is sufficient to make the system change. This phase is characterized by a system which goes into a phase of mutual and global interaction during which the level of connections and interdependences of the elements of the system is maximal.

If they are useful in a heuristic context, such concepts are however difficult to use when one wants to apply them or to spot them in an empirical way. How knowing if a particular system comes from a decentralised context or not? How qualifying, identifying the emergent phenomena in such systems? How evaluating the intensity of relationships between elements at the same level and between the elements at different levels? How measuring resilience in a system? From measures based on particular methodologies? Systemic measures? Indicators? These uncertainties lead us to propose simple models of the complexity. This way of modelling is based on a constructivist approach for which the principle of parsimony is the crucial point for scientists who wish to tame the "artificial creatures" they build.

3 Simulating panic phenomena: methodological orientations

The aim of the MOSAHC project is to study individual behaviours and their consequences during an industrial accident, and mainly through an analysis of the traffic network vulnerability. The hypothesis of this project is that any traffic system, made of numerous mobile entities in mutual and environmental interactions, tends to evolve towards a critical state. A small fluctuation may thus disturb the system toward a phase which considerably increases the vulnerability of the persons if the origin of the disturbance, even indirect, is a technological or natural event. The experimentation in this field is of course

166 E. Daudé, D. Provitolo et al.

either hardly conceivable or difficult to realise. Thus, the modelling methods and computer simulation offer an interesting option.

3.1 An environment of risk where hazard and vulnerability are statistically weak

According to Dauphiné's classification of risks [2 op. cit.], our case study belongs to the category of local and short time events. The analysis of technological disasters is especially relevant today in a context of urban growth leading to a proximity between residential areas and industrial plants, and after recent industrial events (AZF in Toulouse, Mède in Marseille...).

The gap between the dynamics of an observed disaster and the structure of the risk generally estimated in cities is partly explained by environmental factors. In urban areas, the variety and the number of sources and targets may grow during the event. This fact is partly the result of the proximity of elements and of the growing interactions between them. However, the main characteristics of these environments for the individuals are both the quality of buildings to confine and the traffic network in order to escape and to be rescued. As a consequence, based on the conception of risk developed in 2.2, we view global risk as a measure of all the local and contextual risks that can be observed in a situation, and for which the sequence of interactions is determining for the magnitude of the risk and of the disaster. Thus, the source is an object partly submitted to hazard and probabilities, whose outputs are a quantity of energy released (virus, toxic cloud, individual aggressiveness, physical pressure...). This energy moves in space depending on the nature of the released energy. In order to counter the flows and to prevent the target stakes from being reached, preventive measures can be taken to limit the vulnerability upstream: alarms, buffer zones, educational measures etc. Aim is to reduce the inputs to the target objects (stakes). However, if the quantity of energy coming in the stakes is important, then these last may have a high probability to become targets. These last will then determine the outputs towards new stakes (Fig.1).

In this conception of global risk as a dynamic process in which the sequences of phenomena may be numerous, the MOSAIC project proposes to focus on individual behaviours and on vulnerabilities linked to them. Thus in this project stakes and sources are humans.

3.2 The vulnerability of traffic networks during disasters

Studies dealing with vulnerability of systems need to take into account the constraints that both time and space present. The spatial level has to be defined. If a disaster may destroy a system, this last is - most of the time - a subsystem belonging to a bigger system which may not be disturbed by this

disaster. Once the spatial level of the vulnerable system is both defined and analysed, elements and interactions of the system have to be recognized. In this paper, we will especially focus on the vulnerability of traffic networks in order to estimate its consequences on the exposed populations.

Self-organised and stable systems

We aim to explore the vulnerability of the transport networks because disasters use to disrupt the territorial organisation. The disasters may sometimes affect nodes or areas, but they often affect networks. The energy, the information and the transport networks are often the most fragile. Their vulnerability is associated with their properties of connectivity. Anisotropic networks are thus more vulnerable than polarized ones. The violent disruption of the network connectivity may thus create a lack of autonomy and may disorganize the territory. Yet, a better understanding of both the forms and the connectivity of networks contribute to improve risk prevention and risk management policies. Traffic networks may be directly or indirectly the origin of a disaster. For instance, the transport of dangerous materials in cities is a factor which tends to increase hazards. In this case, a mobile source (a truck) is not submitted to the same types of control and is not classified in the same category of risks as a static source (a factory). In addition, the nature and the quantity of stakes may vary during the shift of the object. An other aspect concerns the stakes and the vulnerability, and the need to qualify the role and to quantify the impact of traffic networks on a disaster. Urban environment is strongly restricted by its traffic network and may create use conflicts between the 'active' or 'passive' actors of the crisis. As one of the options to avoid epidemics is to isolate individuals [17], a sound management of technological disaster would propose to evacuate them out of a perimeter and then to confine them beyond a security line. However this strategy is rarely used and, in fact, is difficult to implement.

Different individual strategies and behaviours coexist during an accident. We can summarize these strategies by considering two forces: a centrifugal one (moving away) and a centripetal one (moving closer) [18]. These two forces, constrained by the reticular environment which limits the possible paths may produce three types of movement or flows within the network: a flow in the opposite direction of the source, a flow towards the source, and a parallel one (the source is a front) or perpendicular one (the source is a point) to the source. According to the connectivity of the network¹ (Fig. 2) and the area where the event is located, the different types of mobility will be more or less possible in a given perimeter. In this context, how characterizing the "nor-

¹ we use the connectivity index β [19] which is based on non oriented graphs, and can be calculated by carrying over the number of nodes (s) to the number of links (l): $\beta = l/s$

168 E. Daudé, D. Provitolo et al.

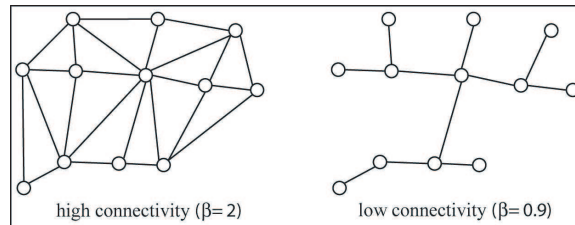


Fig. 2. Two graph models of a road network

mal” regime of a network and how detecting the change of this regime toward an exceptional activity? This new regime could be considered as a precursory sign of dysfunctions in the system, and in our case of a possible disaster.

The average regime observed in a traffic network can be written with a function A which represents the functional dynamics of the system. It is an indicator of the level of the functioning of the system at a time t .

$$A_i = tmp_i - tp_i \quad (1)$$

where tmp_i is the average traffic on the network at a time i and tp_i is the instantaneous traffic on the same network. Within this framework, tmp correspond to a traffic modulation on different routes which are always the same in the network and at different moments in a day. The global tmp , as shown in the Figure 3, is an average value at different hours of the day (continuous line on the graphic). For example, the tmp indicates the average value of density for a week day (for instance at 8am, in the graph from the southernmost point to the northernmost one) (Fig. 3). We can select a standard day to analyse the variability of situations, and thus to observe the consequences on the dynamic of a technological accident. Doing this way, we observe three very different types of daily modulations: the working days (JO), Saturday and the days before official holidays (SVF), Sunday and days before official holidays (DJF)². This typology emphasizes the intervals between different days at the same hour. In addition, it allows us to compare the average hourly values between them in order to give a qualitative level of the functioning of the network: a level of fluidity, for example (horizontal continuous line on the graphic).

At the same level of analysis, the tp_i is the traffic observed on the network, measured ‘in live’ during the simulation. So if the tmp is an estimation cal-

² This parameter (C) is equal to the hourly traffic car average on an axes (VMH) divided by the daily traffic car average (VMJ), divided by 24. Thus, $C = VMH/(VMJ/24)$, this parameter has an average equal to 1.

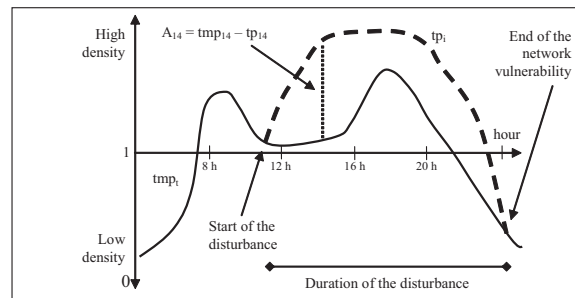


Fig. 3. Comparison between a diagram of disturbance and a series of daily average values

culated from a counting during a period of time, then the tp_i is the traffic in the network, or in a path, observed at a given moment. For example, the tp_8 value indicates that at 8am on the 2nd of August, n vehicles are in the graph from the southernmost point to the northernmost one.

As a consequence, if the A_i value is positive, the traffic on the section is, on average, higher at this hour and during this type of day, than the traffic recorded at the moment i . On the contrary, if A_i is negative, the traffic, observed at the moment i on the network, is higher than the average traffic. The advantage of such a formalization is to show, at which moment the system enters in a disrupted phase, the duration of this phase, its intensity and at which moment the system recovers its stable regime.

Such a diagram presents our conception of the traffic network: a complex, stable and partly self-organised system whose dynamic is independent from the entities which constitute it. Although the entities (cars, pedestrians), may change, the laws which organise it remain. Yet, there is an autonomy of the traffic in relation to its constituent elements. The existence of dynamic independent patterns at a meso level of the network will lead us to model this dynamic at a meso level: for example with differential equations. But how switching from this modelling of the dynamic at a meso level to a modelling at a level where micro-changes have impacts on the global functioning?

Phases of criticalities

Why a system may move from a attraction point to another one and thus globally move away from the average observed traffic? Our hypothesis is that changes of aims and motivation within a group of individuals favour this bifurcation. These individual changes will be all the more quickly transmitted

170 E. Daudé, D. Provitolo et al.

to the whole people (a total correlation between the elements of the system [1 op. cit.]) since they will be constrained by a network and a territory whose capacities of adaptation on a so short period is nearly non-existent. Only few entities have to change their behaviour to produce feedback effects on a part or on the whole system. Yet, its properties may be changed partly, temporally or on a long term basis. This criticality of the system is all the more high since we are situated, in the space of parameters, in a zone of instabilities which are characterised for example by a level close to congestion. The possibility for the system to bifurcate is all the more high since the degree of freedom of the entities in the system is weak, and since interdependence becomes global. In our case, that means that hazard and vulnerability factors are all the more important since the number of individuals circulating in the network and in the urban area is high. The diagram in Figure 4 presents these ideas. It combines the density (number of vehicles on an x axis) and the flow (number of vehicles along an y period of time). This diagram is in general estimated and observed on small intervals of space and time, in order not to combine different states of traffic.

So the density is low if the individuals adopt the speeds of their choices only limited by statutory constraints. On the contrary, if both the density or the rate of occupation of the way rises, the traffic is more and more constrained and, beyond a certain limit - a critical density (K_c) - it reaches the congestion. We plan to model the micro level dynamics close to this threshold: for example, the variable of density will be converted into a list of agents on the relevant axes. In a next step, we will define the properties, methodologies, aims or strategies of these agents. The state of traffic thus goes through different

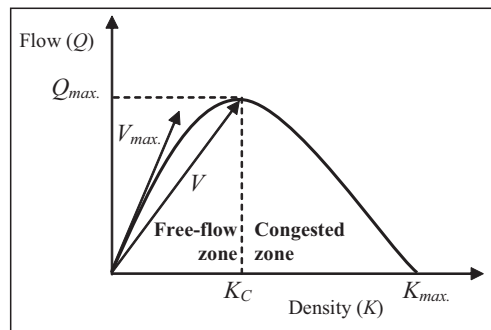


Fig. 4. Parabolic diagram: estimating congestion with flow and density

points, a possible trajectory leading to K_{max} : points of attraction which

indicate a full saturation of the road, or even of the network. The network resilience is thus the ability of the network to move to a point of attraction below the critical threshold K_c : a point that we plan to discover thanks to the analysis of the behaviour of the agents.

4 Conclusion

The analysis of the network vulnerability, measured by its trend to maintain a phase of global disturbance, proposes to stress one of the elements of complexity of disasters: the interactions between individuals and territory as well as between individuals.

Despite this paper as well as the MOSAIC project both focus on a particular category of risk, these reflections may lead us to suggest a more general model dealing with human behaviours in situations of crises. Thus, this model may be applied to other categories of risks that imply population shifts in strongly constrained spaces. Such a model offers an opportunity to test a great variety of behaviour scenarios as well as to analyse the incidence of the network structure on behaviours. Besides these different tests, we plan to study to which extent individual behaviours are likely to lead towards a critical point, even during situations when events occur far away from a critical phase.

At last, this project plans to provide a cartography of the different strategies possible in contexts of crises to decision makers and people dealing with the problem of crisis management: evacuation strategies by getting closer to potentially disaster zones or strategies of intervention by mapping routes that allow to reach the targets.

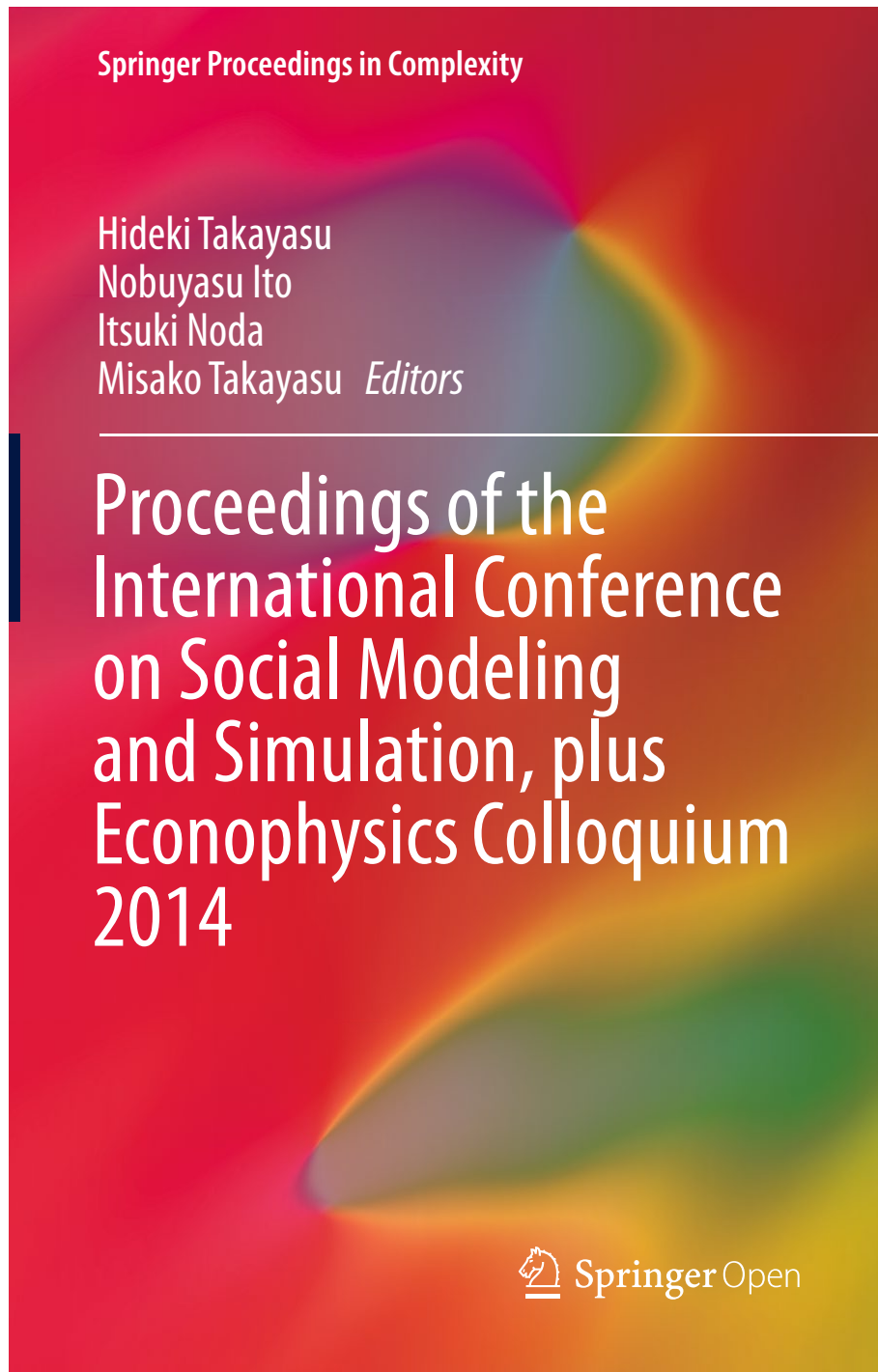
References

1. Bak P. (1996) *How Nature Works*. Springer-Verlag, New York
2. Dauphiné A. (2003) *Risques et catastrophes : observer, spatialiser, comprendre, gérer*. Armand Colin, Paris
3. Provitolo D. (2003) Modélisation et simulation de catastrophe urbaine : le couplage de l'aléa et de la vulnérabilité, *Actes du colloque SIRNAT, La Prévention des Risques Naturels*, Orléans, <http://www.brgm.fr/divers/sirnatActesColl.htm>
4. Mathieu J.P. (1991) *Dictionnaire de physique*. Masson, Paris
5. Holling C.S. (1973) Resilience and stability of ecological systems. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 4 : 1-23
6. Dovers S., Handmer J. (1992) Uncertainty, sustainability and change. *Global Environmental Change*, 2(4): 262-276
7. Berkes F., Folke C. (1998) *Linking Social and Ecological Systems: Management Practices and Social Mechanisms for Building resilience*. Cambridge University Press, New York

172 E. Daudé, D. Provitolo et al.

8. De Bruijn K. M. (2005) Resilience and flood risk management, a system approach applied to lowland rivers. Thèse, Université de Delft
9. Vis M., Klijn F., Van Buuren M. (2001) Living with floods. Resilience strategies for flood risk management and multiple land use in the lower Rhine River basin. NCR-publication 10-2001. NCR, Delft, The Netherlands
10. Dauphiné A., Provitolo D. (2007) La résilience : un concept pour la gestion des risques. *Annales de géographie*, 654 : 115-125
11. Dupuis J.P. (1991) La panique. Les empêcheurs de tourner en rond, Paris
12. Provitolo D. (2007) A proposition for a classification of the catastrophe systems based on complexity criteria, *4th European Conference on Complex Systems (ECCS'07)*, - *EPNACS'2007 - Emergent Properties in Natural and Artificial Complex Systems*, Dresden, Germany, <http://www-lih.univ-lehavre.fr/bertelle/epnacs2007-proceedings/provitolo4epnacs07.pdf>
13. Langlois P., Daudé E. (2007) Concepts et modélisations de la diffusion géographique. *Cybergeo : Revue européenne de géographie*, 364, <http://www.cybergeo.eu/index2898.html>
14. Daudé E. (2004) Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion. *Cybergeo : Revue européenne de géographie*, 255, <http://www.cybergeo.eu/index3835.html>
15. Eubank S., Guclu H., Anil Kumar V., Marathe M., Srinivasan A., Toroczkai Z., Wang N. (2004) Modelling disease outbreaks in realistic urban social networks. *Nature*, 429:180-184
16. Provitolo D. (2005) Un exemple d'effets de domino : la panique dans les catastrophes urbaines. *Cybergeo : Revue européenne de géographie*, 328, <http://www.cybergeo.eu/index2991.html>
17. Pumain D., Saint-Julien T. (1997) L'analyse spatiale: Localisation dans l'espace. Arman Colin, CURSUS Géographie, Paris

- VII. Czura G., Taillandier P., Tranouez P., Daudé É. (2015), *MOSAIC : City-level agent-based traffic simulation adapted to emergency situations*. in H. Takayasu et al. (eds.), Proceedings of the International Conference on Social Modeling and Simulation, Econophysics Colloquium, Springer, pp. 265-274.



Chapter 24

MOSAIIIC: City-Level Agent-Based Traffic Simulation Adapted to Emergency Situations

Guillaume Czura, Patrick Taillandier, Pierrick Tranouez, and Éric Daudé

Abstract In this paper, we present MOSAIIIC, an agent-based model to simulate the road traffic of a city in the context of a catastrophic event. Whether natural (cyclone, earthquake, flood) or human (industrial accident) in origin, catastrophic situations modify both infrastructures (buildings, road networks) and human behaviors, which can have a huge impact on human safety. Because the heterogeneities of human behaviors, of land-uses and of network topology have a great impact on the traffic flows, the agent-based modeling is particularly adapted to this subject. In this paper, we focus on the new traffic model itself: the way geographical data is used to build a network, the various behaviors of our agents, from the individual to the collective level.

24.1 Introduction

Nowadays, traffic simulations are often used by urban planners to make decisions concerning road infrastructures. Many models have been developed these last years. These models are grouped according to their levels of representation: macroscopic [1], mesoscopic [2], microscopic [3] and nanoscopic [4].

A modeling approach that is particularly well-fitted for micro-simulation is agent-based modeling. It allows to consider the heterogeneity of driver behaviors and to take into account the global impact of local processes.

Such approach is increasingly used as many frameworks allowing urban planners to easily build their own scenarios (MATSIM [5], SUMO [6], AgentPolis [7]) are

G. Czura (✉) • P. Taillandier
UMR CNRS IDEES 6266, University of Rouen, Mont-Saint-Aignan, France
e-mail: guillaume.czura@gmail.com; patrick.taillandier@univ-rouen.fr

P. Tranouez
EA LITIS 4108, University of Rouen, Saint-Étienne-du-Rouvray, France
e-mail: pierrick.tranouez@univ-rouen.fr

É. Daudé (✉)
CNRS, UMIFRE 20 CSH, CNRS-MAE, Delhi, India
e-mail: eric.dau.de@univ-rouen.fr

© The Author(s) 2015
H. Takayasu et al. (eds.), *Proceedings of the International Conference on Social Modeling and Simulation, plus Econophysics Colloquium 2014*, Springer
Proceedings in Complexity, DOI 10.1007/978-3-319-20591-5_24

265

developed. However, if these frameworks are often well-adapted to traffic in normal condition, very few tools allow the simulation of uncommon events such as natural or technological hazards. Actually, in this context, being able to simulate the traffic in a realistic way while taking into account the road infrastructure (crossing, traffic signals. . .), the properties of the cars (length, max speed. . .) and the personality of the drivers (tendency to respect the norms) is mandatory. Most other frameworks work at a higher level, supposing regularities and statistical behaviors. But in a disaster individual decisions can lead to important collective consequences. Two drivers can leave their car, thus blocking hundred behind them. Drivers may react to things they see, fleeing by taking one-way streets in reverse, creating a jam in the road leading to this street. Individual-based modeling and micro-simulation are the only way to incorporate those possibilities, not just origin destination matrices and shortest path algorithms. For modelers without high level programming skills, adapting these platforms to specific application contexts is out of reach as they require to write code in JAVA or C++. As a result, many simulators are still developed from scratch or with a generic platform (e.g. [8–10]).

In this paper, we propose a new generic model dedicated to traffic simulation based on the work of [10–12] called MOSAIIC. This model, which have been implemented using the GAMA modeling platform [13], is easily tunable through a specific modeling language. Moreover, this model manages road infrastructures and traffic signals, input from real geographical data, as well as a detailed implementation of cars and drivers: choice of destination, acceleration and deceleration according to the surrounding traffic and the regulation, lanes changing, crossroads crossing etc. In addition, it allows to take into account the personality of each driver: respect of norms (traffic light, right of way, speed limits. . .), the management of tailgating.

The paper is organized as follows: Sect. 24.2 is dedicated to the presentation of the generic MOSAIIC Agent-based model. Section 24.3 concludes and presents some perspectives.

24.2 The MOSAIIC Agent-Based Traffic Model

As stated in the previous section, we chose to implement the model with the GAMA platform. The GAMA platform provides modelers—who quite often are not developers—with tools to develop highly complex models. In particular, it offers a complete modeling language (GAML: GAmA Modeling Language) and an integrated development environment that allows modelers to quickly and easily build models. Indeed, the GAML language is as simple to use and to understand as the Netlogo modeling language [14] and does not require high level programming skills. In addition, GAMA provides different features that can be used by modelers to develop traffic models. In particular, GAMA allows to simply load GIS data (shapefiles, OSM data. . .), to define graphs from polyline geometries, to compute

shortest paths and to move agents on a polyline networks. At last, it integrates an extension dedicated to fine-scale traffic simulation [15].

24.2.1 Structure of the Network

A key issue for our model is to be versatile enough to be usable with most of classic road GIS data, in particular OSM¹ data. We choose then to use a classic format for the roads and nodes (Fig. 24.1). Each road is a polyline composed of road sections (segments). Each road has a target node and a source node. Each node knows all its input and output roads. A road is considered as directed. For bidirectional roads, 2 roads have to be defined corresponding to both directions. Note that for some GIS data, only one road is defined for bidirectional roads, and the nodes are not explicitly defined. In this case, it is very easy, using the GAML language, to create the reverse roads and the corresponding nodes (it only requires few lines of GAML).

A road can be composed of several lanes (Fig. 24.2). The vehicles are able to change at any time its lane and even use a lane of the reverse road. In this case, the vehicle “cross” the road (for example going from Road 2 to Road 1 in the Fig. 24.1). Legal speed is another property of the modeled road. Note that even if the user of the model has no information about these values for some of the roads (the OSM data are often incomplete), it is very easy using the GAML language to fill in the missing values by a default values. It is also possible to change these values dynamically

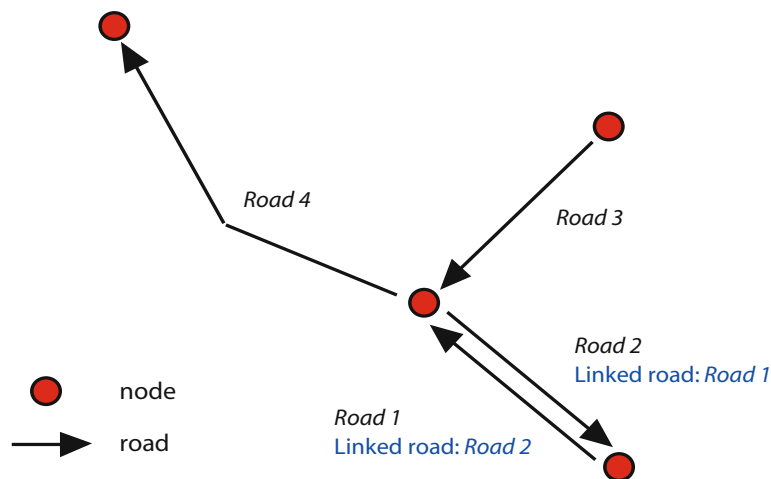
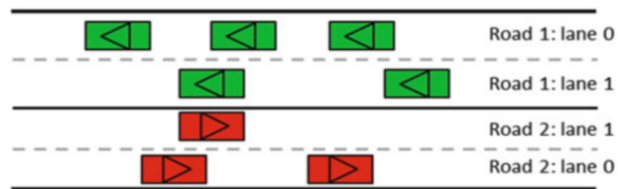


Fig. 24.1 Roads and nodes description in the model

¹OSM: OpenStreetMap.

Fig. 24.2 Roads and lanes description in the model



during the simulation (for example, to model that after an accident, a lane of a road is closed or that the speed of a road is decreased by the authorities).

In order to give the modelers the possibility to simply add dynamics to these infrastructures (e.g. to add a deterioration dynamic to roads), we chose to represent all the road infrastructures (road, traffic signals) as agents.

For each roads, a list of predefined variables is defined. Some of them are linked to the road properties:

- *lanes*: number of lanes.
- *maxspeed*: maximum authorized speed on the road.

In the same way, for each nodes, a list of predefined variables is defined. Amongst them, the most important is the list of stop signals, and for each stop, the list of roads concerned by it.

The complete list of variables for roads and nodes can be founded in [15].

24.2.2 Driver Agents

Concerning the driver agents, we propose a driving model based on the one proposed by Tranouez et al. [10]. Each driver agent has a planned trajectory that consists in a succession of edges. When the driver agent enters a new edge, it first chooses its lane according to the traffic density, with a bias for the rightmost lane. The movement on an edge is inspired by the Intelligent Driver Model [16]. A difference with our driving model is that in our model the drivers have the possibility to change their lane at any time (and not only when entering a new edge). In addition, we have defined more variables for the driver agents in order to give more possibilities for the modelers to tune the driver behavior.

The driver agents have several variables that will define the car properties and the personality of the driver, ranging from the length of the vehicle to the probabilities of respecting right of way. The values of these variables can be modified at any time during the simulation. For example, the probability to take a reverse road can be increased if the driver is stuck for several minutes behind a slow vehicle.

24.2.3 *Dynamics of the Model*

One step of the simulation represents 1 s. The dynamics of the model is based six consecutive steps:

1. Each road agent computes the potential traffic jams
2. Each traffic signal computes its new state.
3. New drivers arrive in the simulation
4. Drivers that do not have a path to reach their destination (or that should recompute them owing to changes in their context) compute it.
5. Drivers drive toward their final target. Note that the driving step is asynchronous. agents move one after the other. The order of activation of the driver Agents depend on their distance to the end of their current road: the drivers closer to the road end are activated first.
6. Drivers that reach their final target are removed from the simulation

24.2.3.1 **Traffic Jam Management**

Each road has the capability to compute the traffic jams on it. A traffic jam is defined as the presence on the road of at least *number_threshold* drivers of which the speed is inferior to *speed_threshold*. The *number_threshold* variable depends on the capacity of the road (will be lower for a small road than for a long road) and the *speed_threshold* variable on the *max_speed* on the road. A traffic jam becomes real for drivers if it exists for at least *time_threshold*.

24.2.3.2 **Traffic Signal Update**

Each traffic signal (only traffic light in our model) update its state counter.

24.2.3.3 **New Driver Arrival**

According to the current time and the data provided, a certain number of drivers are created. We assume that the model user has data (scenario) concerning the number of drivers departing at each period of time (for instance, there are often more drivers departing at 8AM than at 11PM). These drivers are located on one of the nodes according to the scenario data. Indeed, we assume here that the user has also data concerning the Origin and Destination of drivers. According to this data, a probability to use each node as an origin is computed and used to define the initial location of each new driver. In the same way, a probability to use each node as a destination according to a given origin is computed and used to define the final target of each new driver.

24.2.3.4 Computation of the Path

A driver can compute the path between its current location and its final target using a graph structure (each road will be an edge of the graph). In order to do so, the driver will use its own weights concerning for the edge. We defined four profiles of driver (i.e. four types of weight):

- minimize the travel distance
- minimize the travel time
- minimize the travel time and favorise roads with many lanes
- minimize the travel time and avoid traffic lights

In addition, when a driver perceived that its path will cross at least one known uncommon event (traffic jam, blocked roads), it will test a the *proba_avoid_event* probability to define if it will try to avoid it or not. If it tries to avoid it, it has two specific behaviors that will depends on the test of the *proba_know_map* probability. If the driver knows the map, it will compute a new shortest path taking into account all the information it has concerning uncommon events. In the other case, it will just try to choose through heuristics roads without uncommon events that will allow it to move closer to its final target.

24.2.3.5 Driving Step

The driving action of the driver agents work as follow: while the agent has the time to move, it first defines the speed he tries to reach based on different variables. Then, the agent moves toward the current target and computes the remaining time (Fig. 24.3). More specifically, each driver has a remaining time which is initially set to 1 s. Remaining time decreases after it drives, and it can continue to drive until remaining time becomes 0 or it has to stop at the intersection.

During the movement, the agents can change lanes (see below). If the agent reaches its final target, it stops; if it reaches its current target (that is not the final target), it tests if it can cross the intersection to reach the next road of the current path. If it is possible, it defines its new target and continues to move. The function that defines if the agent crosses or not the intersection to continue to move works as follow (Fig. 24.4): first, it updates its known uncommon events by adding all the uncommon events it perceives (the ones at a distance lower than its *perception_distance*). If its current path crosses an uncommon event, it will apply its path computation action. After that, it tests if the road is blocked by a driver at the intersection (if the road is blocked, the agent does not cross the intersection). Then, if there is at least one stop signal at the intersection (traffic signal, stop sign. . .), for each of these signals, the agent tests its probability to respect or not the signal (note that the agent has a specific probability to respect each type of signals). If there is no stopping signal or if the agent does not respect it, the agent checks if there is at least one vehicle coming from a right (or left if the agent drives on the left side) road at a distance lower than its security distance (i.e. minimal distance to the closest vehicle

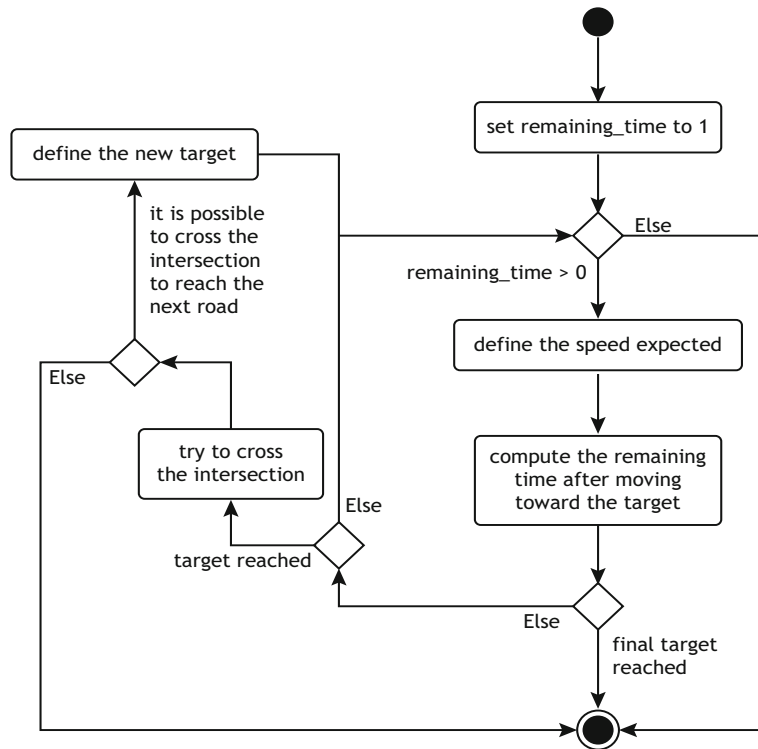


Fig. 24.3 Agent driving action algorithm

from which the agent feels safe). If there is one, it tests its probability to respect this priority. If there is no vehicle from the right roads or if it chooses to do not respect the right priority, it tests if it is possible to cross the intersection to its target road without blocking the intersection (i.e. if there is enough space in the target road). If it can cross the intersection, it crosses it; otherwise, it tests its probability to block the node: if the agent decides nevertheless to cross the intersection, then the perpendicular roads will be blocked at the intersection level (these roads will be unblocked when the agent is going to move).

Concerning the movement of the driver agents on the current road, the agent moves from a section of the road (i.e. segment composing the polyline) to another section according to the remaining time and to the maximal distance that the agent can moves (Fig. 24.4). For each road section, the agent first computes the initial remaining distance it can travel according the remaining time and its speed (i.e. max distance it can travel if there is no other vehicle). Then, the agent computes its security distance (i.e. minimal distance to the next vehicle from which the agent feels safe) according to its speed and its *security_distance_coeff*. While its remaining distance is not null, the agent computes the maximal distance it can travel

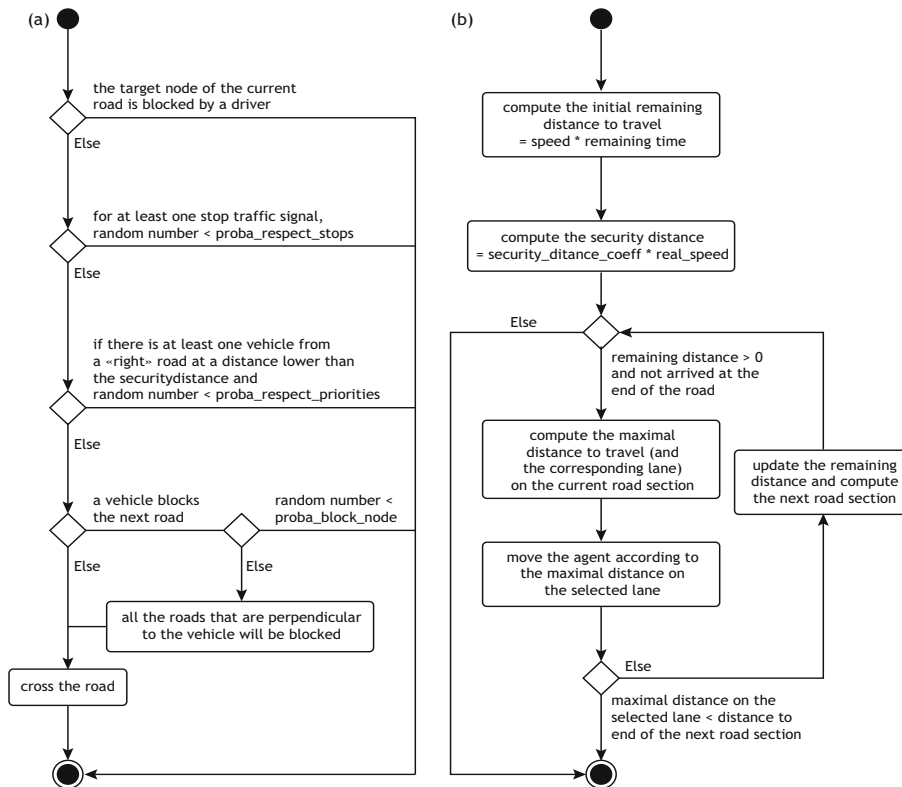


Fig. 24.4 (a) Crossing of an intersection (case where the driver drives on the right side of the road) and (b) Move on the current road algorithms

(and the corresponding lane), then it moves according to this distance (and updates its current lane if necessary). If the agent is not blocked by another vehicle and can reach the end of the road section, it updates its current road section and continues to move. The agent changes lanes if it computes it could go further in its time slot on another lane.

Figure 24.5 shows a snapshot of a simulation carried out for the agglomeration of Rouen (France).

24.3 Conclusion

In this paper, we presented a new generic traffic model. From this model, which was implemented with the GAMA platform, traffic simulations with a detailed representation of the driver operational behaviors can be built. In particular, it

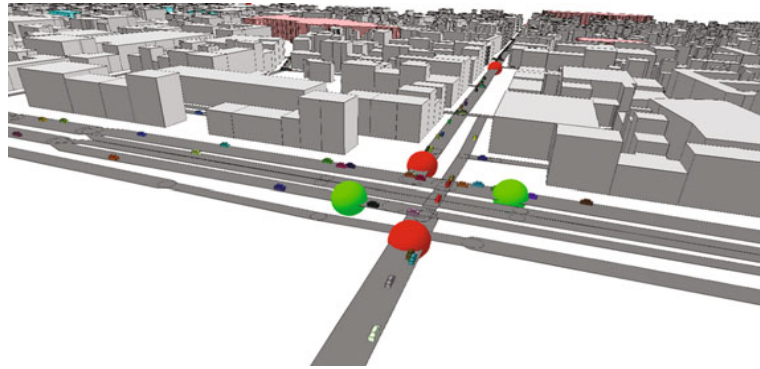


Fig. 24.5 MOSAIIC traffic model applied to Rouen agglomeration, France

models the road infrastructures and traffic signals, the lane changes of the drivers and their respect of norms. In comparison to the use of existing traffic simulation frameworks, the advantage of our model is to enable modelers to easily define models adapted to their application context.

We plan to enrich the model in order to make the driver agents more cognitive, in particular concerning their choice of path and their adaptation to their current context in emergency situation. For this, we plan to give the driver agents a BDI architecture that can be based on [17, 18].

If the model is already capable to simulate tens of thousands of driver agents, we plan to improve its efficiency by using High Performance Computing and in particular distribution on GPU to enable large scale simulations with millions of driver agents.

At last, we plan as well to develop new tools to help people to prepare their data. The goal will be to offer the possibility from incomplete OSM data to automatically fill the missing attributes, and to create a consistent network (with its infrastructure and traffic signals). A particular attention will be brought on traffic signals and traffic lights.

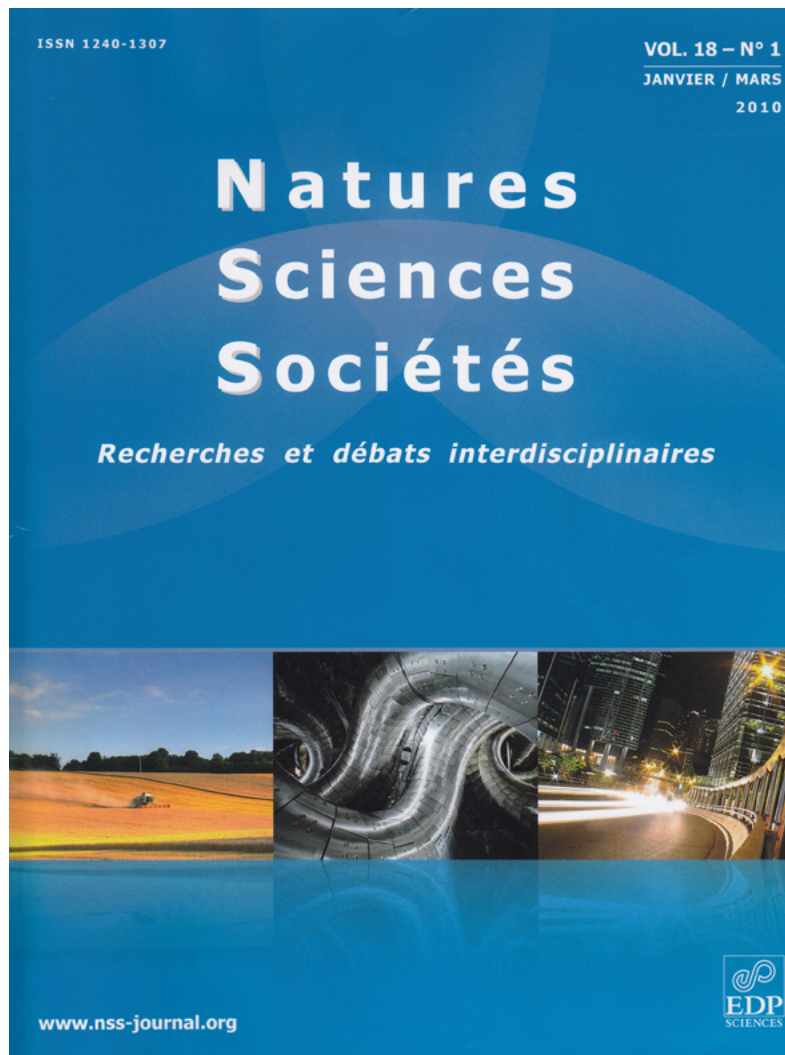
Acknowledgements This research was funded by the project MOSAIIC, funded by the Region Haute-Normandie, the Large-Scale Research Network TERA and the Technological Risk Control Network (TRCN).

Open Access This book is distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-commercial License which permits any noncommercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author(s) and source are credited.

References

1. Kotsialos A, Papageorgiou M, Diakaki C, Pavlis Y, Middleham F (2002) *IEEE Trans Intell Transp Syst* 3(4):282
2. Waldeer K (2004) *Transp Theory Stat Phys* 33(1):31
3. Miller JE, Hunt DJ, Abraham JE, Salvini PA (2004) *Comput Environ Urban Syst* 28:9
4. Daiheng N (2003) *Intelligent vehicles symposium*, pp 47–52
5. Balmer M, Rieser M, Meister K, Charypar D, Lefebvre N, Nagel K, Axhausen K (2009) *Multi-agent systems for traffic and transportation engineering*. Information Science Reference, Hershey, pp 57–78
6. Krajzewicz D, Erdmann J, Behrisch M, Bieker L (2012) *Int J Adv Syst Meas* 5(3&4):128
7. Jakob M, Moler Z (2013) *Proceedings of the 16th IEEE intelligent transportation systems conference (ITSC 2013)*
8. Horn M (2002) *Transp Res A Policy Pract* 36(2):167
9. Banos A, Marilleau N, Team M (2012) *ECSS*
10. Tranouez P, Daudé E, Langlois P (2012) *J Nonlinear Syst Appl* 3(2):98
11. Daudé É, Provitolo D, Dubos-Paillard E, Gaillard D, Eliot E, Langlois P, Zimmermann E, Saint-Gérand T (2009) *From system complexity to emergent properties*. Springer, Berlin/Heidelberg, pp 165–178
12. Daudé É, Tranouez P, Langlois P (2009) *The 3rd international conference on complex systems and applications*, pp 116–121
13. Grignard A, Taillandier P, Gaudou B, Vo D, Huynh N, Drogoul A (2013) *PRIMA 2013: principles and practice of multi-agent systems*. Lecture Notes in computer science, vol 8291. Springer, Berlin, pp 117–131
14. Wilensky U (1999) *Netlogo*. Technical report. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL. <http://www.ccl.northwestern.edu/netlogo/>
15. Taillandier P (2014) *Eighth international workshop on agents in traffic and transportation (ATT)*
16. Kesting A, Treiber M, Helbing D (2007) *J Transp Res Board* 1999:86
17. Taillandier P, Therond O, Gaudou B (2012) *International environmental modelling and software society (iEMSs)*
18. Le VM, Gaudou B, Taillandier P, Vo DA (2013) *Advanced methods and technologies for agent and multi-agent systems (KES-AMSTA)*. *Frontiers in artificial intelligence and applications*, vol 252. IOS Press, Amsterdam, pp 395–403

- VIII. Daudé É., Vaguet A., Paul R. (2015), *La dengue, maladie complexe*. Natures Sciences Sociétés, vol. 23, n°4, pp. 331-342.



Natures Sciences Sociétés, 23, 331-342 (2015)
 © NSS-Dialogues, EDP Sciences 2016
 DOI: [10.1051/nss/2015058](https://doi.org/10.1051/nss/2015058)

Disponible en ligne sur :
www.nss-journal.org

**Natures
 Sciences
 Sociétés**

La dengue, maladie complexe

Éric Daudé¹, Alain Vaguet², Richard Paul³

¹ Géographe, CNRS, Centre de Sciences humaines, UMIFRE 20 (CNRS/MAE), 110011 Delhi, Inde

² Géographe, CNRS, UMR 6266 IDEES (CNRS/Université de Rouen), 76821 Rouen, France

³ Épidémiologue, Institut Pasteur, URA 3012 (CNRS/Institut Pasteur), 75724 Paris, France

La diffusion et l'émergence des risques sanitaires constituent une préoccupation très présente dans les discours actuels sur la mondialisation et les changements climatiques. La dengue y occupe une place de choix depuis qu'elle a été diagnostiquée sporadiquement aux portes de l'Europe et que son vecteur fréquente une part croissante de nos territoires nationaux. Cette question souvent traitée en termes de causalité trouve dans cet article une remise en perspective extrêmement utile, montrant que le risque ne naît pas d'une succession d'événements mais bien d'une articulation complexe de facteurs. En cela, les auteurs nous proposent d'interpréter la variabilité de l'expression de la maladie comme le produit aussi bien d'interactions à l'interface natures/sociétés que d'un dialogue entre disciplines, remettant en cause tout déterminisme dans la dynamique de ce risque sanitaire.

La Rédaction

Mots-clés :

dengue ;
 système complexe ;
 modélisation ;
 simulation

Résumé – La dengue est une infection virale à transmission vectorielle qui touche, pour l'instant, essentiellement les pays de la zone tropicale et subtropicale. Nous développons un cadre systémique et complexe pour l'étude de cette maladie, qui permet à la fois de décomposer ses différentes entités – hôte, vecteur, virus, environnement – tout en affirmant le poids de leurs interactions dans ses dynamiques potentielles. L'étude de cette complexité systémique s'enrichit d'un cadre méthodologique qui permet d'intégrer dans un même modèle des dynamiques biologiques et sociales, dans des environnements changeants. Ce cadre de recherche implique de nouvelles pratiques, il rend indispensable une collaboration étroite des sciences sociales, environnementales, biologiques et informatiques, sans oublier l'implication des populations et des acteurs locaux de santé publique.

Keywords:

Dengue;
 complex systems;
 multiagent simulation

Abstract – **Dengue, a complex disease.** Dengue is a widespread mosquito-borne viral infection in tropical and subtropical countries causing an estimated 500 million infections per year of which more than 20,000 result in severe disease. Since the 1970s dengue has spread and become endemic in more than 100 countries and there is concern that dengue will spread into temperate regions. The peridomestic niche of the primary mosquito vector, *Aedes aegypti*, results in dengue being a largely urban and peri-urban disease where the high population densities cause major epidemics. Although a number of risk factors have been identified at different spatial scales of analysis, their general relevance is debatable. Very local scale environmental factors can determine both the abundance of mosquitoes and their ability to transmit the virus. Thus the environmental complexity of urban settings coupled with heterogeneity in human population density yield potentially complex interactions in highly differentiated local conditions that are difficult to assess. We are developing a complex framework to enable a more tractable understanding of dengue epidemiology. This framework enables the disentanglement of actors, host, vector, virus and environment, all the while asserting the dynamic contribution of their interactions. The study of this complexity is enriched by a methodological framework that integrates the biological and social dynamics in changing environments in a single model. The first section of the article describes the complexity of dengue epidemiology. The second section proposes multiagent spatial modelling as a methodological framework with which to integrate this complexity.

Auteur correspondant : E. Daudé, eric.daudé@univ-rouen.fr

Article publié par EDP Sciences

Explosions épidémiques d'une maladie « réémergente »

La dengue, maladie à transmission vectorielle, est devenue une préoccupation majeure de santé publique internationale (Guzman *et al.*, 2010). Près de 40 % de la population mondiale, principalement situés dans les zones tropicales, seraient à risque d'infection selon l'OMS (2012a). Les estimations font état de 50 à 400 millions d'infections chaque année dans les pays endémiques, générant plus de 10 000 décès (Bhatt *et al.*, 2013). Maladie réémergente à partir des années 1970, son évolution à l'échelle mondiale est liée à d'importants changements sociétaux tels que l'urbanisation croissante et pas toujours maîtrisée (Gubler, 2011), l'absence ou le relâchement des politiques de santé publique (PAHO, 1997) et l'augmentation des flux de personnes et de biens (Gubler, 1998). Le changement climatique global conduit également à poser la question de l'extension des zones géographiques des moustiques vecteurs (Hales *et al.*, 2002) et l'augmentation de la saison de transmission dans les zones où circule actuellement le virus de la dengue (Deubel et Rodhain, 1999).

Le moustique *Aedes aegypti* est le vecteur le plus compétent pour la transmission du virus à l'homme (Rodhain et Rosen, 1997). Une fois contaminé, l'homme devient temporairement porteur du virus et peut contaminer de nouveaux moustiques. La grande majorité des infections dues au virus de la dengue se caractérisent cependant par l'absence de symptôme. Ceci limite potentiellement les effets des mesures de contrôle de l'épidémie, notamment lorsque celles-ci sont déclenchées à la seule déclaration des cas, donc symptomatiques (Ooi *et al.*, 2006). Si le contrôle de la maladie passe par la mise au point d'un vaccin, solution envisagée à long terme (Sabchareon *et al.*, 2012), sa gestion à court et moyen terme passe par une surveillance de l'environnement, par le contrôle du moustique vecteur et par l'implication dans cette lutte des populations exposées au risque épidémique (Gubler et Kuno, 1997).

Le cycle de transmission de la maladie et sa diffusion géographique impliquent la coexistence du virus, d'une population d'hôtes et de vecteurs dans des profils environnementaux spécifiques. C'est donc les composants hôte/vecteur/virus/environnement et leurs interactions qu'il faut étudier pour comprendre le système de la dengue. Les dynamiques de ces composants sont influencées par différents facteurs dont l'importance dans l'évaluation du risque est relative aux échelles de temps et d'espace d'estimation de ce risque. S'agissant de la progression du risque vectoriel par exemple, le changement climatique et la hausse des températures sont des facteurs qui sont mis en avant à l'échelle mondiale (Descloux *et al.*, 2012). Mais en l'état des connaissances, la variabilité des précipitations et des tempéra-

tures ne semblent pas discriminantes à l'échelle intra-urbaine d'un épisode épidémique (Rogers et Randolph, 2006), plutôt déterminé par le poids de contributions sociales et environnementales hétérogènes.

L'objectif de cet article est de montrer la complexité de la dengue. La première partie commence par la description de ses composants et de leurs interactions. L'absence de consensus sur les facteurs de risques épidémiques nous conduit ensuite à discuter les moyens de son observation, à différentes échelles, et à aborder la question de sa modélisation informatique. Il s'agit de modèles comportementaux, où l'on mobilise les connaissances sur les comportements des vecteurs et des hôtes pour produire, via la simulation, des données statistiques soumises aux regards critiques des experts du domaine. Cette modélisation permet de tester de nombreuses hypothèses et d'explorer des scénarios de propagation. Il ne s'agit pas ici de présenter un modèle en particulier, mais bien une méthode et une série de questions à laquelle celle-ci est susceptible d'apporter de nouvelles réponses.

Complexité des maladies à transmission vectorielle : la dengue

Les géographes ont largement contribué aux études des effets des contextes de vie sur les risques sanitaires, avec la définition des aires pathogènes et des paysages épidémiologiques (Picheral, 1983 ; Kitron, 1998). Une contribution importante pour la compréhension des mécanismes épidémiques est de montrer par exemple qu'une faible exposition au risque vectoriel peut malgré tout s'accompagner de bouffées épidémiques, du fait des mobilités des populations et des niveaux hiérarchisés de centralité des lieux (Handschumacher et Hervouet, 2004). Les modalités d'usages du sol, les fluctuations climatiques, les migrations humaines, les modes de vie des habitants ou encore l'urbanisation sont ainsi des facteurs reconnus de situations épidémiques. L'enjeu est alors de montrer qu'une approche systémique et complexe de la dengue permet de penser la question du risque à différentes échelles biologiques, d'espace et de temps.

Les entités du système de la dengue

Dans les pages qui suivent, nous proposons une synthèse partielle des connaissances sur les vecteurs, les hôtes, le virus et l'environnement. Les liens qui en font un système et les dynamiques qui en résultent forment la dimension complexe.

Le vecteur : *Aedes aegypti*

Le principal vecteur de la dengue est un moustique synanthropique, *Ae. aegypti* et secondairement *Ae. albopictus*, qui vit pour l'essentiel en milieu urbain et

périurbain (Vezzani *et al.*, 2005). Chez *Aedes* seule la femelle pique, de préférence en début et fin de journée, les repas sanguins lui procurant les nutriments nécessaires à la maturation de ses œufs. Très sensible aux mouvements, *Aedes* peut piquer plusieurs hôtes pour un même repas sanguin. Des épidémies de dengue peuvent donc survenir même avec de faibles indices vectoriels, ce qui nécessite une surveillance régulière et spatialement représentative des territoires à risque vectoriel (Fontenille *et al.*, 2009).

L'œuf peut résister près de deux années en milieu sec et mettra en moyenne 3 jours pour éclore une fois submergé. Les stades larvaires et nymphaux sont aquatiques, ils durent en tout de 7 à 17 jours selon les conditions de température et de disponibilité en nourriture avant de produire un adulte, aérien, dont la durée de vie peut s'établir autour de 25 jours (Christophers, 1960).

L'écologie du moustique permet son contrôle. Privilégiant les milieux humides et sombres pour se reposer, on le trouve dans les maisons, principalement dans les salles d'eau (toilettes, salle de bain, cuisine). À la recherche de gîtes de ponte en eau, de préférence claire, les indices larvaires sont élevés dans un périmètre restreint autour des maisons (Harrington *et al.*, 2005). Ces relations d'influence de l'environnement sur le moustique motivent alors les stratégies de gestion de l'environnement : destructions ciblées en milieux domiciliaires (Tun-Lin *et al.*, 2009), fumigation des espaces publics (OMS, 2012a) ou encore aménagements des espaces urbains (Gubler, 2011).

L'hôte : l'homme

La période d'incubation du virus chez l'homme dure entre 4 et 10 jours, suivie d'une possible période de fébrilité de 2 à 7 jours. Après l'incubation du virus, la période de contagiosité dure de 4 à 9 jours (OMS, 2012b). Chez l'homme, le virus reste présent pendant seulement quelques semaines avant d'être éliminé. N'importe lequel des quatre sérotypes (désignés DENV-1, DENV-2, DENV-3 et DENV-4) peut causer une infection virale aiguë caractérisée par une fièvre (DF) ; une éruption cutanée ; des maux de tête, des muscles ; des douleurs articulaires et des nausées. Dans certains cas, DF peut progresser vers une dengue hémorragique (DHF), forme potentiellement mortelle associée à une fuite plasmatisque, des hémorragies gastro-intestinales qui précèdent très souvent l'apparition du syndrome de choc (DSS). La réponse des anticorps à une première infection par un sérotype de la dengue semble fournir une protection croisée aux quatre sérotypes, probablement pour un an ou plus (Salje *et al.*, 2012). Après ce délai, la concentration d'anticorps neutralisant décroît et rend à nouveau l'individu susceptible aux autres sérotypes, mais une immunité complète semble acquise à l'égard du primo

sérotype. Un individu peut donc potentiellement développer quatre infections à la dengue. Entre 50 et 80 % des infections à la dengue sont cependant asymptomatiques (Grange *et al.*, 2014). Ce différentiel de vulnérabilité individuelle dépend de nombreux facteurs tels que la génétique, l'immunité ou encore l'âge (Huy *et al.*, 2013).

Chez l'hôte, les effets de contextes sont importants dans l'évaluation du risque de contamination. La connaissance des risques de contamination, des mesures de protection, les pratiques de gestion de son environnement immédiat et le mode de vie de l'individu sont des facteurs associés à ce risque (Setbon et Raude, 2009). On souligne également l'importance du contexte socio-spatial de la vulnérabilité, notamment par les lieux que les individus fréquentent. Si le moustique est le vecteur du virus dans un espace de vie limité à une centaine de mètres du lieu de son émergence (Ordóñez-Gonzalez *et al.*, 2001), il laisse à l'homme le rôle du porteur sur de plus longues distances : aux échelles urbaine (Stoddard *et al.*, 2013), nationale (Cummings *et al.*, 2004) ou mondiale (Tatem *et al.*, 2006).

La plupart des systèmes de surveillance et de contrôle intègrent dans leur protocole le suivi des cas de dengue. Ceux-ci sont enregistrés auprès des structures de soins et peuvent permettre d'enclencher des actions ciblées pour limiter l'expansion de la maladie. Ainsi à Delhi (Inde), les actions de fumigation sont en partie basées sur la localisation des cas de dengue recensés par le système de surveillance des hôpitaux sentinelles (Telle, 2011). Cependant, compte tenu d'une part de la forte proportion de cas asymptomatiques à la dengue et d'autre part de la sous-déclaration des cas, la dengue n'étant pas une maladie à déclaration obligatoire dans de nombreux pays, la seule surveillance des cas de dengue ne permet pas d'assurer un suivi efficace de l'extension possible du virus (Daudé et Vaguet, 2015).

Le virus : DENV 1-2-3-4

Le virus de la dengue appartient à la famille *Flaviviridae*, qui comprend entre autres les virus de la Fièvre Jaune, de l'Encéphalite Japonaise et de la Vallée du Nil occidental (Weaver et Vasilakis, 2009). Chez le moustique, le virus pénètre la paroi stomacale et se réplique jusqu'aux glandes salivaires. Ce processus dure de une à deux semaines, selon les températures. Si l'impact du virus chez le moustique est peu renseigné, il reste présent dans le moustique durant toute sa vie, ce dernier est donc contaminant jusqu'à sa mort. Et si les femelles *Ae. aegypti* infectées par la dengue meurent, en moyenne, deux fois plus rapidement que les femelles saines (Maciel-de-Freitas *et al.*, 2011), cela n'est pas suffisant pour éviter une série de piqûres contaminantes.

La capacité du virus à évoluer et devenir plus infectieux pour *Ae. albopictus* ou même pour d'autres espèces

de moustiques reste un champ de recherche important (Jaenisch *et al.*, 2013). Le virus ne survit pas dans l'environnement, mais il peut être transmis aux œufs d'un moustique infecté, phénomène dit de transmission verticale, et ainsi survivre à des périodes météorologiques défavorables (Joshi *et al.*, 2002).

L'environnement

Le poids des facteurs environnementaux qui ressortent de l'épidémiologie de la dengue dépendent du niveau de granularité spatiotemporel considéré (Eisenberg *et al.*, 2007). Les changements d'échelles, du micro au macroscopique, éloignent progressivement de la recherche de causes directes favorables au cycle de contamination, les densités vectorielles par exemple, vers la recherche de facteurs indirects qui agissent sur ces causes, par des liens de plus en plus distants, telles que les variations climatiques. L'estimation des populations à risque de la dengue à l'échelle du monde s'appuie ainsi sur des données climatiques, des taux d'urbanisation ou encore des indicateurs de pauvreté (Bhatt *et al.*, 2013). Cependant si ces facteurs influencent potentiellement le cycle de contamination, ils ne sont pas systématiquement identifiés comme tels, car le résultat des causalités non linéaires entre ces facteurs dépend des contextes locaux. La connaissance de ces relations permet malgré tout la mise en œuvre d'actions à différentes échelles pour tenter d'améliorer les conditions de santé publique : contrôle régulier des gîtes en eau (Abe *et al.*, 2005), mesures de protection intra domiciliaires (Singh *et al.*, 2011), amélioration des conditions d'accès à l'eau des populations (Schmidt *et al.*, 2011), interventions selon les types d'usages du sol (Thammapalo *et al.*, 2008) ou encore politiques de planification urbaine (De Mattos Almeida *et al.*, 2007).

Cette variabilité des facteurs selon les échelles spatiales se retrouve au niveau temporel : les températures journalières influencent les pics d'agressivité du moustique et la probabilité de transmission du virus au vecteur (Lambrechts *et al.*, 2011), ainsi que la période d'incubation extrinsèque (Watts *et al.*, 1987), alors que leurs variations annuelles introduisent des cycles dans l'évolution du risque vectoriel (Yang *et al.*, 2009). Une variable environnementale peut donc être pertinente à différents niveaux d'observations, moyennant un calibrage de son emprise spatiale et temporelle aux processus décrits.

... et leurs interactions

La stratégie de contrôle vectoriel mise en place par les autorités de Singapour (Ooi *et al.*, 2006) a permis de diminuer la population de moustiques et de contrôler les

épidémies de dengue pendant de nombreuses années. Ce qui a progressivement conduit à une baisse de l'immunité globale de la population. L'introduction d'une nouvelle souche a alors provoqué de nouvelles épidémies de dengue après plus de quinze années de faible incidence. Ce cas illustre la difficulté de pouvoir anticiper sur les évolutions de la dengue en se basant sur une observation statique de son système ou sur un seul de ses composants, au détriment de la surveillance et de l'action sur les autres. Le schéma du système de la dengue proposé dans la figure 1 représente les différentes interactions entre composants ainsi que les principaux facteurs qui leur sont associés, à différentes échelles, et qui peuvent agir sur sa dynamique globale.

Les dynamiques possibles du système de la dengue dépendent donc à la fois de l'état de ses composants à un moment donné et de leurs interactions (Fig. 1). Ces états, ou attributs des composants, sont relatifs aux échelles géographiques et temporelles sélectionnées. La recherche de proxys est en général motivée par la volonté de réduire la quantité d'information qui est nécessaire pour estimer les conditions initiales du système : l'évaluation de la densité de gîtes potentiels à l'échelle d'un pays n'est pas nécessaire pour estimer la population vectorielle, les grandes variables climatiques peuvent suffire (Jetten et Focks, 1997). En revanche, à un niveau très fin, celui du bâtiment par exemple, la présence de gîtes en eau pour la ponte du moustique et les densités d'hôtes sont, en plus des températures, des déterminants importants de la survie du moustique et donc du risque de transmission en cas de présence du virus. Si l'objectif est d'explorer le risque de dengue à des échelles de temps et d'espace relativement fines, il devient alors nécessaire d'augmenter le nombre de critères à observer pour étudier précisément le poids relatif de ces facteurs et de leurs interactions.

Si la connaissance de l'état initial du système est un élément important pour évaluer le risque de dengue, elle n'est pas suffisante car il évolue en permanence, du fait des dynamiques internes des composants et de leurs effets sur les autres composants, au travers des interactions. Ces interactions sont le médium de la dynamique globale du système dans la mesure où elles génèrent des boucles de rétroactions non linéaires (Tab. 1). Une boucle de rétroaction positive existe potentiellement entre la population d'hôtes et celle de moustiques : l'augmentation du nombre d'hommes contaminés s'accompagne potentiellement d'une augmentation du nombre de moustiques contaminés. Une boucle de rétroaction négative s'opère entre le taux d'immunité de la population d'hôtes et la prévalence du virus : la hausse du taux d'immunité à un sérotype freine la progression de la population virale de ce sérotype, pas seulement en réduisant le nombre d'individus toujours susceptibles, mais aussi via l'effet d'immunité de groupe. Les individus

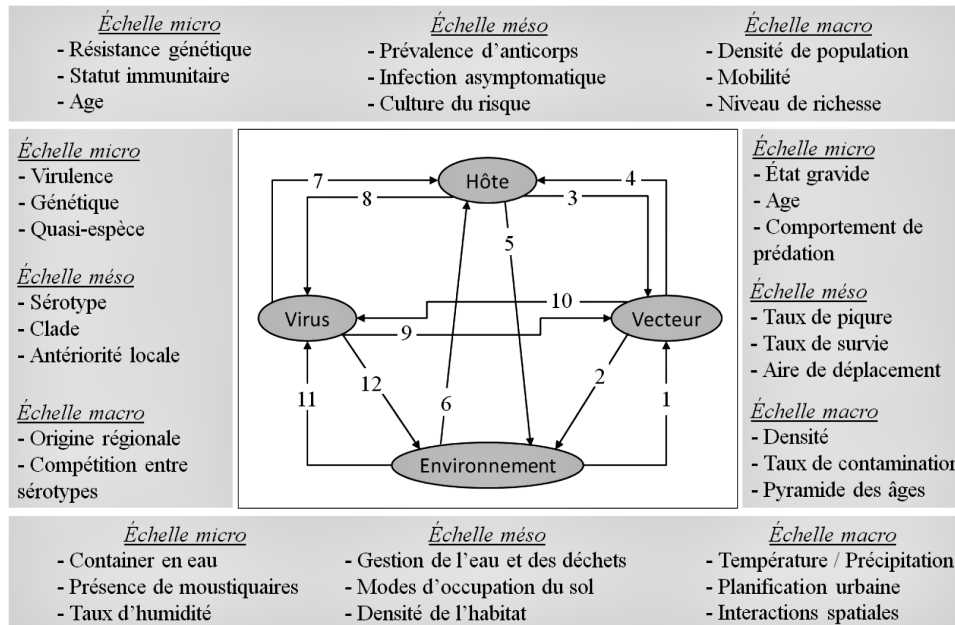


Fig. 1. Le système de la dengue, ses composants et leurs interactions. Pour chacun des composants hôte/vecteur/virus/environnement sont mentionnés les principaux facteurs de la dynamique du composant ou du système, à différentes échelles.

toujours susceptibles sont ainsi moins exposés grâce à l'état d'immunité des individus qui les entourent (Anderson et May, 1991).

Dynamiques multiniveaux, rétroactions non linéaires, fortes sensibilités aux conditions initiales et émergences sont donc les marqueurs de la complexité de la dengue qui expriment la grande variabilité géographique de la contribution des facteurs dans l'expression de la maladie.

Dans sa stratégie globale pour la prévention et le contrôle de la dengue, l'OMS (2012a) souligne le rôle que pourraient jouer les bases de données géographiques et les modèles spatiotemporels dans l'identification des risques épidémiques à différentes échelles, et notamment aux échelles micro-locales des espaces urbains.

Diagnostiques territoriaux et modélisations spatiotemporelles de la dengue

Les études rétrospectives, le suivi épidémiologique et entomologique ne constituent encore que très rarement des ressources pour la prévention et la gestion des épidémies de dengue (OMS, 2012). Or ces dimensions sont porteuses de sens. Ainsi l'épidémie de dengue de

2010 à Delhi a coïncidé avec l'organisation des jeux du Commonwealth. Ceux-ci ont non seulement engendré le passage de milliers de migrants durant plusieurs semaines, introduisant potentiellement des virus ainsi que des individus susceptibles, mais ils ont aussi nécessité d'importants travaux d'infrastructures, ce qui a entraîné une augmentation de la population vectorielle (Sharma et al., 2012). Estimer l'impact de ces changements ne peut se faire qu'à partir d'une information territoriale régulièrement mise à jour. Les bases de données doivent être à la fois entomologiques et épidémiologiques, mais aussi intégrer les dimensions sociodémographiques et géographiques pour couvrir tout le système de la dengue (Fig. 2).

Les SIG pour la surveillance des territoires à risques de dengue

Les systèmes d'informations géographiques (SIG) sont des systèmes de gestion de bases de données localisées et thématiques, utiles pour les systèmes de surveillance de la dengue grâce à la géolocalisation des cas et des indices vectoriels (Eisen et Lozano-Fuentes, 2009). L'utilisation d'outils multimédias équipés de fonction GPS sur le terrain, pour le passage de questionnaires, la

Tableau 1. Caractérisation des relations entre les composants du système (E = Environnement, H = Hôte, Ve = Vecteur moustique et Vi = Virus).

Relation	De type	Porte sur	Surveillance	Contrôle
1 (cf. Fig. 1) E → Ve	Favorise / contraint	Densité de gîtes ; T° et P°	Dénombrement des gîtes potentiels par unité d'espace	Vidange régulière des gîtes en eau ; contrôles vectoriels durant les périodes de confort du moustique
2 Ve → E	Attiré par ; Localisation	Lieu humide	Container index ; House Index ; Bréteau Index	Ovitrap, fumigation, moustiquaires de fenêtre
3 H → Ve	Transmet	Sang ; virus	Système de surveillance et de déclaration des cas de dengue	Destruction des moustiques dans le domicile du malade
4 Ve → H	Transmet	Virus	Taux de piqûres contaminantes	Mesure individuelle de protection contre les piqûres
5 H → E	Aménage	Occupation du sol	Repérage des chantiers de construction en zone urbaine	Législation particulière sur ces zones
6 E → H	Contraint	Réseaux de circulation	Connaissance des flux de population et de concentration	Contrôle vectoriel sur les principaux lieux d'échanges de population
7 Vi → H	Infecte	Cellules	Taux de plaquettes dans le sang	Transfusion de globules rouges et de plaquettes
8 H → Vi	Réplique/lutte	Anticorps	Séroprévalence au sein de la population	Mise au point d'un vaccin
9 Vi → Ve	Pénètre	Cellules	Taux de moustiques contaminés	Moustique transgénique non por- teur de la dengue
10 Ve → Vi	Réplique	Virus	Dissémination dans le corps du moustique	Lâché de mâles stériles pour éviter la transmission aux œufs ; réduire durée de vie (par ex. lutte biologique)
11 E → Vi	Influence	Température (T°)	Vitesse de développement extrinsèque	Réduire la durée de vie du moustique
12 Vi → E	Localisation	Présence de virus	Présence de virus dans l'environnement	Aucun a priori, le virus ne persiste pas longtemps dans la nature

Les colonnes indiquent respectivement le sens de la relation, sa nature, l'objet sur lequel elle est agissante, les moyens de son observation et de son contrôle.

saisie d'informations et de photos, permet d'optimiser les échanges de format et la centralisation des données (Lwin et al., 2013). Lorsqu'ils existent, ces systèmes permettent de suivre les foyers d'endémie, les populations vectorielles (Palaniyandi, 2014) et d'interagir avec les acteurs de la prévention et de la lutte¹. Ces données,

comparées avec des données socioéconomiques et environnementales, permettent alors la mise en œuvre de méthodes d'épidémiologie spatiale (Getis, 1999) pour la réalisation de diagnostics territoriaux. L'identification de disparités des risques selon différents découpages socioenvironnementaux et les analyses rétrospectives sur les épidémies en sont les principaux atouts.

¹ Voir à ce titre le système mis en place à Singapour : www.dengue.gov.sg/.

L'étude des regroupements spatiotemporels des cas de dengue a ainsi permis d'estimer le poids de la

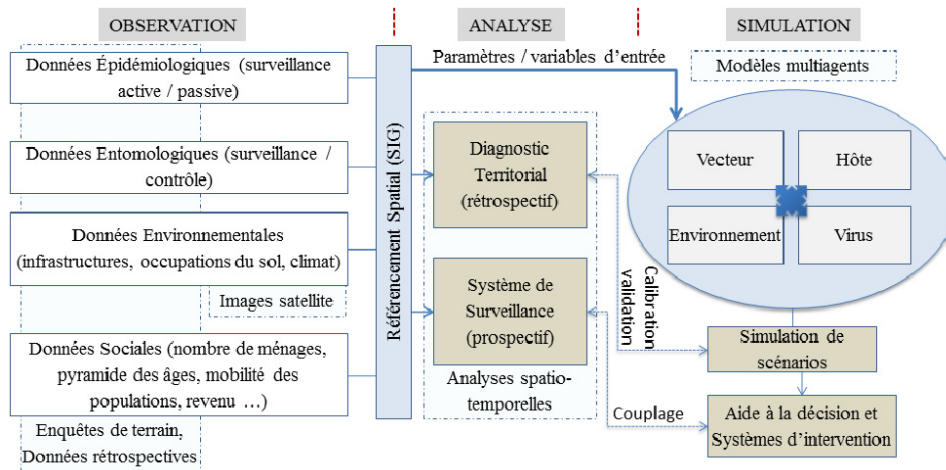


Fig. 2. Cadre général d'une démarche intégrée pour l'observation, l'analyse et la modélisation du système complexe de la dengue.

contamination locale et de rechercher l'échelle pertinente pour le contrôle vectoriel (Kan *et al.*, 2008). Les zones de concentration des indices vectoriels en milieu urbain ont pu être calculées à partir de facteurs environnementaux tels que la densité de maisons en briques ou l'absence de réseau de collecte des ordures en Thaïlande (Thammapalo *et al.*, 2008). Les corrélations entre des données sociodémographiques (éducation, revenu, taille du ménage) et des données épidémiologiques ont permis d'identifier les populations les plus vulnérables au Brésil (De Mattos Almeida *et al.*, 2007). L'intégration d'images satellites dans la chaîne de traitement permet d'identifier et de caractériser de manière automatique et à petite échelle les zones à risques vectoriels (Fuller *et al.*, 2010). Il devient alors possible d'évaluer et de localiser les risques de dengue et donc d'orienter sur le terrain les campagnes de contrôles vectoriels et la prévention (Rotela *et al.*, 2007). Néanmoins, on ne peut que regretter que ces outils soient pour l'heure largement sous-utilisés, en raison de la disparité des données et du manque de formation des personnels de santé publique.

Au-delà des diagnostics territoriaux du système de la dengue, sa modélisation permet d'explorer ses possibles évolutions. Il ne s'agit pas ici de vouloir reproduire quantitativement les chaînes de causalité des épidémies passées, mais de mieux comprendre le fonctionnement qualitatif du système, pour agir sur lui de manière plus harmonieuse. On recherche alors les boucles de rétroactions afin de repérer leurs points critiques, qui conduisent à des changements quantitatifs. Ceci passe par la modélisation et la simulation informatique.

La simulation pour la prospective territoriale des risques de dengue

La modélisation et la simulation informatique pour explorer les dynamiques de systèmes géographiques et complexes combinent différentes méthodologies, dont les SIG et les modèles à base d'agents (Langlois, 2010). Ces derniers sont définis par des variables et des comportements distribués qui permettent de reproduire la diversité du réel. La simulation permet l'interaction chez les agents, entre eux et avec leur environnement, et sous différentes conditions. Quelles que soient leurs fonctions épistémiques, ces modèles sont utilisés comme des laboratoires virtuels où processus et jeux de données permettent de simuler des scénarios d'évolutions d'une géographie artificielle des phénomènes du vivant.

Prenons le cas de la modélisation du vecteur de la dengue. Dans ce modèle (Maneerat et Daudé, 2015), chaque agent est défini par son genre, son âge et son statut au regard de l'infection. Ses comportements reproduisent les observations et les processus décrits par les entomologistes : méthodes de déplacement et de recherche de repas sanguin, de gîtes de ponte ou de repos sont programmées pour représenter au mieux les aptitudes et les activités du moustique. Multipliés par centaines ou milliers, ils constituent des cohortes de moustiques artificiels sur lesquels le chercheur va expérimenter. Ces agents-moustiques évoluent dans des environnements très hétérogènes, définis selon les besoins et les contraintes du vecteur (Hartemink *et al.*, 2014). De tels agents sont parfaitement adaptatifs à leur milieu ; leurs

capacités de perception et d'action leur permettent d'agir en fonction des contraintes et des opportunités qui se présentent.

Parce que c'est un programme informatique, identifié et unique, il est possible d'enregistrer toutes les actions et l'ensemble des changements d'état qui se produisent dans la vie d'un agent. Combien d'hôtes un moustique infecté va-t-il contaminer ? Où ont lieu les contaminations ? Quelles sont les zones privilégiées de ponte ? Quelles sont les aires de dispersion des moustiques dans différents contextes urbains ? En apportant des réponses à ce type de question, la simulation permet d'expérimenter diverses stratégies de contrôle vectoriel (Almeida et al., 2010).

Comme on l'a vu dans la figure 2, l'intérêt est de faire coexister et interagir des agents structurellement différents, ici les quatre entités du système de la dengue. L'hétérogénéité environnementale se modélise via une classe d'agents définis par des attributs : nombre de gîtes potentiels, densité de bâti ou d'espace vert par exemple. Ces agents spatiaux intègrent des processus qui permettent de simuler l'évolution de leurs variables d'état, comme la mise en eau des gîtes potentiels selon les conditions météorologiques. Enfin, l'autre entité biologique du système, l'hôte, est modélisée pour se déplacer dans cet environnement alors que l'entité virus peut s'inclure dans l'un ou l'autre des agents hôte et/ou vecteur, pour produire un modèle de contamination/infection.

La structure d'un métamodèle de simulation – nombre de classes d'agents, de paramètres, de comportements, d'interactions – soulève la question de sa vérification et de sa calibration (Treuil et al., 2008). La vérification du code informatique permet de s'assurer que celui-ci réalise ce qui est prévu dans l'ontologie du modèle. Sa calibration consiste à vérifier que le modèle produit, dans certaines conditions paramétriques connues, des dynamiques observées dans le monde réel. La distribution des paramètres et des variables dans le modèle doit donc intégrer les dernières connaissances aussi bien des points de vue géographique, entomologique, biologique que social, ce qui justifie un travail pluridisciplinaire (Magori et al., 2009). À partir du modèle spatialisé, comportemental et distribué sur des millions d'agents, des plans d'expériences permettent d'étudier de manière systématique le comportement du modèle (Ellis et al., 2011). L'étude de la sensibilité du modèle aux variations de paramètres permet de rechercher des valeurs seuils à partir desquelles le système global, ou un de ses sous-systèmes, connaît un changement dans sa dynamique par rapport au système étudié. La possibilité de répliquer la même expérience permet de produire des portraits statistiques robustes et comparables aux enquêtes épidémiologiques ou entomologiques. Cela permet également de produire des données statistiques difficilement observables dans la réalité, comme les lieux de

transmission privilégiés du virus entre hôtes aux vecteurs, donnant ainsi de nouvelles pistes de recherches pour la lutte contre la dengue.

L'une des promesses d'une modélisation comportementale (moustique, virus, hôte) pour les maladies à transmission vectorielle repose sur le postulat que, quel que soit le lieu, les comportements de prédation du vecteur ou de mobilité de l'hôte sont similaires, seules changent les données. Un modèle comportemental du vecteur est donc a priori structurellement transférable. En changeant les conditions environnementales et sociales du modèle, les chercheurs disposent alors d'un laboratoire artificiel pour réaliser des expériences : quel est le rôle de la distribution spatiale des gîtes potentiels, et le différentiel de leur densité, sur l'abondance des populations vectorielles ? Quels sont les effets d'une réduction ciblée de ces gîtes selon leur type (remplissage manuel versus climatique) et leur localisation (lieu public versus lieu privé) sur la densité de moustiques ? Les capacités d'adaptation spatiale du vecteur annulent-elles les effets attendus de ces stratégies (Beebe et al., 2009), et dans quels délais ? Le confinement des personnes infectées et symptomatiques ainsi que la destruction ciblée des moustiques adultes dans le voisinage des cas index sont-ils un moyen efficace pour freiner la progression de l'épidémie ? Quels sont le rôle et le poids de la mobilité quotidienne des hommes dans la diffusion du virus (Mpolya et al., 2014) ?

Malgré l'intérêt de ce type de modélisation pour l'étude de la dengue, peu de travaux ont pour l'instant été développés (Tab. 2). Si les aspects purement techniques peuvent être écartés pour expliquer ce relatif désintérêt², il faut mettre en avant la difficulté de paramétrer ce type de modèles, qui peut être un frein à leurs développements, ainsi que les difficultés de valider les résultats selon les méthodes de comparaison « traditionnelles » entre l'observé et le simulé. Il est également probable que le temps de développement d'un modèle de simulation, parfois plus long que le temps contractualisé d'un projet de recherche, explique ce nombre restreint de publications.

Conclusion

L'émergence ou la réémergence de maladies transmises par des insectes vecteurs est une préoccupation majeure de santé publique. En attente de vaccin et face à la prolifération d'un vecteur compétent, la dengue

² De nombreuses plateformes libres de droit proposent aux chercheurs des langages de manipulation des connaissances qui ne nécessitent pas une compétence spécifique en programmation informatique, ce qui favorise le travail pluridisciplinaire.

Tableau 2. Exemples de modèles à base d'agents spatialisés traitant au moins de l'un des composants du système de la dengue (E = environnement, H = hôte, Ve = vecteur moustique et Vi = virus).

Objectif	Composants modélisés	Sous-modèles	Principaux résultats	Référence
Simuler les dynamiques de population d' <i>Ae. aegypti</i> à micro-échelle (quelques maisons) et disposer d'un modèle biologique détaillé pour tester l'efficacité de scénarios de contrôle vectoriels	E : container & maison	Transition de stocks entre les stades aquatiques	Le déplacement des vecteurs entre les maisons réduit les effets attendus de l'hétérogénéité des maisons en termes de présence de containers sur la densité de vecteurs	Magori et al., 2009
	Ve : stocks des stades aquatiques, agent(ag.)-adulte	Déplacement entre les maisons des ag.-adultes		
Présenter un modèle de simulation des dynamiques de population d' <i>Ae. Aegypti</i> . Disposer d'un modèle biologique réaliste pour tester les effets de lâchés de mâles stériles sur ces dynamiques	E : grille d'ag. cellules	Fluctuation des niveaux d'humidité par cellule	Pas de résultat significatif, présentation du modèle	Isidoro et al., 2009
	Ve : ag.-femelle, ag.-mâle & ag.-mâle-stérile	Se reproduire, prendre un repas sanguin, pondre, croître		
	H : ag.-humain	Déplacement aléatoire dans la grille		
Étudier les effets de la variation dans l'espace intra et péri-domiciliaire du nombre de pièges à moustique sur la densité de vecteurs	E : ag.-container, ag.-végétation, ag.-ovitrapp	Fluctuation du volume d'eau et de l'émission de traces. L'ag.-ovitrapp détruit les œufs	Résultats simulés comparés avec une expérience, meilleure efficacité des résultats lorsque les ovitraps sont placés à l'extérieur des maisons	Almeida et al., 2010
	Ve : ag.-femelle, ag.-mâle	Transitions entre états pré-adultes, se déplacer, chercher un lieu de repos, un repas sanguin ou sucré, se reproduire, pondre		
	H : ag.-humain, ag.-chien, ag.-chat	Se déplacer selon un programme d'activité		
Étudier le comportement de prédation du moustique et sa distribution spatiale	E : grille d'ag.-cellules	Emission et diffusion de traces, modèle de simulation du vent	Les taux de contacts hôte-vecteur augmentent avec la dispersion des hôtes dans une zone	Cummins et al., 2012
	Ve : ag.-moustique	Suivre une trace (CO ₂)		
Simuler les dynamiques spatiales des quatre souches de la dengue	E : grille d'ag.-cellules	Aucun	Un processus stochastique de transmission et un arrangement spatial des hôtes peuvent expliquer la présence de plusieurs épidémies annuelles	Lourenço et Recker, 2013
	H : ag.-humain	Déplacement, incubation intrinsèque		
	Ve : ag.-moustique	Incubation extrinsèque		
Simuler les dynamiques de populations d' <i>Ae. aegypti</i> à méso-échelle (un quartier) à partir d'un modèle comportemental détaillé	E : ag. de type maillage irrégulier	Modèle météorologique selon le type d'utilisation du sol. Les stocks de moustiques immatures sont gérés par E.	Validation du modèle sur la dispersion de cohortes de moustiques selon différentes configurations spatiales ; reproduction de la pyramide des âges et âge limite moyen du vecteur	Maneerat et Daudé, 2015
	H : stock dans E	Mobilité quotidienne des hôtes		
	Ve : ag.-moustique	Se déplacer, rechercher une cible, piquer, pondre		

semble désormais installée pour longtemps au cœur des principales problématiques de santé publique.

Le cadre systémique et complexe de la dengue développé dans cet article donne une vision multiniveaux des composants du système hôte/vecteur/virus/environnement et ouvre de nombreuses pistes de recherche sur le rôle des interactions dans les dynamiques possibles de la maladie. Dans ce contexte, la modélisation à base d'agents spatialement explicite est présentée. Elle permet une modélisation réaliste des comportements des entités élémentaires responsables du cycle de transmission et intègre toute la richesse des bases de données issues des systèmes d'information géographique : hétérogénéité et mobilité des populations humaines, dynamique des densités vectorielles ou encore changements des conditions environnementales conduisent alors à tester de nombreux scénarios d'évolutions du système, à la fois pour explorer les mécanismes passés, mais également anticiper ceux à venir. La dengue en tant que système complexe implique alors un travail pluridisciplinaire où la modélisation à base d'agents spatialisés joue un rôle important dans le dialogue entre les chercheurs.

Remerciements

Cet article a été écrit dans le cadre des projets suivants : DENFREE (Dengue Research Framework for Resisting Epidemics in Europe, grant agreement : 282 378), septième programme de la Commission européenne (FP7) et AEDESS (Analyse de l'émergence de la dengue et simulation spatiale, 10 CEPL 004-01) de l'Agence nationale de la recherche. Les auteurs remercient leurs partenaires Alexandre Cebeillac, Bertrand Lefebvre, Somsakun Maneerat, Renaud Misslin, Patrick Taillandier, Yvette Vaguet (Université de Rouen) et Olivier Telle (Institut Pasteur). Les auteurs remercient également les relecteurs pour l'ensemble de leurs suggestions.

Références

- Abe, M., McCall, P., Lenhart, A., Villegas, E., Kroeger, A., 2005. The Buen Pastor cemetery in Trujillo, Venezuela: Measuring dengue vector output from a public area, *Tropical Medicine & International Health*, 10, 6, 597-603.
- Almeida, S.J. de, Ferreira, R., Eiras, A., Obermayr, R., Geierd, M., 2010. Multi-agent modeling and simulation of an *Aedes aegypti* mosquito population, *Environmental Modelling & Software*, 25, 12, 1490-1507.
- Anderson, R.M., May, R.M., 1991. *Infectious Diseases of Humans: Dynamics and Control*, Oxford, Oxford University Press.
- Beebe, N., Cooper, R., Mottram, P., Sweeney, A., 2009. Australia's dengue risk driven by human adaptation to climate change, *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 3, 5, e429.
- Bhatt, S., Gething, P., Brady, O., Messina, J., Farlow, A., Moyes, C., Drake, J., Brownstein, J., Hoen, A., Sankoh, O., Myers, M., George, D., Jaenisch, T., Wint, G., Simmons, C., Scott, T., Farrar, J., Hay, S. 2013. The global distribution and burden of dengue, *Nature*, 496, 504-507, doi: 10.1038/nature12060.
- Christophers, S.R., 1960. *Aedes Aegypti (L.): The Yellow Fever Mosquito*, Cambridge, Cambridge University Press.
- Cummings, D., Irizarry, R., Huang, N., Endy, T., Nisalak, A., Ungchusak, K., Burke, D., 2004. Travelling waves in the occurrence of dengue hemorrhagic fever in Thailand, *Nature*, 427, 6972, 344-347.
- Cummins, B., Cortez, R., Foppa, I.M., Walbeck, J., Hyman, J.M., 2012. A spatial model of mosquito host-seeking behavior, *PLoS Computational Biology*, 8, 2, e1002500.
- Daudé, É., Vaguet, A., 2015. Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : qui a échoué ?, *L'Espace Politique*, 26, 2, doi: 10.4000/espacepolitique.3485.
- De Mattos Almeida, M.C., Caiaffa, W.T., Assunção, R., Proietti, F., 2007. Spatial vulnerability to dengue in a Brazilian urban area during a 7-year surveillance, *Journal of Urban Health : Bulletin of the New York Academy of Medicine*, 84, 3, 334-345.
- Descloux, E., Mangeas, M., Lengaigne, M., Leroy, A., Menkes, C., Tehei, T., Guillaumot, L., Teurlai, M., Gourinat, A.-C., Benzler, J., 2012. Climate-based models for understanding and forecasting dengue epidemics, *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 6, 2, e1470, doi: 10.1371/journal.pntd.0001470.
- Deubel, V., Rodhain, F., 1999. Variations climatiques et dengue : impacts directs et indirects, *Médecine et Maladies Infectieuses*, 29, 5, 289-295.
- Eisen, L., Lozano-Fuentes, S., 2009. Use of mapping and spatial and space-time modeling approaches in operational control of *Aedes aegypti* and dengue, *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 3, 4, e411, doi: 10.1371/journal.pntd.0000411.
- Eisenberg, J., Desai, M., Levy, K., Bates, S., Liang, S., Naumoff, K., Scott, J., 2007. Environmental determinants of infectious disease: A framework for tracking causal links and guiding public health research, *Environ Health Perspectives*, 115, 8, 1216-1223.
- Ellis, A., Garcia, A., Focks, D., Morrison, A., Scott, T., 2011. Parameterization and sensitivity analysis of a complex simulation model for mosquito population dynamics, dengue transmission, and their control, *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 85, 2, 257-264.
- Fontenille, D., Lagneau, C., Lecollinet, S., Lefait-Robin, R., Setbon, M., Tirel, B., Yebakima, A., 2009. *La Lutte antivectorielle en France*, Marseille, IRD Éditions, coll. Expertise collégiale.
- Fuller, D., Troyo, A., Calderon-Arguedas, O., Beier, J., 2010. Dengue vector larval habitats in an urban environment of Costa Rica analysed with ASTER and QuickBird imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 31, 1, 3-11.
- Getis, A., 1999. Spatial statistics, in Longley, P., Goodchild, M., Maguire, G., Rhind, D. (Ed.), *Geographic Information Systems*, New York, John Wiley and Sons, 239-251.
- Grange, L., Simon-Lorière, E., Sakuntabhai, A., Gresh, L., Paul, R., Harris, E., 2014. Epidemiological risk factors associated with high global frequency of inapparent dengue virus infections, *Frontiers in Immunology*, 5, 280.

- Gubler, D., 1998. Population growth, urbanization, automobiles and airplanes: The dengue connection, in Greenwood, B., De Cock, K., (Ed.), *New and Resurgent Infections: Prediction, Detection and Management of Tomorrow's Epidemics*, London, London School of Hygiene and Tropical Medicine, 117-129.
- Gubler, D., 2011. Dengue, urbanization and globalization: The unholy Trinity of the 21st century, *Tropical Medicine and Health*, 39, 4, 3-11.
- Gubler, D., Kuno, G., (Ed.), 1997. *Dengue and Dengue Hemorrhagic Fever*, Wallingford, UK, CAB International.
- Guzman, M., Halstead, S., Artsob, H., Buchy, P., Farrar, J., Gubler, D., Hunsperger, E., Margolis, H., Martínez, E., Nathan, M., Pelegrino, J., 2010. Dengue : a continuing global threat, *Nature*, 8, 12, doi.org/10.1038/nrmicro2460.
- Hales, S., de Wet, N., Maindonald, J., Woodward, A., 2002. Potential effect of population and climate changes on global distribution of dengue fever: An empirical model, *Lancet*, 360, 9336, 830-834.
- Handschumacher, P., Hervouet, J.-P., 2004. Des systèmes pathogènes à la santé publique, une nouvelle dimension pour la géographie de la santé tropicale, *Autrepart*, 29, 47-63.
- Harrington, L., Scott, T., Lerdtusnee, K., Coleman, R., Costero, A., Clark, G., Jones, J., Kitthawee, S., Kittayapong, P., Sithiprasasna, R., Edman, J., 2005. Dispersal of the dengue vector *Aedes aegypti* within and between rural communities, *American Society of Tropical Medicine and Hygiene*, 72, 2, 209-220.
- Hartemink, N., Vanwambeke, S., Purse, B., Gilbert, M., Van Dyck, H., 2014. Towards a resource-based habitat approach for spatial modelling of vector-borne disease risks, *Biological Reviews*, 32.
- Huy, N.T., Van Giang, T., Thuy, D.H., Kikuchi, M., Hien, T.T., Zamora, J., Hirayama, K., 2013. Factors associated with dengue shock syndrome: A systematic review and meta-analysis, *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 7, 9, e2412, doi: 10.1371/journal.pntd.0002412.
- Isidoro, C., Fachada, N., Barata, F., Rosa, A., 2009. Agent-based model of *Aedes aegypti* population dynamics, *Progress in Artificial Intelligence*, Berlin, Springer-Verlag, 53-64.
- Jaenisch, T., IDAMS, Sakuntabhai, A., DENFREE, Wilder-Smith, A., DengueTools, 2013. Dengue research funded by the European Commission-scientific strategies of three European dengue research consortia, *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 7, 12, e2320, doi: 10.1371/journal.pntd.0002320.
- Jetten, T.H., Focks, D.A., 1997. Potential changes in the distribution of dengue transmission under climate warming, *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 57, 3, 285-297.
- Joshi, V., Mourya, D., Sharma, R., 2002. Persistence of dengue-3 virus through transovarial transmission passage in successive generations of *Aedes aegypti* mosquitoes, *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 67, 158-161.
- Kan, C., Lee, P., Wen, T., Chao, D., Wu, M., Lin, N., Scott Y., Shang, C., Fan, I., Shu, P., Huang, J., King, C., Pai, L., 2008. Two clustering diffusion patterns identified from the 2001-2003 dengue epidemic, Kaohsiung, Taiwan, *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 79, 3, 344-352.
- Kitron, U., 1998. Landscape ecology and epidemiology of vector-borne diseases: Tools for spatial analysis, *Journal of Medical Entomology*, 35, 435-445.
- Lambrechts, L., Paaijmans, K., Fansiri, T., Carrington, L., Kramer, L., Thomas, M., Scott, T., 2011. Impact of daily temperature fluctuations on dengue virus transmission by *Aedes aegypti*, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108, 18, 7460-7465.
- Langlois, P., 2010. *Simulation des systèmes complexes en géographie : fondements théoriques et applications*, Paris, Hermès-Lavoisier.
- Lourenço, J., Recker, M., 2013. Natural, persistent oscillations in a spatial multi-strain disease system with application to dengue. *PLoS Computational Biology*, 9, 10, e1003308.
- Lwin, M., Vijaykumar, S., Fernando, O., Cheong, S., Rathnayake, V., Lim, G., Theng, Y., Chaudhuri, S., Foo, S., 2013. A 21st century approach to tackling dengue: Crowdsourced surveillance, predictive mapping and tailored communication, *Acta Tropica*, 130, 100-107.
- Maciel-de-Freitas, R., Koella, J.C., Lourenco-de-Oliveira, R., 2011. Lower survival rate, longevity and fecundity of *Aedes aegypti* females orally challenged with dengue virus serotype 2, *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, 105, 452-458.
- Magori, K., Legros, M., Puente, M., Focks, D., Scott, T., Lloyd, A., Gould, F. 2009. Skeeter Buster: A stochastic, spatially explicit modeling tool for studying *Aedes aegypti* population replacement and population suppression strategies, *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 3, 9, e508, doi: 10.1371/journal.pntd.0000508.
- Maneerat, S., Daudé, É., 2015. An agent-based model of dengue vector, *Aedes aegypti*, to understand the spatio-temporal heterogeneity of mosquito populations, *Ecological Modelling*, à paraître.
- Mpolya, E.A., Yashima, K., Ohtsuki, H., Sasaki, A., 2014. Epidemic dynamics of a vector-borne disease on a village-and-city star network with commuters, *Journal of Theoretical Biology*, 343, 120-126.
- OMS, 2012a. Global strategy for dengue prevention and control 2012-2020, Genève (online: <http://www.who.int/denguecontrol/9789241504034/en/index.html>).
- OMS, 2012b. Handbook for clinical management of dengue, Genève (online: <http://www.who.int/denguecontrol/9789241504713/en/>).
- Ooi, E., Goh, K., Gubler, D., 2006. Dengue prevention and 35 years of vector control in Singapore, *Emerging Infectious Diseases*, 12, 887-893.
- Ordóñez-Gonzalez, J.G., Mercado-Hernandez, R., Flores-Suarez, A.E., Fernández-Salas, I., 2001. The use of sticky ovitraps to estimate dispersal of *Aedes aegypti* in Northeastern Mexico, *Journal of American Mosquito Control Association*, 17, 93-97.
- PAHO, 1997. Re-emergence of dengue in the Americas, *Epidemiological Bulletin*, 18, 2.
- Palaniyandi, M., 2014. Web mapping GIS: GPS under the GIS umbrella for *Aedes* species dengue and chikungunya vector mosquito surveillance and control, *International Journal of Mosquito Research*, 1, 3, 18-25.
- Picheral, H., 1983. Complexes et systèmes pathogènes : approche géographique. De l'épidémiologie à la géographie

- humaine, *Travaux et Documents de Géographie Tropicale*, 48, 5-22.
- Rodhain, F., Rosen, L., 1997. Mosquito vectors and dengue virus-vector relationships, in Gubler, D., Kuno, G., (Ed.), *Dengue and Dengue Haemorrhagic Fever*, London, CAB International, 45-60.
- Rogers, D., Randolph, S., 2006. Climate change and vector-borne diseases, *Advances in Parasitology*, 62, 345-381.
- Rotela, C., Fouque, F., Lamfri, M., Sabatier, P., Introini, V., Zaidenberg, M., Scavuzzo, C., 2007. Space-time analysis of the dengue spreading dynamics in the 2004 Tartagal outbreak, Northern Argentina, *Acta Tropica*, 103, 1, 1-13.
- Sabchareon, A., Wallace, D., Sirivichayakul, C., Limkittikul, K., Chanthavanich, P., Suvannadabba, S., Jiwariyavej, V., Dulyachai, W., Pengsaa, K., Wartel, T.A., Moureau, A., Saville, M., Bouckennooghe, A., Viviani, S., Tornieporth, N.G., Lang, J., 2012. Protective efficacy of the recombinant, live-attenuated, CYD tetravalent dengue vaccine in Thai schoolchildren: A randomized, controlled phase 2b trial, *Lancet*, 380, 1559-1567.
- Salje, H., Lessler, J., Endy, T., Curriero, F., Gibbons, R., Nisalak, A., Nimmannitya, S., Kalayanaroj, S., Jarman, R., Thomas, S., Burke, D., Cummings, D., 2012. Revealing the micro-scale spatial signature of dengue transmission and immunity in an urban population, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 109, 9535-9538.
- Schmidt, W.-P., Suzuki, M., Thiem, V., White, R., Tsuzuki, A., Yoshida, L., Yanai, H., Haque, U., Tho, L., Anh, D., Ariyoshi, K., 2011. Population density, water supply, and the risk of dengue fever in Vietnam: cohort study and spatial analysis, *PLoS Medecine*, 8, e1001082, doi: 10.1371/journal.pmed.1001082.
- Setbon, M., Raude, J., 2009. Population response to the risk of vector-borne diseases: lessons learned from socio-behavioural research during large-scale outbreaks, *Emerging Health Threats Journal*, 2, doi.org/10.3402/ehj.v2i0.7083.
- Sharma, Y., Kaur, M., Singh, S., Pant, L., Kudesia, M., Jain, S., 2012. Seroprevalence and trend of dengue cases admitted to a government hospital, Delhi - 5-year study (2006-2010): A look into the age shift, *International Journal of Preventive Medicine*, 3, 8, 537-543.
- Singh, R., Mittal, P., Yadav, N., Gehlot, O., Dhiman, R., 2011. *Aedes aegypti* indices and KAP study in Sangam Vihar, south Delhi, during the XIX Commonwealth Games, New Delhi, 2010, *Dengue Bulletin*, 35, 131-140.
- Stoddard, S.T., Forshey, B., Morrison, A., Paz-Soldan, V., Vazquez-Prokopec, G., Astete, H., Reiner, R., Vilcarrromero, S., Elder, J., Halsey, E., Kochel, T., Kitron, U., Scott, T., 2013. House-to-house human movement drives dengue virus transmission, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110, 3, 994-999.
- Tatem, A.J., Rogers, D., Hay, S.I., 2006. Global transport networks and infectious disease spread, *Advances in Parasitology*, 62, 293-343.
- Telle, O., 2011. Le système indien de surveillance des maladies infectieuses face au risque dengue : croyances et actions de luttes sur les espaces endémiques, *Espace Populations et Sociétés*, 1, 47-62.
- Thammapalo, S., Chongsuvivatwong, V., Geater, A., Dueravee, M., 2008. Environmental factors and incidence of dengue fever and dengue hemorrhagic fever in an urban area, Southern Thailand, *Epidemiology and Infection*, 136, 135-143, doi:10.1017/S0950268807008126.
- Treuil, J.-P., Drogoul, A., Zucker, J.-D., 2008. *Modélisation et simulation à base d'agents : exemples commentés, outils informatiques et questions théoriques*, Paris, Dunod.
- Tun-Lin, W., Lenhart, A., Nam, V., Rebolgar-Tellez, E., Morrison, A., Barbazan, P., Cote, M., Midega, J., Sanchez, F., Manrique-Saide, P., Kroeger, A., Nathan, M., Meheus, F., Petzold, M., 2009. Reducing costs and operational constraints of dengue vector control by targeting productive breeding places: A multi-country non-inferiority cluster randomized trial, *Tropical Medicine and International Health*, 14, 9, 1143-1153.
- Vezzani, D., Rubio, A., Velazquez, S., Schweigmann, N., Wiegand, T., 2005. Detailed assessment of microhabitat suitability for *Aedes aegypti* in Buenos Aires, Argentina, *Acta Tropica*, 95, 123-131.
- Watts, D., Burke, D., Harrison, B., Whitmore, R., Nisalak, A., 1987. Effect of temperature on the vector efficiency of *Aedes aegypti* for dengue 2 virus, *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 36, 143-152.
- Weaver, S., Vasilakis, N., 2009. Molecular evolution of dengue viruses: Contributions of phylogenetics to understanding the history and epidemiology of the preeminent arboviral disease, *Infections, Genetics and Evolution*, 9, 523-540.
- Yang, H., Macoris, M., Galvani, K., Andrighetti, M., Wanderley, D., 2009. Assessing the effects of temperature on the population of *Aedes aegypti*, the vector of dengue, *Epidemiology and Infection*, 137, 8, 188-202.

- IX. Daudé É., Vaguet A. (2015), Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : qui a échoué ? l'Espace Politique, vol. 26, n. 2.



Éric Daudé et Alain Vaguet

Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : Qui a échoué ?

Introduction

- 1 La dengue est une infection virale qui touche, selon les estimations, entre 100 et 400 millions de personnes dans le monde (OMS, 2012), pour l'essentiel dans les régions tropicales et subtropicales d'Asie, d'Afrique et d'Amérique du Sud (Bhatt *et al.*, 2013). Cette distribution géographique mondiale de la maladie tient à la spécificité biologique de son vecteur, le moustique du genre *Aedes*, qui trouve dans ces contrées des conditions climatiques favorables à sa reproduction. Dans ces régions la dengue touche pour l'essentiel les populations urbaines et péri-urbaines. Cette seconde spécificité géographique est d'ordre anthropique. La prolifération des moustiques est en effet favorisée par une urbanisation galopante et par un sous-investissement récurrent dans les services publics de base, tels que les réseaux d'adduction d'eau. Chaque pot de fleurs, réservoir d'eau, petit conteneur ou fuite d'eau peut potentiellement devenir un lieu de ponte et de reproduction pour des centaines de moustiques. La concentration des hommes dans les villes facilite par ailleurs les succès de prédation du moustique femelle qui a besoin de sang pour se reproduire. Enfin les villes parce qu'elles sont le lieu de nombreuses interactions nationales et internationales contribuent à la circulation des virus de la dengue (Gubler, 2011).
- 2 La dengue est une maladie complexe, sa réussite émergente nécessite la coexistence géographique et temporelle d'une population d'hôtes, de vecteurs et de virus dans des conditions environnementales propices aux dynamiques de chacun (Daudé *et al.*, 2015). En l'absence de vaccin, les deux principaux instruments de lutte contre cette maladie à court terme sont sa surveillance et la lutte anti-vectorielle. Le premier assure la mise en œuvre d'actions rapides, en concentrant les efforts financiers et humains au plus près des besoins. Le second permet potentiellement de réduire le risque d'explosion épidémique et de briser le cycle de contamination durant la saison de transmission. A moyen et long terme, c'est à la fois l'amélioration des conditions environnementale du système et la recherche d'un vaccin qui doivent être privilégiés. Ceci passe par l'amélioration des infrastructures de santé publique, car une prise en charge rapide et efficace des malades permet de diminuer le taux de mortalité de la maladie. Des investissements massifs dans les aménités spatiales sont également indispensables, dans les réseaux d'adduction d'eau et la collecte des déchets, afin de limiter la prolifération des moustiques. L'éducation du citoyen sur les causes et conséquences de cette maladie doivent enfin contribuer à abaisser les vulnérabilités individuelles. Les enjeux de santé publique liés à la dengue impliquent donc la coordination de nombreux acteurs, coordination que l'on pourrait retrouver dans cette organisation verticale et pyramidale où l'OMS, la région Asie du Sud-Est de l'OMS, l'Inde, ses États et Territoires¹, les districts, les municipalités et les particuliers se partagent les responsabilités dans la lutte contre la maladie.
- 3 En Inde le gouvernement central via son ministère de la santé met en place dès 2007 (après l'épidémie record de 2006 à Delhi) un institut et un programme national de lutte contre les maladies vectorielles, le National Vector Borne Disease Control Program (NVBDCP²). Mais l'Inde étant une république fédérale, les habituelles questions de gouvernance des décisions de santé publique (centralisme, décentralisation, déconcentration, hiérarchie « top down », participation citoyenne « bottom-up »...) sont confrontées à la dichotomie État central (Delhi) et États fédérés. De fait, la constitution place les questions de santé publique et des infrastructures de soins entre les mains des gouvernements régionaux, soit les 29 États et 7 Territoires. Le NVBDCP est donc un programme strictement incitatif, à l'initiative du gouvernement central pour impulser aux niveaux des États et des Territoires des pratiques qui, si elles sont suivies par tous, donnent une cohérence globale au contrôle et à la lutte contre la maladie. Selon ce même principe, l'International Health Regulation (IHR-WHO

2005), dont l'objectif est de surveiller les épidémies régionales qui peuvent avoir une portée internationale, demande aux pays partenaires d'informer l'OMS de l'existence de risques pour la santé en dehors de ses frontières. Cela suppose que les pays partenaires, dont l'Inde, aient des systèmes de surveillance et de contrôle sanitaire selon les standards fixés par l'OMS et que les pays mettent à la disposition de la communauté toutes les informations qui concernent les maladies sous-surveillance internationale. Pour autant, beaucoup d'exemples comme le sida en particulier (Éliot, 2000) ont déjà montré que les questions de santé internationale se trouvent souvent entravées dans leur transparence par des réflexes de dénis nationaux qui s'opposent directement au Règlement Sanitaire International (RSI) mis en place par l'OMS.

- 4 Le virus H1N1 de la grippe qui circule depuis 2014 en Inde montre à quel point l'Inde est mal préparée pour prévenir et contrôler des épidémies. Deux exemples pour l'illustrer. L'Institut National de Virologie (NIV) de Pune est le principal laboratoire d'expertise pour le séquençage des virus en Inde, dont H1N1, la dengue mais aussi Ebola en cas de suspicion de son introduction dans le pays. En février 2015, Le NIV qui n'a pas séquencé complètement le génome de la souche en circulation l'apparente à celle de 2009. Le ministère de la santé, sur la base de ces résultats, préconise l'inoculation d'un vaccin contre cette souche. Entre temps une étude indépendante (Tharakaraman & Sasisekharan, 2015) menée sur le génome complet repère d'importantes mutations par rapport à la souche de 2009, expliquant ainsi la plus forte virulence du virus et l'inefficacité du vaccin préconisé par le ministère de la santé indien. En mars 2015, le gouvernement indien récuse ces résultats dans l'attente de nouvelles analyses du NIV et l'OMS (Lancet, 2015) soulève alors le problème du manque de coopération et de transparence de l'Inde. Ses représentants, qui ne partagent pas des informations critiques pour l'identification des souches en circulation dans le pays, freineraient considérablement l'effort global pour étudier les évolutions du virus, fondamental pour la mise au point des vaccins. La dengue a-t-elle provoqué les mêmes réflexes ?

- 5 Nous présentons dans cet article la dengue « officielle » en Inde et les instruments qui sont proposés à la fois pour la surveiller et la contrôler. Cette section repose sur l'étude des documents administratifs et des données transmises par le système de surveillance. Dans un second temps nous présentons la dengue « officieuse », non mesurée, parfois estimée, mais surtout perçue et vécue par les acteurs du système. Plus compliquées à analyser car plus diffuse, les informations proviennent de rencontres avec des scientifiques et des acteurs locaux, d'études, d'articles de journaux et d'expériences de terrain. La confrontation de ces deux visions montre le fossé qui existe entre des documents cadres de politique nationale, dérivant des directives internationales, qui expriment d'avantage les enjeux et les défis de la dengue et une réalité terrain qui aurait besoin de plus de pragmatisme pour reconnaître les connaissances profanes, de plus de moyens humains, financiers et de plus d'infrastructures de soins de qualité.

La dengue en Inde : une vision officielle

- 6 La dengue est un problème majeur de santé publique en Inde, avec une hyper endémicité dans les zones urbaines qui connaissent une co-circulation des 4 sérotypes mais également une propagation dans les zones rurales. Le programme national de lutte contre la dengue est élaboré en 2006 par le ministère de la santé de l'Union lorsque le taux de mortalité est évalué à 1,6%, deux fois supérieur à toute la zone d'Asie du Sud-Est (OMS, 2011). Le NVBDCP est transmis à l'ensemble des États et Territoires dès janvier 2007 (NVBDCP 2007) puis est réévalué en 2011 (NVBDCP, 2011). La lutte contre la dengue en Inde est donc pour l'essentiel une affaire d'États qui ont plein pouvoir législatif, et qui en assurent l'essentiel du financement.

Directives nationale et actions des États contre la dengue

- 7 Le NVBDCP est un document cadre qui reprend les directives émises par l'OMS en matière de lutte contre les maladies à transmission vectorielles : la surveillance et le traitement des cas de dengue, le contrôle des vecteurs, la formation des personnels de santé et la gestion de crise en sont les principaux piliers (Tableau 1).
- 8 La lutte contre la dengue est avant tout indissociable d'une connaissance de sa géographie et de son intensité. Les États sont donc incités à intégrer des hôpitaux dans le réseau national des hôpitaux sentinelles (HS), créé en 2007. Ce réseau va passer de 110 à 394 établissements entre

2007 et 2014, dont l'essentiel est constitué d'hôpitaux publics. Ces HS doivent disposer des compétences et de l'équipement pour réaliser les tests sérologiques. Ils sont reliés à au moins un laboratoire de référence, on en trouve 14 répartis sur le territoire de l'Union, qui apporte le soutien technique et matériel, notamment pour les analyses virologiques. Un cas de dengue est officiellement enregistré s'il est confirmé par un test sérologique (MAC-ELISA), dont le coût est pris en charge par le Gouvernement central. Lorsqu'un cas de dengue est déclaré, l'HS à 7 jours pour alerter les officiers de santé publique et du contrôle vectoriel du district ainsi que l'officier d'État responsable du NVBDCP, qui transmet ces données au siège du NVBDCP à Delhi. Un réseau sentinelle qui couvrirait tous les districts en proportion de leurs populations devrait ainsi permettre de mesurer avec précision le poids de cette maladie et d'orienter au mieux les moyens humains et financiers.

- 9 La formation des personnels de santé et des agents qui participent à ce programme est également importante. La réduction du taux de mortalité passe en effet par la capacité des personnels hospitaliers à détecter précocement les cas et par des traitements adaptés aux symptômes très variés, qu'il faut savoir reconnaître. Des cycles de formation sont donc prévus dans le plan avec le soutien technique des spécialistes du All India Institute of Medical Science (AIIMS, le plus grand hôpital de l'Inde), à Delhi. Des programmes de formation sont également planifiés pour les équipes responsables des contrôles vectoriels au niveau local.

Tableau 1 : Programme de prévention et de contrôle de la dengue (élaboré à partir du NVBDCP, 2011).

<i>Volets</i>	<i>Institutions / Acteurs responsables</i>	<i>Principaux programmes & Actions</i>
Surveillance des cas de dengue	Officiers d'États	Compilation des cas de dengue reportés via le réseau sentinelle ; Envoi des données au siège du NVBDCP (1 fois/semaine durant la saison inter-épidémique, tous les jours en période d'épidémie)
Prise en charge des cas	Hôpitaux sentinelles, Laboratoires de référence	Utilisation du test NS1 - MAC-ELISA (fourni par NIV, Pune) pour la confirmation d'un cas
Surveillance et contrôle vectoriel	États	La dengue devrait être à déclaration obligatoire dans chaque État
	Municipalités	Implémentation de programmes pour la gestion de l'eau et des déchets afin de limiter les zones de prolifération de vecteurs ; Mise en place d'une juridiction locale (Bye-Laws) ; Contrôle des gîtes vectoriels
	Organismes législatifs locaux	Coordination intersectorielle afin d'éviter l'implémentation de programmes concurrents et d'éviter des actions qui puissent générer un risque potentiel d'exposition à la dengue
Gestion de crise	Cellule de crise dans tous les districts	Sélectionne les échantillons, planifie la surveillance entomologiques, la collecte de spécimens et leur conservation
	Équipe de gestion de crise dans chaque État	Recherche d'informations dans les zones infectées ; Informe la presse écrite et électronique sur les activités quotidiennes pour contrôler la dengue ; Communique avec les officiers d'État et de districts responsables des questions de santé et de surveillance entomologiques
Formation & éducation	National	Mise à disposition de consultants et spécialistes d'AIIMS-Delhi pour assister les États dans l'implémentation du NVBDCP
	États	Renforcement des compétences dans les cliniques et les laboratoires de surveillance (diagnostique et gestion des cas), dans les équipes de surveillance et de contrôle vectoriel
Communication	Officiers d'États	Mise en place d'un plan média
Coordination inter-sectorielle	Secteurs publics et privé, ONG, Communautés locales	Collaboration et partenariat ; partage des ressources et ajustements des politiques et des projets
Surveillance et évaluation	National, Régional, États, Officiers de district du NVBDCP	Collecter les informations et contrôler chaque composant du plan actuel du NVBDCP
	NVBDCP au niveau de chaque État	Maintien des bases de données
Budget	États	Projet d'implémentation du plan via le National Rural Health Mission

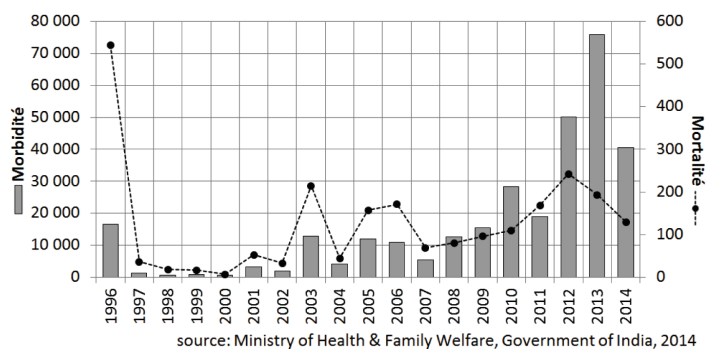
- 10 En l'absence de vaccin, le principal moyen de lutte contre la dengue est la surveillance et le contrôle anti-vectoriel. Le NVBDCP préconise donc la création dans chaque État d'une cellule de surveillance entomologique pour collecter des données vectorielles et mettre en place des mesures de réduction à la source notamment. Le plan appelle également à la mobilisation de l'ensemble des moyens humains, du simple citoyen aux organisations civiques, pour mener à bien cette lutte. Un plan media est prévu, avec plaquettes dans les journaux et spots télévisés. Les mois de juin et juillet sont déclarés mois anti-dengue et anti-Chikungunya. Durant cette période, des campagnes de « nettoyage » doivent être réalisées dans les grandes villes où la dengue est endémique et des contrôles de maisons sont effectués pour familiariser les habitants aux méthodes de contrôle vectoriel, en coordination avec les fonctionnaires locaux.
- 11 Le NVBDCP est donc un programme ambitieux qui a essentiellement deux limites : d'une part son application qui au niveau local demande des moyens humains et financiers importants dont ne disposent que peu d'États et d'autre part son statut non obligatoire.

Évolutions officielle de la dengue depuis 1996

- 12 La dengue touche officiellement l'Inde au début des années 1960, avec une première grande épidémie rapportée à Calcutta en 1963, à Delhi en 1967 et à Kanpur en 1968. À partir de

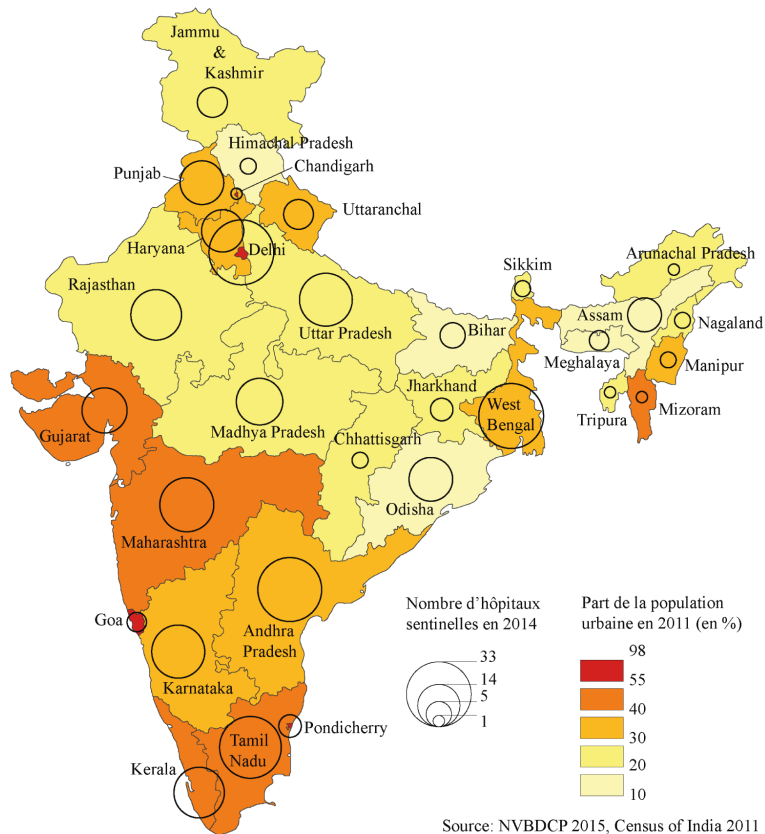
ces différents foyers, la dengue se propage sur l'ensemble du pays où elle devient endémique et hyper endémique dans certains États. L'enregistrement des cas de dengue depuis la fin des années 1990 révèle un phénomène majeur de diffusion de la maladie. Sur la période 2007-2014, le taux d'évolution annuel moyen de morbidité est supérieur à 30% (Figure 1).

Figure 1 : Évolution de la morbidité et de la mortalité due à la dengue en Inde.



- 13 Toutefois, ces chiffres doivent être rapprochés de la montée en puissance et donc de la diffusion spatiale des hôpitaux sentinelles, qui passe de 110 HS répartis dans 19 États et Territoires de l'union en 2007 à 438 en 2014 sur l'ensemble du pays (carte 1).

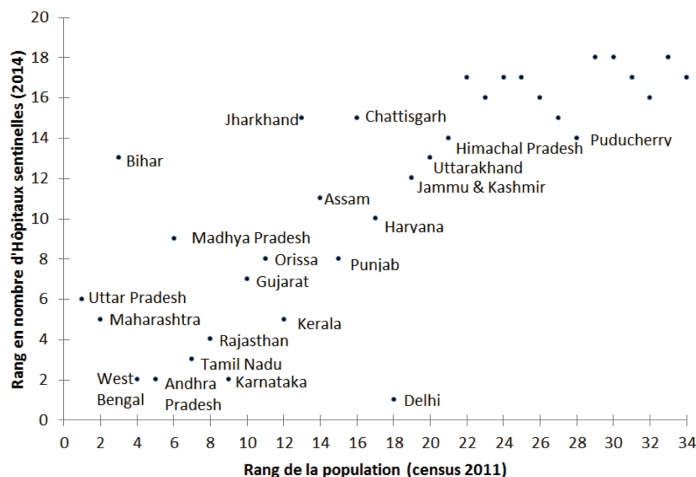
Carte 1 : Localisation des hôpitaux intégrés dans le réseau national de surveillance de la dengue.



Source: NVBDCP 2015, Census of India 2011

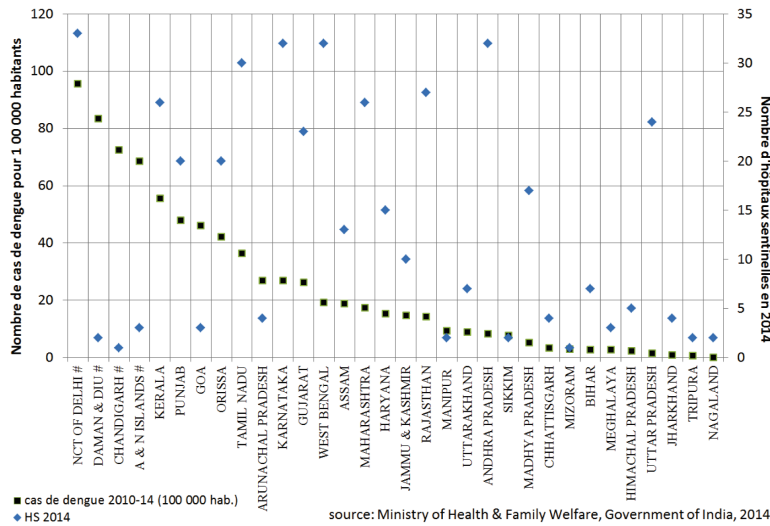
- 14 Selon une double hiérarchie des États et des Territoires basée sur la taille de la population et sur le nombre d'hôpitaux sentinelles qui la surveille, il est à noter que le réseau sentinelle suit globalement la hiérarchie de peuplement (Figure 2). Certains États et Territoires s'éloignent cependant de cette relation, c'est le cas du Territoire de Delhi classé en 18^{ème} position en termes de population (plus de 16 millions d'habitants, Census of India 2011) et toutefois 1^{er} en nombre d'HS (33 HS en 2014). Inversement, des États très peuplés décrochent au niveau du classement : l'Uttar Pradesh, État le plus peuplé avec près de 200 millions d'habitants n'est qu'au 6^{ème} rang en termes d'HS et le Bihar, en 3^{ème} position par son nombre d'habitants est au rang 13 dans le classement du nombre d'HS. Pour autant, les voix porteuses de récriminations et de demande d'égalité demeurent rares dans la société civile (Menon, 2007).

Figure 2 : Un réseau de surveillance national qui suit globalement la hiérarchie de peuplement des États et des Territoires indiens en 2014.



- 15 Ce relatif équilibre territorial masque une autre réalité, beaucoup plus problématique, celle de la concentration des cas dans les États les moins peuplés et les plus riches. Ceux-ci sont finalement mieux surveillés que les États les plus peuplés, qui ont relativement moins suivis la tendance globale d'amélioration de la surveillance, et qui ont beaucoup plus de districts à couvrir. Ainsi seuls 46% des districts ont au moins un HS en 2013, couvrant moins de 42% de la population. À cette date, plus de 80 % des cas de dengue sont enregistrés dans les États qui rassemblent moins de 50% de la population totale : L'autre moitié de la population indienne, rassemblée dans les 6 États les plus peuplés (Madhya Pradesh, Andhra Pradesh, West Bengal, Bihar, Maharashtra et Uttar Pradesh) n'enregistre que 18% des cas de dengue de 2013, ce qui éveille la suspicion sur la pertinence de ces chiffres. Un autre phénomène qui est remarquable dans ce système de surveillance indien c'est l'absence de corrélation entre la présence d'hôpitaux sentinelles dans un État et le nombre de cas de dengue enregistrés en moyenne par cet État sur la période 2010-2014 (Figure 3).
- 16 Cette situation peut s'expliquer par les fortes disparités de qualité des structures sanitaires, par une faible couverture de santé pour les populations les plus pauvres ou encore par un nombre de médecins par habitants très variable d'un centre de soins à l'autre (Telle, 2011). Ainsi la seule présentation d'une liste d'hôpitaux sentinelles par un État ne garantit pas une mise en œuvre pragmatique du programme de surveillance et de contrôle de la dengue.

Figure 3 : L'Inde, dont les États sont ici classés par ordre décroissant selon le nombre de cas de dengue qu'ils ont enregistrés depuis 2010, présente un potentiel et une capacité de surveillance de la maladie très inégaux.



17 Quoi qu'il en soit et de façon étrange compte tenu du tableau qui vient d'être dressé, l'évolution du taux de mortalité connaît des résultats satisfaisants : parti d'un taux record de mortalité à 3,3% en 1996, celui-ci diminue progressivement pour s'établir à 0,32% en 2014. Ce résultat est lié en partie à un affinement des diagnostics et à une prise en charge précoce des cas de dengue, pour l'essentiel dans les États et Territoires qui ont accompagné précocement le programme du NVBDCP. C'est le cas notamment de Delhi.

La dengue en milieu urbain : l'exemple à Delhi

18 A la fois Territoire de l'Union et capitale de l'Inde, Delhi occupe une place particulière pour l'évaluation des questions de santé urbaines, et plus particulièrement pour la lutte contre la dengue. Les officiers de santé publique locaux sont en effet en contact direct avec les organismes programmatiques nationaux et les agences gouvernementales, ce qui exacerbe les enjeux politiques de santé publique : comment imposer aux États et aux Territoires de l'Union des programmes que le siège du pouvoir ne pourrait pas tenir ?

La dengue officialisée à Delhi

19 Les questions de santé sont officiellement gérées à Delhi par le gouvernement du Territoire, via son département santé. Celui-ci met en œuvre, finance, coordonne et contrôle les actions des différents acteurs, publics et privés, qui y opèrent et qui se répartissent dans l'une des trois municipalités de Delhi³. Les départements santé de ces municipalités sont donc incités à mettre en œuvre la surveillance et le contrôle de la dengue tel que prévu par le NVBDCP (Tableau 1). La coexistence avec des agences qui relèvent du gouvernement central, via la National Capital Territory of Delhi, devrait produire un contexte favorable au suivi de ces programmes nationaux. En effet outre le département santé dont l'une des missions est de coordonner les programmes nationaux et de l'Union, on trouve à Delhi le siège du NVBDCP, l'hôpital AIIMS, longtemps le plus grand de l'Inde et dont les professionnels sont les principaux acteurs du système de formation à l'échelle de l'Union, et l'Indian Council of Medical Research (ICMR), institut qui formule et coordonne la recherche biomédicale en Inde. Se rajoutent à cela les opérateurs de santé privés, les centaines d'ONG aux orientations plus ou moins humanitaires et les associations de quartiers. Les départements municipaux de santé de Delhi sont donc en situation d'observation constante et accueillent de nombreuses opérations de recherches scientifiques d'envergure internationale.

- 20 Dès 2007, année de mise en place du NVBCDP, Delhi compte 30 hôpitaux sentinelles, soit près de 25% du réseau pour seulement 1,3% de la population totale. Si ce poids relatif a diminué avec la diffusion du système à l'ensemble de l'Inde, il représente encore 7,5% (33 sur 438) du total en 2015. Ceci a un effet négatif sur l'efficacité perçue du travail des différentes municipalités : la présence de nombreux hôpitaux sentinelles dans ce petit Territoire essentiellement urbain favorise sa visibilité statistique. Ainsi depuis 2006, Delhi enregistre tous les 3-4 ans une épidémie de dengue : 2006 (Pandey *et al.*, 2007), 2010 (Kumari *et al.*, 2011) et 2013 (Afreen *et al.*, 2011). Dans le même temps, les cas enregistrés dans les autres métropoles indiennes restent au plus bas, ce qui une fois encore ne semble pas crédible.
- 21 En plus de la surveillance des cas de dengue via son réseau d'HS et l'isolation du virus par les laboratoires de l'AIIMS et du National Center for Disease Control, chaque municipalité de Delhi dispose d'équipes de surveillance et de contrôle vectoriel. Celles-ci supervisent le travail de plusieurs milliers d'agents sur le terrain. La MCD voit ainsi passer chaque année ses effectifs à plus de 3500 agents, notamment en période de pré-mousson et de mousson, pour contrôler la présence ou non de gîtes vectoriels et le cas échéant détruire ces gîtes dans les habitations, les lieux publics et les sites de construction. Ces opérations de grande envergure comme le Mosquito Terminator Train⁴ sont surtout spectaculaires, souvent considérées par leurs acteurs comme plus politiques que véritablement de santé publique, compte tenu de la faiblesse de leur efficacité.
- 22 Sur le volet de la formation et de la communication, les services municipaux de Delhi sont également très actifs. Des sessions sont régulièrement organisées pour les différentes équipes municipales. Ainsi depuis 2004 la MCD organise tous les ans une journée qui rassemble les représentants politiques de Delhi, les responsables des départements santé et des autres départements (eau, déchet, construction) ainsi que les responsables de la coordination des HS. Les personnels de santé, les associations de quartiers, les enseignants et les enfants sont également concernés par ces campagnes. Les mois « anti-dengue » promulgués par le NVBCDP sont particulièrement suivis et de nombreuses actions de communications sont réalisées, par voies d'affichage sur les lieux publics (Photo 1), dans les médias radio et télévisé.

Photo 2 : Lutter contre la dengue via des campagnes d'affichage



Photo : É. Daudé

- 23 Enfin sur le volet législatif, les différentes municipalités de Delhi ont pris un certain nombre de mesures coercitives pour prévenir et lutter contre la dengue. Sous ce cadre législatif, appelé Bye-Laws, toute personne, institution publique ou privé, qui maintient à son domicile ou son pourtour des conditions favorables à la reproduction des moustiques vecteurs de la dengue peut-être verbalisée. Ainsi les containers d'eau dans les maisons, les pots de fleurs sur les balcons et les tanks sur les toits peuvent être contrôlés par les équipes de la municipalité et les propriétaires verbalisés si ces containers sont positifs à la larve. D'autres bye-laws concernent la réduction des conditions favorables à la reproduction des moustiques dans les chantiers de construction, les lieux publics ou encore la voirie. En 2013 ce sont ainsi près de 61000 ménages qui ont été condamnés à une amende pour avoir laissé des gîtes en eaux et positifs en

larves d'*Aedes* autour de leurs lieux d'habitat⁵. Ces employés luttant contre la dengue disposent en principe d'un pouvoir équivalent à celui de la police, pour se faire ouvrir les portes et imposer des pénalités, mais dans la pratique, ils se gardent de provoquer des troubles et se contentent souvent de rondes de surveillances régulières et bien repérables sur les murs des immeubles et des maisons (Photo 2).

Photo 2 : Delhi Breeding Checkers (DBC) suivie des années de passage, une signature à domicile afin de prouver le travail des équipes de surveillance vectorielle



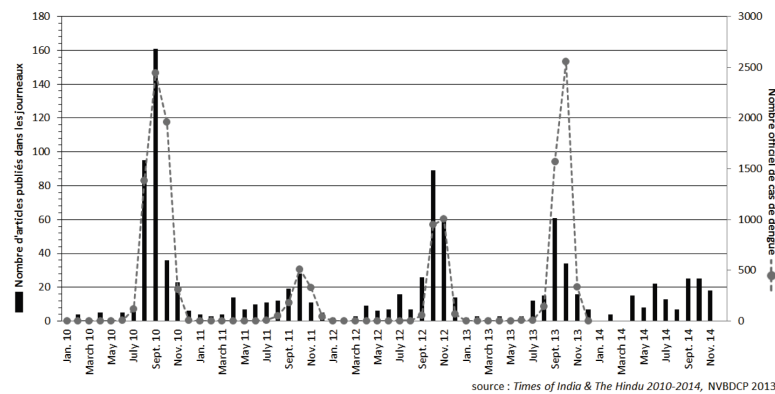
Photo : É. Daudé

La dengue médiatisée à Delhi

24

La dengue est au centre des débats entre les politiques, les responsables municipaux, les médecins des hôpitaux publics et privés, les citoyens et les journalistes, pour l'essentiel durant les épisodes épidémiques (Figure 4). Lors de l'épidémie de 2013, près de 350 articles relatifs à la dengue à Delhi ont ainsi été publiés dans les trois principaux journaux anglophones⁶. Si l'intérêt médiatique mesuré en nombre d'articles publiés est corrélé à l'incidence de la maladie ($r^2 = 0.74$), plus de 75% de ces articles sont publiés durant la période de mousson, qui s'étale entre les mois d'août et de novembre selon les années. La tonalité générale de la presse révèle les forces et surtout les faiblesses des moyens mis en œuvre pour lutter contre cette maladie à Delhi. Afin d'étudier plus précisément le contenu médiatique, nous avons réalisé une analyse statistique des titres des articles publiés en 2013 pour en faire ressortir les principales co-occurrences lexicales via une classification descendante hiérarchique. Cette classification permet de faire ressortir des mondes lexicaux (Reinert, 1993), des classes, qui représentent des termes du lexique médiatique qui sont récurrents et contextuels⁷. La contribution de chacun des termes à la construction d'une classe est mesurée par son khi-2. Le logiciel R et la librairie IRaMuTeq V0.6 alpha 3 ont été utilisés pour ce travail.

Figure 4 : Intérêt médiatique pour les épidémies de dengue à Delhi.



25 L'analyse statistique des 350 titres d'articles de presse relatifs à la dengue de 2013 permet d'identifier sept classes de discours spécifiques : (1) La classe la plus importante en nombre d'articles publiés pourrait s'appeler « couverture de l'explosion épidémique », elle regroupe près de 40% des articles. Les mots du lexique les plus fréquents dans cette classe sont *dengue, cas, nombre, Delhi, jour, semaine, année, dénombre, croissance, atteint et dépasser*. Une large proportion de ces titres est publiée durant les mois d'octobre et novembre ; (2) « Où sont les moustiques ? » constitue le second groupe d'articles, il représente près de 10% des articles avec les mots *moustiques, gîtes, tueur, contrôle, pneu, pots de fleur et container*. Ces articles traitent essentiellement de la question des mesures de protection individuelles contre la menace vectorielle et des sites de productions de moustiques. Ces articles sont les plus fréquemment publiés avant la période de mousson ; (3) « La science combat la dengue » avec 5% des articles traite de la question de la vaccination avec les mots *maladie, vaccin et proche*. Ces articles sont en majorité des comptes rendus de recherche, le plus souvent issus d'entreprises du secteur de l'industrie pharmaceutique indienne ; (4) La classe « Que font les autorités pour améliorer la santé publique ? », avec 15% d'articles concernés, est composé des mots *corporation, école, publique et gouvernement*. Ces articles sont pour la plupart publiés à l'initiative des autorités locales, durant la campagne de promotion de leurs activités, essentiellement au mois de septembre ; (5) « Et le dénombrement des morts commence » traite de la question des premiers décès et de leur décompte journalier. Très concentrée durant la première quinzaine de septembre, cette classe regroupe moins de 5% des articles mais donne lieu aux premières contradictions entre les chiffres officiels et les constats faits par les médecins dans le secteur privé. Les mots *heure, alarme, capitale, chiffres officiels et mort* sont représentatifs de cette classe ; (6) « S'en suit le dénombrement des malades » rassemble environ 15% des articles durant les mois d'octobre et novembre. Les mots *ville, victimes et saison* caractérisent cette classe ; Enfin (7), « Concernant l'offre de soin » avec 10% des articles est caractérisée par les mots *hôpital, patient, sang et lit*. Ces articles se concentrent sur les difficultés du système de soins à pratiquer une médecine égalitaire et de qualité pour les malades qui affluent en grand nombre dans les hôpitaux de la capitale. A titre d'exemples le Tableau 2 donne pour chacune des 7 classes des titres représentatifs de la classe.

Tableau 2 : Quelques exemples caractéristiques des titres de presse relatifs à la dengue à Delhi en 2013.

Classe	Exemples de titre de presse issus de la classe	Références
1	<i>113 new dengue cases reported in 3 days Delhi dengue cases rise to 5,212 Dengue cases in the capital reach 5,462</i>	<i>Hindustan Times</i> , ed. 9/11/13 <i>The Times of India</i> , ed. 26/11/13 <i>The Hindu</i> , ed. 10/12/13
2	<i>Mosquito breeding up, doctors say dengue not dead Have mosquito met their match? Drive to check mosquito breeding</i>	<i>Hindustan Times</i> , ed. 19/03/13 <i>The Hindu</i> , ed. 30/05/13 <i>The Times of India</i> , ed. 9/09/13
3	<i>Dengue vaccine closer to reality say scientists Be safe this monsoon</i>	<i>The Hindu</i> , ed. 10/04/13 <i>The Times of India</i> , ed. 10/08/13
4	<i>Government issues safety directives to city schools Public notice against dengue Mosquito Terminator to check breeding near railway tracks</i>	<i>Hindustan Times</i> , ed. 26/09/13 <i>The Times of India</i> , ed. 19/09/13 <i>The Hindu</i> , ed. 17/09/13
5	<i>First dengue death in Delhi Two dengue deaths in 24 hours ring alarm bells in capital More dengue cases in Delhi than official figures</i>	<i>The Hindu</i> , ed. 6/09/13 <i>Hindustan Times</i> , ed. 11/09/13 <i>Hindustan Times</i> , ed. 12/09/13
6	<i>Dengue registers sharpest rise this season Dengue season may extend, 100 cases reported daily Dengue claims its 4th victim of the season</i>	<i>The Hindu</i> , ed. 30/08/13 <i>Hindustan Times</i> , ed. 12/10/13 <i>The Time of India</i> , ed. 1/10/13
7	<i>Hospitals flooded with dengue patients Dengue surge leads to bed crunch in hospitals Blood donation camp for dengue patients</i>	<i>The Times of India</i> , ed. 10/09/13 <i>Hindustan Times</i> , ed. 27/09/13 <i>The Hindu</i> , ed. 3/10/13

De la dengue officielle à la dengue perçue

26 Entre 2006 et 2012, l'infection par le virus de la dengue en Inde a officiellement touché 20474 personnes en moyenne annuelle⁸. Sur cette même période, les cas diagnostiqués de dengue sont estimés⁹ en moyenne annuelle à 5 778 406 personnes, soit 280 fois plus que les données officielles (Shepard *et al.*, 2014). De nombreux facteurs sont avancés pour expliquer cet écart, notamment l'incapacité des hôpitaux à réaliser des diagnostics précis

L'Espace Politique, 26 | 2015-2

pour des cas d'infection aux symptômes très proches, confondant ainsi grippe, malaria, chikungunya ou typhoïde (Chaturvedi et Nagar, 2008) et l'importance du secteur privé très faiblement régulé qui ne déclare pas les cas de dengue (Garg et al., 2008), en particulier pour préserver l'anonymat de leur clientèle et pour ne pas rajouter à leurs tâches des procédures administratives parfois compliquées¹⁰. Pour l'essentiel cependant, ce décalage s'explique par l'absence de considération des questions de santé, et plus particulièrement des questions de santé urbaine, par le gouvernement indien qui n'octroie que 1% du PIB au Ministère de la Santé. La dengue n'est certes pas une maladie à déclaration obligatoire, et donc largement sous-estimée, mais ce sont les données sur les questions de santé en général qui souffrent d'une faiblesse de représentativité statistique. L'absence du secteur privé dans la surveillance, la difficulté de distinguer des tendances sanitaires entre espaces urbains et ruraux, l'imprécision des données de santé intra-urbaines, qui ne permettent pas de différencier populations riches et pauvres, populations permanentes, fluides ou migrantes, sont ainsi en partie responsables du peu d'études sur les questions de santé en milieu urbain, et en retour des actions politiques pour remédier à ces inégalités (Gupta et Mondal, 2014).

27 La santé publique étant une affaire d'États, la riposte contre la dengue est très déséquilibrée sur l'ensemble du territoire indien. Ainsi le volume de kits de diagnostics demandé et obtenu en 2014 par les États au gouvernement central¹¹ est corrélé ($r^2=0.7$) à la moyenne annuelle de cas de dengue officiellement enregistrés par ces États entre 2010 et 2013. Cette stratégie de financement du gouvernement indien établie selon les performances passées impliquerait, pour être collectivement efficace, que la surveillance et le contrôle soit homogène sur l'ensemble du territoire et donc de faire travailler de concert les 29 États et 7 Territoires. Or ceux-ci se caractérisent par une grande hétérogénéité de leurs niveaux d'équipements en infrastructures de soins et dans leurs indicateurs de développement socio-économiques. Si les États les plus riches peuvent se contenter d'une participation de l'Union pour des kits de diagnostics, cette participation financière n'est pas suffisante pour les États les plus pauvres. Dans ces États les hôpitaux de districts manquent de médecins et de motivations, d'infirmières et de compétences, d'équipements paramédicaux, de logistique et de maintenance (Joumard & Kumar, 2015). Pour ces États, investir dans une maladie dite urbaine n'est pas une priorité, même si cela concerne des millions d'habitants. En ne tenant pas compte du poids de la population couverte par les États, des risques qui pèsent sur elle et de la qualité et de la disponibilité des infrastructures de soins, cette stratégie est donc peu incitative pour les États retardataires en matière de surveillance. Par ailleurs elle peut aussi être un frein à une surveillance efficace dans les États les plus avancés, car cela devient un enjeu politique, d'image négative que d'être l'État qui diagnostique le plus de cas de dengue : Delhi est régulièrement dénommée « la capitale de la dengue » !

28 Par ailleurs chaque gouvernement possède des agendas et des objectifs de développement différents, pilotés par des partis politiques pas toujours enclins à suivre les directives du parti élu au pouvoir central. Les débats entre les ministres d'États à la santé d'un côté et le Ministre de la santé de l'Union ne sont alors que très rarement basés sur des mesures de performance sanitaire mais bien souvent sur la position de chacun dans l'échiquier politique. Ainsi lors de l'épidémie de H1N1 en 2009, les ministres d'États à la santé du Gujarat, du Bihar et du Madhya Pradesh, tous trois dans l'opposition, ont été les principaux contradicteurs à la « provocation » du ministre de la santé du gouvernement central de l'époque qui accusait les États de ne pas mettre tout en œuvre pour contenir la pandémie.

Un système de surveillance aveugle

29 L'absence du secteur privé, aussi bien les cliniques, les médecins que les laboratoires, est un enjeu majeur pour le contrôle et la prévention de la maladie car près de 40% des patients hospitalisés pour des maladies infectieuses, y compris la dengue, le sont dans ce secteur peu contrôlé (Chakravarti *et al.*, 2012). Dans les 3 États et Territoires de l'Union qui possèdent le plus d'hôpitaux sentinelles (Delhi, Andhra Pradesh et Tamil Nadu), seul un hôpital sentinelle sur 95 est issue du secteur privé (NVBDCP, 2012). La question de l'efficacité d'un réseau sentinelle passif¹² est également posée. Les limites de ce système, peu sensible et lent,

s'expriment clairement à toutes les échelles, en Inde comme à Delhi. Lors de l'épidémie de 2013 à Delhi, le pic mensuel de publication d'articles dans la presse précède le pic de dengue officielle (Figure 4). La presse, qui interroge notamment les médecins des cliniques privées et des laboratoires, est plus réactive que le système de surveillance officiel pour déceler le démarrage et le décollage de l'épidémie, ce qui donne lieu à de nombreuses controverses dans la presse écrite. Ainsi, dans l'article «Finally, corporation admit dengue as killed 5 », l'officier municipal de la santé déclare : « ... total number of cases have gone up because many hospitals, which were not reporting about the disease, have started sending details after the Delhi government intervened » (*Times of India*, ed. 20/09/2013). Si des mesures de contrôle et de gestion de crise doivent être réalisées, ce n'est pas sur la base d'un système aussi peu sensible à la détection des cas et lent dans la circulation de l'information : trop peu de cas sont répertoriés et il est souvent trop tard pour agir. Une gestion de l'urgence nécessite d'associer dans le réseau sentinelle un grand nombre de laboratoires capables de réaliser rapidement des diagnostics et un grand nombre de cliniques privées, dans tous les districts (Sivagnaname *et al.*, 2012).

Un système de soins invalide

- 30 Au-delà de la capacité d'un système à surveiller, se pose la question de l'accès aux soins et la prise en charge des malades. Si une proportion importante de la population ayant accès aux services de soins se tourne vers le secteur privé, une couverture sanitaire adéquate, notamment pour les plus pauvres, passe par une augmentation significative des dépenses publiques, afin d'améliorer les services de soins primaires (Joumard et Kumar, 2015). Les défaillances du système de soins sont exacerbées en période épidémique, caractérisée par des ruptures de charge. Les capacités d'accueil des hôpitaux publics sont largement sous dimensionnées et à Delhi comme dans les grandes villes indiennes, les files de patients qui attendent dans les couloirs voire à l'extérieur des hôpitaux en période d'épidémie de dengue sont légions. Ces pénuries touchent également les personnels soignants qui sont rapidement débordés et les stocks de sang¹³. Durant l'épidémie de 2013 à Delhi, les banques de sang étaient quotidiennement sollicitées, 20 fois plus que la moyenne annuelle journalière, alors que des campagnes de dons du sang étaient organisées dans l'urgence¹⁴.

En ce qui concerne les villes

- 31 Les actions mises en œuvre par les très grandes villes pour réduire le risque vectoriel sont très inégalitaires. À part Delhi et Bombay, peu de villes ont développé un cadre législatif, levier d'actions publiques contre la dengue. Cependant et même dans ce contexte, ces cadres législatifs n'ont de sens que si la coopération sectorielle fonctionne. Dix ans après le lancement d'une action faisant office d'agence nodale pour la lutte contre la dengue à Delhi, le maître mot était encore à la coordination entre les départements de la gestion de l'eau, des déchets et de la planification urbaine (MCD, 2015)¹⁵. Ainsi si la complexité de la dengue entraîne une responsabilisation de tous les services en période pré-épidémique, cela se traduit de fait par le rejet de la faute sur l'autre en période épidémique¹⁶. Cette question du poids des disparités intra-urbaines en termes de santé doit donc être posée dans un pays où le traitement politique et économique des inégalités de soins ont surtout porté sur les populations rurales¹⁷. Or l'urbanisation croissante de l'Inde se traduit par une augmentation des disparités dans les villes, où tous ne profitent pas des mêmes aménités, notamment de santé.
- 32 Le contrôle politique local des questions de santé est également une problématique forte. Les hôpitaux publics, les médecins et les infirmières sont dans la plupart des cas sous la responsabilité des médecins de district et des officiers de santé. Or la déclaration de cas de dengue dans un district est généralement perçue comme une défaillance locale en termes de surveillance et de lutte contre la dengue, et donc implicitement de la faute des médecins de district et des officiers de santé !

Et tout au bas de l'échelle, les communautés locales et les citoyens

- 33 La participation des communautés locales est également un enjeu, car peu importe la pertinence d'un programme de contrôle s'il ne s'accompagne pas d'une participation active

de la société civile, comme les associations de quartiers. Or les principales luttes de celles-ci, lorsqu'elles s'organisent, portent sur l'accès à l'eau, à l'électricité, à l'entretien des voiries ou l'évacuation des déchets, en faisant rarement le lien avec les problèmes de santé. La sensibilisation des citoyens devrait alors également venir en appui d'une politique globale de lutte contre la dengue. La méconnaissance de ses moyens de transmission, de ses symptômes et de ses conséquences peuvent conduire à une mauvaise prise en charge médicale (Kabilan *et al.*, 2004) et augmenter le nombre de réservoir cachés du virus de la dengue en ville (Kumar *et al.*, 2010).

- 34 In fine lorsque la saison des épidémies débute, c'est l'individu qui est la plupart du temps le plus sanctionné et laissé à lui-même. D'abord parce qu'il peut contracter la maladie, et que cela a un coût, estimé à près de 7\$ par jour (Shepard *et al.*, 2014). On estime ainsi que chaque année en Inde 39 millions d'individus tombent dans le cycle endettement / pauvreté du fait des dépenses de santé (Balarajan *et al.*, 2011). Ensuite s'il échappe à la maladie, il peut toujours être verbalisé par les services municipaux qui sont responsables de la surveillance vectorielle. A la défaillance des services collectifs qui amènent les individus à vivre dans des conditions de grande vulnérabilité (stockage d'eau faute d'accès à l'eau, environnement souillé faute de service de collecte de déchets), s'ajoute donc une autre vulnérabilité, économique, du fait des amendes, qui n'ont aucun impact mesurable sur l'évolution des indices vectoriels, et donc sur la dengue.

La dengue et la « Santé Globale »

- 35 Après avoir fait le tour des nombreux acteurs locaux, effectivement en première ligne et en responsabilité directe face à la maladie, vient le moment d'ajouter à ces configurations la dimension mondiale.
- 36 En premier lieu, il faut bien dire que cette maladie émergente est désormais entrée dans le vocabulaire et les pratiques des habitants du monde. A Delhi, la majorité des habitants connaissent le nom et les grandes lignes de la transmission. Comme ailleurs, faute de prévention, les malades recourent avant toutes autres choses aux recettes « du bouche à oreille ». Ainsi, lorsque le nombre des cas augmente brutalement, on ne trouve plus de feuilles de papaye au bord des routes et dans les jardins, les citadins tentent de cette façon de combattre la maladie avec les simples. Mais face au nombre de cas de dengue et à la récurrence des épidémies, cette maladie commence à éveiller une inquiétude, non seulement au sein des populations locales mais aussi chez les visiteurs étrangers. Ceux-ci habitués à se protéger, en particulier contre la malaria, restent surpris par l'absence de prophylaxie proposée. Rien ne peut être encore prescrit pour se prémunir sérieusement contre la dengue, ce qui en termes d'image commence à constituer une difficulté lorsqu'un pays ne peut garantir la sécurité sanitaire des voyageurs. La situation devient même critique lorsque les métropoles du pays souhaitent organiser des événements prouvant qu'elles ont atteint le niveau des grandes capitales du monde. On peut prendre l'exemple des jeux du Commonwealth à Delhi (2010) qui ont sérieusement inquiété les athlètes du monde entier. Ils sont toutefois passés au travers d'une grande épidémie, vraisemblablement du fait d'une prise en charge spécifiquement attentive autour des sites sportifs et des villages de résidence. Un exploit des épidémiologistes et de leurs équipes qui restent pour autant sous le feu des critiques de la presse lors des flambées épidémiques. « Lorsque nous avons bien travaillé, personne ne s'en aperçoit mais lorsqu'une épidémie survient, quelques soient nos efforts, nous restons soupçonnés de ne pas être à la hauteur de la situation », *dixit* le responsable municipal de la lutte contre les maladies transmissibles (interview 2013).
- 37 En second lieu, on peut revenir sur la responsabilité de la phase de mondialisation économique et sa libéralisation survenue en corollaire qui ont facilité l'émergence indienne. Les succès économiques, avec leurs cortèges de flux, d'hommes et de marchandises, ont-ils produit un revers épidémiologique avec la montée en puissance de la diffusion des 4 sérotypes de la dengue, l'arrivée de chacun d'eux correspondant à des bouffées épidémiques sur des populations sans immunités ? Autant il semble difficile de répondre de façon définitive à cette question, autant il semble légitime de rassembler quelques arguments pour étayer le débat.

- 38 L'avènement de la dengue dans des nouveaux espaces provient d'un phénomène de diffusion international, ici probablement de l'Asie du Sud-Est vers les voisins d'Asie du Sud. En Amérique Latine, on a mis en avant le rôle du marché des pneus de seconde main, donc des marchés « subalternes » Sud-Sud (Asie Amérique), dans la propagation des vecteurs (Gubler, 2011) et des virus. Pour autant, bien avant la mondialisation contemporaine, les épidémies ont suivi les routes des humains. Si la vitesse de progression des virus et autres agents pathogènes a effectivement gagnée en rapidité du fait des nouveaux modes de transports et des processus de polarisation des humains en ville (métropolisation), on sait surtout que les épidémies de dengue restent mal connues, en particulier le rôle des malades asymptomatiques qui, sans manifestations pathologiques, transmettent pourtant le virus aux moustiques. Même avec un système de surveillance et de soins élaborés, Singapour et l'Australie ont eux aussi des difficultés à endiguer le problème. La dimension sociale des épidémies transmissibles se trouve au moins partiellement remise en question avec la dengue. Même les quartiers les plus aisés, qui présentent souvent des densités de vecteurs assez réduites, ne sont pas à l'abri des bouffées épidémiques.
- 39 Le niveau mondial, on l'a vu, intervient dans la mise au point de la lutte contre la maladie, avec les plans de l'OMS qui butent toutefois sur la difficulté des pays encore pauvres à fournir suffisamment d'enregistrements et de moyens de lutte. Mais l'effort de recherche contre les épidémies se révèle encore plus complexe à saisir. Pour découvrir un vaccin, on ne peut pas encore compter sur les pays les plus affectés, comme l'Inde. Des groupes pharmaceutiques des pays développés se sont lancés mais ils doivent forcément coopérer, au moment des essais thérapeutiques, avec les pays présentant un nombre de cas important. Phase délicate pour la souveraineté nationale. Beaucoup d'essais thérapeutiques ont longtemps bénéficié des coûts réduits permis par le bas niveau de vie en Inde et les limites éthiques ont parfois été franchies allégrement, en termes de sous information sur les risques encourus par les « cobayes ». D'où une attitude nationale sourcilieuse, que l'on retrouve dans les collaborations internationales. Ainsi la coopération pour l'épidémiologie en Inde demande de longues périodes d'attente, diverses autorisations d'une administration réputée pointilleuse, en particulier lorsqu'il est question de prélever du sang pour le tester. Les travaux d'analyse biologiques ou médicales doivent de toutes les façons être réalisés localement (le sang national n'est pas exportable) mais l'on retombe alors sur la question de la faiblesse des niveaux de formation, du manque d'appareils assez sophistiqués pour mener à bien ces analyses. D'autant qu'au-delà des personnes malades, les données épidémiologiques du système de surveillance local deviennent des trésors, identiques à « Big Data » : Puisque l'Europe est menacée par la dengue, les projets de recherche destinés à préparer la riposte à une éventuelle bouffée épidémique se déroulent en Asie ou en Amérique du Sud, là où se trouvent les malades. Dès lors, même des informations de qualité douteuse peuvent se valoriser, ouvrant la porte à des risques de corruption. Mais en même temps, on peut comprendre la suspicion, car les données contiennent des informations sensibles ; pour les personnes et leur droit à la protection de leur intimité mais aussi pour les institutions qui peuvent voir ainsi dévoilé un éventuel manque d'efficacité ou les difficultés des équipes de surveillance. Celles-ci représentent l'État et elles peinent à être tolérées dans certains quartiers où vivent des minorités ou certaines communautés. Toutes choses qui peuvent ternir l'image d'un pays aux yeux des étrangers, précisément le contraire de ce que le gouvernement indien tente de mettre en place.

Conclusion

- 40 La réalité du système de surveillance et de contrôle de la dengue en Inde bute donc sur la dilution des responsabilités, qui transparait lors des grandes épidémies, durant lesquelles se jouent de grandes comédies médiatique : les médecins critiquent l'État, l'État critique le gouvernement¹⁸, le gouvernement critique les hôpitaux privés, les hôpitaux privés critiquent les hôpitaux publics, les hôpitaux publics critiquent l'État, l'État critique le gouvernement ... et le citoyen devient fataliste ! A la fiction du rigoureux et performant programme national de contrôle des maladies à transmission vectorielles se surimpose la réalité d'un système marqué par les scandales sanitaires, parfois par la corruption (Sachan, 2013), la pauvre performance

aussi bien du secteur public (Pritchett, 2009) que privé et le traitement épisodique du problème à l'instar de son traitement médiatique ... réalités multiples dont la combinaison produit un fatalisme individuel.

41 Il existe de nombreux verrous à dépasser pour que l'Inde dispose d'un système de surveillance et de contrôle de la dengue efficace : Instaurer une lutte vectorielle systématique, comparable, annuelle dans les zones endémiques ; Harmoniser la capacité de surveillance et de contrôle des cas dans tous les districts de telle manière que les États qui connaissent les pires situations reçoivent en priorité les aides gouvernementales ; Investir massivement dans les centres de soins primaires pour une prise en charge rapide et de qualité des malades ... La mutualisation des informations entre État et entre districts voisins est également fondamentale pour prévenir la diffusion du virus (Sivaganame *et al.*, 2012). Les premiers cas de dengue à Delhi viennent par exemple régulièrement de l'Haryana mais sont enregistrés à Delhi, pendant ce temps l'Haryana affiche peu de cas de dengue, et donc peu de mesure de contrôle, car ayant un pauvre système de surveillance. Si un jour la dengue est appréhendée par l'Union et les États pour ce quelle est, un sérieux problème de santé publique (Chakravarti *et al.*, 2012), alors la lutte contre la dengue en Inde aura réellement commencé.

Bibliographie

BALARAJAN Y., SELVARAJ S., Subramanian S., 2011, « Health care and equity in India », *The Lancet*, vol. 377, n° 9764, p. 505-515.

BHATT S., GETHING P., BRADY O., MESSINA J., FARLOW A., MOYES C., DRAKE J., BROWNSTEIN J., HOEN A., SANKOH O., MYERS M., GEORGE D., JAENISCH T., WINT G., SIMMONS C., SCOTT T., FARRAR J., HAY S., 2013, « The global distribution and burden of dengue », *Nature*, vol. 7446, n° 496, p. 504-507.

AFREEN N., DEEBA F., NAQVI I., SHAREEF M., AHMED A., BROOR S., PARVEEN S., 2014, « Molecular Investigation of 2013 Dengue Fever Outbreak from Delhi, India », *PLOS Currents Outbreaks*.

BALAYA S., PAUL S., LIMA L., PAVRI K., 1969, « Investigations on an outbreak of dengue in Delhi in 1967 », *Indian Journal of Medical Research*, n° 57, p. 767-774.

CHAKRAVARTI A., ARORA R., LUXEMBURGER C., 2012, « Fifty years of dengue in India », *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, n° 106, p. 273-282.

CHATURVEDI U., NAGAR R., 2008, « Dengue and dengue hemorrhagic fever: Indian perspective », *Journal of Bioscience*, n° 33, p. 429-441.

DAR L., BROOR S., SENGUPTA S., XESS I., SETH P., 1999, « The first major outbreak of dengue hemorrhagic fever in Delhi, India », *Emerging Infectious Diseases*, vol. 4, n° 5, p. 589-590.

DAUDÉ É., VAGUET A., PAUL R., 2015, « La dengue, une maladie complexe à transmission vectorielle », *Nature Sciences Sociétés*, accepté pour publication.

DIESH P., PATTANAYAK S., SINGHA P., ARORA D., MATHUR P., GHOSH T., MONDAL M., RAGHAVAN N., 1972, « An outbreak of dengue fever in Delhi-1970 », *Journal of Communicable Diseases*, n° 4, p. 13-18.

ÉLIOT E., 2000, « Éléments et propositions pour une géographie du VIH/Sida en Inde », *Espace, populations, sociétés*, n° 2, p. 179-194.

GARG P., NAGPAL J., KHAIRNAR P., SENEVIRATNE S., 2008, « Economic burden of dengue infections in India », *Transaction of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, vol. 6, n° 102, p. 570-577.

GUBLER D., 2011, « Dengue, Urbanization and Globalization: The Unholy Trinity of the 21(st) Century », *Tropical Medicine & Health*, vol. 39, p.3-11.

GUPTA I., MONDAL S., 2014, « Urban health in India: who is responsible? », *The International Journal of Health Planning and Management*, 12 p.

IHR-WHO, 2005, *Revision of the International Health Regulations*, World Health Assembly Resolution No.58.3.

JOUMARD I., KUMAR A., 2015, « Improving Health Outcomes and Health Care in India », *OECD Economics Department Working Papers*, n° 1184, 32 p.

KABILAN L., VELAYUTHAM T., SUNDARAM B., TEWARI S., NATARAJAN A., RATHNASAMY R., SATYANARAYANA K., 2004, « *Field- and laboratory-based active dengue surveillance in Chennai, Tamil Nadu, India: Observations before and during the 2001 dengue epidemic* », *American Journal of Infection Control*, vol.7, n° 32, p. 391-396.

KABRA S., VERMA I., ARORA N., JAIN Y., KALRA V., 1992, « Dengue hemorrhagic fever in children in Delhi », *Bulletin World Health Organization*, n° 70, p. 105-108.

KUMAR A., RAJENDRAN R., MANAVALAN R., TEWARI S., ARUNACHALAM N., AYANAR K., KRISHNAMOORTHY R., TYAGI B., 2010, « Studies on community knowledge and behavior following a dengue epidemic in Chennai city, Tamil Nadu », *Tropical Medicine*, vol. 2, n° 27, p. 330-336.

KUMARI R., KUMAR K., CHAUHAN L., 2011, « First dengue virus detection in *Aedes albopictus* from Delhi, India: Its breeding ecology and role in dengue transmission », *Tropical Medicine Internal Health*, vol. 8, n° 16, p. 949-954.

MENON S., 2004, *No place to go, stories of hope and despair from India's ailing health sector*, Penguin Book India, 219 p.

NVBDCP, 2007, *Long term action plan for prevention and control of DF/DHF/DSS and chikungunya in India*, Delhi, Ministry of Health & Family Welfare.

NVBDCP, 2011, *Mid-term plan 2011 to 2013 for Prevention and Control of dengue & chikungunya*, Delhi, Ministry of Health & Family Welfare.

OMS, 2011, *Comprehensive guidelines for prevention and control of dengue and dengue hemorrhagic fever*, Revised and expanded edition, *Regional Office for South-East Asia*.

OMS, 2012, *Global strategy for dengue prevention and control 2012-2020*, Geneva.

PANDEY A., DIDDY K., DAR L., BHARAJ P., CHAHAR H., GULERIA R., KABRA S., BROOR S., 2007, « The evolution of dengue over a decade in Delhi, India », *Journal of Clinical Virology*, n° 40, p. 87-88.

PRITCHETT L., 2013, « Is India a flailing State? Detours on the Four Lane Highway to Modernization », HKS RWP09-013, *John F. Kennedy School of Government*, Harvard University.

RAO C., BAGCHI S., PINTO B., ILKAL M., BHARADWAJ M., SHAIKH B., DHANDA V., DUTTA M., PAVRI K., 1985, « The 1982 epidemic of dengue fever in Delhi », *Indian Journal of Medical Research*, n° 82, p. 271-275.

REINERT M., 1993, « Les mondes lexicaux et leurs logiques à travers l'analyse statistique d'un corpus de récits de cauchemars », *Langage et Société*, vol. 66, p. 5-39.

SACHAN D., 2013, « Tackling corruption in Indian medicine », *The Lancet*, vol. 9905, n° 382, p. 23-24.

SHEPARD D., HALASA Y., TYAGI B., ADHISH S., NANDAN D., KARTHIGA K., CHELLASWAMY V., GABA M., ARORA N., 2014, « Economic and disease burden of dengue illness in India », *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, n° 91, p. 1235-1242.

SINGH N., JHAMB R., AGARWAL S., GAIHA M., DEWAN R., DAGA M., CHAKRAVARTI A., KUMAR S., 2005, « The 2003 outbreak of Dengue fever in Delhi, India, Southeast Asian », *Journal of Tropical Medicine and Public Health*, vol. 5, no. 36, p. 1174-1178.

SIVAGNANAME N., YUVARAJAN S., DE BRITTO R., 2012, « Urgent need for a permanent dengue surveillance system in India », *Current Science*, vol. 5, n° 102, p. 672-675.

TELLE O., 2011, « Le système indien de surveillance des maladies infectieuses face au risque denguien : croyances et actions de luttes sur les espaces endémiques », *Espace populations sociétés*, p. 47-62.

THARAKARAMAN K., SASISEKHARAN R., 2015, « Influenza surveillance: 2014-2015 H1N1 « Swine »-derived influenza viruses from India », *Cell & Host Microbe*, n° 17, p. 279-282.

Notes

1 L'Inde est une république fédérale qui dispose d'un gouvernement central, appelé également gouvernement de l'Union, et est composée de 29 États et de 7 Territoires. Chaque État est gouverné par un ministre en chef élu et ses ministres, il dispose de compétences spécifiques (ordre et santé publique, agriculture, institutions culturelles etc.) et de compétences partagées avec le gouvernement central (éducation, lois pénales etc.). Les Territoires sont directement administrés par le gouvernement central, hormis le territoire de la Capitale nationale de Delhi et le territoire de Pondichéry. La défense, les affaires étrangères ou encore les banques et les assurances sont des compétences réservées au gouvernement de l'Union.

2 <http://nvbdcp.gov.in/>

3 Municipal Corporation of Delhi (MCD), New Delhi Municipal Corporation (NDMC), Delhi Cantonment Board (DCB).

4 <https://www.youtube.com/watch?v=s1eQXOxtZiw>

5 *The Hindu*, 09/13

6 La presse indienne de langue anglaise est dominée par *The Times of India*, *Hindustan Times* et *The Hindu* (India Readership Survey, 2012)

7 Les mots ont été traduits pour faciliter la lecture du texte.

8 <http://nvbdcp.gov.in/den-cd.html>

9 Un cas de dengue peut-être diagnostiqué via un laboratoire, une clinique privé ou un hôpital public et ne pas être intégré dans le décompte des cas officiels de dengue si ces derniers ne font pas partie du réseau sentinelle. Les auteurs de l'étude ont estimé les cas de dengue diagnostiqués en Inde à partir de données recueillies dans des établissements privés et publics dans le district de Madurai (Tamil Nadu).

10 « Dr. Chakraborty said that officials asked her « too many questions » and demanded excessive documentation to prove her diagnosis of dengue cases, until she concluded that they did not really want her to report numbers », *The New York Times*, ed. 25/09/2013.

11 <http://nvbdcp.gov.in/dengu1.html>

12 Un réseau de surveillance est dit passif lorsque l'enregistrement des cas se fait exclusivement de manière déclarative par les agents sanitaires, les hôpitaux sentinelles ou les médecins. La surveillance est dite active lorsqu'il existe des agents du service central du système qui sollicitent régulièrement les hôpitaux, les médecins, les laboratoires pour obtenir des informations.

13 Une transfusion devient nécessaire lorsque l'infection au virus de la dengue entraîne une baisse significative des plaquettes.

14 « A senior doctor at AIIMS said that if intensive fogging and mosquito-breeding checks were conducted in time, the numbers (of dengue cases) could have been reduced. "The city is flooded with dengue cases. Hospitals have fallen short of beds due to the rush and there is a near crisis situation as far as demand for platelets is concerned," he said. », *Times of India*, ed. 25/09/2013

15 http://111.93.49.28:18080/mcd_pressinformationweb/PIPressRelshowPressReleaseCtznViewForm

16 « Poor infrastructure, including poor water management and improper storage are fuelling the outbreak. There are too many administrative layers. With a state health department that blames the civic authorities, three municipal corporations that are having logistic and management problems since the trifurcation last year, an irrigation and floods department that is oblivious to health issues, an erratic water supply, a somnolent public works department that does not fill potholes, a health crisis will happen says a former Delhi health secretary who struggled with dengue during his tenure. », *The Hindustan time*, ed. 12/10/2013.

17 Traité jusqu'alors dans le cadre de la National Rural Health Mission, recomposé en 2013 en National Health Mission pour intégrer les enjeux urbains.

18 «The responsibility for this crisis as always is being juggled between Bhartiya Janta Party ruled Municipal Corporation of Delhi's who blame Delhi government for not cleaning Public Work Department drains and the latter who blames the deaths on Municipal Corporation of Delhi's misgovernance», *Times of India*, ed. 24/09/2013

Pour citer cet article

Référence électronique

Éric Daudé et Alain Vaguet, « Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : Qui a échoué ? », *L'Espace Politique* [En ligne], 26 | 2015-2, mis en ligne le 23 juillet 2015, consulté le 05 octobre 2015. URL : <http://espacepolitique.revues.org/3485> ; DOI : 10.4000/espacepolitique.3485

À propos des auteurs

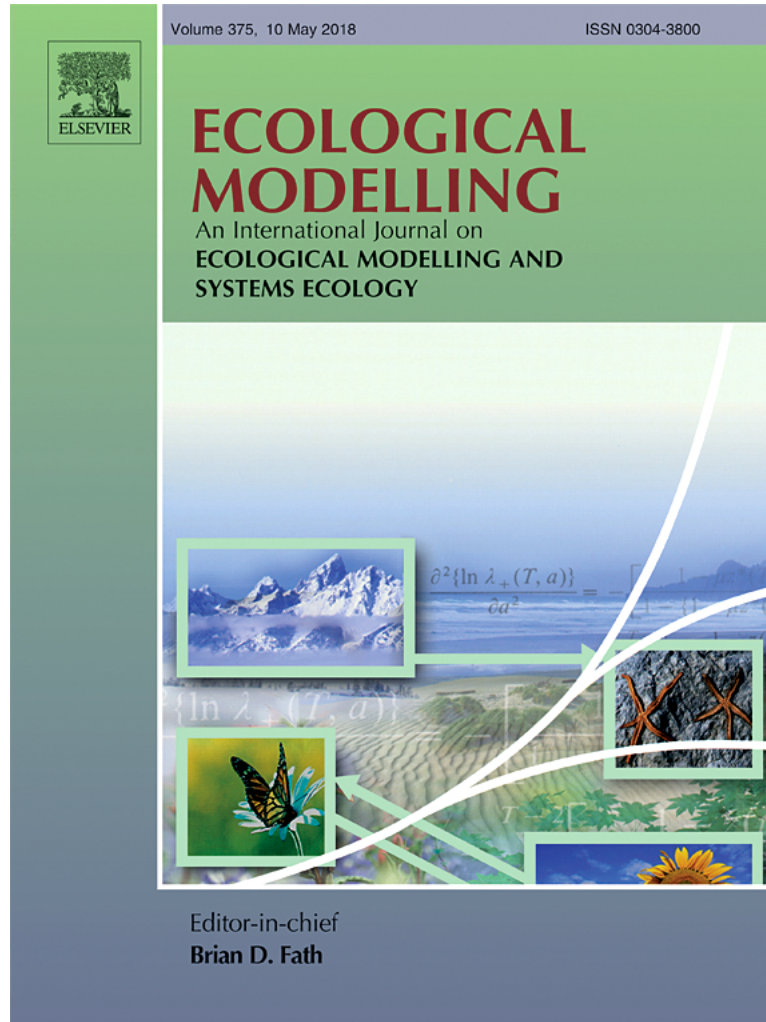
Éric Daudé

Chargé de Recherche
UMIFRE CSH 20 - CNRS-MAE, Delhi, Inde
eric.daude@univ-rouen.fr

Alain Vaguet

Maître de conférences en géographie
Université de Rouen - UMR IDEES

- X. Maneerat S., Daudé É. (2016), *A spatial agent-based simulation model of the dengue vector *Aedes aegypti* to explore its population dynamics in urban areas*. Ecological Modelling, vol. 333, p. 66-78.

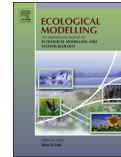




Contents lists available at ScienceDirect

Ecological Modelling

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ecolmodel



Review

A spatial agent-based simulation model of the dengue vector *Aedes aegypti* to explore its population dynamics in urban areas



Somsakun Maneerat^a, Eric Daudé^{b,*}

^a CNRS, UMR IDEES 6266, CNRS-Rouen University, 7 Rue Thomas Becket, 76821 Mont Saint Aignan, France

^b CNRS, UMIFRE CSH 20, CNRS-MAE, 2 APJ Abdul Kalam Road, 110011 New Delhi, India

ARTICLE INFO

Article history:
Received 9 December 2014
Received in revised form 14 March 2016
Accepted 18 April 2016

Keywords:
Agent-based model
Dengue vector
Population dynamics
Urban area
Spatial simulation
Aedes aegypti

ABSTRACT

MOMA (Model Of Mosquito Aedes) is a spatially explicit agent-based simulation model of *Aedes aegypti* female mosquito, the dengue vector. The model aims to produce statistical data on mosquito behaviours and population dynamics that are difficult to obtain through field surveys such as population densities in various geographical and climatic conditions. It can also be used to explore effects of vector control strategies on population dynamics. The model simulates adult mosquitoes as 'agents' which interact with their local environment. The latter provides resources for their biological development and can also constrain their flight or egg-laying behaviours. Variations in environmental configurations such as land-use and climate make it possible to explore the dependence of mosquito population dynamics on the context.

This paper gives a detailed description of the model's various components and the overall approach used to calibrate and validate it. Study of simulated mosquito behaviours reveals the model's ability to produce the mosquito's realistic life cycle. The mosquito cohort's flight distance in various urban landscapes is also explored. The latter represent a developing neighbourhood in Delhi (India) processed using a Geographical Information System (GIS). The initial results reveal a significant relation between urban topology, human densities and adult mosquito flight.

© 2016 Elsevier B.V. All rights reserved.

Contents

1. Introduction.....	67
2. Background.....	67
3. Methods.....	67
3.1. Purpose.....	67
3.2. Entities, state variables and scales.....	68
3.3. Process overview and scheduling.....	68
3.4. Design concepts.....	68
3.4.1. Adaptation.....	69
3.4.2. Fitness/objectives.....	69
3.4.3. Sensing.....	69
3.4.4. Interaction.....	69
3.4.5. Stochasticity.....	70
3.4.6. Observation.....	70
3.5. Initialization.....	70
3.6. Input data.....	70
3.7. Sub-models.....	71
3.7.1. Spatial object sub-models.....	71
3.7.2. Aedes sub-models.....	71
4. Experimental design.....	73
5. Simulation results.....	74

* Corresponding author. Tel.: +33 2 35 14 61 99.
E-mail address: eric.daude@univ-rouen.fr (E. Daudé).

<http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2016.04.012>
0304-3800/© 2016 Elsevier B.V. All rights reserved.

5.1. Effect of micro-geographical heterogeneity on mosquito dispersal.....	74
5.2. Age distributions and mortality causes.....	75
5.3. Age and maximum dispersal.....	76
6. Discussion and conclusion.....	76
Acknowledgements.....	77
Appendix A. Supplementary data.....	77
References.....	77

1. Introduction

Dengue virus annually infects an estimated 390 million people worldwide (Bhatt et al., 2013), mostly in tropical and sub-tropical countries. *Aedes (Ae.) aegypti*, the main mosquito vector, has adapted to a peri-domestic environment and is widespread in urban areas. Thus, while large-scale spatio-temporal distribution of *Ae. aegypti* depends strongly on meteorological factors such as temperature and humidity (Descloux et al., 2012; Hopp and Foley, 2003), the role of urbanization (Rocha et al., 2009), land-use (Thammapalo et al., 2008) and social practices (Rogers and Randolph, 2006) have led to an increasing vector presence. Nowadays, entomological surveillance and vector control represent important action tools to reduce dengue transmission risk (World Health Organization, 2012). In order to increase efficiency and reduce the cost of vector control, areas and periods of high presence of mosquitoes must be prioritized.

Studying spatio-temporal dynamics of *Ae. aegypti* population requires a well-designed entomological surveillance system. This system has to provide robust data on local vector density over time to facilitate targeted interventions, specifically in high-density zones and during periods of mosquito population growth. Quality of this data depends not only on available funding but also on skill and abundance of staff. In many countries affected by dengue, such programmes are difficult to implement and sustain. One of the main constraints of mosquito collecting methods is the size of the sample needed to avoid problems associated with spatio-temporal variation in *Ae. aegypti* larval production (Kay and Nam, 2005). Adult *Ae. aegypti* are difficult to catch and are rarely monitored (Focks, 2004; Scott and Morrison, 2009; Tun-Lin et al., 1996).

In its global strategy for dengue prevention and control, WHO pointed out the need for developing models that include space and time to identify the risk of dengue outbreaks at micro-geographical scales (WHO 2012). MOMA (Model Of Mosquito *Aedes aegypti*) has been developed in this context, using agent-based models (ABM) and Geographical Information Systems (GIS) to integrate both geographical heterogeneity of urban landscape and detailed mosquito behaviour into the same model.

2. Background

MOMA is a behavioural model of *Ae. aegypti* mosquito which aims to study the effects of factors such as human density, breeding site density and topology at a neighbourhood level on mosquito population dynamics. Compared to previous models in which environments are represented by regular grids described by one factor, such as type of water containers (Magori et al., 2009) or humidity level (Isidoro et al., 2009a,b), MOMA is concerned with heterogeneity of space defined by discontinuity of geographical morphology. Behaviours and entomological parameters related to *Ae. aegypti* come from literature and interviews with entomologists.¹ Among existing simulators, Skeeter Buster (Magori et al., 2009), a

gene-driven mosquito in an intra-container model, made a significant contribution, in particular to the mosquito's life cycle parameters which are well detailed, notably for aquatic stages. This model focuses on the characteristics of mosquito breeding sites but ignores the importance of blood resources such as human density. SimPopMosq, a multi-agent model developed by Almeida et al. (2010), which is considered here the closest to MOMA in terms of methodology, includes the impact of this blood resource on mosquito dynamics. This model allows for interactions between the mosquito and human beings but these occur only at an intra-domiciliary scale. As our objective is to have a simulator capability of covering urban areas measuring several square kilometres with thousands of agents, MOMA has been chosen so as not to take into account detailed aspects of breeding containers and intra-domiciliary domain. We assume that breeding site dynamics are related to temperature, precipitation and land-use category of its spatial object. The urban configuration of space and topology of spatial objects will condition the mosquito's population dynamics.

MOMA accommodates major known behaviours of *Ae. aegypti* mosquito and allows individual tracking to verify whether circadian activity is in accordance with the general knowledge. Doing so ensures that local context and individual trajectories shape spatio-temporal dynamics of future generations of mosquitoes. This nature of the model, centred on the history of each mosquito and on explicit diverse spatial configurations, makes it possible to build longitudinal indicators.

The next sections present MOMA using the ODD (overview, design concepts, details) protocol (Grimm et al., 2010, 2006). Various initial results of the simulations are presented here in order to discuss the expected values of such a model. A detailed description of the various model parameters and state variables may be found in Supplement Material S1.

3. Methods

The model and data used in this paper can be downloaded (<http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.46330>). MOMA has been designed using Gama 1.6.1 platform (<http://gama-platform.org>). The platform proposes a graphical modelling tool to support rapid user interface design and allows effective integration and manipulation of GIS data. The latter is the main reason why the model was developed using this toolkit. QGIS (2.6.1) was used to build environmental data and R (x64 3.2.0) to analyze simulation results.

3.1. Purpose

The purpose of MOMA is to explore mosquito population dynamics in heterogeneous urban configurations. An agent called *Aedes*² represents *Ae. aegypti* mosquito and is able to mate, feed, rest and oviposit. To capture the context dependence of mosquito population dynamics, as a first step, we integrated a detailed

¹ Lambrechts Louis, Failloux Anna-Bella and Richard Paul, Institut Pasteur, Paris, France.

² In the following, the term *Aedes* will be used in the context of agent-based model of *Ae. aegypti* mosquito. When we speak of the genus, we use *Aedes* in italics.

surveyed spatial environment and meteorological data from an urban area in a neighbourhood of Delhi (India).

3.2. Entities, state variables and scales

Two categories of agents are defined in the model, (1) mobile agents called Aedes representing female *Ae. aegypti* and (2) spatial objects called SpatObj that correspond to the physical environment. Another agent called World represents the overall environment for the simulation, acting as simulation controller and observer. It contains simulation parameters and meteorological data. This agent initializes the simulation domain by instantiating all other agents (Aedes and SpatObj). It manages simulation time as it synchronizes logical time produced by model execution and physical time of the real World. Agent World then generates recorded meteorological events. It also acts as a daily Aedes killer in accordance with the nominal daily survival probability assigned for each day (Magori et al., 2009).

Aedes represents the female adult *Ae. aegypti* mosquito. As males do not transmit dengue, mating is simulated by applying a *mating probability* (see [Parameter table, supplement material S1](#)). As the proportion of male to female is around 50% when hatching (Magori et al., 2007), only half of the pupa stock contributes to the production of Aedes.

Each Aedes has the following state variables:

- (1) **Age:** Age is counted from the first day of emergence, starting as day 0. Each Aedes has an *age limit* defined during its instantiation according to a distribution law. When this value is reached, Aedes is removed from the simulation.
- (2) **Stage:** Aedes may assume four stages in its life: *virgin* for a non-inseminated mosquito, *ovipo* for a mated female which has not taken a blood meal yet, *gono* for one which has already taken a blood meal and started its gonotrophic cycle (waiting to lay eggs) and *death* which will remove it from the simulation. When a *gono* female lays its eggs, it becomes once again an *ovipo* female till its next blood meal(s). The duration of the gonotrophic cycle is defined by the enzyme kinetic function (Schoolfield et al., 1981), which is a simplified version of the function proposed by Sharpe and DeMichele (1977). Each stage corresponds to a different behaviour and leads to specific activities (bite, fly, lay egg and rest).
- (3) **Best target** represents a target needed. This can be a breeding site, a blood meal, nectar or shade. The target need is defined according to the Aedes' stage, quantity of blood stock, energy level and availability of targets in the mosquito's perception.
- (4) **Quantity of blood stock** is used as an indicator to start the gonotrophic cycle and influences the target selection process.
- (5) **Energy level** varies according to the activities carried out by Aedes. This variable also influences the target selection process.
- (6) **Current location:** Aedes is a mobile agent. Its spatial references indicate its coordinates (x,y) in the World as well as its current location SpatObj(id) where id is the identification number of the SpatObj. It is then possible to either use the coordinate points to map mosquito hotspot areas or use the SpatObj id to map population density according to their land-use category.
- (7) **Current activity** memorizes the current activity at time t . The four activities are (a) biting, (b) taking nectar, (c) laying eggs and (d) resting.

SpatObj represents a portion of space in which an Aedes agent can locate itself and with which it can interact. This environment is defined as a resource-based habitat for the mosquito

(Hartemink et al., 2014). Resources needed for the mosquitoes to achieve their goals (bite, rest, oviposit, etc.) are available through input description of the environmental Shape file processed with Geographic Information Systems (GIS). The state variables give a description of the SpatObj from the point of view of *Ae. aegypti*'s needs and constraints. A SpatObj agent contains four targets that attract a mosquito, that is, *blood* ($C1$), *nectar* ($C2$), *breeding site* ($C3$) and *shade* ($C4$), four stocks of immature Aedes – *new eggs*, *eggs (submerged)*, *larvae*, *pupae* – and three characteristics that regulate Aedes' activities – a *porosity coefficient* ($C5$) which affects mosquito movement, *temperature* ($C6$) for survival rate and *light level* ($C7$) for active period. Variations of these attributes in space characterize environmental heterogeneity, which can be dynamic, such as indoor and outdoor air and water temperature. For further details of SpatObj's state variables, refer to [Supplementary document S2](#).

Interactions between an Aedes and its environment can occur only via a SpatObj. Even though temperature and rainfall are global variables recorded in the agent World, they are accessible only through SpatObj. Each SpatObj takes, as an input, an overall value (daily temperature and rainfall) and computes a new value of these two factors depending on its own parameters. For example the overall temperature decreases inside air-conditioned buildings and rainfall refills breeding sites found in an open space.

The organization level of these agents and information flux can be scaled from a macroscopic scale (World) through a mesoscopic scale (SpatObj) to a microscopic one (Aedes). [Fig. 1](#) presents this organization and the links between input data and the SpatObj's resources available for Aedes.

3.3. Process overview and scheduling

In the life of a mosquito, some activities last a few seconds whereas others can take hours. The model's time step is therefore fixed at one minute. It has been determined according to the shortest event we expect to study in future scenarios, that is, the biting activity, with the constraint that the model has to be run over a period of several months. Various time frames linked to specific processes are present in a simulation:

- (1) Every day, Aedes agents grow old ($\text{Age} + 1$). SpatObj agents use the information stocked in the agent World to define the local air and water temperature (see [Supplementary document S5](#)) and to eventually increase the number of water-filled breeding sites. Air temperature of a SpatObj controls the mortality rate of Aedes agents present in this object. Water temperature conditions the speed with which the mosquitoes develop at the aquatic stage. These procedures which depend on the temperature and their parameters are elaborated by the Skeeter Buster model (Magori et al., 2009). Immature mosquito stocks evolve in accordance with the conditions through the procedure *Dynamics of Aedes stocks* defined in the SpatObj agent.
- (2) Every hour, SpatObj agents update their lighting and blood resource levels. The latter depends on the availability of human beings (see [Supplementary document S3](#)) whereas a SpatObj's luminosity controls the activity period of the Aedes located in it (see [Supplementary document S4](#)).
- (3) Every minute, the Aedes agents select, in their local environment, the target that corresponds best to their needs if they have at least one such need according to the *Behaviour decision-making process*. If a target has not been selected, which means that none can satisfy the needs expressed, the mosquito then moves randomly. If not, it moves towards the selected target according to the procedure *movement and dispersal*.

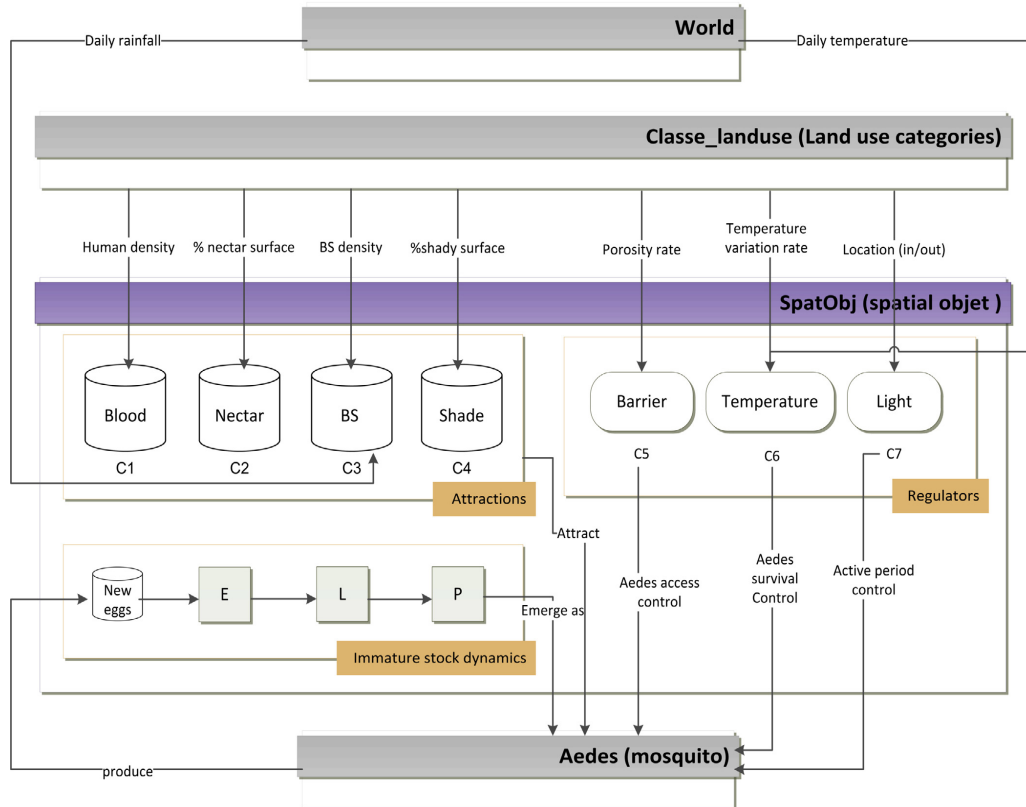


Fig. 1. The organization level of information flux participating in the dynamics of SpatObj which has an impact on Aedes life cycle. Daily rainfall, hourly temperature and daily time recorded in the agent World affect the dynamics of oviposition resources in SpatObj. According to land-use category properties, human population and light level in SpatObj can vary during simulation time. Moreover, Aedes can lay eggs in a SpatObj and thus increase mosquito stocks of this SpatObj.

3.4. Design concepts

3.4.1. Adaptation

Aedes behaviour adapts to its internal conditions, the environment in its perceived distance and the lighting level. This adaptation process is developed through a fitness-seeking process.

3.4.2. Fitness/objectives

A fitness-seeking process (Grimm et al., 2006) has been implemented in the model due to the uncertain knowledge about how mosquitoes, and especially *Ae. aegypti*, choose a target. Stochastic events are therefore possible in the model and mosquito behaviours can be driven by environmental context. Aedes first evaluates and ranks its needs according to its stage and internal conditions using a *Behaviour decision-making process*. These needs are then compared to local amenities (SpatObj targets in its neighbourhood) that will indicate the environment's capacity to provide the corresponding targets. The final decision taken by Aedes is therefore not pre-determined in the model since availability of the target resource will influence it. Depending on its state, it may or may not obey the usual pre-programmed behaviour in the decision diagram (Almeida et al., 2010). For example, Aedes in "ovipo" state needs to take a human blood meal. At a time step t , if there is no blood source or if there is a very low and hence non-detectable source available, it might try to fly away to find a more attractive blood meal or just

rest if the surroundings (for example lighting level) fit with one of its needs.

3.4.3. Sensing

Instead of using a trace emitted by a spatial object for each target (Cummins et al., 2012) which requires high levels of computational resources, the model allows Aedes agents to calculate the most attractive object in their surroundings whenever they need to. Aedes can perceive a target's attraction level among all the SpatObj located within their visual perception.

3.4.4. Interaction

The model allows every agent to change its inner state and/or make decisions while interacting with other agents during the course of a simulation. Major interactions or actions concern:

- Aedes and SpatObj: Aedes has access to information held by the spatial objects in its neighbourhood such as the levels of blood, nectar, breeding and resting sites. Aedes can interact with a SpatObj by laying eggs, which changes the ability of the object to collect new eggs and thus reduces its attraction level. Air and water temperatures in a SpatObj also act on the speed of gonotrophic development through indoor temperature.
- World and Aedes: a daily random mortality rate is processed by World to kill mosquitoes every day. Apart from biological (age) or

climatic (temperature) reasons, the causes of *Ae. aegypti*'s death are related to random events in nature, which include predators. World controls natural light according to the time, which influences the choice of activity for an Aedes.

- World and SpatObj: World's daily overall temperature modifies the SpatObj's air and water temperature. World's rainfall changes the water level in the breeding sites available in each SpatObj.

3.4.5. Stochasticity

Stochastic processes have been integrated in the model using a pseudo-random number generator to introduce variability in procedures and state variables. We use the same random seed for the pseudo-random number generator to ensure that initial conditions remain the same and comparable for all the simulations.

For SpatObj, stochasticities appear in immature mosquito stocks, which are managed by this category:

- **Stage transformation rate:** For each aquatic stage transition, a survival probability during the transformation is applied regardless of the other factors. Egg hatching can occur when the eggs are submerged in water. The water level may vary according to social practices or rainfall. Nevertheless, hatching in a container without water might be possible due to an associated hatching rate given by the Skeeter Buster model (Magori et al., 2009).

For Aedes, we can refer to the main random events as follows:

- Survival probabilities are associated with three factors independent of age:

- (1) **Nominal daily survival rate** assumes that survival in the adult stage is linked to random sources of mortality in nature. We calibrate the nominal daily survival rate so that the age population curve is in line with two existing studies on *Ae. aegypti* survivorship, that use Gompertz and exponential models (Yang et al., 2009). This parameter is a global one and is supposed to represent the survival rate in laboratory conditions, without predators and human practices.
- (2) **Temperature-dependent survival probability** follows a function adapted from Skeeter Buster model (Magori et al., 2009). For each stage, the minimum and maximum threshold temperatures for maximum survival rate are given. Maximum rate is represented by the value of 1. Then this probability decreases linearly beyond the two threshold temperatures till it reaches the minimum survival rate of 0.05 at extreme minimum and maximum survival-critical temperatures (for more details, see Magori et al., 2009).
- (3) **Biting attempt survival rate:** Aedes may die while attempting to bite a human due to host defence. This event depends on the result of random selection with the survival rate following a uniform distribution at the fixed rate of 0.98 (Almeida et al., 2010).

- **Action time:** Before starting an action (i.e. take blood, take nectar or lay eggs), Aedes agents choose randomly from the given range of duration required to complete the action, as is relevant from existing literature (Almeida et al., 2010; Christophers, 1960; Clements, 2000; Isidoro et al., 2009b; Magori et al., 2009; Otero et al., 2006; Shaman et al., 2006; Thammapalo et al., 2008; Yamphan, 2009) (see Supplementary file S1 for parameter values).
- **Flight:** Aedes flight is determined by random selection with a heading of $\pm 30^\circ$ in the direction of a selected target or 360° when there is no target selected. Flight distance is restricted by its *flight speed*.

For Aedes, we can refer to the main random events as follows:

- Survival probabilities are associated with three factors independent of age:

- (4) **Nominal daily survival rate** assumes that survival in the adult stage is linked to random sources of mortality in nature. We calibrate the nominal daily survival rate so that the age population curve is in line with two existing studies on *Ae. aegypti* survivorship, that use Gompertz and exponential models (Yang et al., 2009). This parameter is a global one and is supposed to represent the survival rate in laboratory conditions, without predators and human practices.

- (5) **Temperature-dependent survival probability** follows a function adapted from Skeeter Buster model (Magori et al., 2009). For each stage, the minimum and maximum threshold temperatures for maximum survival rate are given. Maximum rate is represented by the value of 1. Then this probability decreases linearly beyond the two threshold temperatures till it reaches the minimum survival rate of 0.05 at extreme minimum and maximum survival-critical temperatures (for more details, see Magori et al., 2009).

- (6) **Biting attempt survival rate:** Aedes may die while attempting to bite a human due to host defence. This event depends on the result of random selection with the survival rate following a uniform distribution at the fixed rate of 0.98 (Almeida et al., 2010).

- **Action time:** Before starting an action (i.e. take blood, take nectar or lay eggs), Aedes agents choose randomly from the given range of duration required to complete the action, as is relevant from existing literature (Almeida et al., 2010; Christophers, 1960; Clements, 2000; Isidoro et al., 2009b; Magori et al., 2009; Otero et al., 2006; Shaman et al., 2006; Thammapalo et al., 2008; Yamphan, 2009) (see Supplementary file S1 for parameter values).

- **Flight:** Aedes flight is determined by random selection with a heading of $\pm 30^\circ$ in the direction of a selected target or 360° when there is no target selected. Flight distance is restricted by its *flight speed*.

3.4.6. Observation

The model allows observations at various levels: individual, specific groups or the entire Aedes population (eggs, larvae, pupae and adults). Given that every agent is geo-referenced and saved into a Shape file, it is possible to record certain or all the attributes of Aedes and SpatObj at each time step in order to follow their dynamics. Activities such as biting, breeding, resting, taking nectar can also be recorded for each Aedes and then studied in detail. It is then possible to monitor statistical data concerning the sequence and duration of each behaviour/activity (See Supplement Material S8).

3.5. Initialization

The model is initialized with study environment characteristics including spatial organization, daily weather and daily sunrise–sunset. Agent World loads the meteorological data and land-use characteristics files to instantiate all SpatObj. As many Aedes as defined in the parameter pertaining to mosquito quantities are then instantiated, inside various SpatObj depending on the scenarios.

3.6. Input data

Spatial organization is a digitized Shape file based on Google Maps. The characteristics of each spatial object are defined in a description file (.csv) obtained from data analysis of Census of India 2011 as well as field surveys. Daily weather and daily sunrise–sunset are also described in a CSV file. This data is obtained from India Meteorological Department (<http://www.imd.gov.in>). The number of newborn Aedes and their place of birth have to be pre-defined for each scenario. Data used for the experimentation

presented in this paper can be downloaded at <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.46330>.

3.7. Sub-models

SpatObj sub-models concerning oviposition site dynamics and pre-adult mosquito stocks are detailed here. The other sub-models are presented in [Supplementary files S3–7](#). We then present the sub-model concerning behaviour decision-making processes of agent Aedes, which contribute to its life cycle and its movement and dispersal.

3.7.1. Spatial object sub-models

• Oviposition site dynamics

Aedes are attracted to breeding sites potentially filled with water. Variation in the number of such sites depends on rainfall for outdoor breeding sites and temperature for those indoor. Indeed, in many cities such as Delhi, water supply 24 h a day and 7 days a week is not guaranteed. When the temperature rises, lower class people are more likely to stock water in containers and use coolers. These objects, considered as potential breeding sites for *Ae. aegypti*, will therefore increase in number. The model estimates this effect through the *daily air temperature* and *social class* of the object. Attraction level of oviposition sites has been described in [Supplementary document S7](#).

• Dynamics of Aedes stocks

Each stock represents a stage (new eggs, submerged eggs, larvae, pupae) managed by a list where each item *i* indicates the number of immature mosquitoes at this stage since *i* days (Fig. 2). The position in a list corresponds to the number of days needed to develop from one stage to the next. The equation used to compute these transitions is the enzyme-kinetic equation, which depends on water temperature. Aquatic stocks are differentiated by their location in the SpatObj (indoor or outdoor) in order to distinguish the effect of climatic factors such as sun exposure level and rainfall. Each day, the SpatObj updates every list to allow a part of the stock to evolve within the list and another part to exit to the subsequent stage. The number of newborn Aedes emerges from the pupae stage and is used to create new Aedes agents.

3.7.2. Aedes sub-models

• Behaviour decision-making processes

Aedes agent's behaviour is controlled by its biological variables. It varies according to the result of previous actions and its current stage. If, during the preceding time step, a mosquito in the "Ovipo"

stage finishes a full blood meal, its blood stock as well as its energy level would increase. This effect results at the current step in a decline in the desire for blood while needs for rest and oviposition site are amplified. Aedes shifts its stage to "Gono" with the start of the gonotrophic cycle given the increased blood level, which helps to mature its eggs.

Many questions related to the chain of behaviour are raised: How does *Ae. aegypti* choose a target? How does it select a breeding site in an area? Why does it sometimes prefer to fly farther to find blood? If the target needed is not available, what will it do? The answers to these questions are still not clear. One of the particularities of this investigation is to provide methods that allow Aedes to have some flexibility in taking a decision. Even if the circadian rhythms of *Ae. aegypti* seem to be quite determinist according to some existing literature ([Haddow et al., 1961](#); [Taylor and Jones, 1969](#); [Gentile et al., 2013](#)), the processes of action and target selection are even less documented. In order to simulate an unknown chain of events while maintaining the known pattern of *Ae. aegypti* behaviour, we adopted a partly predetermined behaviour strategy. Aedes behaviour follows the decision-making processes shown in the decision-making diagram (Fig. 3).

But when it decides to select a target in its perception area, Aedes will engage in an action according to its need (N_j) and attraction (A_{nj}) for a target type (j) at a destination (n) as shown in Eq. (1). More attractive the target j in an object n (according to an Aedes agent's need, target abundance and its proximity), more is the probability P_{nj} of getting selected by the mosquito.

$$P_{nj} = \frac{N_j \times A_{nj}}{D_n^{0.1}} \quad (1)$$

P_{nj} = probability to choose target j in SpatObj n , $N_j = \begin{cases} \{WG_j \times f_1(stckBlood, j)\} \\ +\{(1 - WG_j) \times f_2(energy, j)\}, & \text{if } j = \text{blood or shade} \\ f_1(stckBlood, j) \times f_2(energy, j), & \text{if } j = \text{nectar or breeding site} \end{cases}$, A_{nj} = attraction level of target j in SpatObj n , D_n = distance of SpatObj n to the agent Aedes, WG_j = weight of blood influence on the need for target j , $f_1(stckBlood, j)$ calculates the need for target j depending on current blood quantity, $f_2(energy, j)$ calculates the need for target j depending on current energy level.

The quantity of blood and energy accumulated by Aedes are important in the selection of a target. Based on biological needs, blood quantity has a positive influence on the need for breeding site when Aedes is at "gono" stage as blood is used to mature eggs, and a negative influence on other targets at other stages. Energy level affects the need for a target regardless of the stage that Aedes

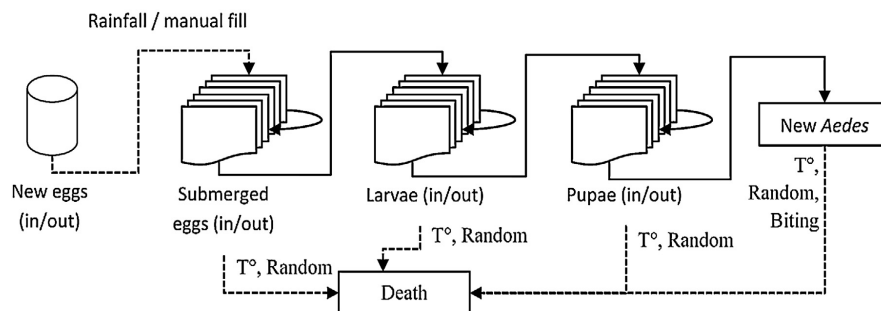


Fig. 2. Stock transitions during pre-adult stages. Rainfall or manual fill allow new egg stocks to be submerged in water. The submerged egg, larva and pupa stocks are distinguished depending on breeding site location (indoor or outdoor). Each day, controlled by the enzyme kinetic function, a part of each stock evolves to the subsequent stage. At the developed end, a certain amount of egg stock moves to the larva stock, larvae transform to pupae and pupae emerge as new female Aedes represented by agent Aedes. Death may occur at any stage depending on temperature (water for the three aquatic stages and air for the adults), random events controlled by a nominal mortality probability and biting attempt mortality rate for an adult Aedes.

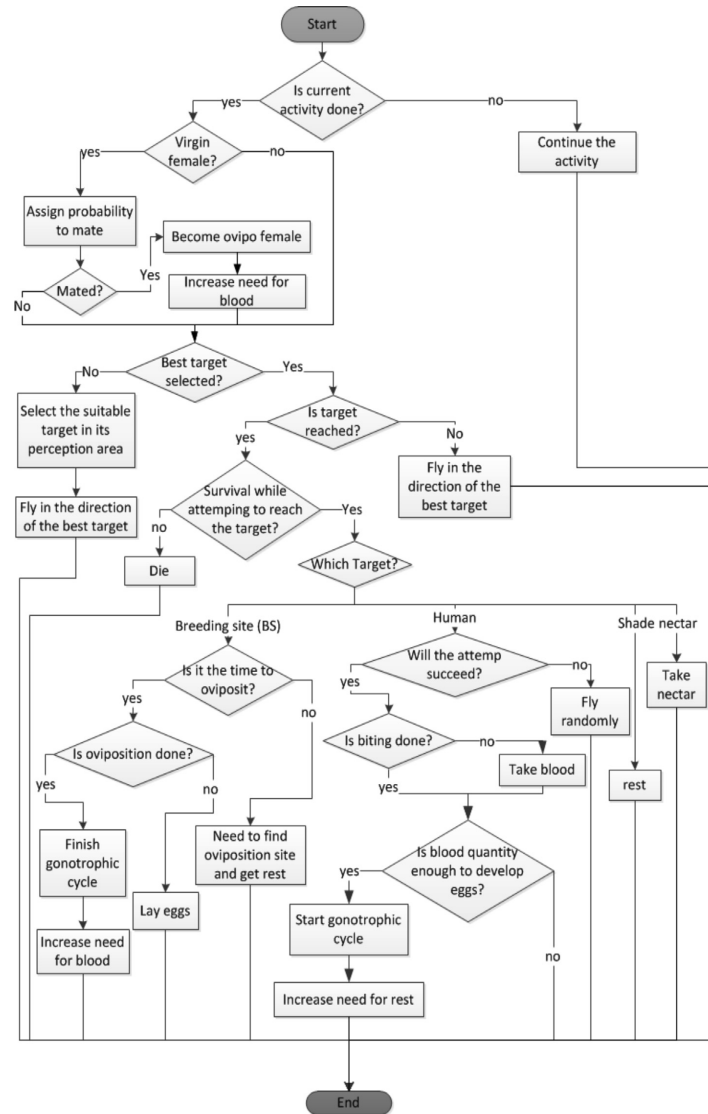


Fig. 3. Aedes decision-making diagram in MOMA model. At each simulated step, Aedes' behaviour is driven by this algorithm. Lozenge objects represent conditions which can be true or false and rectangular objects represent actions.

is in. Energy has a positive influence on breeding site targets as oviposition needs high energy and a negative one on other targets with different rates as shown in Fig. 4. The influence rates have been calibrated in order to produce daily activity patterns that are in accordance with entomological knowledge.³

• **Movement and dispersal**

Mosquito's target-seeking behaviour is significant when studying its capacity to detect a target and approach it (Cummins et al.,

2012). Once selected, the mosquito flies to the target. Movement is defined here with three parameters: heading, amplitude and distance covered during a single time step. Depending on whether a target is selected or not, movement can be of two types: (a) Aedes flies randomly if no target is detected. Heading is chosen randomly according to a uniform distribution with a range of 360°.

(b) Aedes flies in a pseudo-stochastic movement if a target is selected. Aedes heads to the selected target in order to reach it while preserving its zigzag movement due to a random value within the range of 30° east and west of its heading.

Distances covered by Aedes are restricted by their environment. Firstly, in a time step, Aedes cannot move farther than the

³ The daily activity pattern produced by functions f_1 and f_2 has been used as a discussion support with Institut Pasteur's entomologists in order to allow the validation of Aedes modelled in MOMA. See Supplementary file S8 for further details.

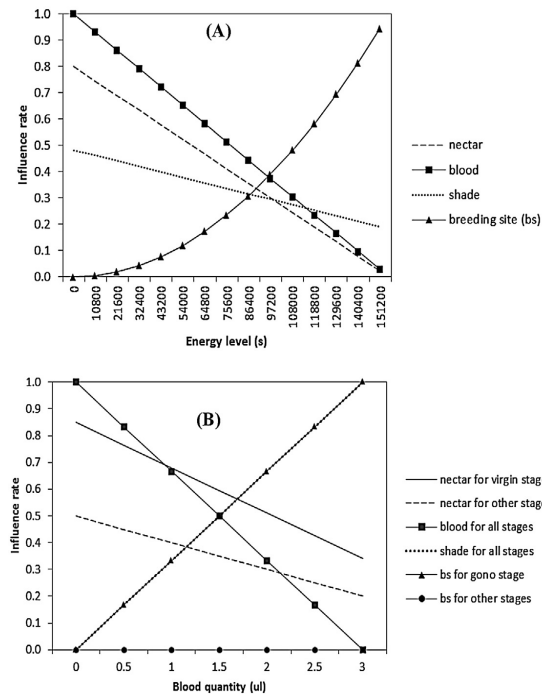


Fig. 4. (A) shows the influence rate of energy level on the need for the 4 targets. When energy level increases, breeding site becomes more and more attractive due to an increase in the influence rate (f_1). Influence rate of blood quantity (B) is shown for various needs according to the current stage of Aedes. Influence rate value of 1 means that at the corresponding x level of blood or energy, the need for the target in question is 100% against no need for the value 0.

nearest (first order) SpatObj. Secondly, the flight may be limited by the porosity level of the SpatObj. A building wall or a large road can be an obstacle for Aedes. Normally, once an Aedes selects an object, it will try to reach it by heading in the direction of the target. However, if the porosity of the current object and the destination object is weak, Aedes might not be able to pass through these two objects and thus get stuck inside its current object.

4. Experimental design

Given the algorithmic complexity and the number of parameters in MOMA, verification has been carried out in order to track and correct the simulation artefacts. One of the issues worked upon along with the entomologist partners was controlling the realism of the sequence and duration of events in the virtual mosquito's life. For this, selected mosquitoes were tracked during simulations to record the frequency, sequence and duration of all their activities: biting, resting, flying, oviposition and nectar meal. After this verification, scenarios were defined to explore the model's behaviour regarding flight dispersal range and age distribution of mosquito cohorts.

As, in these scenarios, we do not consider the population dynamics, i.e. population growth due to heavy rain, for example, simulations were performed using meteorological data of June 2008. Usually in Delhi, June is considered as a pre-monsoon period and the weather was favourable for the adult mosquito's survival. Temperature fluctuated between 28 and 37 °C with an average of 30 °C. Humidity varied between 30% and 80% with mostly cloudy days. Daily average rainfall was around 4 mm.

The study area is in Hauz Rani, a neighbourhood in south Delhi (India). Its size is approximately 0.08 km². It is described as a low-income zone (Property Tax Department 2014) surrounded by wealthier neighbours with very different environmental characteristics. We decided not to extend Hauz Rani area to its neighbouring areas to preserve homogeneity within the simulated space. In order to avoid the border effect problem, the frontiers of Hauz Rani were duplicated around the original area, from East to West, giving a new surface area of 0.17 km². Characteristics obtained from the field survey were retained and applied to the duplicated polygons. Spatial objects were digitalized as polygons from Google Map satellite image and saved as a Shape file (.shp) format. Each SpatObj is described by a land-use category such as building, park or road as they visually appear in the satellite image and were checked during a field survey conducted in May 2014.

Hauz Rani is composed of a high density of buildings with one to four floors. Each floor may be occupied by several families with an average of 15 inhabitants per floor. Most of the buildings are residential places. Nevertheless, in a high building, the ground floor is usually used for public purposes such as grocery, clinic or tailor shop. A majority of vacant lands, playgrounds, dump yards and green spaces are filled with solid waste, which is favourable for *Ae. aegypti* breeding. Some of these spaces are also occupied by people living under makeshift shelters. Roads in this area are mostly collector roads and lanes between buildings. The first kind has a few holes with the roadside areas generally filled with solid waste. The lanes between buildings are narrow, quite clean but mostly shaded.

Regarding mosquito behaviour and its spatial constraints, we classified land-use into 4 types: built-up area, open space, green space and road (Fig. 5). Built-up objects include all constructions

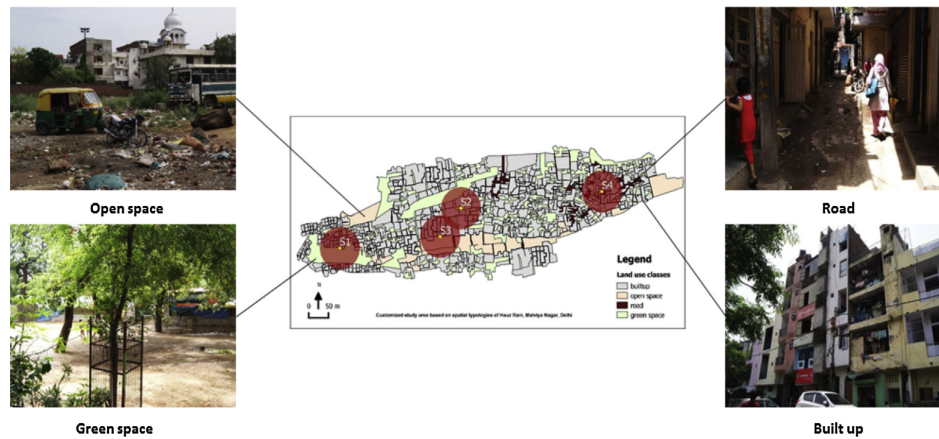


Fig. 5. The 4 main land-use categories in Hauz Rani (Delhi, India) regarding mosquito behaviours. On the map, beige, green, grey and brown polygons represent respectively an open space, a green space, a built-up area and a portion of road. The red circles on the map represent the distance of 50 m around the breeding point where a population of 100 *Aedes* was born in each scenario (S1, S2, S3 and S4). (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

with a roof, whatever be their uses. An open space represents vacant land, playgrounds or dump yards. Green space may be a park or a group of trees. Road includes collector roads and lanes. Each land-use category is described by attributes related to mosquito needs or behaviour as defined in the spatial object sub-models. At the start of the simulation, these values pertaining to its land-use category are fed into each *SpatObj*.

Simulations were conducted in order to study the spatio-temporal dynamics of *Aedes* born in the breeding sites in 4 different parts of Hauz Rani, such as in the following scenarios:

- S1: An open space near a large park with medium density of single- or double-storey small buildings and roads;
- S2: A small park among built-up areas, near a big park with few roads;
- S3: A road near a big open space on the south and built-up area on the north;
- S4: A building in a very high-density built-up area with large roads and a small park.

Each experimental landscape has a different proportion of land-use categories. Green space can be found more extensively in scenario S1 than in scenario S3 and roads are underrepresented in scenario S2 as compared to scenario S4. This micro-heterogeneity may or may not have an impact on mosquito behaviour and will be studied with respect to the dispersal capacity of the cohorts.

At the initialization process, the agent World instantiates 100 *Aedes* in each of the four selected *SpatObj*, called origins. We refer to the study conducted by [Rodrigues et al. \(2015\)](#) in Brazil, according to which the average number of female/house is 1.6. For the 4 scenarios, the maximum number of buildings within a radius of 50 m around the place of birth is 56. So there are 94.4 female mosquitoes with the density of 1.6 f/h. We assume that in each scenario we have a maximum of 100 *Aedes* to facilitate the statistical calculation.

During the simulation, *Aedes* carry out their activities according to their needs and target availability in their neighbourhoods as described in the decision-making diagram. A simulation stops when all 400 initial *Aedes* are dead. Data pertaining to the maximum distance from the point of origin as well as the age of the 400 *Aedes* is then recorded. Using the same random seed ensures that *Aedes* agents have the same biological characteristics in the

4 scenarios. Hence, only the geographical context varies from one scenario to another. We present the age distribution and the mean maximum distance covered by 400 *Aedes* over 40 simulations per scenario. A total of 16,000 mosquitoes have been surveyed in these simulations.

5. Simulation results

This section focuses on the dispersal range and age distribution of *Aedes* cohorts, two criteria for which there are abundant field data making it possible to validate the model.

5.1. Effect of micro-geographical heterogeneity on mosquito dispersal

Without any spatial constraints (walls, main roads) and in the absence of any food (blood or nectar), flight capacity can allow *Aedes* to cover long distances during its life duration, given the fact that it would die in a few days without any food. Initial results of MOMA simulation show that *Aedes* are sedentary. Maximum average dispersal in the 4 scenarios is 21.35 m with a standard deviation of 1.89 m, which is in accordance with most of the field survey studies in urban areas ([Getis et al., 2003](#); [McDonald et al., 1977](#); [Muir and Kay, 1998](#); [Ordóñez-Gonzalez et al., 2001](#); [Otero et al., 2006](#); [Rodhain and Rosen, 1997](#); [Trpis and Hausermann, 1986](#)). This short flight distance from origin is due to (a) the availability and abundance of all that *Aedes* needs in an urban environment, especially once they are inside residential buildings, and (b) the barrier levels created by urban constructions. While the great majority of *Aedes* stays in a small buffer zone around the birth site, the maximum distance travelled by a mosquito seems to depend on the characteristics of the local environment with which it interacts ([Fig. 6](#)). We measured the cumulative length of *SpatObj* perimeters in a radius of 50 m around the birth site. This value can be considered as a barrier for mosquitoes as they have to cross these objects. This barrier might have an impact on the flight distance.

According to the results shown in [Fig. 7](#), the proportion of *Aedes*, which stayed in the range of 15 m, is distinctive between scenario S1 and scenario S3 (45% and 32% of the *Aedes* population respectively). This can be explained by the fact that cumulative barriers in scenario S1 are higher than in scenario S3 and by the fact that the *Aedes* cohort in S3 is born on a small road near a wide, open space.

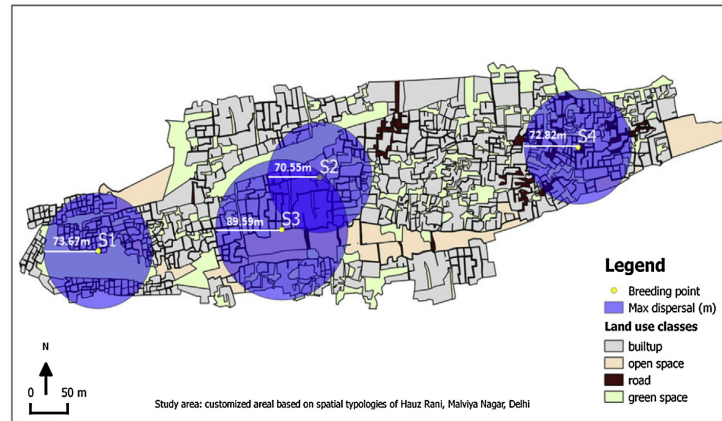


Fig. 6. Maximum dispersals of 100 *Aedes* born in the four scenarios (S1, S2, S3 and S4) situated in Hauz Rani are represented by blue circles. The radius of each circle shows the maximum dispersal in metres. Scenario S3 presents the highest mosquito dispersal (89.59 m) as compared to the other three scenarios. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

In our study, this type of land-use is less attractive in terms of blood resources, which certainly urge *Aedes* to fly more than 15 m from their breeding site.

We also found a low proportion of female mosquitoes (less than 2% of the total) flying up to a distance of more than 100 m from their birth site in scenarios S1, S2 and S3, which have relatively fewer barriers as compared to S4. In this last scenario, none of the 4000 *Aedes* were found beyond 100 m.

However, chi-squared test shows that none of the paired scenarios exceeds the critical value ($df=4$, $\text{Chi-}2=7.81$ with $\alpha=0.05$). The higher value is between scenario S2 and scenario S3 ($\text{Chi-}2=3.93$). This result indicates that the barrier effect on *Aedes* mosquito must be relativized at this scale according to the number of targets necessary for its survival and reproduction. Even if there seem to be differences between the scenarios in terms of barrier level, the mosquito does not seem to perceive them as such if breeding sites, blood and water are available in abundance in this area. The real mosquito would probably have stayed at the same place. The barriers seem to have little impact in this case. The explanation for this phenomenon comes from the fact that *Ae. aegypti* flies only in order to search for a breeding site or blood meals, which are usually ubiquitous in an urban area. Nevertheless, during the searching process, if an *Aedes* enters a high porosity zone with few barriers, its travel capacity will increase as space will act as a corridor (Barbu et al., 2013). This can be seen from scenario S3 where a few *Aedes*

fly along the street and cross an open space with a high porosity level. Added to this is the fact that there is a low barrier level, which favours the dispersal of *Aedes* beyond 100 m in the simulations.

MOMA is thus able to reproduce, without any constraints on the mosquitoes' capacities but with only spatial context effects, the same average distance travelled as observed in field surveys. On an average, in the four scenarios, 78% of *Aedes* stayed in a buffer zone of 30 m from their breeding site. The surrounding environment with its amenities and porosity with respect to the *Aedes* mosquito is probably a key determinant of this result.

5.2. Age distributions and mortality causes

Mosquito survivorship is a limiting factor for the transmission of dengue. Firstly, in order to transmit the virus to a human, the mosquito lifespan must be longer than the extrinsic incubation period of the dengue virus. Secondly, the number of infectious bites they will be able to achieve after this period is strongly driven by the number of days they will survive. As the causes for mosquito mortality in nature are variable, the longevity of a wild population of *Ae. aegypti* is seldom estimated (Hugo et al., 2014). Laboratory studies show that longevity is highly dependent on temperature (Brady et al., 2013; Carrington et al., 2013) and humidity (Costanzo et al., 2005). However, in the field, apart from climatic conditions, the lifespan of *Ae. aegypti* is highly dependent on the number of predators and human practices, such as vector control (Hugo et al., 2014).

During their activities, these mosquitoes may be then confronted with various risks increasing their death probability as we have seen in the stochasticity section. We explore the survivorship of 1000 *Aedes* (Fig. 8) which corresponds to a proportion of 1.6 females/house in the study area (Rodrigues et al., 2015). Results show that the mosquito's longevity obtained from MOMA model provided lower estimates as compared to previous studies with data obtained in laboratory conditions (Yang et al., 2009). Indeed, our model integrates the survival rate in nature, which includes host defence while biting and random factors. Doing so, MOMA outputs (daily survival rate = 0.86) are close to the overall survival rate found in literature (Brady et al., 2013; Hugo et al., 2014; Muir and Kay, 1998; Strickman, 2006; Trpis and Hausermann, 1986) and the lifespan of wild mosquitoes which rarely exceeds 21 days (Christophers, 1960).

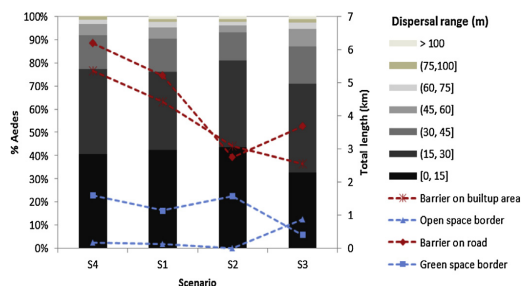


Fig. 7. Spatial distribution of *Aedes* in seven flight ranges from 0 to more than 100 m (column chart) as compared to barrier and open border levels in different scenarios (S1–S4).

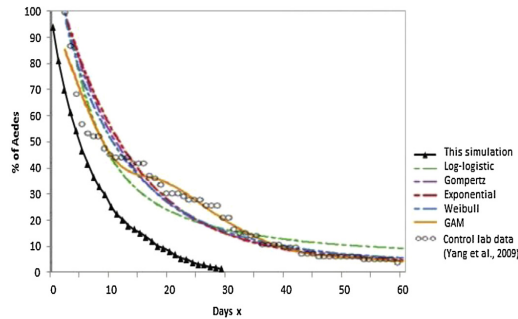


Fig. 8. Percentage of Aedes alive on day x with respect to the starting day (1000 Aedes) in MOMA simulations as compared to existing research (adapted from Brady et al., 2013).

5.3. Age and maximum dispersal

In order to study the relationship between the distance covered by Aedes and their lifespan in the four scenarios in Hauz Rani, 40 simulations for each scenario with 100 Aedes each were analyzed. When these four scenarios are combined, the resulting positive correlation between maximum distance travelled (y) and age of death (x) is significant (Pearson $p < 0.00001$) but not strong ($r^2 = 0.48$). For each distinctive scenario (Fig. 9), the box plots reveal

the distribution of maximum flight distance found in different age groups at which the mosquito dies.

Scenario S3 with a lower barrier length and a higher proportion of open space and scenario S4 with a higher barrier length and a higher built-up density have approximately the same mean distance travelled (24.09 and 20.68 m respectively). But the standard deviations for each day/distance couples is higher in S3. The dispersion is confirmed by correlation coefficient which is higher for S4 ($r^2 = 0.56$) than for S3 ($r^2 = 0.45$). Even if global tendency of mosquito mobility is the same in this area, open spaces and streets can favour farther flight distances in a small proportion of mosquitoes.

6. Discussion and conclusion

MOMA is a spatial simulation model of the dengue vector *Ae. aegypti* mosquito. This model was built primarily to explore effects of environmental heterogeneities and vector control strategies on mosquito population dynamics. The size of the simulation area was chosen as such in order to allow long flight distances for mosquitoes and spatial diversity in terms of land-uses. This implied building a detailed model of the mosquito and generating a representative environment according to its needs and constraints. While MOMA had several inputs from previous models such as Skeeter Buster (Magori et al., 2009) and SimpopMosq (Almeida et al., 2010), it also made improvements specifically in the decision-making processes of the mosquito and in the description of urban landscapes. Verification and calibration of the mosquito model have been conducted with entomologists in order to verify whether activity planning is

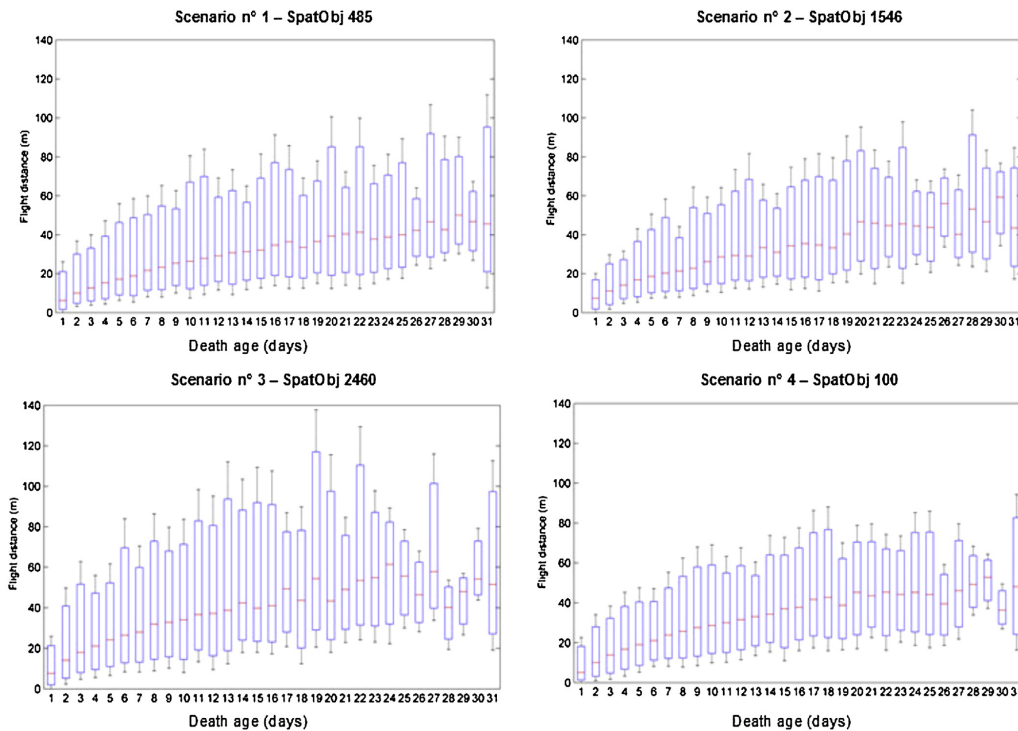


Fig. 9. Average flight distance per death age for 40 simulations and 4 scenarios. Boxes show the 25% and 75% quantiles for each scenario. The red line in the box represents the median flight distance for each death age. The lower and upper points represent respectively the minimum and maximum mean value of flight distance per death age. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

in line with knowledge. The model of the environment has been created using Geographical Information System and field surveys. MOMA's capacity to produce robust data has been explored by focusing on two commonly studied indicators, distance travelled and life expectancy of *Ae. aegypti* mosquito. The purpose of this paper was therefore to present MOMA in details using these two output indicators as a proof-of-concept.

We first studied the effects of spatial heterogeneity on vector dispersion. In the various scenarios, the dispersal range of the mosquitoes is concentrated in a buffer zone of 100 m, with no significant differences between the four scenarios. This result is probably due to the fact that what we thought to be locally heterogeneous at the scale of the mosquito is probably non-discriminant: Haux Rani can be considered as spatially homogeneous from the point of view of mosquito needs and constraints. Links between the maximal dispersal of mosquitoes and topology shown in this small urban area must be explored in other urban environments. Indeed, the main differences between the scenarios occur at very short distances, i.e. less than 30 m from the breeding site. Simulation outputs show that in a dense built-up area with less open space, flight range of the mosquitoes is very close to their site of birth. This short spatial dispersion can be explained by the barriers created by building walls and large roads as well as by the availability of all the resources needed by the mosquitoes. While the consequences of large roads as a major obstacle to mosquito mobility have been studied (Hemme et al., 2010; Mahabir et al., 2012), research on the effects of geometry, fragmentation and density of built-up areas on mosquito's mobility and density is still lacking (Barbu et al., 2013). This result could lead to some dengue prevention strategies. If fumigation is conducted around index cases, the area to be treated can be highly reduced in accordance with the density of households and built-up design. This can also lead to recommendations regarding the number of mosquito traps and the distances between them when conducting vector surveys in various urban landscapes.

Future work is therefore aimed at developing new geographical environments with strong differences in terms of spatial description. The work on flight dispersal and vector mobility in different environments and according to urban fragmentation will be pursued. What is the kind of environment amenities that favours mosquito proliferation and longevity? Where should fumigation be carried out in an area with respect to its spatial properties?

This work has revealed a few difficulties pertaining to the use of agent-based spatially explicit models for a living-being's behaviour. The main problem is that biological parameters and behaviour of *Ae. aegypti* are documented in literature but quite a wide range of values can be found in various laboratory experiments or study zones. They are not always adapted to the requirements of the modellers. The latter require the modeller to estimate and carry out a series of simulations before being able to feed some parameter values in the model. While calibration of model parameters requires massive repetitions of simulation runs, it is likewise for sensitivity analysis. Changing the parameters values to explore the sensitivity of model outputs is of great importance. Here we have focused on the impact of environmental changes on mosquito's dispersal length.

Realistic agent-based models are highly dependent on spatial data integrated. Given that the spatial context drives the dynamics of mosquito population, it is therefore necessary to make robust typologies of the spaces studied in order to produce results that are coherent with the reality observed and not an artefact resulting from a biased consideration of geographic space. The tools of geomatics, remote sensing and field studies have to be used to produce these typologies of living places at very fine scales. This helps to make a shift from the oft-seen tendency of agent-based models to think of space only as a background for more complex

agent interactions. These typologies, representative of the variety of urban territories, make it possible to conduct simulation scenarios whose results can be inferred for each of these categories.

Acknowledgements

This research was funded by the EU project *DENFREE: Dengue Research Framework for Resisting Epidemics in Europe* (grant agreement: 282 378), funded by the European Commission's Seventh Framework Research Programme. The authors thank Anna-Bella Failloux, Louis Lambrechts and Rick Paul (Pasteur Institute, Paris) for their expertise in entomological parameters and behaviours. The authors finally thank their partners Vaguet Alain, Taillandier Patrick, Misslin Renaud, Telle Olivier, Lefebvre Bertrand, Cebeillac Alexandre (Rouen University, France) and Solanki Vandana (Center for Social Sciences and Humanities, India).

Appendix A. Supplementary data

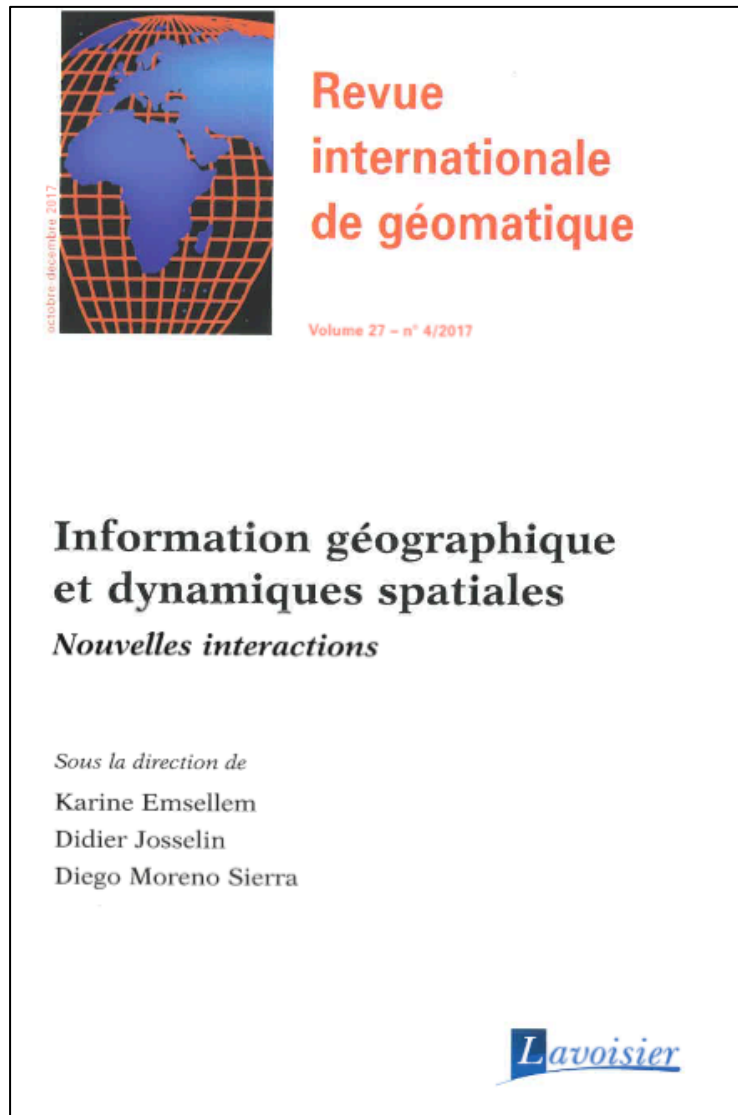
Supplementary data associated with this article can be found, in the online version, at <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2016.04.012>.

References

- Almeida, S.J.D., Martins Ferreira, R.P., Eiras, Á.E., Obermayr, R.P., Geier, M., 2010. Multi-agent modeling and simulation of an *Aedes aegypti* mosquito population. *Environ. Model. Softw.* 25, 1490–1507. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2010.04.021>.
- Barbu, C.M., Hong, A., Manne, J.M., Small, D.S., Quintanilla Calderón, J.E., Sethuraman, K., Quispe-Machaca, V., Ancca-Juárez, J., Cornejo del Carpio, J.G., Málaga Chavez, F.S., Náquira, C., Levy, M.Z., 2013. The effects of city streets on an urban disease vector. *PLoS Comput. Biol.* 9, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pcbi.1002801>.
- Bhatt, S., Gething, P.W., Brady, O.J., Messina, J.P., Farlow, A.W., Moyes, C.L., Drake, J.M., Brownstein, J.S., Hoen, A.G., Sankoh, O., Myers, M.F., George, D.B., Jaenisch, T., Wint, G.R.W., Simmons, C.P., Scott, T.W., Farrar, J.J., Hay, S.I., 2013. The global distribution and burden of dengue. *Nature* 496, 504–507. <http://dx.doi.org/10.1038/nature12060>.
- Brady, O.J., Johansson, M.A., Guerra, C.A., Bhatt, S., Golding, N., Pigott, D.M., Delatte, H., Grech, M.G., Leisham, P.T., Maciel-de-Freitas, R., Styer, L.M., Smith, D.L., Scott, T.W., Gething, P.W., Hay, S.I., 2013. Modelling adult *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* survival at different temperatures in laboratory and field settings. *Parasit. Vectors* 6, 351. <http://dx.doi.org/10.1186/1756-3305-6-351>.
- Carrington, L.B., Armijos, M.V., Lambrechts, L., Barker, C.M., Scott, T.W., 2013. Effects of fluctuating daily temperatures at critical thermal extremes on *Aedes aegypti* life-history traits. *PLOS ONE* 8, e58824. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0058824>.
- Christophers, S.R., 1960. *Aedes aegypti* (L.) The Yellow Fever Mosquito.
- Clements, A.N., 2000. The biology of mosquitoes, volume 2: Sensory reception and behaviour. *Trans. R. Soc. Trop. Med. Hyg.*, 82. [http://dx.doi.org/10.1016/S0035-9203\(00\)90448-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0035-9203(00)90448-6).
- Costanzo, K.S., Kesavaraju, B., Juliano, S.A., 2005. Condition-specific competition in container mosquitoes: the role of noncompeting life-history stages. *Ecology* 86, 3289–3295. <http://dx.doi.org/10.1890/05-0583>.
- Cummins, B., Cortez, R., Foppa, I.M., Walbeck, J., Hyman, J.M., 2012. A spatial model of mosquito host-seeking behavior. *PLoS Comput. Biol.* 8, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pcbi.1002500>.
- Descloux, E., Mangeas, M., Menkes, C.E., Lengaigne, M., Leroy, A., Tehei, T., Guillaumont, L., Teurlai, M., Gourinat, A.C., Benzer, J., Pfannstiel, A., Grangeon, J.P., Degallier, N., de Lamballerie, X., 2012. Climate-based models for understanding and forecasting dengue epidemics. *PLoS Negl. Trop. Dis.* 6, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pntd.0001470>.
- Focks, D., 2004. A review of entomological sampling methods and indicators for dengue vectors. *Dengue Bull.* 28, 208389.
- Gentile, C., da S Rivas, G., Lima, J., Bruno, R., Peixoto, A., 2013. Circadian clock of *Aedes aegypti*: effects of blood-feeding, insemination and RNA interference. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* 108.
- Getis, A., Morrison, A.C., Gray, K., Scott, T.W., 2003. Characteristics of the spatial pattern of the dengue vector, *Aedes aegypti*, in Iquitos, Peru. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 69, 494–505.
- Grimm, V., Berger, U., Bastiansen, F., Eliassen, S., Ginot, V., Giske, J., Goss-Custard, J., Grand, T., Heinz, S.K., Huse, G., Huth, A., Jepsen, J.U., Jørgensen, C., Mooij, W.M., Müller, B., Pe'er, G., Piu, C., Railsback, S.F., Robbins, A.M., Robbins, M.M., Rossmanith, E., Rügen, N., Strand, E., Souissi, S., Stillman, R.A., Vabø, R., Visser, U., DeAngelis, D.L., 2006. A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecol. Modell.* 198, 115–126. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.04.023>.

- Grimm, V., Berger, U., DeAngelis, D.L., Polhill, J.G., Giske, J., Railsback, S.F., 2010. The ODD protocol: a review and first update. *Ecol. Modell.* 221, 2760–2768, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2010.08.019>.
- Haddow, A., Gillett, J., Corbet, P., 1961. Observations on the oviposition-cycle of *Aedes (Stegomyia) aegypti* (Linnaeus). *V. Ann. trop. Med. Parasit.* 55, 343–356.
- Hartemink, N., Vanwambeke, S.O., Purse, B.V., Gilbert, M., Van Dyck, H., 2014. Towards a resource-based habitat approach for spatial modelling of vector-borne disease risks. *Biol. Rev. Camb. Philos. Soc.* 32, <http://dx.doi.org/10.1111/brev.12149>.
- Hemme, R.R., Thomas, C.L., Chadee, D.D., Severson, D.W., 2010. Influence of urban landscapes on population dynamics in a short-distance migrant mosquito: evidence for the dengue vector *Aedes aegypti*. *PLoS Negl. Trop. Dis.* 4, e634, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pntd.0000634>.
- Hopp, M., Foley, J., 2003. Worldwide fluctuations in dengue fever cases related to climate variability. *Clim. Res.* 25, 85–94, <http://dx.doi.org/10.3354/cr025085>.
- Hugo, L.E., Jeffery, J.A.L., Trewin, B.J., Wockner, L.F., Thi Yen, N., Le, N.H., Nghia, L.T., Hine, E., Ryan, P.A., Kay, B.H., 2014. Adult survivorship of the dengue mosquito *Aedes aegypti* varies seasonally in central Vietnam. *PLoS Negl. Trop. Dis.* 8, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pntd.0002669>.
- Isidoro, C., Fachada, N., Barata, F., Rosa, A., 2009a. Agent-Based Model of *Aedes aegypti* Population Dynamics, pp. 53–64.
- Isidoro, C., Fachada, N., Barata, F., Rosa, A., 2009b. Agent-based model of *Aedes aegypti* population dynamics. *Prog. Artif. Intell.*, 53–64, http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-04686-5_5.
- Kay, B., Nam, V.S., 2005. New strategy against *Aedes aegypti* in Vietnam. *Lancet*, [http://dx.doi.org/10.1016/S0140-6736\(05\)17913-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0140-6736(05)17913-6).
- Magori, K., Huang, Y., Legros, M., Puente, M., Gould, F., Lloyd, A., 2007. Gene-drive Models of Mosquitoes – A Users' Manual.
- Magori, K., Legros, M., Puente, M.E., Focks, D.A., Scott, T.W., Lloyd, A.L., Gould, F., 2009. Skeeter Buster: a stochastic, spatially explicit modeling tool for studying *Aedes aegypti* population replacement and population suppression strategies. *PLoS Negl. Trop. Dis.* 3, e508, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pntd.0000508>.
- Mahabir, R.S., Severson, D.W., Chadee, D.D., 2012. Impact of road networks on the distribution of dengue fever cases in Trinidad, West Indies. *Acta Trop.* 123, 178–183, <http://dx.doi.org/10.1016/j.actatropica.2012.05.001>.
- McDonald, P.T., Hausermann, W., Lorimer, N., 1977. Sterility introduced by release of genetically altered males to a domestic population of *Aedes aegypti* at the Kenya coast. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 26, 553–561.
- Muir, L.E., Kay, B.H., 1998. *Aedes aegypti* survival and dispersal estimated by mark-release-recapture in northern Australia. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 58, 277–282.
- Ordóñez-Gonzalez, J.G., Mercado-Hernandez, R., Flores-Suarez F.A., Fernández-Salas, I., 2001. The use of sticky ovitraps to estimate dispersal of *Aedes aegypti* in northeastern Mexico. *J. Am. Mosq. Control Assoc.* 17, 93–97.
- Otero, M., Solari, H.G., Schweigmann, N., 2006. A stochastic population dynamics model for *Aedes aegypti*: formulation and application to a city with temperate climate. *Bull. Math. Biol.* 68, 1945–1974, <http://dx.doi.org/10.1007/s11538-006-9067-y>.
- Rocha, C., Morrison, A.C., Forshey, B.M., Blair, P.J., Olson, J.G., Stancil, J.D., Sihuinchu, M., Scott, T.W., Kochel, T.J., 2009. Comparison of two active surveillance programs for the detection of clinical dengue cases in Iquitos, Peru. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 80, 656–660.
- Rodhain, F., Rosen, L., 1997. In: Gubler, D.J., Kuno, G. (Eds.), *Mosquito Vectors and Dengue Virus-vector Relationships*. Dengue and Dengue Hemorrhagic Fever. CABI Publ., Cambridge, MA.
- Rodrigues, M.D.M., Marques, G.R.A.M., Serpa, L.L.N., Arduino, M.D.B., Voltolini, J.C., Barbosa, G.L., Andrade, V.R., de Lima, V.L.C., 2015. Density of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* and its association with number of residents and meteorological variables in the home environment of dengue endemic area, São Paulo, Brazil. *Parasit. Vectors* 8, 115, <http://dx.doi.org/10.1186/s13071-015-0703-y>.
- Rogers, D.J., Randolph, S.E., 2006. Climate change and vector-borne diseases. *Adv. Parasitol.*, [http://dx.doi.org/10.1016/S0065-308X\(05\)62010-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0065-308X(05)62010-6).
- Schoolfield, R.M., Sharpe, P.J.H., Magnuson, C.E., 1981. Non-linear regression of biological temperature-dependent rate models based on absolute reaction-rate theory. *J. Theor. Biol.* 88, 719–731, [http://dx.doi.org/10.1016/0022-5193\(81\)90246-0](http://dx.doi.org/10.1016/0022-5193(81)90246-0).
- Scott, T.W., Morrison, A.C., 2009. Vector dynamics and transmission of dengue virus: implications for dengue surveillance and prevention strategies: vector dynamics and dengue prevention. *Curr. Top. Microbiol. Immunol.*, http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-02215-9_9.
- Shaman, J., Spiegelman, M., Cane, M., Stieglitz, M., 2006. A hydrologically driven model of swamp water mosquito population dynamics. *Ecol. Modell.* 194, 395–404, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.10.037>.
- Sharpe, P.J.H., DeMichele, D.W., 1977. Reaction kinetics of poikilotherm development. *J. Theor. Biol.* 64, 649–670, [http://dx.doi.org/10.1016/0022-5193\(77\)90265-X](http://dx.doi.org/10.1016/0022-5193(77)90265-X).
- Strickman, D., 2006. Longevity of *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) compared in cages and field under ambient conditions in rural Thailand. *Southeast Asian J. Trop. Med. Public Health* 37, 456–462.
- Taylor, B., Jones, M., 1969. The circadian rhythm of flight activity in the mosquito *Aedes aegypti* (L): The phase-setting effects of light on and light off. *J. Exp. Biol.* 51, 59–70.
- Thammapalo, S., Chongsuvivatwong, V., Geater, A., Dueravee, M., 2008. Environmental factors and incidence of dengue fever and dengue haemorrhagic fever in an urban area, Southern Thailand. *Epidemiol. Infect.* 136, 135–143, <http://dx.doi.org/10.1017/S0950268807008126>.
- Trpis, M., Hausermann, W., 1986. Dispersal and other population parameters of *Aedes aegypti* in an African village and their possible significance in epidemiology of vector-borne diseases. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 35, 1263–1279.
- Tun-Lin, W., Kay, B.H., Barnes, A., Forsyth, S., 1996. Critical examination of *Aedes aegypti* indices: correlations with abundance. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 54, 543–547.
- World Health Organization, 2012. Global Strategy for Dengue Prevention and Control 2012–2020. WHO Libr. Cataloguing-in-Publication Data, [doi://entity/denguecontrol/9789241504034/en/index.html](http://dx.doi.org/10.1017/S0950268809002040).
- Yang, H.M., Macoris, M.L.G., Galvani, K.C., Andrighetti, M.T.M., Wanderley, D.M.V., 2009. Assessing the effects of temperature on the population of *Aedes aegypti*, the vector of dengue. *Epidemiol. Infect.* 137, 1188–1202, <http://dx.doi.org/10.1017/S0950268809002040>.
- Ya-umphan, P., 2009. Seasonal Variation of Morphometric Properties and Trans-ovarial Transmission of Dengue Virus in Natural Population of *Aedes Aegypti*. Mahidol University.

- XI. Misslin R., Daudé É. (2017), *Environmental hazard index mapping methodology of Aedes aegypti, vector of dengue and Zika virus*, International review of Geomatic, RIG, vol. 27, n°4, pp.481-503



An environmental suitability index based on the ecological constraints of *Aedes aegypti*, vector of dengue

Renaud Misslin, Éric Daudé

UMR 6266 IDEES, CNRS, Université de Rouen

renaud.misslin1@univ-rouen.fr ; eric.daude@univ-rouen.fr

ABSTRACT. *Aedes aegypti* is the main vector of dengue and Zika virus. Along with vaccine research, vector control is a major lever for fighting these diseases. Studying dynamical and non-linear relationships between the environment and vectors provides guidance for monitoring and control strategies. MODE's objective is to identify environmental dynamics that contribute to the spatiotemporal distribution of *Aedes aegypti* in urban areas. This paper presents (1) the resource-based habitat concept and its application to *Aedes aegypti*, (2) the generic methods for estimating the environmental factor of this habitat and (3) the factors dynamics. These concepts and methods are illustrated in (4) with an application on Bangkok, Thailand and (5) with the mapping of an environmental suitability index.

RÉSUMÉ. *Aedes aegypti* est le principal vecteur des virus Zika et de la dengue. Avec la recherche vaccinale, le contrôle vectoriel est un levier important de lutte contre ces maladies. Étudier les relations dynamiques, multifactorielles et non linéaires entre l'environnement et le vecteur doit permettre d'améliorer les stratégies de surveillance et de contrôle de ce dernier. Les objectifs de MODE sont de décrire ces relations afin d'identifier les contextes environnementaux qui en résultent et qui contribuent potentiellement à la distribution spatiotemporelle d'*Aedes aegypti* en milieu urbain. Cet article présente (1) le concept d'un « habitat basé sur les ressources » et son adaptation à *Aedes aegypti*, (2) les méthodes génériques d'estimation des facteurs environnementaux de cet habitat et (3) les dynamiques de ces facteurs. Ces concepts et méthodes sont illustrés en (4) par une application sur Bangkok (Thaïlande) et (5) par la réalisation de cartes de l'aléa environnemental.

KEYWORDS: vector-borne disease, resource-based habitat concept, biogeography, spatial simulation, GIS, remote sensing.

MOTS-CLÉS : maladies à transmission vectorielle, resource-based habitat concept, biogéographie, simulation spatiale, SIG, télédétection.

DOI: [10.3166/rieg.2017.00044](https://doi.org/10.3166/rieg.2017.00044) © 2017 Lavoisier

1. Introduction

Aedes aegypti is a mosquito found in the tropical and inter-tropical areas of Africa, America and Asia. It is the main vector for dengue, Zika virus and, to a lesser extent, Chikungunya and yellow fever. Its synanthropic nature (Rodhain et Rosen, 1997) makes cities the main transmission areas. According to a devastating observation by the WHO (2016), the spread of these viruses, notably Zika, is a result of the failure of mosquito control policies in several countries since the 1970s¹. While vaccination is the goal to be achieved in the not so distant future, in the meanwhile, vector control remains the main strategy for ensuring a decline in these diseases. This involves acting directly on the environment with the aim of (a) preventing mosquitoes from developing (sanitation, drainage and destruction of potential breeding sites), (b) reduce vector population (chemical treatment of breeding sites, fumigation, introduction of predators or sterile males) and (c) restrict the interactions between hosts and vectors through measures for protecting buildings (mosquito nets for windows, mosquito repellent paints). Improvement in the way vector distribution areas (potential and confirmed) are monitored in urban and peri-urban settings should help health authorities to optimize their actions in time and space (Gubler, 2002). In this perspective, environmental hazard mapping in cities (at resolution finer than 100 m according to Smith *et al.* (2014)) should help to evaluate the risk that *Aedes aegypti*'s presence constitutes (Eisen and Lozano-Fuentes, 2009; Machault *et al.*, 2014). Numerous studies have provided health authorities with tools which can be used to map this environmental hazard in specific cities (e.g. Machault *et al.* (2014), Attaway *et al.* (2014), Rogers *et al.* (2014)). As Lima *et al.* (2016), we did not find generic solutions that can be used to build fine-scale dynamic maps in any urban context.

Environmental factors influencing *Ae. aegypti* are unevenly distributed in the urban areas and their presence evolves over time. The range of possible combinations of these factors makes it increasingly difficult to highlight simple causalities that could allow one to explain and estimate vector densities. Rain, for example, is relatively homogeneous in the urban areas. Consequently, this factor does not explain the presence of mosquito hotspots, which reflect the heterogeneous nature of their spatial distribution. Besides, with natural selection, the mosquitoes can evolve from the biological or behavioral point of view with more or less long term changes to their environment. Mosquito nets treated with insecticides, which were distributed in Africa to fight mainly against malaria vectors, *Anopheles gambiae* and *An. funestus*, seem to have contributed to a change in the predation time of these previously nocturnal mosquitoes (Smith *et al.*, 2009; Sougoufara *et al.*, 2014).

MODE ((Model of Dynamical Environment)) is a generic model; it is possible to transpose the data processing system and the methods developed from one urban area to another. MODE estimates the environmental variables that form the mosquito's living

1. <http://who.int/dg/speeches/2016/wha-69/en/>

spaces. This model can be used to produce detailed maps of potential ecological niches of *Ae. aegypti* at different times of the year and thus orient vector control operations.

As a first step, we present the concept of resource-based habitat, which defines all possible actions and interactions between *Ae. aegypti* and the environment. As a second step, we will present the 5 stages of MODE model's construction allowing us to generate different environmental contexts and their evolutions. The third section is devoted to the application of MODE to Bangkok (Thailand). The fourth section presents the Environmental Suitability Index for *Aedes aegypti* (ESIAA). This index allows us to gather the environmental elements with a significant impact on *Aedes aegypti*'s life cycle as well as create a dynamic mapping of the environmental hazards of vector risk.

2. Resource-based habitat concept applied to *Aedes aegypti*

The Resource-Based Habitat Concept (RBHC) (Dennis *et al.*, 2003), used in conservation biology, involves relying on the primary needs of an organism to deduce its functional habitat or its potential ecological niche. It was used to predict the risk of occurrence of vector-borne diseases by Hartemink *et al.* (Hartemink *et al.*, 2014). According to these authors, the RBHC approach would allow one to overcome the limitations of inductive models based on statistical relationships measured between the environmental variables observed and the presence of a vector or a pathogenic agent (Peterson, 2014). The RBHC approach would also allow one to overcome the limitations of deductive models based on equations that do not take into account the spatial aspect of the modeled phenomenon (Reiner *et al.*, 2013). In the field of vector-borne diseases, the RBHC thus offers the possibility of reconstructing potential areas of viral transmission by assembling the functional spaces of both the vectors and the hosts. With MODE, we focus on constructing a dynamic environmental model of the dengue vector mosquito. This involves linking this mosquito's perceptual aspects and the resources or conditions influencing its biological development and its behavior. On the basis of the classification proposed by Hartemink *et al.* (Hartemink *et al.*, 2014), the environmental elements that can be perceived by *Ae. aegypti* may in fact be divided into two categories: on one hand, the resources representing all the environmental elements that may be consumed by the mosquito (for example, nectar, blood) and on the other hand, the conditions representing all the environmental states that have an influence on the mosquito's behavior (presence of breeding sites) or its biological function (temperature).

These resources and conditions vary during the life of *Ae. aegypti*. Its life cycle is divided into 4 stages, from the aquatic phase (egg, larva and pupa) to the aerial phase (adult). During its aquatic phase, the water conditions (chemical quality and temperature) have an important role to play in the mosquito's survival and the duration of its development. Once it is an adult, it is capable of moving about, reproducing, feeding on nectar and, for the females, taking blood feeds. The proteins present in the blood allow the latter to hold its eggs till they mature. During its gonotrophic cycle (the cycle of blood feed – egg maturation – oviposition), it spends a

484 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

great deal of its time resting in cool and shady areas (Vezzani *et al.*, 2005). Oviposition occurs in an environmental element containing (or likely to contain) water (container). This container can either be an object created by man (a flowerpot) or an object whose existence is related to vegetation (hollow of a tree). In an urban setting, there may be numerous containers related to human activities. They constitute a primordial factor for the proliferation of *Ae. aegypti* populations in cities (Arunachalam *et al.*, 2010).

While the importance of these various resources and conditions varies during the course of *Aedes*' life cycle, the cycle is partly determined by what the mosquito is capable of perceiving at each stage of its development. An adult *Ae. aegypti*'s perceptual capacities limit its interaction field to around thirty meters (Gillies and Wilkes, 1972). It has olfactory, visual, tactile, chemotactic, thermo-sensorial and photo-sensorial capacities. These capacities allow it to identify and react, depending on its state, to the presence of certain environmental elements: human beings, water, plant nectar, light, humidity and temperature. The relationship between the mosquito's perceptual capacities at the pre-adult and adult stages and the objects (conditions and resources) perceived make it possible to define the types of data required in order to describe these relationships. For example, at the adult stage, the mosquito can perceive breeding sites that are or are likely to contain water when it needs to oviposit. Five local environmental factors were thus defined as being part of *Aedes aegypti*'s RBHC: water (related to rainfall or human activities), temperature, vegetation, human presence and breeding sites. In the following section, we describe the methods for evaluating these factors and the models describing their dynamics, which, together, define the protocol MODE.

3. MODE: Model of dynamic environment

MODE is a dynamic model consisting in a grid made of environmental cells (EC) that represent the basic environmental entity. This entity is described by characteristics representing RBHC resources and conditions for *Ae. aegypti*. This basic unit also has methods that simulate the dynamics of filling and emptying breeding sites as well as the variation in temperatures.

The spatial resolution of a basic unit is 30m by 30m, which corresponds to the resolution of Landsat 8 images (OLI). This resolution is consistent with the perception field of the mosquito and the average area of its "living space" observed from "mark–release–recapture" type of studies (Getis *et al.*, 2003). It also corresponds to the maximum average dispersal distance of mosquito cohorts simulated in an urban context (Maneerat and Daudé, 2016; Maneerat and Daudé, 2017). This resolution is used in other simulation models (Karl *et al.*, 2014).

3.1. Method to estimate resources and conditions

Methods to estimate the environmental characteristics integrated in MODE were developed for application to various urban areas. Satellite images, major inputs of the model, are provided by satellites covering almost the entire terrestrial space (Terra and

Aqua (MODIS) and Landsat 8). These data are freely available. Even though the use of high-resolution images is not necessary for MODE to function well, these provide an interesting perspective (however this data remains very expensive). Moreover, there is abundant and mostly freely accessible data pertaining to the population census, rainfall and temperature. A schematic view of the data and processes used in MODE is given in [Figure 1](#).

3.1.1. Water: an essential element of *Aedes aegypti*'s emergence

The presence of water is a prerequisite for the presence of mosquitoes. In areas with a monsoon climate and colonized by *Aedes aegypti*, the rainy season generally corresponds to a period of maximum mosquito proliferation. Rainfall data used in MODE are taken from the meteorological station readings, freely accessible in most cases. This data corresponds to the amount (in mm) of rainfall recorded per day for a station preferably located in the city center. In our model, rainfalls data varies only in time. Water storage systems constitute a second opportunity for the mosquito's development. These systems can be related to the absence of a water distribution system or cultural practices such as watering flowers. In the case of storage, water is considered as being kept inside homes and is subject to a special process in MODE (cf. Section 2.1.6).

3.1.2. Air temperature: *Aedes aegypti*'s comfort zones

Air temperature influences not only the biological dynamics of the mosquito and the virus ([Lambrechts et al., 2011](#); [Cianci et al., 2015](#)), but also the host behavior (use of air conditioners and life indoors or outdoors). Several studies thus emphasize the relationship between temperatures and dengue epidemics ([Descloux et al., 2012](#); [Hopp and Foley, 2003](#)). Local temperatures evolve during the day depending on several factors with the main factor being the land use type ([Misslin et al., 2016](#)). In MODE, air temperature data (T_a) is estimated using MODIS images of Land Surface Temperature (LST). The latter represents the heat emitted by the land surface and differs by a few degrees from T_a .

It is thus calculated using the temperature-vegetation index (TVX) method ([Vancutsem et al., 2010](#); [Zhu et al., 2013](#)), which relies on the existence of strong correlations between LST and T_a as well as between plant cover and T_a . Applying this method to estimate T_a requires the use of local meteorological readings. Temperature data resulting from T_a estimation is assigned to environment cells. This temperature evolves with a time resolution of 12 hours in accordance with the MODIS LST (MOD11A1 or MYD11A1) readings. When these are available, the environment cell takes on the corresponding value. When overcast conditions prevent the acquisition of LST images, T_a from the closest weather station is assigned to the environment cell in question.

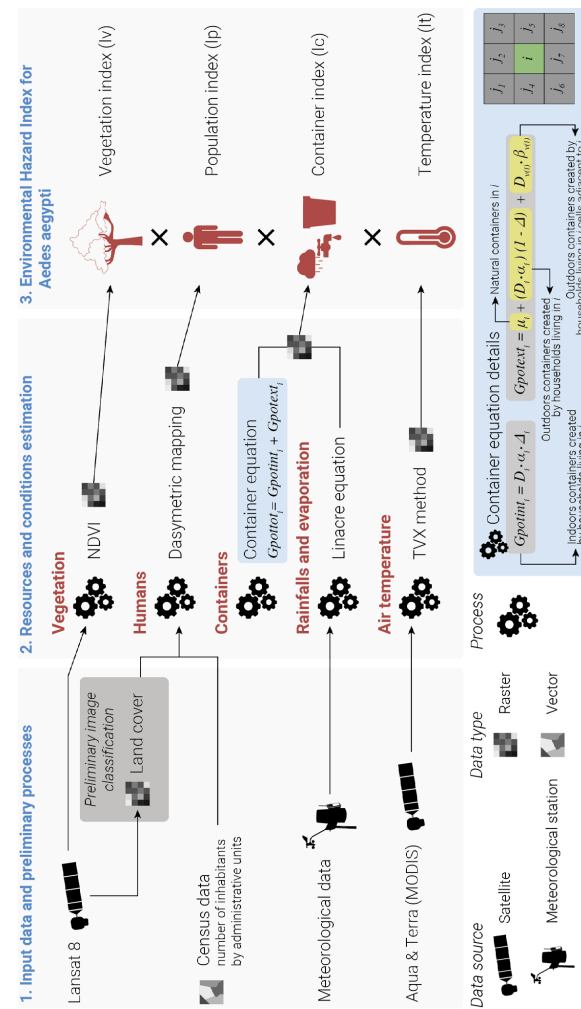


Figure 1. Schematic view of MODE and the ESIA

3.1.3. Vegetation: resting places and nectar producers

Aedes aegypti may get attracted to areas with plant cover in order to take rest, lay eggs or, when it is looking for nectar, feed. The vegetal areas close to built-up areas produce a high number of mosquitoes (Vezzani *et al.*, 2005). In order to evaluate the presence of these areas at a fine resolution, we use NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Tucker, 1979). This vegetation index is commonly used in remote sensing. It is calculated using the red and infrared bands of a satellite image (Landsat 8). The results are between -1 and 1. The negative values generally indicate a lack of vegetation. The value of 1 indicates a high presence of vegetation. Vegetation is considered as static, given that vegetal dynamics, which, in any case, are not documented in the tropical zone, have little impact on the dynamics of the vector population.

3.1.4. Human densities: blood feeding opportunities

Human densities represent stocks of blood for the mosquito. It is an essential element for its gonotrophic cycle. MODE estimates these densities at the place of residence but the role of host mobility in the spread of epidemics is not addressed here (Cebeillac *et al.*, 2017). The first difficulty pertains to the population census data aggregation level: in MODE, the environment cells are defined at a resolution of 30 m by 30 m while the census data is often aggregated over administrative units of several km². Dasymetric mapping makes it possible to resolve this first problem (Yuan *et al.*, 1997). It is mainly used to refine demographic data by redistributing from a larger scale to a finer scale, with the latter defined according to the satellite data (raw images, land use, surface temperature, spectral indices, etc.). Dasymetric mapping is described in several publications (Li and Weng, 2010; Mennis, 2015). Schematically, this method involves ventilating population data (number of inhabitants and number of households in MODE) at the place of residence provided at an administrative scale in built-up areas present in this administrative scale. In the case of MODE, this satellite data is extracted from Landsat 8 satellite images. Land use classification is obtained by applying an unsupervised ISODATA classification.

3.1.5. Potential breeding sites: oviposition opportunities

The presence of containers in the field is a difficult to estimate: it is practically impossible to take readings directly using satellite images (Moloney *et al.*, 1998) and it is expensive to collect this data on the ground. In fact, several studies have shown that *Aedes aegypti* oviposits preferably in small breeding sites found in homes or peri-homes containing cool and stagnant water. The distribution of these sites in the urban space is very largely related to the presence of human beings and their activities (Ooi *et al.*, 2006). Thus jars, flower pots, buckets, tires or basins are much sought-after breeding sites for the mosquitoes for the purpose of laying their eggs. The water areas such as ponds, rivers or open sewers are not potential breeding sites for *Aedes aegypti*. Karl *et al.* (Karl *et al.*, 2014) proposes to use the number of households and vegetation to

488 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

estimate the presence of breeding sites in the environment by creating a breeding site abundance index. Our approach is inspired from this index. The number of potential breeding sites in an environment cell is a stock value that is estimated by assuming that households are the main producers:

$$Gpotint_i = D_i \cdot \alpha_i \cdot \Delta \quad (1)$$

$$Gpotext_i = \mu_i + (D_i \cdot \alpha_i)(1 - \Delta) + D_{j(i)} \cdot \beta_{j(i)} \quad (2)$$

$$Gpottot_i = Gpotint_i + Gpotext_i \quad (3)$$

In all the equations mentioned above, i refers to an environment cell, $j(i)$ refers to the first order neighboring cells to the cell i , $Gpotext_i$ corresponds to the number of containers located outside a building in i , $Gpotint_i$ is the number of containers located inside a building in i , $Gpottot_i$ refers to the total number of containers in i and D_i corresponds to the number of households in i . Four parameters are used in these equations: μ_i corresponds to the number of containers in i produced irrespective of the number of households living in i (random integer), this parameter makes it possible to estimate breeding sites in vegetated type of cells, for example; α_i represents the number of containers created in i by a household living in i , Δ represents the percentage of breeding sites less than the containers created by households living in i ($0 < \Delta < 1$) and $\beta_{j(i)}$ corresponds to the number of containers created in i by the households living in j .

The values μ_i , α_i and $\beta_{j(i)}$ are defined for the environmental cell i through a random draw. Parameters μ , α and β are integers fixed for the entire study area by the modeler according to the local context; they are used for each cell as a mathematical expectation of a Poisson distribution. These parameters subsequently make it possible to calculate the number of breeding sites in each cell, according to the number of containers found per unit area in nonbuilt-up areas (μ), per household unit in built-up areas (α) and per household units living in adjacent cells (β) (see [Figure 1](#)). A spatial variability of these parameters according to the economic status of the households or prevention campaigns held, for example, could be introduced. This estimation method has not been validated yet. For such a purpose, estimated data could be compared to field data collected through a study aiming to count all potential breeding sites available in one place.

3.1.6. Evolution of water stocks

MODE simulates the dynamics of both indoor and outdoor containers stocks of each cell based on two processes: (a) filling of these stocks naturally through rainfall or artificially through the watering of plants, the use of air conditioners or water storage and (b) depletion of these stocks through evaporation or human action.

However, the filling occurs differently depending on the breeding site's situation, inside or outside a building. As rainfalls and evaporation are modeled globally, every

outdoor containers in the study area show the same dynamics. The indoor sites are filled by human beings. They have a maximum and a minimum capacity (in mm) fixed by the modeler. The initial water level in the indoor breeding sites is given by a uniformly distributed random number in the interval [0,1]. When the water level reaches its minimum capacity, it is filled till it reaches its maximum capacity in order to simulate water storage or plant watering. The stock of outdoor breeding sites is filled through rainfall. When a stock of breeding sites reaches its maximum capacity and receives more water through rainwater, it overflows. This mechanism should be considered as the overflowing is going to reduce the stocks of eggs, larvae and pupae, a phenomenon usually observed during the heavy monsoon rains (Jetten and Focks, 1997).

The water level in the breeding sites decreases due to evaporation for outdoor sites. This is calculated at the scale of the city using the Linacre equation (Linacre, 1977), which requires notably sunrise and sunset times, air temperature and latitude as inputs. Indoor breeding sites are considered as being always filled with water. The quantity of water present in an outdoor container is calculated using the following formula:

$$LW_d = LW_{d-1} + R_d - E_d \quad (4)$$

where LW is the level of water in mm, d is the current day, R is the level of rainfalls and E is the evaporation level.

These dynamics of filling and emptying indoor and outdoor potential breeding sites allow us to consider processes resulting in water accumulation for several consecutive days, which, in turn, leads to the immersion of the eggs in water and the development of the mosquito. They also make it possible to consider the overflowing of outdoor breeding sites, which leads to the potential loss of a part of the larva population from active breeding sites. Finally, they allow us to consider the presence of breeding sites outside the rainy season because of human usage.

While spatialization of these 5 environmental resources and conditions (water, air temperature, human densities and potential breeding sites) at a fine scale provides an overview of the high level of intra-urban heterogeneity of the conditions suitable for the emergence, maintenance and development of vector populations, it is the interaction between these different resources in time and space that should make it possible to identify the mosquito's micro comfort zones.

4. Application of MODE to Bangkok (Thailand)

The test area chosen is the city of Bangkok (Thailand) located in the intertropical zone (13° 45' 22"N, 100° 30' 06"E). Its climate is tropical with a dry season (5 to 44mm rainfall) from November to March and a wet season (160 to 342mm rainfall) from April to October. The temperatures are between 26 and 30°C (an average of 28°C). The city of Bangkok has a population of 8.2 million individuals (NSO 2010 census²) for an

2. <http://popcensus.nso.go.th/upload/census-report-6-4-54-en.pdf>

490 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

administrative territory covering 1,568km². There is a great diversity in terms of population density and land-use. *Aedes aegypti* is detected throughout the year, with a minimum presence during the dry season and the maximum figures attained during the monsoon.

The software R (3.1.3) was used to build data sets. MODE is developed under GAMA (1.7). Remote-sensing images are generated by the satellite Landsat 8 OLI (dated 01/17/2014) and the satellites MODIS Aqua and Terra (MYD11A1 and MOD11A1, two images per day between 2009-2011). The latter are downloaded and pre-processed using MRTtools R package. The demographic data is taken from the 2010 census (NSO 2010). Finally, the meteorological data is freely accessible on the Thai Meteorological Department website³. This data was collected for the period 2009-2012. The 30 m resolution chosen for the basic spatial units thus generates approximately $1,75 \times 10^6$ environment cells.

4.1. Rainfall: meteorological data

Rainfall data is taken from a meteorological station situated in central Bangkok. It is collected for the period 2009-2012. This data is the basis for the dynamics of filling potential breeding sites located outside buildings (Figure 2b). With readings taken from only one station, the same daily value is applied to all the cells.

4.2. Air temperature: estimation using the TVX method

The satellite AQUA flies over Bangkok around 2.00am and 2.00pm (local time). The satellite TERRA does so around 10.30am and 10.30pm. The images from the first satellite are thus more pertinent as we want to estimate the minimum and maximum day temperatures in Bangkok. These are estimated for the period 2009-2011 and for an area larger than the Bangkok Municipal Administration (BMA). This allows us to increase the number of reference stations in order to apply the TVX method. On this wider area, 19.8% of the night-time MYD11A1 images and 17.6% of the day-time MYDD11A1 images contain at least half the valid pixels. These images are converted into surface temperature and then the air temperature is estimated. In all, air temperature is estimated for 217 day-time thermal images. Figure 3a gives an example of spatial distribution of air temperature (night-time minimum temperatures for 01/20/2009).

Given that air temperature data was provided at a higher resolution than the size of the environment cells, the latter take the Ta value of the 1×1 km pixel on which it is found. Ta data is not available when there is too much cloud cover, especially during the monsoon. When the pixel's Ta is not given, MODE attributes the Ta measured by the station which is the closest geographically for each cell.

3. <http://www.tmd.go.th/en/climate.php>

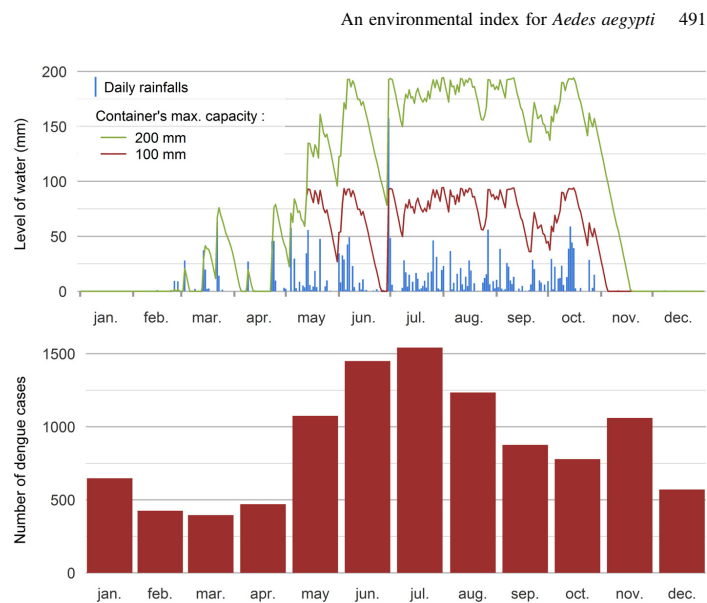


Figure 2. Monthly incidence of dengue (red histogram) and rainfall (blue histogram) and evolution simulated for water level in two outdoor containers measuring 200 mm (green line) and 100 mm (red line) in height at Bangkok (2012)

4.3. Vegetation: estimation using NDVI

NDVI is calculated using red and infrared bands of the Landsat 8 image. The NDVI values (Figure 3a) vary from -0.32 to 0.82. The values less than 0 were raised to 0. They correspond to the total absence of vegetation. On the whole, Bangkok appears to be a territory with a significant vegetal cover, notably in the rural periphery. In central Bangkok, green areas are more fragmented. These correspond essentially to parks and gardens. Transport routes appear distinctly by virtue of the densely built-up areas adjoining them. The data provided by NDVI shall be used as a resource for the *Aedes* mosquito (the basic entity of the MOMA model).

492 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

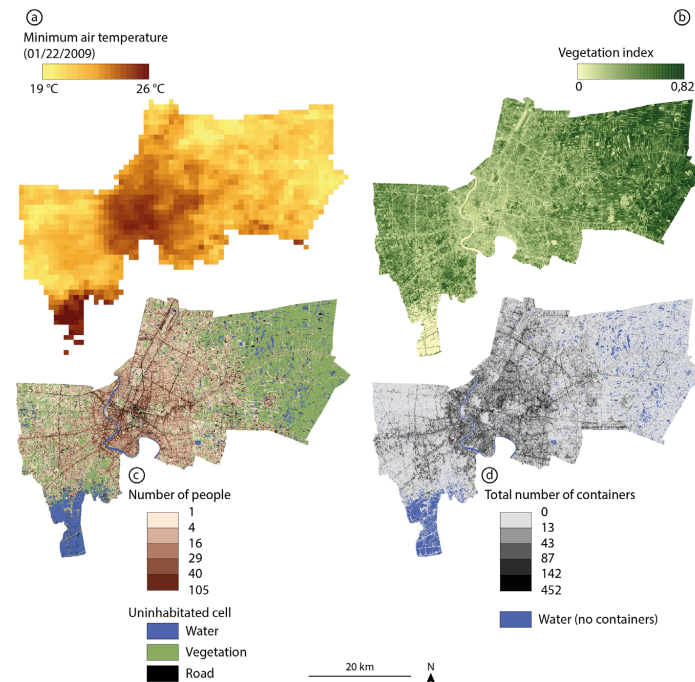


Figure 3. Estimation of resources and conditions for *Ae. aegypti* in Bangkok

4.4. Population density and households: estimation using dasymetric mapping

Land use data is taken from the Landsat 8 image. Two main categories of built-up areas were identified: densely built-up area (corresponding to Bangkok city center) and sparsely built-up area (corresponding to the city's peripheral areas), without distinction of usage or function. The population is distributed into these categories of potentially inhabitable land use categories using the dasymetric mapping method (Figure 3c). This method allows us to estimate the population distribution at the finer scale of Kwaeng (administrative reference unit for NSO census with a surface area is between 0.15 and 73.92km²). The strongest densities estimated are located mainly in the city center, to the east of the Chao Phraya River, which runs through it. The urban fabric is very dense albeit a few uninhabited green areas. In the peripheral areas to the east and the west, the

strongest densities are distributed along important highways. A large part of the western periphery has a loosely knit urban fabric with low population densities.

4.5. Potential breeding sites: estimation of their spatial distribution

The number of households per environment cell calculated by the dasymetric method is an essential parameter for calculating the number of potential breeding sites (containers) per cell (Equation 2). Water areas (canals, rice fields, ponds) are the only ones where it is not possible to find containers.

The factors $\mu = 4$, $\alpha = 6$, $\beta = 3$ used for Bangkok are fixed based on literature (Tsuda *et al.*, 2006) and our field experience. The values chosen allow us to get an average of 17.8 breeding sites per EC and a standard deviation of 28.5 for the entire city (min. = 0, Q1 = 4, med. = 8, Q3 = 17, max. = 452). Let us recall here that these parameters are chosen, in the absence of field studies, in an arbitrary manner and with a single hypothesis: a quantitative differential such that $\beta < \mu < \alpha$. Analyzing sensibility shows that the average number of overall containers hardly varies from one estimation to another because of the very large number of environment cells ($1,75 \times 10^6$). For example, for 100 estimations made with the parameter values given above, the standard deviation of the average number of containers is less than 0.01.

The areas where the model estimates the most number of potential breeding sites are mainly situated in the city center and in low-rise residential areas located in the immediate periphery. The minimum values, less than 10 breeding sites in all per cell, are found in the cells with green cover and far from the inhabited areas, such as the Eastern and the Western peripheries, or in the urban sparsely built-up areas, such as the Kweng of Phra Borom Maha Ratchawang (Western part in the insert in Figure 3d) where the royal place, temples and the ministries are located.

4.6. Evolution of the water stocks available in the breeding sites

Potential outdoor breeding sites are filled with water because of rainfall. Given the great variety of volumes and surface areas of the potential breeding sites in the environment, we chose to retain the rainfall measurement unit (given in mm) to characterize the maximum capacity of a potential breeding site. In Thailand, the most productive containers are known to be water jars and discarded containers. In MODE, every container is considered to be the same size, that is, an amount of 200 mm, which is the size of a small water jar or a discarded flower pot. This size is, for example, Figure 2a, represents the water dynamics of a stock of outdoor breeding sites. The quantity of water present in a breeding site is calculated using Equation (4) and cannot exceed the maximum capacity of the container.

The phenomenon of water accumulation can then be compared to the occasional rainfall recorded. The possibility of simulating accumulation and evaporation is fundamental for interaction with the mosquito model (Maneerat and Daudé, 2016). In

494 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

the absence of entomological data, this temporal dynamics of the availability of water-filled breeding sites can be compared to the temporal distribution of the monthly incidence of dengue in Bangkok in 2012 2.b. Between 2010 and 2012, the monthly incidence and the mean level of water per month for a 200 mm high breeding site show a Pearson correlation coefficient of 0.55 ($p < 0.005$). With a one month lag, this coefficient rises up to 0.72 ($p < 0.005$). This can be explained by the time the eggs take to reach the adult stage and by the infection cycle. This is an encouraging result from the macroscopic point of view.

5. The environmental suitability index for *Aedes Aegypti* (ESIAA)

Despite the growing interest of Geographic Information Systems (GIS) in the vector-control research field, few studies have implemented spatial models which enable researchers to generate environmental suitability maps, at city-scale, without using ancillary datasets (entomological or epidemiological data). [Rocklöv *et al.* \(2016\)](#) implemented a climate driven mathematical model which aims to estimate basic reproduction numbers (R_0) at a continental scale in Europe. [Leandro-Reguillo *et al.* \(2017\)](#) developed a fuzzy mapping method suited for the Mediterranean urban context. They applied their model in the city of Barcelona and were able to provide vector surveillance recommendations. The ESIAA, introduced in this section, was implemented with a similar perspective.

ESIAA involves multiplying five indices that were constituted based on MODE environmental data. Each of these indices aims to characterize one essential aspect of the environment of *Aedes aegypti* in terms of availability. The five environmental aspects matches the five resources and conditions identified in Section 1 using the RBHC and described in Section 2. Among these indices, three are articulated in space: distribution of human beings, that of the vegetation and that of shady areas. The two others are articulated in space and in time: containers distribution and availability, spatio-temporal evolution of air temperature.

Each index is continuously distributed over [1; 10]. We chose to fix the minimum for each sub-index at 1 in order to avoid giving too much importance to very low values or to the complete absence of a factor in an environment cell (EC). This allows us to consider the fact that the resolution of the initial data (30m) does not allow us to be certain that an environmental characteristic is completely absent. Dealing with values strictly superior to 1 also ensures that the result of the multiplication of the 5 variables is always greater or equal to the highest variable. This makes sense from an ecological perspective: the absence of one resource does not affect the availability of another. However, the overall suitability is estimated through a multiplication process because it can be affected by the absence of only one resource. ESIAA can take a minimum value of 1 and a maximum value of 100 000. For further clarity, this final value is divided by 1000. The final value of ESIAA is between 0.001 and 100. An EC with a value of 0.01 is extremely detrimental to the presence of *Aedes aegypti* and an EC with a value of 100 provides ideal conditions for its survival and development. In practice, because of

multiplication, few EC go beyond 15 in the monsoon period:

$$ESIAA_i = \frac{Iv_i \cdot It_i \cdot Ip_i \cdot Ic_i}{1000} \quad (5)$$

where Iv is the vegetation index, It is the temperature index, Ip is the population index and Ic is the container index.

The neighborhood effect is taken directly into account in the indices based on two parameters: order of adjacency according to Moore neighborhood and weight of the cell index values in this neighborhood according to a decreasing function with distance from the cell center. These two parameters have to be fixed in advance. As for the choice of multiplication, it is based on the hypothesis according to which, the five resources considered are essential for the mosquito's survival. If in an area (EC) including its neighborhood, four of the five fundamental environmental conditions are given but one of them is absent, the area in question will be least favorable for the mosquito's development.

5.1. Vegetation index (Iv)

The vegetation level is given by NDVI whose negative values are increased to 0. Following this, the neighborhood effect is considered through a leveling process carried out using a mobile 3×3 window. This window allows us to consider the first order cells. The weight of the central cell with respect to its neighboring cells is fixed by the modeler. The method of considering neighborhood is the same as for the other indices. Concerning Iv , the leveled values are taken into account without any additional modification to determine the value of Iv .

5.2. Temperature index (It)

The ability of an area to correspond to the needs of a mosquito in terms of temperature is complex to determine. In fact, this ability depends on the stage in the mosquito's life. Because of this fact, we chose to rely on the thermal window ($[T_{pmin}, T_{pmax}]$) which is conducive for a majority of the behaviors (20°C – 30°C) as well as on the minimum (T_{min}) and the maximum (T_{max}) temperatures at which the mosquito can survive (10°C – 45°C). These four values are modifiable parameters. The value of It is considered as the maximum in the most favorable thermal window for the mosquito ($[T_{pmin}, T_{pmax}]$). When the temperature of a cell is higher or lower than this window, It_i decreases linearly till the closest extreme temperature.

The temperatures constitute one of the dynamic data of this ESIAA. They change every day, taking the T_a data value when it is available and taking the temperature value of the meteorological station Bangkok Metropolis, situated in central Bangkok, when T_a cannot be estimated using MODIS images.

496 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

5.3. Population index (*Ip*)

The capacity of a space to respond to the mosquito's needs in terms of blood availability can be understood as the facility with which it can find a human prey. It is this facility, which is noted when calculating the population index (*Ip*). Our hypothesis is that there is a threshold (number of humans per EC) at which finding a prey is not a problem for the mosquito. The value of this threshold is a parameter that can be modified (*Poplim*). The *Ip* value for an uninhabited EC is 1. Therefore we consider that there is always the possibility of getting a blood feed in an urban area, even if this opportunity is rare; for an EC inhabited by *Poplim* inhabitants or more, this value is 10.

5.4. Container index (*Ic*)

The index of the breeding sites available (*Ic*) depends on two different elements: the water level in the city's breeding sites and the spatial distribution of these breeding sites. This index is divided into two parts: the index of indoor breeding sites (*Gint*) and the index of outdoor breeding sites (*Gext*). The respective weights of *Gint* and *Gext* in calculating *Ic* can be modified such that the user can choose to give more weight to one or the other, according to the characteristics of its study area. The values *Gintmax* and *Gextmax* are maximum values that *Gint* and *Gext* can take. These values are fixed between 1 and 9 per user; the value of one depends on the value of the other. In both the cases, the calculating principle is similar to the one used for *Ip*: the objective is to estimate the facility with which a mosquito is likely to find a potential breeding site. This calculation depends on a threshold which can be set and whose value may be different or equal for the outdoor containers (*Gextlim*) and for the indoor containers (*Gintlim*).

The indoor breeding sites are considered as being always filled with water. As for *Ip*, the value of *Gint* for a cell without any indoor breeding sites is 1, which does not increase or nullify the overall index value. Beyond a certain number of indoor breeding sites, which corresponds to the *Gintlim* value fixed by the user, *Gint* takes on its maximum value (*Gintmax*) and does not increase anymore, regardless of the number of additional breeding sites.

The outdoor breeding sites are made available depending on rainfall and evaporation. *Gext* represents the level of suitability associated with the outdoor breeding sites. Estimation of this suitability level is based on the following principle: longer the time during which a breeding site is filled with water, more it is conducive to the emergence of adult *Aedes aegypti*, and hence higher is the suitability level. This suitability level is thus at its maximum when the number of successive days during which the breeding site contained water is more than the number of days required for a mosquito to move to the egg or the adult stage. For *Aedes aegypti*, this time span is a minimum of 8 days. The latter may vary depending on the temperature. However, the minimum duration for development is, for the time being, taken into account by means of a modifiable parameter (*Devmin*). The maximum water level that a containers may

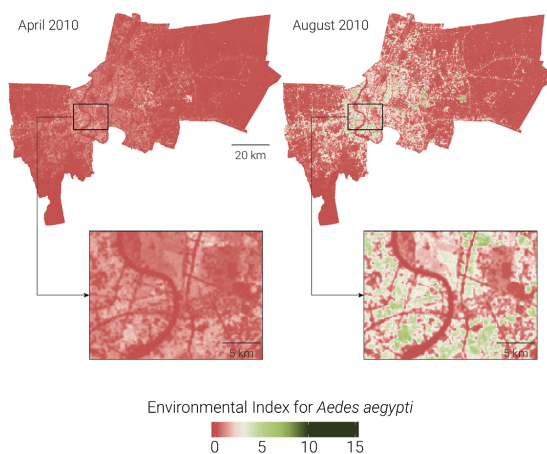
An environmental index for *Aedes aegypti* 497

Figure 4. Level of the environmental suitability index for *Aedes aegypti* in Bangkok (2010)

have is particularly important for calculating the equations given herein-above (see Section 2.1.6). This can be modified when calculating ESIAA.

6. Calculating ESIAA for Bangkok

We developed a web application prototype Rshiny⁴, which makes it possible to calculate ESIAA for Bangkok. This prototype provides all the data and satellite images described in the previous sections and makes it possible to consider spatialized air temperatures that are available for the years 2009, 2010 and 2011. However, the temperatures in Bangkok, even if they vary over the course of a year, have little impact on the dynamics of hazard index because of the narrow range of this variation which does not move beyond the mosquito's comfort temperatures. From a range of parameter values left free for the user, calculating the index makes it possible to identify the areas in Bangkok (Thailand) that are the most conducive for the development of mosquito populations.

Generally for the whole year, the values of ESIAA are (a) higher in the city center than in the periphery and (b) the local evolution of environmental risk in Bangkok is largely related to rainfall (from July to October) and is higher in the densely populated areas (see Figure 3). In practice, the only sub-indices whose values evolve between these two periods are the temperature index (It) and the ratio of the breeding site index

4. <https://www.rstudio.com/products/shiny/>

498 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

(I_c) which represents the presence of outdoor breeding sites filled with water (G_{ext}). Among the five sub-indices, three are directly related to the presence of human population. This is the case of population index (I_p) and I_c (whose value depends on the number of households). Hence, despite the fact that neighboring is taken into account, the most populated EC are also the ones with the highest ESIAA value (highly populated EC tend to have highly populated neighbors). This relationship is logical as *Aedes aegypti* is a synanthropic mosquito. The most populated areas are all the more important as they contribute largely to the formation of urban heat islands.

7. Conclusion

The methodological implementation of the Resource-Based Habitat Concept based on the resources allowed us to quantify for each one of the elementary spatial entities, 4 factors which are necessary for the implantation and development of the mosquito *Aedes aegypti*: vegetation, human population, the number of indoor and outdoor breeding sites and air temperature. A fifth element, the rainfall, is provided as an overall input parameter in the model. Among these attributes, two are dynamic, temperature and rainfall, and act directly on the filling rate of the breeding sites and water temperature. This methodological context, MODE, makes it possible to construct dynamic computerized simulation environments.

MODE is to be coupled with MOMA, an agent based model of the mosquito *Aedes aegypti* (Maneerat and Daudé, 2016). The mosquito agent's capacities of perceiving and acting allows it to interact with its environment. It can thus lay its eggs in the breeding sites or be influenced by local temperatures. Coupling these two models should thus enable us to explore important issues concerning the vector population dynamics under climatic constraints and in accordance with geographic configurations as well as the control scenarios aimed at the breeding sites and their effects on the evolution of these populations.

Subsequently, spatialization and quantification of these various factors led us to propose a method for mapping and discretizing the areas according to their potential to attract, maintain and develop the *Aedes aegypti* mosquitoes. Hence, we calculated that bringing these various factors together locally could have a multiplying effect with respect to the risks to the development of mosquito populations. The local results of the ESIAA are therefore highly sensible. This sensibility is actually being tested using the CRIANN's (Normandy Computer Resource Center) supercomputer. However as the indices are based on real environmental data, the variable space is reduced by the fact that possible combinations are limited to those that can be observed in real environmental conditions. A perspective of ESIAA calculation tool development would be to establish the link between temperature and the duration of the development using simple linear equations.

This method of evaluating environmental risk by taking evolving data as input data has the advantage of producing, as an output, risk maps that are themselves evolving. Thus the environmental risk in Bangkok, while it is closely linked to rainfall, does not

appear to be homogeneous in the urban area. Creating the hazard index makes it possible to identify the areas presenting a high risk with a high degree of accuracy and thus to geographically orient the available means in order to monitor vector populations.

Bibliography

- Arunachalam N., Tana S., Espino F., Kittayapong P., Abeyewickreme W., Wai K.T. *et al.* (2010, March). Eco-bio-social determinants of dengue vector breeding: a multicountry study in urban and periurban Asia. *Bulletin of the World Health Organization*, vol. 88, n° 3, p. 173-184.
- Attaway D.F., Jacobsen K.H., Falconer A., Manca G., Bennett L.R., Waters N.M. (2014). Mosquito habitat and dengue risk potential in Kenya: alternative methods to traditional risk mapping techniques. Consulté sur <http://digilib.gmu.edu/jspui/handle/1920/9901>.
- Cebeillac A., Daudé E., Thomas H. (2017). Where? when? and how often? what can we learn about daily urban mobilities from twitter data and google map in bangkok (thailand), and what are the perspectives for dengue studies? *Netcom*, "In Press".
- Cianci D., Hartemink N., Zeimes C.B., Vanwambeke S.O., Ienco A., Caputo B. (2015, May). High Resolution Spatial Analysis of Habitat Preference of *Aedes Albopictus* (Diptera: Culicidae) in an Urban Environment. *Journal of Medical Entomology*, vol. 52, n° 3, p. 329-335. Consulté sur <http://jme.oxfordjournals.org/cgi/doi/10.1093/jme/tjv026>.
- Dennis R.L., Shreeve T.G., Van Dyck H. (2003). Towards a functional resource-based concept for habitat: a butterfly biology viewpoint. *Oikos*, p. 417-426.
- Descloux E., Mangeas M., Menkes C.E., Lengaigne M., Leroy A., Tehei T. *et al.* (2012). Climate-based models for understanding and forecasting dengue epidemics. *PLoS Negl Trop Dis*, vol. 6, n° 2, p. e1470.
- Eisen L., Lozano-Fuentes S. (2009, April). Use of Mapping and Spatial and Space-Time Modeling Approaches in Operational Control of *Aedes aegypti* and Dengue. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, vol. 3, n° 4, p. e411. Consulté sur <http://dx.plos.org/10.1371/journal.pntd.0000411>
- Getis A., Morrison A.C., Gray K., Scott T.W. (2003). Characteristics of the spatial pattern of the dengue vector, *Aedes aegypti*, in Iquitos, Peru. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, p. 494-505.
- Gillies M., Wilkes T. (1972). The range of attraction of animal baits and carbon dioxide for mosquitoes. Studies in a freshwater area of west africa. *Bulletin of Entomological Research*, vol. 61, n° 03, p. 389-404.
- Gubler D.J. (2002). Epidemic dengue/dengue hemorrhagic fever as a public health, social and economic problem in the 21st century. *TRENDS in Microbiology*, vol. 10, n° 2, p. 100-103.
- Hartemink N., Vanwambeke S.O., Purse B.V., Gilbert M., Van Dyck H. (2014, October). Towards a resource-based habitat approach for spatial modelling of vector-borne disease risks: Resource-based habitats for vector-borne diseases. *Biological Reviews*.
- Hopp M.J., Foley J.A. (2003). Worldwide fluctuations in dengue fever cases related to climate variability. *Climate Research*, vol. 25, n° 1, p. 85-94.

500 RIG. Volume 27 – n° 4/2017

- Jetten T.H., Focks D.A. (1997). Potential changes in the distribution of dengue transmission under climate warming. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, vol. 57, n° 3, p. 285-297.
- Karl S., Halder N., Kelso J.K., Ritchie S.A., Milne G.J. (2014). A spatial simulation model for dengue virus infection in urban areas. *BMC Infectious Diseases*, vol. 14, n° 1, p. 447.
- Lambrechts L., Paaijmans K., Fansiri T., Carrington L., Kramer L., Thomas M.*et al.* (2011). Impact of daily temperature fluctuations on dengue virus transmission by *Aedes aegypti*. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America PNAS, Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 108, n° 18, p. 7460-7465.
- Leandro-Reguillo P., Panaou T., Carney R., Jacob B. G. (s. d.). Fuzzification of multi-criteria proxy geoclassifiable vegetation and landscape biosignature estimators to predict the potential invasion of *aedes aegypti* in barcelona, spain.
- Li G., Weng Q. (2010). Fine-scale population estimation: how Landsat ETM+ imagery can improve population distribution mapping. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 36, n° 3, p. 155-165.
- Lima T.F.M. de, Lana R.M., Senna Carneiro T.G. de, Codeço C.T., Machado G.S., Ferreira L.S.*et al.* (2016). DengueME: A Tool for the Modeling and Simulation of Dengue Spatiotemporal Dynamics. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 13, n° 9, p. 920. Consulté sur <http://www.mdpi.com/1660-4601/13/9/920>.
- Linacre E. (1977). A simple formula for estimating evaporation rates in various climates, using temperature data alone. *Agricultural Meteorology*, vol. 18, p. 409-424.
- Machault V., Yébakima A., Etienne M., Vignolles C., Palany P., Toure Y.*et al.* (2014, December). Mapping Entomological Dengue Risk Levels in Martinique Using High-Resolution Remote-Sensing Environmental Data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 3, n° 4, p. 1352-1371. Consulté sur <http://www.mdpi.com/2220-9964/3/4/1352/>.
- Maneerat S., Daudé E. (2016, August). A spatial agent-based simulation model of the dengue vector *Aedes aegypti* to explore its population dynamics in urban areas. *Ecological Modelling*, vol. 333, p. 66-78.
- Maneerat S., Daudé É. (2017). Étude par simulation à base d'agents des effets des discontinuités intra-urbaines à delhi sur la dispersion des moustiques *aedes aegypti*, vecteurs de la dengue, de la fièvre jaune, du chikungunya et du virus zika. *Cybergeo: European Journal of Geography*.
- Mennis J. (2015). Increasing the accuracy of urban population analysis with dasymetric mapping. *Cityscape*, vol. 17, n° 1, p. 115.
- Misslin R., Telle O., Daudé E., Vaguet A., Paul R.E. (2016, October). Urban climate versus global climate change-what makes the difference for dengue?: Climate, dengue, and urban heat islands. *Annals of the New York Academy of Sciences*, vol. 1382, n° 1, p. 56-72.
- Moloney J.M., Skelly C., Weinstein P., Maguire M., Ritchie S. (1998). Domestic *Aedes aegypti* breeding site surveillance: limitations of remote sensing as a predictive surveillance tool. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, vol. 59, n° 2, p. 261-264.

An environmental index for *Aedes aegypti* 501

- Ooi E.-E., Goh K.-T., Gubler D.J., *et al.* (2006). Dengue prevention and 35 years of vector control in Singapore. *Emerg Infect Dis*, vol. 12, n° 6, p. 887-893.
- Peterson A.T. (2014). *Mapping disease transmission risk: enriching models using biogeography and ecology*. JHU Press.
- Reiner R.C., Perkins T.A., Barker C.M., Niu T., Chaves L.F., Ellis A.M. *et al.* (2013). A systematic review of mathematical models of mosquito-borne pathogen transmission: 1970-2010. *Journal of The Royal Society Interface*, vol. 10, n° 81, p. 20120921.
- Rocklöv J., Quam M.B., Sudre B., German M., Kraemer M.U., Brady O. *et al.* (2016). Assessing seasonal risks for the introduction and mosquito-borne spread of zika virus in europe. *EBioMedicine*, vol. 9, p. 250-256.
- Rogers D.J., Suk J.E., Semenza J.C. (2014). Using global maps to predict the risk of dengue in europe. *Acta tropica*, vol. 129, p. 1-14.
- Smith D.L., Hay S.I., Noor A.M., Snow R.W. (2009). Predicting changing malaria risk after expanded insecticide-treated net coverage in africa. *Trends in parasitology*, vol. 25, n° 11, p. 511-516.
- Smith D.L., Perkins T.A., Reiner R.C., Barker C.M., Niu T., Chaves L.F. *et al.* (2014, April). Recasting the theory of mosquito-borne pathogen transmission dynamics and control. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, vol. 108, n° 4, p. 185-197. Consulté sur <http://trstmh.oxfordjournals.org/cgi/doi/10.1093/trstmh/tru026>.
- Sougoufara S., Diédhiou S.M., Doucouré S., Diagne N., Sembène P.M., Harry M. *et al.* (2014). Biting by anopheles funestus in broad daylight after use of long-lasting insecticidal nets: a new challenge to malaria elimination. *Malaria journal*, vol. 13, n° 1, p. 125.
- Tsuda Y., Suwonkerd W., Chawprom S., Prajakwong S., Takagi M. (2006, June). Different spatial distribution of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* along an urban-rural gradient and the relating environmental factors examined in three villages in Northern Thailand. *Journal of the American Mosquito Control Association*, vol. 22, n° 2, p. 222-228.
- Tucker C. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. pdf. *Remote Sensing of Environment*, vol. 8, p. 127-150.
- Vancutsem C., Ceccato P., Dinku T., Connor S.J. (2010, February). Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa. *Remote Sensing of Environment*, vol. 114, n° 2, p. 449-465.
- Vezzani D., Rubio A., Velázquez S., Schweigmann N., Wiegand T. (2005, August). Detailed assessment of microhabitat suitability for *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) in Buenos Aires, Argentina. *Acta Tropica*, vol. 95, n° 2, p. 123-131. Consulté sur <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0001706X05001294>.
- Yuan Y., Smith R.M., Limp W.F. (1997). Remodeling census population with spatial information from landsat tm imagery. *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 21, n° 3-4, p. 245-258.
- Zhu W., Lü A., Jia S. (2013, March). Estimation of daily maximum and minimum air temperature using MODIS land surface temperature products. *Remote Sensing of Environment*, vol. 130, p. 62-73.

- XII. Cebeillac A., Daudé É., Huraux T. (2017), *Where? When? And How Often? What Can We Learn on Daily Urban Mobilities From Twitter Data and Google Map in Bangkok (Thailand) and Which Perspectives For Dengue Studies?* Netcom, Networks and Communication Studies, 31-3/4, p. 283-308.



Networks and Communication Studies,
NETCOM, vol. 31 (2017), n° 3-4
pp. 283-308

**WHERE? WHEN? AND HOW OFTEN? WHAT CAN WE LEARN
ABOUT DAILY URBAN MOBILITIES FROM TWITTER DATA
AND GOOGLE POIs IN BANGKOK (THAILAND) AND WHICH
PERSPECTIVES FOR DENGUE STUDIES?**

***OU, QUAND ET A QUELLE FREQUENCE ? QUE NOUS
APPRENNENT LES DONNEES TWITTER ET GOOGLE (POI)
SUR LES MOBILITES QUOTIDIENNES A BANGKOK
(THAÏLANDE), ET QUELLES PERSPECTIVES POUR
LES ETUDES SUR LA DENGUE ?***

CEBEILLAC ALEXANDRE¹, DAUDE ÉRIC², HURAUX THOMAS³

Abstract - *Human mobilities in urban areas have an impact on the spread of infectious diseases, including those caused by mosquito-borne diseases like dengue and Zika virus. Therefore, finding appropriate data and methods to perform spatial analyses of mobilities is a critical issue. The emergence of substantial amount of geolocated data, which is easily available on the Internet, has a great potential in mobility researches, especially when paired with land use, following the activity-space concept. This paper, focused on the dengue endemic mega-city of Bangkok (Thailand), explores the potentialities of (A) using a land use classification from Google's points of interest (POIs) to assess the likelihood of performing an activity from (B) a large dataset of individual geolocated tweets to characterize and quantify daily mobility. These emerging data sources allow the characterization of (C) the rhythms of daily mobility in Bangkok, from the perspective of (1) the macroscopic urban pulse and (2) the rhythms and aims for individual movement. The advantages and limitations of this kind of data will be finally discussed regarding dengue epidemics.*

Keywords: *Twitter ; Google POI ; Urban mobility ; Bangkok.*

¹ UMR 6266-IDEES, CNRS, Université de Rouen, alexandre.cebeillac@etu.univ-rouen.fr

² UMR 6266-IDEES, CNRS, Université de Rouen, eric.daude@cnrs.fr

³ UMR 6266-IDEES, CNRS, Université de Rouen, thomas.huroux@univ-rouen.fr

Résumé – Les mobilités notamment quotidiennes sont un facteur qui contribue à la propagation de maladies infectieuses en milieu urbain. C'est le cas pour les arboviroses transmises par des moustiques du genre *Aedes* comme la dengue ou le Zika. L'utilisation de données sociales de plus en plus précises et de méthodes d'analyses spatiales contribue à enrichir notre compréhension de ces mécanismes sous-jacents. L'émergence d'une grande quantité de données géolocalisées aisément accessible sur Internet offre de nombreuses pistes de recherches sur les mobilités, notamment si ces dernières sont couplées à des données d'utilisation du sol, ce qui permet de construire des espaces d'activités. Cet article prend pour fil conducteur la dengue, endémique à Bangkok (Thaïlande), pour explorer les potentiels (A) d'une classification de l'utilisation du sol construite à partir des points d'intérêts (POI, Google Map) afin d'estimer la probabilité pour un individu d'effectuer une activité en mobilisant (B) une grande base de données de Tweets géolocalisés qui permet de quantifier les mobilités quotidiennes individuelles. Ces informations ainsi construites permettent (C) une caractérisation des mobilités quotidiennes à Bangkok, d'un point de macroscopique (pulsation urbaine) et des rythmes et objectifs des déplacements individuels. Les avantages et limites de ce type de donnée sont discutés dans le contexte des épidémies de dengue.

Mots-clés – Twitter ; Google POI ; Mobilité quotidienne ; Bangkok.

INTRODUCTION

Intra-urban mobilities are analyzed and modeled in several domains: public transport planning, pollutant emission evaluation, epidemiological monitoring, etc. Human mobilities contribute to the spread of viruses at various scales: international (Tatem et al., 2006; Wesolowski et al., 2012) national (Sorichetta et al., 2016; Wesolowski et al., 2015) and local (Perkins et al., 2014; Stoddard et al., 2013). However, epidemiological studies throw little light on the significance of this contribution at infra-local levels, where physical interactions between vectors (*i.e.* *Aedes Aegypti* mosquitoes) and human beings take place. In fact, it is almost impossible to identify places where human are infected by mosquitoes. Yet, in the case of vectors with essentially daytime predatory activities, there is a significant probability of human beings getting the infection outside the place of residence. According to a large majority of epidemiological surveys, sick peoples are listed at their places of residence, so it is probable that several host-vector interactions escape the traditional systems of disease monitoring and control. But dengue is a complex pathogenic system as the onset of the disease is triggered by a complex association of environmental, biological and social factors. This led us to develop a multi agent-based model for dengue in order to explore two important issues: the role of local socio-environmental contexts in the vector population dynamics and the impact of human mobilities in the spread of viruses transmitted by *Ae. Aegypti*. The study of human mobilities in Bangkok should make it possible to explore viral propagation scenarii depending on diffusion mechanisms through proximity and for long distances (Daudé et al., 2015) and help to calibrate an agent-based model of urban mobilities. The mobility studied in this article relies on the concept of activity space, defined as “the portion of urban space that an individual visits during his daily activities” (Horton and Reynolds, 1971). It includes all the places visited

by an individual, places that are associated with activities defined in time as well as in space (Perchoux et al., 2013). The richness of the concept of activity space relies on two dimensions: (a) ego-centric mobilities, that is, different types of places visited according to a person's schedule and (b) place-centric or loco-centric aggregated visits, that is, the potential of a type of activity to attract individuals depending on the time. Hägerstrand (1970) identifies two major types of activities depending on their level of spatio-temporal flexibility and the freedom an individual has in choosing them:

- *Fixed activities*: these are carried out regularly and/or in a precise place. This can be, for example, work, school or a guitar class on Wednesday.
- *Flexible activities*: these are less restricted in time and space, less planned. We can consider, for example, the action “go out for a beer at an outdoor café” because the sun is shining, or “go shopping” at the last minute because there is an ingredient missing for dinner.

Typically, these activities are studied in household and activity-based travel surveys. Our objective is to reconstruct this type of data using alternative data sources that provide a direct measurement of mobility. For this, we use information obtained from Google and Twitter in order to construct a daily schedule for every agent giving time slot-wise probability for carrying out a given activity. Generating several thousands of individual schedules should make it possible to simulate daily rhythms of urban mobility in Bangkok.

Using data obtained from social networks has several advantages compared to the data obtained from mobile phones. The latter has already been used to observe, analyze and model people's mobility (*i.e.* Calabrese et al., 2013; Deville et al., 2014; González et al., 2008; Song et al., 2010 etc.). In addition, given a relatively low technical cost of acquisition, satisfying geographic precision and temporal continuity level in addition to a large sample size, depending on the operator, this data is in fact adequate for analyzing mobility at various scales. Yet, access to this type of data in partnership with telecom operators is not easy since it falls under a sector that is often highly competitive or linked to national security. Furthermore, implications on privacy protection and personal data raise ethical questions and are thus highly regulated in certain countries, notably France⁴. Finally, even if cooperation is possible in one place, it is not evident for it to be replicated in another place where the market could be under the control of other telecom operators.

One of our objectives is to develop a model of human mobility at the city-level, which would be as generic as possible and which could easily be applied to various geographic zones. This implies that we could use the same sources or information types in various places. In this context, we identified specific types of geographic data available on Internet. These rely on the combined growth of smartphones, social

⁴ Data files processed in this project are subject to a declaration at the CNIL.

networks and online cartographic services which have led to a sharp increase in geographic information accessible online. Twitter's platform illustrates this phenomenon: users can send short messages publicly leaving digital traces that can be retrieved by others through APIs⁵. These messages are dated and are sometimes precisely geolocalized, revealing the GPS position of the user's mobile phone⁶ - which is more precise than the telecom data, limited to the closest relay antenna. As Twitter geolocation feature was added in 2009, and rely on the growing availability of smartphones with a GPS chipset, we can consider this data as relatively new and make it a probable promising candidate for a study on daily mobility in a mega city. To create activity space profiles, we crossed these data sets with a land use typology of Bangkok generated using points of interest (POIs) listed in Google Places⁷, notably, shops, educational institutions and business entities (for a detailed methodology, see Cebeillac et al., 2017). The general idea is that by attributing categories of functions (restaurants, service, etc.) to places visited by individuals, it is possible to reconstruct activity profiles over a typical week.

If the number of individuals in the sample is large enough, these profiles can be used to generate a synthetic group of individuals with mobility patterns similar to the target group. The latter corresponds to the group that is most exposed to dengue, that is, people under 30 years of age living in Bangkok (Limkittikul et al., 2014). Even if it's difficult to estimate the age of Twitter users, as it's only declarative, Sloan et al. (2015), assessed that nearly 80% of the users in UK were below 30 years old and Longley et al. (2015) found that men below 30 and women below 25 years of age were over-represented in London. Although Twitter's demographic data should vary from place to place, we assume that the order of magnitude is similar in Bangkok and that the use of Twitter is over-represented by the youth, which are also more exposed to dengue.

The technical side of this work is somehow linked with the study of Noulas et al. (2011), who collected Foursquare check-in data publicly shared on Twitter. As this data contains the name and the type of location (restaurant, train station, hotel etc.), they were able to analyze the temporal patterns of check-ins in different kinds of places and the overall movement from one place to another. Huang et al. (2014) inferred the potential activity linked with tweets by intersecting the location of the message by querying Google Place with a search radius of 20m. But their analysis focused only on one user with a large number of Tweets and cases with more than one POI in the search-radius are not evoked. Thus, our approach is more generic, as it doesn't focus on a subgroup of Twitter users (*i.e.*, the one that use foursquare or just one user), and supported by a thematic land use classification from an independent spatial database.

In the following sections we present (A) a typology of land use obtained from the Google Maps POIs in the city of Bangkok (Thailand) and (B) a database obtained

⁵ Application Program Interface

⁶ <https://support.twitter.com/articles/118492#>

⁷ <https://developers.google.com/places/>

from the social networking platform, Twitter. These data sources make it possible to characterize (C) the rhythms of daily mobilities in Bangkok, from the perspective of (1) macroscopic urban pulse and (2) rhythms and potential targets of individual movement. This data will be useful in calibrating a simulation model for studying the role of daily mobility in the spread of dengue, and their limitations will be discussed.

A. BANGKOK, A MEGA BUT MONOCENTRIC CITY

Bangkok, Thailand's capital, is a mega city with a population of 9.2 million in 2015⁸, which makes it the 36th among the most populated cities in the world, and the 3rd among the ASEAN countries, behind Manila and Jakarta. It is a sprawled out city with an area of 1 568 km², divided into 50 districts and 169 sub-districts (called Kwaengs).

Figure 1 highlights a heterogeneous distribution of the population with a centre/periphery type of population density structure and an over-densification along the communication lines. These densities suggest differentiated volumes and mobility profiles depending on the localization of individuals in the city and the types of activities found there. The latter were defined through an analysis of land use and Google's POIs (Point Of Interest). Information on the activities available in the territory of Bangkok will allow us to enrich the contexts of the various mobility profiles established: Which types of places are mostly visited? At what times? Land use in Bangkok was identified using ~75000 POIs obtained from Google Place and aggregated to 180m cells to which we applied an Ascending Hierarchical Classification (ACH) (Cebeillac et al., 2017). This method, inspired by Fleury et al. (2012) allows us to get a typology of land use and commercial units, divided into 6 major categories: accommodation and entertainment areas; major shopping and entertainment areas; shopping and entertainment areas; areas with basics shops; overestimation of the secondary sector activities (unidentified companies, car-related activities or electronic companies, etc.); undifferentiated areas with little economic activity.

⁸ <https://esa.un.org/unpd/wpp/>

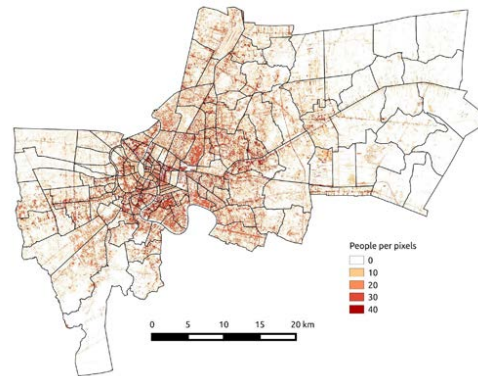


Figure 1: Estimation of spatial distribution of Bangkok's population using 30m pixels. Estimation based on dasymetric mapping using images from Landsat 8 and population census in 2010 (Misslin and Daudé, 2016).

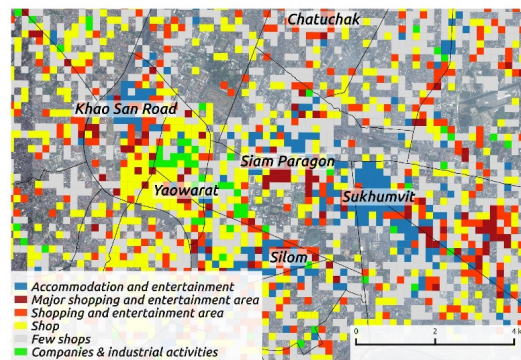


Figure 2: Typology of economic activities in central Bangkok, using Google POIs (Cebeillac et al., 2017).

Figure 2 shows the presence of highly differentiated activity poles according to their main functions and spatial extent. Accommodation and entertainment areas (in blue) are thus found together mainly in three zones: backpacker tourism neighborhoods (Khao San Road), Sukhumvit neighborhood, which extends along the road towards Pataya and is very well-known for its nightlife and Silom neighborhood to the South of the Lumpini park. The major shopping areas (in red) are more scattered in the city with, in particular, a very high concentration in the Siam neighborhood, which has

gigantic shopping malls, interconnected through walkways (Siam Paragon, MBK Center, Siam Center, Central World). Apart from these highly specific neighborhoods, the city is mainly structured with small local shops and a few businesses or workshops as well as relatively occasional dense commercial areas (probably Malls) established at the crossroads of secondary communication lines.

This typology of commercial areas and units in Bangkok is further complemented by another layer containing educational and religious places (schools, libraries, universities, temples, churches, etc.) obtained by merging OpenStreetMap and Google Place data into a Boolean grid, and a transport layer (main roads, metros, buses, station and rails) obtained from OpenStreetMap.

These socio-economic functions of Bangkok, paired with global and individual mobility patterns from Twitter will be analyzed in the following sections.

B. FROM GEOLOCATED TWEETS TO INDIVIDUAL ACTIVITY SPACES

With more than 313 million active users in 2016, Twitter is one of the most popular platforms in the world for self-expression⁹. It is a “micro-blogging” service launched in 2006, which makes it possible to send short messages containing 140 characters (tweets). Most of these messages are public, according to the user’s choice, and hence accessible to everybody, and some of them are even geolocated (a feature added in 2009). This geolocation is called “general” when the user adds a location to his message. To do so, he chooses a place from a list of places, which is generally but not necessarily close to his real location. This geolocation is called “precise” when the user authorizes the Twitter application to access geolocation data of his phone and subsequently decides to share it in his message. The precision of the localization then relies on the accuracy of the mobile phone’s GPS, which may vary from a few meters to hundreds of meters, when the user is outdoors or indoors (Zandbergen and Barbeau, 2011).

Twitter gives free access to a part of its database and provides tools that allow collection of data, notably the API Stream¹⁰ that provides, in real time, a maximum of 1% of the total public message flow. If a request returns fewer messages than the 1% threshold, which might be the case when we apply a geographical filter in Bangkok, all the public geolocated messages in the area should get recorded (Morstatter et al., 2013). To test these theoretical assumptions that rely on an opaque algorithm that could influence the data collection (Quesnot, 2016), we conducted an empirical test. This consisted in sending 2000 tweets with precise location in Bangkok through a bot and all

⁹ 500 million tweets were sent daily in November 2013 while the number of active users was 215 million. Since then, the company has stopped releasing this type of information.

¹⁰ <https://dev.twitter.com/streaming/overview>

of them were collected back by our program. This suggests that we might record most of the geolocated tweets sent in the area of Bangkok, as the live flow of messages is below the global 1% threshold.

Geolocated tweets have great potential as we can be reasonably confident regarding their spatio-temporal accuracy, but there is no direct way, as far as we know, to check if the digital footprint of a user is representative of his spatio-temporal trajectory. For this pilot study, we assume that aggregating all the tweets of an user on a typical week gives a satisfying sample of its spatio-temporal activities. We also assume an equal probability, in space and time, to have twitter activities for an individual.

A large number of studies conducted spatio-temporal analysis with Twitter data (see Steiger et al., 2015 for a review), and some studies have looked into geolocated tweets to explore human mobility at the global scale (Hawelka et al., 2014) and study international migrations (Zagheni et al., 2014). Other studies at the national scale highlighted mobility trends in Australia (Jurdak et al., 2015) and United Kingdom (McNeill et al., 2016) or allowed identification of the types of places visited by analyzing message content in Japan (Fuchs et al., 2013) and United Kingdom (Steiger et al., 2015b). At the urban scale, some papers assessed the activity space of upper class people in Delhi, India (Cebeillac and Rault, 2017) and according to their “ethnicity” in Chicago (Luo et al., 2016) and London (Longley et al., 2015). Lenormand et al. (2014) showed that according to the aggregation level, tweets could be used as a proxy for mobility in Barcelona and Madrid. Khan et al., (2017) conducted a comparative study among the major cities in Australia, but didn’t focus on the mobility pattern in one particular urban area.

1. Raw data from the Twitter social network and pre-processing

We recorded public and geo-localized data of Twitter users in Thailand in the extended area of Bangkok (13°5’-14°3’N, 99°8’-101°25’W) by limiting the extraction of data to the user’s pseudonym (called unique identifier), time stamping and the precise coordinates generated at the time a Tweet is sent. Data was collected from 25th June 2014 to 4th December 2015. By the end of this period, we collected 20 126 426 tweets sent by 308 808 users within Bangkok and 25 752 072 tweets if we include messages sent by these users all over Thailand.

Some of the messages sent on Twitter do not come from real persons. The company announced in 2014 that close to 8.5% of its active users used other services. Therefore, a few of these users are potentially bots^{11,12}. This percentage, which remained stable in December 2015, is explained by the fact that this social network is a good medium for promotion, publicity and geo-marketing. In addition, it is easy to hire a

¹¹ <http://qz.com/248063/twitter-admits-that-as-many-as-23-million-of-its-active-users-are-actually-bots/>

¹² https://www.sec.gov/Archives/edgar/data/1418091/000156459014003474/twtr-10q_20140630.htm

community manager or configure bots (twitbot), which can send promotional or informative messages in order to animate the social network of the account in question (Ferrara et al., 2015).

Regarding the data that we recorded, we cannot use message content or other metadata such as the medium of access to the platform (Android, iPhone, etc.) to remove these bots. Our filtering algorithm is thus based on a realistic average movement speed for each user between the dispatches of two tweets. Some authors define a threshold speed lower than that of a plane (Hawelka et al., 2014; Jurdak et al., 2015), but sometimes, two tweets may be recorded at the same time at very far places even though the author is clearly not a robot. This error could also be due to the Twitter servers or an undefined network connection problem. In order to avoid removing the users who are victims of this type of bug, we only removed those with more than 2% of the messages showing movement speeds higher than 600km/h. We also chose to remove users with an average speed of more than 70km/h, which seems unrealistic in the framework of intra-urban movement. Users with very high activity levels (more than 20 messages sent per day on an average) were also removed, as were occasional users (less than 15 days of activity recorded). Finally, we retained 21 006 900 Tweets for 99 307 users which meet the filtering criteria expressed herein above.

2. Individual activity spaces through the prism of their virtual social activities: data mining

As a first step, each user's tweets are put together according to the DbSCAN algorithm (Ester et al., 1996) used largely in the context of creating clusters of geolocalized tweets (e.g., Jurdak et al., 2015; Luo et al., 2016; Steiger et al., 2015a). The algorithm brings together the points (Tweets) into a single group based on the criteria of distance and minimum number of constituent elements (Figure 3). In our case, we chose a distance of 50m as the maximum distance between two points of a cluster (Figure 3.a) – even though a cluster may contain only one tweet. Subsequently we assigned the cluster's barycenter as a place in the individual's activity space (Figure 3.c). Each place created thus contains anything between a single dated and geolocalised trace (isolated tweet) and several hundreds of dated traces grouped together into a single point (the cluster's barycenter).

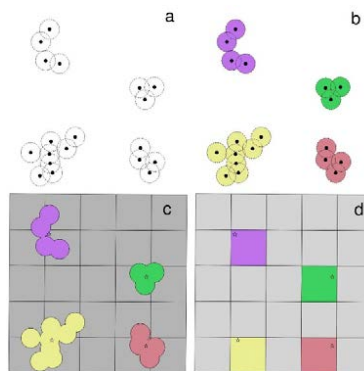


Figure 3: Principle of activity space creation
A user tweeted 20 times (a). Use of the DBSCAN algorithm makes it possible to group together these tweets into 4 clusters (b) for which the barycenters are calculated (c). These barycenters are then assigned to a cell (d). The yellow cell becomes a place in the individual's activity space and contains 8 dated traces.

This approach allows us to reduce the lack of precision in the telephone GPS coordinates by retaining information on the number of tweets sent and the time when they were sent. We then assigned barycenters of each of the places created for all the users to a grid of cells measuring 180m a side (Figure 3.d), which corresponds to the spatial division of the typology established for activities in Bangkok (see figure 2). This last operation also makes it possible to add a spatial blur on the exact location of an individual in a cell and know immediately the number of people who visit a cell at a given instant.

In addition to this spatial aggregation, we constructed a temporal aggregation protocol. This became necessary because of the data's sporadic nature resulting from the differentiated behavior of Twitter users. Figure 4 illustrates this variability in the temporal frequency of geolocated message dispatch depending on the users, illustrated here for 9 users taken randomly.

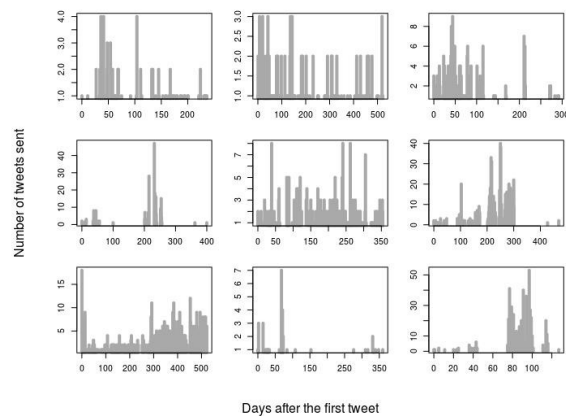


Figure 4. Temporal frequency of geolocalized message dispatch by 9 users taken randomly from the Twitter database.

Some users use the social network regularly, tweeting a little every day. Others, on the contrary, have very high activity periods followed by a period of absence on the social network. In order to restrict the episodic nature inherent to this kind of dataset (Andrienko et al., 2012), we made the choice of aggregating the tweets per hour and per day of the week. This allowed us to generate a typical week but made us lose temporal sequences. Thus, we did not differentiate between a tweet sent on Thursday 12th January at 6.07 pm and another one sent on Thursday 19th January at 6.20pm. The two of them were considered as sent on a Thursday at 6pm. This loss of information is compensated by recording the frequency of visits to each place in the activity space. We thus have, for each individual, the number of a different day when this person tweeted from that place.

At the end of this first phase of raw data processing, we qualified, for each person, an activity space, defined geographically as a set of cells (places) in a grid, with each of these cells getting assigned timings and frequencies of visits. We will subsequently qualify the activity probably carried out in these cells according to the time and the main function (residential, trade, restaurant, work, school, transport) of the predefined cell.

3. Detection of the users' domicile

Estimating our sample individuals' place of residence is the starting point for the analysis of tweets in Bangkok since it allows us to verify the quality of the dataset by comparing it with the census data. Our first hypothesis is that, for a person, the most visited Tweet place between 8pm and 8am corresponds to his home (Luo et al., 2016). However, in the context of Bangkok, the effervescence of the nocturnal activity in

certain neighborhoods, which could skew this domicile attribution process, must be taken into account. We thus added a few conditions for the determination of the place of residence for Twitter users:

- The residence is one of the 3 places where the person records the most number of days with tweets sent notably between 8pm and 8am;
- The residence is located in a residential area; we thus remove the markets, railway stations, airports and parks;
- The residence is the place where we recorded the most number of days with sent messages.

After applying these filters, users that still have more than one potential place of residency are discarded. A total of 47 378 users fulfill these conditions including 35 607 users who are residing in the region of Bangkok, and 24 972 in the city of Bangkok. These users sent 16 000 384, 12 419 068 and 8 958 357 tweets respectively over the entire recording period.

In order to estimate the quality of our protocol and assess this sample's distribution with respect to the total population's distribution, we crossed these results with sub-district-wise census data for the entire population and age-group-wise data (Thailand Census 2010¹³) for the entire city of Bangkok (Figure 5). The Ripley's K was also computed using the border method (Ripley, 1988), and this second order statistic shows that the distribution of the estimated residence is clustered and not random (figure 5.c).

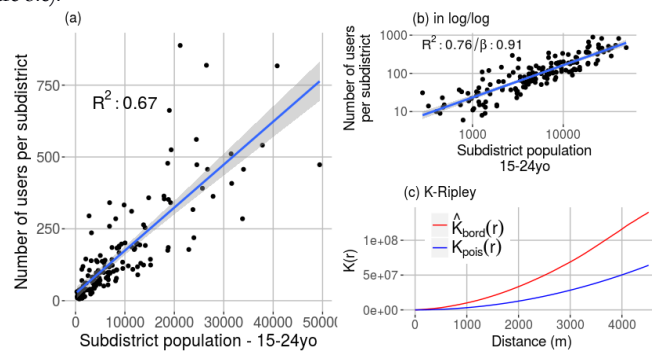


Figure 5: Correlation between the Twitter social network user sample in the place deemed as their residence and the 15-24 year old population at their place of residence (census 2010) following a linear (a) or a log/ log regression (b). The computed K-Ripley (c) in red is far from a Poisson process, in blue, suggesting a clustered and non-random distribution of residences.

¹³ <http://web.nso.go.th/>

There is also a relatively high positive linear correlation between the total population at the place of residence and our sample ($R^2 = 0.655$). It increases slightly in the 15-24 age group ($R^2 = 0.67$). Interestingly, the correlation is higher if we consider both the population per sub district from the census and the estimation of the place of residence as a log/log function ($R^2 = 0.76$, figure 5.b). This suggests that the number of Twitter users in a sub-district depend on a power function of the local population, but it is difficult to explain why. These coefficients thus indicate that the sample provides a good spatial representativity during the data collection period, notably among the youth. The residue map based on the linear correlation shows an overestimation of the population in the city center (figure 6), notably in the tourism and entertainment neighborhood of Khao San Road. This can be explained with the algorithm for detecting residences based mainly on the messages sent in the evening to characterize the place of residence. This choice can be erroneous when several persons go regularly to the same night-time recreation neighborhood such as Khao San. In fact, this neighborhood accommodates a number of foreign tourists (Le Bigot, 2016) whose use of social networks in a holiday context is quite specific. University neighborhoods, notably that of Chulalongkorn, are also over-represented, probably because there are several students in university dormitories who are more active than the average on social networks and are not necessarily counted as residents of the neighborhood. Finally the population in the Eastern periphery of the city with few inhabitants is overestimated. On the other hand, the southwestern inhabitants of the megacity use less Twitter than the rest of the city. These sub-districts are highly populated, more rural and less privileged, which could explain this under-representation.

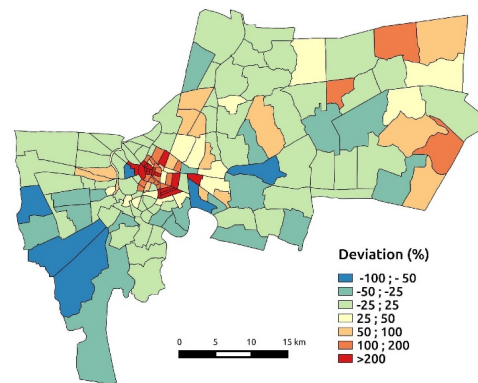


Figure 6: Cartography of the deviation between the estimated population according to the Twitter data and the population census in 2010.

Nevertheless, the fact that geolocated tweets represent only a small part of the overall flow of messages - between 1.5 to 3% (Murdock, 2011) – does not seem to be a

limitation for our study, as we managed to collect a sample of ~25 000 persons residing in Bangkok, which seems to be, for the most part, spatially representative of the total population in the place of residence - even if it is difficult to assess its socio-economic representativity. Furthermore, our dataset is probably made up of essentially adolescents and young adults who are the main Twitter users (Luo et al., 2016; Sloan et al., 2015). This hypothesis is substantiated by the fact that several Tweets are sent from university neighborhoods. However, this population bias can be an asset to the extent that seroprevalence is lower in this population group, and then represent an at-risk group for dengue. In addition, as shown by McNeill et al. (2016) despite the demographic bias originating from the Twitter data, the latter is a good proxy to estimate short distance commuting – at least in the UK.

C. DAILY MOBILITY RHYTHMS IN BANGKOK

The objective of this section is now to characterize more precisely the rhythms, the directions and the distances covered by these movements at the macroscopic scale of the city (urban pulse) and the microscopic scale of the individuals (commuting schedules).

1. From the urban pulse ...

Daily urban mobility is generally driven by at least two major almost symmetrical waves of massive population movement, one in the morning and the other in the evening. A third mid-day wave is also generally observed depending on the socio-cultural context. The city of Bangkok illustrates these overall dynamics relatively well. The maps in Figure 7 show sequentially these two main waves of movement on Tuesday and Sunday. A very scattered distribution of our sample is observed in the morning, then concentrated in the city center and along the transport hubs early in the afternoon and once again more dispersed in the evening. This general periphery-center-periphery type of mobility behavior varies depending on the day of the week with the population distribution generally more concentrated on Sunday than on Tuesday in Bangkok. This differentiation can essentially be explained by the more concentrated recreational activities in the weekend in comparison to the more diffuse professional activities on weekdays.

This phenomenon of spatial concentration is also observed when we consider the attractiveness of the places. Figure 8 shows the number of persons visiting the various cells¹⁴ in Bangkok and a high number of areas receive only a few visitors while a small number of areas attract a large number of visitors. These two extreme positions correspond respectively to the peripheral areas and the city center of Bangkok.

¹⁴ 180mx180m.

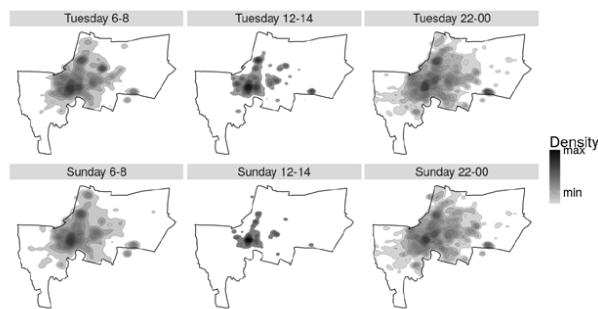


Figure 7: Densities of Twitter users on Tuesday and Sunday between 6 and 8am, 12 and 2pm, 10pm and midnight.

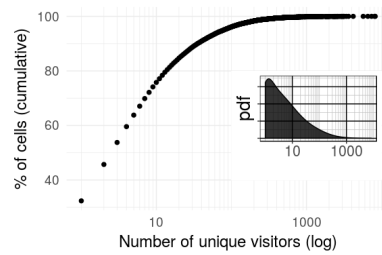


Figure 8: Distribution curve of the number of visitors in Bangkok agglomeration with (y) the number of persons present in an 180m×180m cell and (x) the proportion of cells in the entire agglomeration. Close to 75% of the areas receive less than 10 persons and less than 5% receive several hundreds of persons.

Evaluating sub-district-wise spatial range of movements by individuals could allow us to identify an effect of distance from the centre in this centre-periphery type of pendular movement dynamics: the sub-districts far from the city centre probably lead to movements that are more distant than the ones originating from the centre. In order to explore this hypothesis, we calculate the gyration radius (equation 1). Used originally to describe the behavior of an object around an axis, the gyration radius was applied to the analysis of the scope and trajectories of mobilities (González et al., 2008). This is an indicator for measuring the dispersion of all the places a_i in an individual's activity space of n places, from a reference point, a_m , which is the residence in this case¹⁵.

¹⁵ But maybe the place where the individual tweeted most often or the centre of gravity of his activity space.

$$r_g = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |a_i - a_{cm}|^2}$$

Equation 1: radius of gyration.

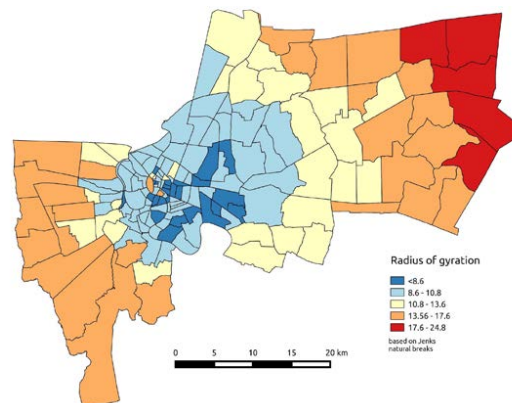


Figure 9: Cartography of the sample's average radius of gyration (in km) using their estimated place of residence, aggregated at the sub-district level.

Figure 9 shows the average sub-district-wise radius of gyration for the movement occurring in Bangkok and its inner suburbs. The range of the movement confirms the centre-periphery effect induced by the mono-centric type of the Thai capital's urban structure. The residents of the city centre have, on an average, a less dispersed activity space (less than 10 km from the place of residence) than the inhabitants at the periphery (up to 25 km).

The main urban pulse of the city of Bangkok thus reveals (1) periphery-center-periphery symmetrical population flows, in the beginning and at the end of the day, (2) a high concentration of population in a limited number of central places, (3) a tendency of individuals residing in the margins of the territory to cover longer distances.

2. ... to the rhythms and purposes for individual movement

Highlighting these macro-dynamics of movement in the city doesn't tell us anything about the rhythms of these individual movements (how many movements per day?) or about the purposes of this movement. This issue can be resolved by creating sub-groups of people according to their individual mobility behavior, and pairing the visited place with the land-use shape to assess the probable activity.

The work of González et al., (2008) and Song et al., (2010), based on mobile phone call record (CDR) details suggested that 3 main parameters are important to describe human mobility:

- The radius of gyration
- The number of places visited as an indicator of inter-individual movement variability
- And the trip length distribution, *i.e.*, the distance probability between two distinct locations, approximated here as the mean distance between two time-consecutive tweets locations.

We have thus established a classification of the sample individuals according to these three movement criteria and then observed their sub-district-wise spatial distribution. We apply a classification according to the K-means algorithm into 5 categories, as suggested by the silhouette methods (Kaufman and Rousseeuw, 1990). For each of the categories, we get the average statistics of the individuals (Figure 10, black density plot) compared to the global trend (blue density plot). The proportion of the individuals belonging to each category is then mapped (Figure 10). This highlights that user groups can have similar mobility pattern depending on the sub-districts. Class 1 shows individuals with a relatively high radius of gyration and mean trip distances, but with a number of visited places that follow the global trend. This suggests an ability to travel over long distances. They live mainly in the periphery of Bangkok, along with users from the Class 5, but the latter exhibit a lower mean trip distance. Class 3 describes 42% of our sample and stands for people with a low dispersion level that live mostly downtown, where there are numerous and diverse services and thus do not require or require little long distance movement. Users from Class 4 lives mainly in the pericenter and have a higher mean trip distance than the users of Category 3. Finally, people from Class 2, defined by a large number of visited places are not clustered in the city.

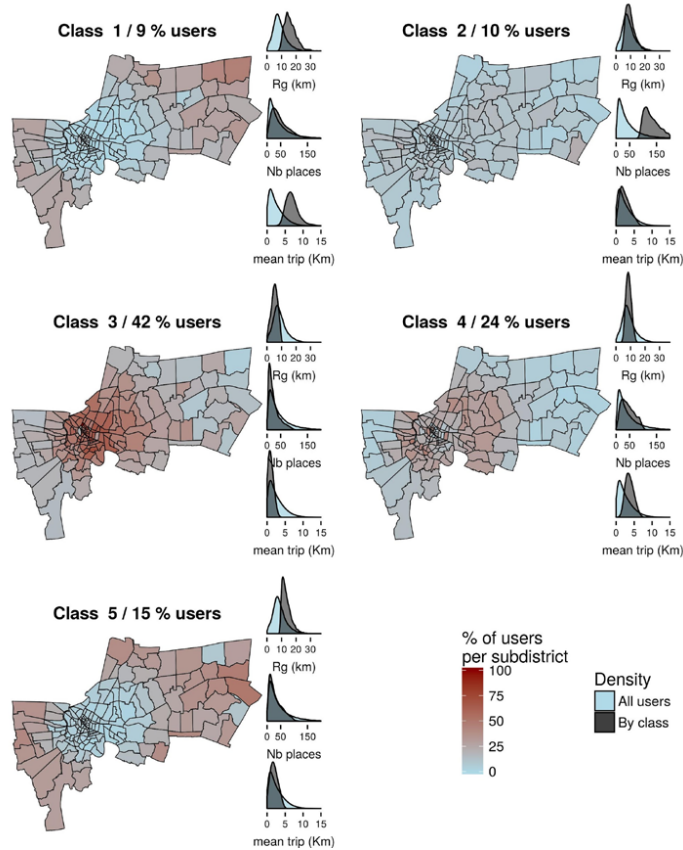


Figure 10. Classification of mobility profiles into 5 categories.

This kind of information is useful and easy to implement in an agent based model, as a synthetic agent could have a differential probability to pick mobility characteristics according to the place he lives. These movement rhythms can be then enriched with the description of probable places visited by crossing these results with Bangkok’s land-use typology.

A time slot-based analysis (Figure 11) demonstrates that the entertainment and trade places are very popular in the afternoons and early evenings, especially on

Saturdays. The commercial areas with fewer entertainment places follow the same trend but to a lesser extent. Schools also have interesting curves, with notably a very prominent peak in visits between 8am and 9am on weekdays and absent on weekends. Universities have a lot of visitors on weekdays between 9am and 5pm and much less on weekends. The places situated on transport lines display two peaks of visits during the week, one around 9am and the other around 6pm, which correspond to the peak hours of the two main waves described above. Places of worship, which can also be touristic places, are visited throughout the week and most particularly on Sundays.

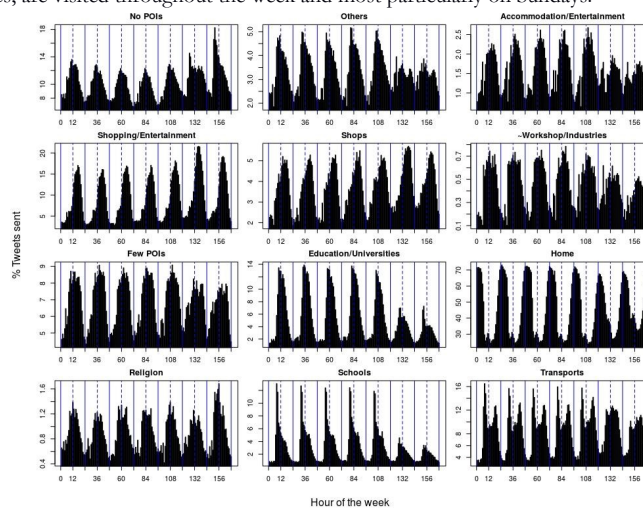


Figure 11: Percentage of time slot-wise tweets according to the type of place visited over a typical week.

Places for which we do not have information on their land use (no POI) have more visitors in the weekend than during the week. These may be peripheral residential areas probably linked to physical social relations, typically to *go see friends or family*. The places where there is no commercial activity are visited mostly in the morning during weekdays and very less during the weekend. These could be transition places between the residence and the workplace.

We've also calculated the distances between home and various types of places where an activity is carried out, which makes it possible to know the scope of attraction for certain activities and efforts made by the users to go there (Figure 12).

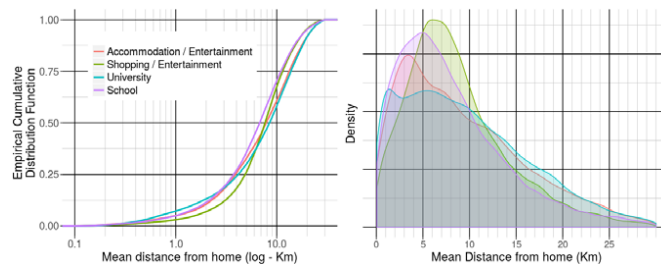


Figure 12 Proportion of movement made to go for an activity according to its distance from the place of residence.

Figure 12 shows that among the people that were in a cell with a school, 25% of the latter were located at less than 4 km from their home. Among the people that frequent universities, 20 % cover less than 2km from their place of residence, which therefore might be close to the campus and 20 % cover more than 20km, which could be the case when a student stays with his parents and has to go across the city to reach his place of study. 25% the people that did some activities linked with shopping and entertainment traveled less than 5 km, but the highest density is found at 6 and 7 km, which suggest that people are more likely to travel over long distances to perform this kind of activities.

We then looked into the frequency with which the users visit places depending on their function, which can be associated with a time of return to the place. The functions of the places have thus been classified according to the frequency of the visits. For example, a school receives a limited number of visitors but the individuals who visit it go there very often. On the contrary, a shop may receive many visits but the visitors taken individually may go there only rarely. Figure 13 shows the preferences for the types of places visited through their rank in the activity space of our sample. Higher the ranking, more this type of place is visited occasionally, which makes it possible to get a hierarchy of the activities according to the persons. Thus, educational institutions (schools and universities) are very often the places visited the most by the people who go there directly from their residence (Rank 1). Entertainment and retail places are among the places most visited by the entire sample with a large number of persons visiting them occasionally (rank higher than 4-5).

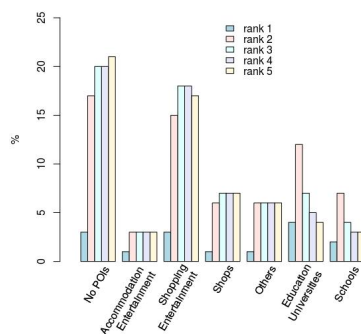


Figure 13: Rank-wise percentage of the functions of the places visited.

All these results are thus in line with the intuitions that we might have about hourly visits to the types of places and they allow us to quantify them quite precisely. Figures 11 and 13 provide overall information on the temporal attractiveness and frequency of visits to different assemblages of places, and Figure 12 show the density distribution of distances that Twitter users are likely to cross starting from their home to perform some activities. These informations are useful to elaborate an agent-based model on mobility, as an agent could pick different time schedules and mobility behavior according to a particular category (children that go to school, student, or worker).

DISCUSSION & CONCLUSION

In this paper we have presented a study of daily mobilities in Bangkok using Twitter data. We chose to look into mobility using the concept of activity space, that is, all the places visited and activities defined at an individual level in time and in space. We relied on large emerging databases for analyzing urban mobilities using geo-localized and dated messages from thousands of Twitter users as well as for characterizing land use by using points of geographic interest from Google Places database.

Using geo-localized Tweets in Bangkok, we have presented different methods that allowed us to know the time when the users visit the places and establish mobility profiles according to the place of residence, number of places visited and distances covered. These results might have been different in another time period, even if the high duration of data collection may tend to mitigate these differences.

Using a layer of land use in Bangkok generated with Google POIs allowed us to link potential goals for these individual movements. Thus, the places that are the most visited and closest to home, the school for example, are less dependent on a

center-periphery structure than the places less visited but further away from the residence such as nightlife places.

Thus, this data should allow us to create individual schedules by relying on the estimation of the place of residence, distance from the activities as well as function-wise and time slot-wise attraction potential of the places and help us to calibrate our agent-based mobility model (Huraux et al., 2017). The latter can thus be expected to reproduce daily mobility dynamics in Bangkok, which could be used to geolocalize the interactions between human beings and dengue vectors in a precise manner. These will then provide an original cartography of the risk of infection at a scale, which has never been carried out till today.

But sensitive analysis has to be performed as the landuse classification might depend on the size and shape of the spatial entity. Nevertheless, this approach could also be used for instance in a CDR activity-based analysis by classifying landuse in Voronoi polygons, even if we might end up with slightly different results. Furthermore, Google is not the only provider of Points of Interest and other sources could be used, such as Foursquare or Facebook. Comparison of these spatial datasets will be done in a future work.

The question of representativity of Twitter users with respect to the population of the city is always an important issue. We've shown here that the estimated home location is correlated with the sub-district population, but we don't know if our sample is correlated with the socio-cultural and economic background of Bangkok's citizens. However, we assume this general criticism in the specific context of the study of dengue, given that the population age groups at risk in Bangkok might correspond to the age group of the main users of virtual social networks. Furthermore, Twitter data only gives a snapshot of where and when people have been, and as far as our knowledge, there is no proper way to quantify the distortion with the reality on such a large sample. People could have over tweeted in anecdotal places according to their real activity space and under-tweeted in more important places such as their office or places they visit more often.

The question of the intention beyond the creation of such digital footprint is also raised by social network studies. We should also consider that there are more and more gateways between social networks, as it's possible to post an Instagram picture or a check-in from Swarm on Twitter. Unfortunately, we have not recorded the source of the message, so we cannot quantify the share of each sources (Twitter from Android, Instagram, Foursquare, etc...) but this should be considered for future studies. For instance, a geolocated picture from Instagram shared publicly on Twitter does not exhibit the precise location of the user but the location of the picture, selected from a list of nearby places - but the user can choose anyplace in the database. Even if our bot detection algorithm might have deleted some of such users, some bias might still exist in our dataset, which could also explain the over-representation of some places (i.e., touristic and commercial places downtown).

Moreover, geolocated tweets shouldn't be used as a standalone dataset, and should be merged with other large and easily accessible Internet databases, such as Facebook or Foursquare check-ins, to enhance the attractiveness pattern of the city. These relatively new sources of data are full of biases, (*i.e.* does the numerical footprint reflect the real mobility pattern of the targeted group?) and should therefore be mixed with more "classic" mobility data, such as institutional time use survey or qualitative interviews from the field, to have a more precise view of the studied phenomena.

Finally, using the Twitter data without the user being aware of what the data he produced might be used for raises the same kind of ethical problems as the use of CDR. But in the first case, the user might know that he shared publicly some information with a geographical context and is therefore widely accessible, contrary to CDR, where the users don't expect that the meta-data resulting from a phone call could be re-used for other purposes than billing and network maintenance. We provided here a 3 stage anonymization: spatially, by merging tweets into a 180m cell, temporally by aggregating the tweets into a typical week and thematically with our land-use typology that doesn't display the precise activity on an user. This approach make it possible to perform some spatial analysis with a relatively privacy protection of the users of the dataset, as it is not possible to ensure a 100% secure anonymization for all the users in the dataset (de Montjoye et al., 2013)

REFERENCES

- ANDRIENKO N., ANDRIENKO G., STANGE H., LIEBIG T., HECKER D. (2012), "Visual Analytics for Understanding Spatial Situations from Episodic Movement Data", *KI - Künstliche Intelligenz*, 26, pp. 241–251. doi :10.1007/s13218-012-0177-4
- CALABRESE F., DIAO M., DI LORENZO G., FERREIRA J., RATTI C. (2013), "Understanding individual mobility patterns from urban sensing data : A mobile phone trace example", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 26, pp. 301–313. doi :10.1016/j.trc.2012.09.009
- CEBEILLAC A., DAUDE É., VAGUET A. (2017), *Discontinuités spatiales, santé et mobilités. Analyses et typologies de Google POI et de Tweets pour caractériser les structures spatiales et les dynamiques d'attractivités de Bangkok (Thaïlande)*, Actes du colloque SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.
- CEBEILLAC A., RAULT Y.-M. (2016), "Contribution of geotagged Twitter data in the study of social groups' activity space : The case of the upper middle classes in Delhi, India", *Netcom*, 30-3/4 <http://journals.openedition.org/netcom/2529>
- DAUDE É., VAGUET A., PAUL R. (2015), « La dengue, maladie complexe », *Nat. Sci. Soc.*, 23, pp. 331–342. doi :10.1051/nss/2015058

- DE MONTJOYE Y.-A., HIDALGO C. A., VERLEYSSEN M., BLONDEL V. D. (2013), *Unique in the Crowd: The privacy bounds of human mobility*, Scientific Reports 3. doi :10.1038/srep01376
- DEVILLE P., LINARD C., MARTIN S., GILBERT M., STEVENS F. R., GAUGHAN A. E., BLONDEL V. D., TATEM A. J. (2014), “Dynamic population mapping using mobile phone data”, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111, pp. 15888–15893. doi :10.1073/pnas.1408439111
- ESTER M., KRIEGEL H.-P., SANDER J., XU X. (1996), *A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise*, KDD-96 Proceedings.
- FERRARA E., VARUL O., DAVIS C., MENCZER F., FLAMMINI A. (2015), *The rise of social bots*, Communications of the ACM, pp. 96–104. doi :10.1145/2818717
- FLEURY A., MATHIAN H., SAINT-JULIEN T. (2012), « Définir les centralités commerciales au cœur d'une grande métropole : le cas de Paris intra-muros », *Cybergeog : European Journal of Geography [Online], Space, Society, Territory*, doi :10.4000/cybergeog.25107
- FUCHS G., ANDRIENKO G., ANDRIENKO N., JANKOWSKI P. (2013), “Extracting Personal Behavioral Patterns from Geo-Referenced Tweets”, *AGILE*.
- GONZÁLEZ M. C., HIDALGO C. A., BARABÁSI A.-L. (2008), “Understanding individual human mobility patterns”, *Nature*, 453, pp. 779–782. doi :10.1038/nature06958
- HÄGERSTRAND T. (1970), *What about people in regional science ?* Papers of Regional Science Association, 24, pp. 7–21.
- HAWELKA B., SITKO I., BEINAT E., SOBOLEVSKY S., KAZAKOPOULOS P., CARLO R. (2014), “Geo-located Twitter as the proxy for global mobility patterns”, *Cartography and Geographic Information Science*.
- HORTON F. E., REYNOLDS D. R. (1971), “Effects of Urban Spatial Structure on Individual Behavior”, *Economic Geography*, 47, 36. doi :10.2307/143224
- HUANG Q., CAO G., WANG C. (2014), “From Where Do Tweets Originate ? : A GIS Approach for User Location Inference”, In : *Proceedings of the 7th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks, LBSN '14*. ACM, New York, NY, USA, pp. 1–8. doi :10.1145/2755492.2755494
- HURAUX T., MISSLIN R., CEBEILLAC A., VAGUET A., DAUDE É. (2017), *Modélisation de l'impact des îlots de chaleur urbains sur les dynamiques de population d'Aedes aegypti, vecteur de la dengue et du virus Zika*, Actes du colloque SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale.
- JURDAK R., ZHAO K., LIU J., ABOUJAOUDE M., CAMERON M., NEWTH D. (2015), “Understanding human mobility from Twitter”, *PLoS one*, 10, e0131469.
- KAUFMAN L., ROUSSEUW P. J. (1990), “Finding Groups in Data : An Introduction to Cluster Analysis”, *Biometrics*, 47, 788. doi :10.2307/2532178
- KHAN S.F., BERGMANN N., JURDAK R., KUSY B., CAMERON M. (2017), *Mobility in Cities : Comparative Analysis of Mobility Models Using Geo-tagged Tweets in Australia*.

- LE BIGOT B. (2016), “The backpackers’ “round the world” trip, standardised journey?” *Via@* [online].
- LENORMAND M., PICORNELL M., CANTU-ROS O. G., TUGORES A., LOUAIL T., HERRANZ R., BARTHELEMY M., FRIAS-MARTINEZ E., RAMASCO J. J. (2014), “Cross-Checking Different Sources of Mobility Information”, *PLoS ONE*, 9, e105184. doi:10.1371/journal.pone.0105184
- LIMKITTIKUL K., BRETT J., L’AZOU M. (2014), “Epidemiological Trends of Dengue Disease in Thailand (2000–2011) : A Systematic Literature Review”, *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 8, e3241. doi:10.1371/journal.pntd.0003241
- LONGLEY P. A., ADNAN M., LANSLEY G. (2015), “The geotemporal demographics of Twitter usage”, *Environment and Planning A*, 47, pp. 465–484.
- LUO F., CAO G., MULLIGAN K., LI X. (2016), “Explore spatiotemporal and demographic characteristics of human mobility via Twitter : A case study of Chicago”, *Applied Geography*, 70, pp. 11–25. doi:10.1016/j.apgeog.2016.03.001
- MCNEILL G., BRIGHT J., HALE S. A. (2016), “Estimating Local Commuting Patterns From Geolocated Twitter Data”, *arXiv preprint arXiv :1612.01785*.
- MISSLIN R., DAUDE E. (2016), *Génération d’environnements artificiels pour la simulation spatiale d’arboviroses*.
- MORSTATTER F., PFEFFER J., LIU H., CARLEY K. M. (2013), “Is the sample good enough? Comparing data from twitter’s streaming api with twitter’s firehose”, *arXiv preprint arXiv :1306.5204*.
- MURDOCK V. (2011), “Your mileage may vary : on the limits of social media”, *SIGSPATIAL Special 3*, pp. 62–66.
- NOULAS A., SCELLATO S., MASCOLO C., PONTIL M. (2011), “An empirical study of geographic user activity patterns in foursquare”, *ICWSM*, 11, pp. 70–73.
- PERCHOUX C., CHAIX B., CUMMINS S., KESTENS Y. (2013), “Conceptualization and measurement of environmental exposure in epidemiology : Accounting for activity space related to daily mobility”, *Health & Place*, 21, pp. 86–93. doi:10.1016/j.healthplace.2013.01.005
- PERKINS T. A., GARCIA A. J., PAZ-SOLDAN V. A., STODDARD S. T., REINER R. C., VAZQUEZ-PROKOPEC G., BISANZIO D., MORRISON A. C., HALSEY E. S., KOCHER T. J., SMITH D. L., KITRON U., SCOTT T. W., TATEM A. J. (2014), “Theory and data for simulating fine-scale human movement in an urban environment”, *Journal of The Royal Society Interface*, 11, 20140642–20140642. doi:10.1098/rsif.2014.0642
- QUESNOT T. (2016), «L’involution géographique : des données géosociales aux algorithmes », *Netcom*, pp. 281–304. <http://journals.openedition.org/netcom/2545>
- RIPLEY B. D. (1988), *Statistical inference for spatial processes*, Cambridge: Cambridge University Press.

- SLOAN L., MORGAN J., BURNAP P., WILLIAMS Ma. (2015), “Who Tweets ? Deriving the demographic characteristics of age, occupation and socialClass from Twitter User Meta-Data”, *PloS ONE*, doi:doi :10.1371/journal.pone.0115545
- SONG C., KOREN T., WANG P., BARABÁSI A.-L. (2010), “Modelling the scaling properties of human mobility”, *Nature Physics*, 6, pp. 818–823. doi :10.1038/nphys1760
- SORICETTA A., BIRD T. J., RUKTANONCHAI N. W., ZU ERBACH-SCHOENBERG E., PEZZULO C., TEJEDOR N., WALDOCK I. C., SADLER J. D., GARCIA A. J., SEDDA L., TATEM A. J. (2016), “Mapping internal connectivity through human migration in malaria endemic countries”, *Scientific Data*, 3, 160066. doi :10.1038/sdata.2016.66
- STEIGER E., ALBUQUERQUE J. P., ZIPF A. (2015a), “An advanced systematic literature review on spatiotemporal analyses of twitter data”, *Transactions in GIS*, 19, pp. 809–834.
- STEIGER E., WESTERHOLT R., RESCH B., ZIPF A. (2015b), “Twitter as an indicator for whereabouts of people ? Correlating Twitter with UK census data”, *Computers, Environment and Urban Systems*, 54, pp. 255–265. doi :10.1016/j.compenvurbsys.2015.09.007
- STODDARD S. T., FORSHEY B. M., MORRISON A. C., PAZ-SOLDAN V. A., VAZQUEZ-PROKOPEC G. M., ASTETE H., REINER R. C., VILCARROMERO S., ELDER J. P., HALSEY E. S., KOCHER T. J., KITRON U., SCOTT T. W. (2013), “House-to-house human movement drives dengue virus transmission”, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110, pp. 994–999. doi :10.1073/pnas.1213349110
- TATEM A. J., ROGERS D. J., HAY S. I. (2006), “Global Transport Networks and Infectious Disease Spread”, In : *Advances in Parasitology*, Elsevier, pp. 293–343.
- WESOLOWSKI A., EAGLE N., TATEM A. J., SMITH D. L., NOOR A. M., SNOW R. W., O B. C. (2012), “Quantifying the Impact of Human Mobility on Malaria”, *Science*, 338, pp. 267–270. doi :10.1126/science.1223467
- WESOLOWSKI A., QURESHI T., BONI M. F., SUNDSØY P. R., JOHANSSON M. A., RASHEED S. B., ENGØ-MONSEN K., BUCKEE C. O. (2015), “Impact of human mobility on the emergence of dengue epidemics in Pakistan”, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 112, pp. 11887–11892. doi :10.1073/pnas.1504964112
- ZAGHENI E., KIRAN V. R., STATE B. (2014), “Inferring international and internal migration patterns from Twitter Data”, In : *World Wide Web Conference Committee (IW3C2)*.
- ZANDBERGEN P. A., BARBEAU S. J. (2011), “Positional Accuracy of Assisted GPS Data from High-Sensitivity GPS-enabled Mobile Phones”, *Journal of Navigation*, 64, pp. 381–399. doi :10.1017/S0373463311000051

NOTES

ⁱ Le référentiel « jour » dans l'expression « mise à jour » n'est guère plus adéquat.

ⁱⁱ <https://www.santafe.edu/>

ⁱⁱⁱ <http://gama-platform.org/>

^{iv} <http://www.banquemondiale.org/>

^v <https://www.cdc.gov/vhf/ebola/outbreaks/2014-west-africa/case-counts.html>

^{vi} *Vous n'effectuez pas d'exercices de sécurité avec eux donc ?* « Non, car faire un exercice de ce type susciterait plus de peur qu'autre chose ! <http://www.paris-normandie.fr/rouen/le-grand-quevilly--habiter-pres-d-une-usine-a-risque-fait-il-peur-PG12369372>

^{vii} http://wiki.robocup.org/wiki/Rescue_Simulation_League

^{viii} NSO, (2016), The 2016 Household Survey on the Use of Information and Communication Technology. National Statistical Office, Bangkok.

^{ix} <https://github.com/ANRgenstar>

^x https://renaudmisslin.shinyapps.io/iae_bangkok/

^{xi} Réalisé dans le cadre du programme ECOMORE 2.

^{xiii} <http://www.paris-normandie.fr/rouen/le-grand-quevilly--habiter-pres-d-une-usine-a-risque-fait-il-peur-PG12369372>