



HAL
open science

Modélisation de l'environnement d'un moustique vecteur de maladies : l'exemple d'*Aedes aegypti* à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande)

Renaud Misslin

► **To cite this version:**

Renaud Misslin. Modélisation de l'environnement d'un moustique vecteur de maladies : l'exemple d'*Aedes aegypti* à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande). Géographie. Normandie Université, 2017. Français. NNT : 2017NORMR031 . tel-01690559

HAL Id: tel-01690559

<https://theses.hal.science/tel-01690559>

Submitted on 23 Jan 2018

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.



Normandie Université

THESE

Pour obtenir le diplôme de doctorat

Spécialité Géographie

Préparée au sein de l'Université de Rouen

Modélisation de l'environnement d'un moustique vecteur de maladies L'exemple d'*Aedes aegypti* à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande)

**Présentée et soutenue par
Renaud MISSLIN**

**Thèse soutenue publiquement le 12 septembre 2017
devant le jury composé de**

M. Richard PAUL	HDR – Chargé de recherche – Unité de Génétique et génomique des insectes vecteurs – Institut Pasteur	Examineur
Mme. Lena SANDERS	HDR – Directrice de Recherche – UMR Géographie-Cités-8504 – CNRS	Examineur
Mme. Anneline TRAN	HDR – Chargée de recherche – UPR AGIRs UMR TETIS – CIRAD	Rapporteur
Mme. Sophie VANWAMBEKE	Professeure – TECLIM – Université Catholique de Louvain	Rapporteur
M. Éric DAUDÉ	Dr – Chargé de recherche – UMR IDEES-6266 – CNRS	Co-encadrant de thèse
M. Alain VAGUET	HDR – MCF – UMR IDEES-6266 – Université de Rouen	Directeur de thèse

Thèse dirigée par Alain VAGUET et Éric DAUDÉ, laboratoire UMR IDEES 6266



Renaud MISSLIN : *Modélisation de l'environnement d'un moustique vecteur de maladies* © 2017

ENCADREMENT :

Alain VAGUET (directeur)

Éric DAUDÉ (co-encadrant)

ÉTABLISSEMENT :

Université de Rouen, Département de géographie

LABORATOIRE DE RATTACHEMENT :

UMR IDEES-6266 CNRS

FINANCEMENTS :

Cette thèse a fait l'objet d'une allocation de recherche du ministère de l'enseignement supérieur.

RÉSUMÉ

Aedes aegypti est le vecteur principal de la dengue et du virus Zika. La surveillance et le contrôle vectoriels constituent des armes de première ligne pour lutter contre les arboviroses transmises par ce moustique. Dans ce cadre, cette thèse propose un modèle conceptuel (MODE) qui permet de reproduire *in silico* l'environnement dynamique d'*Aedes aegypti* aux échelles auxquelles sont organisées (échelle de la ville – MODE-macro) et menées (échelle du quartier – MODE-micro) les campagnes de lutte anti-vectorielles. L'environnement ainsi généré peut (1) être intégré à un modèle à base d'agents qui permet alors de simuler le système pathogène complexe de la dengue ou du Zika (environnement – vecteur – hôte – virus) et (2) être utilisé pour cartographier l'aléa environnemental du risque vectoriel dans la ville.

Le modèle conceptuel MODE repose sur une approche phénoménologique transposable dans le temps et dans l'espace : il peut être appliqué dans différents contextes urbains, à différentes périodes et à différentes échelles. Afin de garantir sa généralité spatio-temporelle, les modèles informatiques MODE-micro (échelle du quartier) et MODE-macro (échelle de la ville) ont été implémentés dans le but de générer des environnements dynamiques à partir de données libres ou aisément accessibles. Dans ce travail, les potentialités de MODE ont été évaluées à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande).

La mise en œuvre de MODE-micro à Bangkok a permis, pour la première fois, de générer des environnements synthétiques réalistes. Les environnements issus de ce modèle peuvent être couplés à un modèle individu-centré simulant les comportements d'*Aedes aegypti*. L'articulation de ces deux modèles permet de reproduire les dynamiques vectorielles à l'échelle d'un quartier. Ces dynamiques peuvent être directement comparées à des dynamiques mesurées par le biais d'enquêtes de terrain et ainsi faciliter le processus de validation.

MODE-macro a été utilisé pour cartographier l'aléa environnemental du risque vectoriel à Bangkok et à Delhi. Les cartes dynamiques produites à l'échelle intra-urbaine permettent de cibler les zones où l'ensemble des ressources nécessaires au moustique sont présentes. Intégré à un modèle à base d'agents, MODE-macro a également prouvé sa capacité à évaluer et à reproduire l'effet d'un îlot de chaleur urbain sur les dynamiques de populations vectorielles.

Les connaissances issues de l'étude des relations dynamiques, multifactorielles et non-linéaires entre l'environnement et le vecteur devraient permettre d'améliorer les stratégies de surveillance et de contrôle.

Mots-clés : maladies à transmission vectorielle, dengue, Zika, *Aedes aegypti*, systèmes d'information géographique (SIG), géomatique, biogéographie, géographie de la santé, modélisation à base d'agents, Inde, Thaïlande

ABSTRACT

Aedes aegypti is the main vector of dengue and Zika virus. Surveillance and vector control are frontline weapons in the battle against arboviruses transmitted by this mosquito. In this framework, the following thesis introduces a conceptual model (MODE) which can be used to recreate *in silico* the dynamical environment of *Aedes aegypti* at scales that match the ones at which vector control campaigns are organised (city scale – MODE-macro) and performed (neighbourhood scale – MODE-micro). The environment thus generated can be integrated with an agent-based model to simulate dengue or Zika complex pathogenic systems (environment – vector – host – virus) and can be used to map the environmental hazard of the vectorial risk in a city.

The conceptual model MODE is based on a phenomenological approach that is transferable in time and space : it can be applied in different urban contexts, at different periods of time and at different scales. In order to ensure their spatio-temporal genericity, the computer models MODE-micro (neighbourhood scale) and MODE-macro (city scale) have been implemented for the purpose of generating dynamical environments using open or easily accessible data. In this thesis, MODE's potentials were assessed in Delhi (India), and Bangkok (Thailand).

The application of MODE-micro in Bangkok enabled, for the first time, to generate realistic synthetic environments. The environments produced by this model can be combined with an individual-based model that simulates *Aedes aegypti*'s behaviours. The combination of these two models can be used to reproduce vector dynamics at a neighbourhood scale. These dynamics can be directly compared to real dynamics measured through field surveys and thus facilitate the validation process.

MODE-macro was used to map the environmental hazard of the vectorial risk in Delhi and Bangkok. Such dynamical maps produced at an intra-urban scale can be used to target those areas in which all resources necessary to mosquitos are present. Integrated to a agent-based model, MODE-macro has also demonstrated its ability to assess and reproduce the effect of an urban heat island on vectorial populations.

Knowledge resulting from the study of the dynamic, multifactorial and non-linear relationships between the environment and the vector should lead to the improvement of vector surveillance and control strategies.

Keywords : vector-borne diseases, dengue, Zika, *Aedes aegypti*, geographic information systems (GIS), geomatics, biogeography, health geography, agent-based modeling, India, Thailand

PUBLICATIONS

Reuves à comité de lecture

- CHAPUIS, K., P. TAILLANDIER, R. MISSLIN, T. HURAUX et A. DROGOU (2017). « Gen* : a generic toolkit to generate spatially explicit synthetic populations ». *International Journal of Geographical Information Science* [soumis].
- MISSLIN, R. (2017). « Generation d'environnements pour la simulation comportementale de vecteurs epidemiques : application à *Aedes aegypti*, vecteur de la dengue et du virus Zika ». *Revue Francophone sur la Santé et les Territoires*, p. 20–24.
- MISSLIN, R. et É. DAUDÉ (2017). « Environmental hazard index mapping methodology of *Aedes aegypti*, vector of dengue and Zika virus ». *Revue Internationale de Géomatique* [2ème reviewing].
- MISSLIN, R., O. TELLE, E. DAUDÉ, A. VAGUET et R. PAUL (2016). « Urban climate versus global climate change? What makes the difference for dengue? » *Annals of the New York Academy of Sciences* 1382.1, p. 56–72.
- MISSLIN, R., Y. VAGUET, A. VAGUET et É. DAUDÉ (2017). « Estimating air temperature using MODIS surface temperature images for assessing *Aedes aegypti* thermal niche in Bangkok, Thailand ». *Environmental Monitoring and Assessment* [soumis].

Conférences à comité de lecture

- HURAUX, T., A. CÉBEILLAC, R. MISSLIN et É. DAUDÉ (Mai 2017). « MOMOS : modélisation à base d'agents des mobilités quotidiennes en milieu urbain pour la simulation spatiale ».
- HURAUX, T., R. MISSLIN, A. CÉBEILLAC, É. DAUDÉ et A. VAGUET (Novembre 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 ».
- MISSLIN, R. et É. DAUDÉ (Décembre 2016). « Génération d'environnements dynamiques pour la simulation spatiale d'arboviroses en milieu urbain : application à *Aedes aegypti*, vecteur de la dengue et du virus Zika ».
- MISSLIN, R. et É. DAUDÉ (Mai 2017). « Génération automatisée d'environnements synthétiques basés sur les ressources d'*Aedes aegypti*, vecteur de la dengue et du virus Zika, pour analyser la sensibilité des facteurs environnementaux sur les dynamiques de population de moustiques ».
- MISSLIN, R., T. HURAUX et É. DAUDÉ (Juillet 2017). « Effect of urban heat island on the spatio-temporal distribution of *Aedes aegypti*, vector of dengue and Zika viruses : an agent-based simulation approach ».
- MISSLIN, R., Y. VAGUET, A. VAGUET, É. DAUDÉ et O. TELLE (Mai 2015). « Modélisation dynamique du milieu d'*Aedes aegypti*, vecteur de la dengue à Delhi (Inde) et Bangkok (Thaïlande) ».
- MISSLIN, R., Y. VAGUET, É. DAUDÉ et O. TELLE (Septembre 2013). « "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 ».

REMERCIEMENTS

Annelise TRAN et Sophie VANWAMBEKE, je vous remercie d'avoir accepté de prendre le temps de rapporter ce travail de thèse. Je remercie également Richard PAUL et Léna SANDERS pour avoir accepté de faire partie du jury.

Alain VAGUET et Éric DAUDÉ, je vous remercie de m'avoir fait confiance pour réaliser ce travail de thèse et de m'avoir intégré à un projet de recherche collaboratif. Ce travail d'équipe, sans lequel cette thèse n'aurait pas pu être réalisée, a été pour moi une expérience humaine et scientifique, à la fois enrichissante et passionnante.

Alain, je tiens à te remercier particulièrement pour ton écoute et ta bienveillance, pour ta disponibilité, ton esprit toujours positif, ainsi que pour le recul que tu m'as invité à prendre tout au long de mon doctorat.

Éric, je te remercie pour avoir été à la fois disponible, patient et persévérant, ainsi que pour toutes les idées que tu m'as transmises, au cœur des *slums* de Delhi, au détour du couloir de l'IRED ou entre deux grattes-ciel à Bangkok.

Alexandre CÉBEILLAC et Somsakun MANEERAT, je tiens à vous remercier pour avoir été non seulement des collègues dévoués et stimulants, mais aussi pour tous les échanges (scientifiques ou non) que nous avons pu avoir à Delhi, à Bangkok ou à Rouen. Je tiens également à vous remercier pour m'avoir hébergé, chacun à votre tour, à Delhi. Thomas HURAU, merci pour tous tes conseils, ton enthousiasme communicatif et pour les réponses précieuses que tu as apportées à mes nombreuses (et parfois naïves) questions techniques.

Bertrand LEFEBVRE, Je te remercie pour toute l'énergie dépensée en actions et démarches multiples, difficiles à résumer en quelques mots, mais qui m'ont permis, entre autres, de mener mon étude de terrain dans de bonnes conditions. Ayang et Bertrand, je vous remercie pour votre hospitalité à notre arrivée à Bangkok.

Richard PAUL, je tiens également à te remercier pour ton aide précieuse à Bangkok, sans laquelle mon étude de terrain n'aurait pas pu avoir lieu.

Je remercie les membres de l'UMR IDEES qui ont, de près ou de loin, contribué à cette thèse. Je tiens à remercier tout particulièrement Kévin CHAPUIS, Sébastien REY et Patrick TAILLANDIER. Vos conseils méthodologiques et vos astuces techniques ont amplement participé à l'implémentation des modèles développés dans le cadre de cette thèse. Je tiens également à remercier Yvette VAGUET pour avoir encadré le stage de Master 2 qui a débouché sur cette thèse et pour avoir été un point d'appui méthodologique solide. Je souhaite également remercier Nathalie DUVAL et Sophie de PEINDRAY, ainsi que Michel BUSSI, Damase MOURALIS, Sophie de RUFFRAY, pour leur dévouement, dont j'ai amplement bénéficié pendant ma thèse (mais aussi avant, en master 2).

Catherine GODARD, je tiens à vous remercier d'avoir été un phare dans le brouillard administratif qu'a représenté pour moi ce parcours de thèse.

Je remercie tous les doctorants, aussi bien géographes que linguistes, aussi bien présents que passés (et futurs?), pour les discussions animées que nous avons pu avoir entre notre salle des doctorants et les tables du Sacre.

Kanchana NAKHAPARKORN, I would like to express my sincere gratitude for all that you have done for me in Bangkok : for helping me to conduct the Wat Puranawat study, and more generally for all the time and the energy you spent for the DENFREE project : the Wat Puranawat field work would not have been possible without your support.

Watchara PATAMPAN, I am sincerely grateful for the logistical support you provided for the Wat Puranawat study and for the time you spent going from one shop to another to find the very specific tools and materials I needed.

Greg DEVINE, I would like to thank you for all the « entomology for beginners » lessons you gave me, for all the questions you were patient enough to answer and for all the energy you spent to keep my field work on track.

Hélène CHARREIRE, merci d'avoir guidé mes premiers pas dans la recherche, de m'avoir donné envie de faire une thèse et d'avoir su me persuader que j'en avais les capacités.

Diane, Élise, Émilie, Marion et Maxime, je vous remercie d'avoir pris le temps (et d'avoir eu la patience) de relire avec attention mon manuscrit.

Je tiens également à remercier ma famille et mes amis de Rouen, de Paris, de Strasbourg, de Delhi, de Bangkok ou d'ailleurs, qui ont su me faire penser, de temps à autre, à autre chose que mon travail de thèse. Gilles et Sylvie, je tiens à vous remercier pour avoir relu avec attention ce manuscrit et pour m'avoir encouragé, avec le même enthousiasme, du premier au dernier jour de ma thèse. René, je te remercie pour tes idées et tes conseils de lecture qui ont influencé cette thèse en profondeur. Thibaud, je te remercie de m'avoir rendu visite à Bangkok et de m'avoir donné l'occasion de découvrir la Thaïlande.

Marine, je tiens à te remercier pour m'avoir encouragé au quotidien, entre Rouen, Paris et Bangkok.

Pour l'équipe du centre de santé de Thawi Watthana, les habitants de Wat Puranawat (Bangkok) qui ont accepté de participer à notre étude et pour le chef de la communauté qui nous a accompagné à chaque sortie de terrain :

วิทยานิพนธ์เล่มนี้จะไม่เกิดขึ้นได้ถ้าขาดความร่วมมือ และการอนุญาตให้ผู้เขียนได้ติดตั้งสถานี
อุทนิยมนบนอาคารของหน่วยควบคุมสัตว์และแมลงนำโรคที่ 4 กองควบคุมโรคติดต่อ สำนักงาน
อนามัย กรุงเทพมหานคร จึงขอขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

ผู้เขียนขอขอบคุณอย่างยิ่ง ทีมงานที่ช่วยข้าพเจ้าในการติดตั้งกับดักยุง ขอขอบคุณในความ
อดทน ความเป็นมืออาชีพ ความสามารถ อารมณ์ขัน และความใจดีของพวกคุณ นอกจากนี้
ข้าพเจ้าต้องขอขอบคุณสำหรับเวลาที่พวกคุณได้สอนภาษาไทยให้กับผม

ข้าพเจ้าต้องขอขอบคุณชาวบ้านชาววัดประวัณวัตร ที่ให้ความร่วมมือให้การติดตั้งกับดักยุงด้วย
รอยยิ้ม

ข้าพเจ้าขอขอบคุณอย่างสูง หัวหน้าหมู่บ้าน วัดประวัณวัตร ที่ให้การต้อนรับพวกเราเป็นอย่างดี
และที่ให้ความร่วมมือในระหว่างการลงพื้นที่วิจัยมาโดยตลอด



FIGURE 1 – Merci à l'équipe du centre de soins de Thawi Watthana (Bangkok)

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vii
REMERCIEMENTS	xi
INTRODUCTION	1
I LES RELATIONS D'<i>aedes aegypti</i> AVEC SON ENVIRONNEMENT : ÉTAT DE L'ART ET NOUVELLES APPROCHES	13
1 L'ENVIRONNEMENT D' <i>aedes aegypti</i> : REVUE DE LA LITTÉRATURE	15
1.1 Les facteurs démographiques et sociodémographiques	19
1.1.1 Densités humaines et densités de moustiques : une relation connue mais ambiguë	19
1.1.2 Les facteurs sociodémographiques de la présence d' <i>Aedes aegypti</i> : reflets des pratiques socioculturelles	21
1.1.3 La connaissance de la dengue et les actions anti-vectorielles individuelles : des outils de lutte efficaces	24
1.2 Distribution de l'eau et gestion des déchets	27
1.2.1 Distribuer et stocker l'eau : des enjeux primordiaux? . . .	27
1.2.2 Les déchets : des gîtes actifs durant la saison des pluies .	29
1.3 L'occupation du sol	31
1.3.1 Le bâti	31
1.3.2 La végétation	35
1.3.3 Les autres modes d'occupation du sol fréquemment rencontrés en milieu urbain : l'eau, l'asphalte (routes) et le sol nu	39
1.4 Les effets complexes des facteurs climatiques	41
1.4.1 Spatialité des effets climatiques : le niveau intra-urbain, négligé par les chercheurs	42
1.4.1.1 L'imagerie thermique : une solution peu coûteuse mais limitée	42
1.4.1.2 Mesures de terrain : recueil de données temporelles fines	43
1.4.2 L'échelle englobante de la ville : analyse temporelle des effets météorologique	46
1.4.2.1 Les effets temporels des températures sur <i>Aedes aegypti</i> : des relations macro connues	46
1.4.2.2 Les précipitations : un facteur important dans de nombreuses villes tropicales	50
1.4.3 Le changement : une caractéristique forte des systèmes climatiques	52
1.4.3.1 Les modèles prédictifs : séduisants mais limités? .	53
2 NOUVELLE APPROCHE DES RELATIONS ENVIRONNEMENT – VECTEUR	61
2.1 À la recherche d'une approche opérationnelle	62
2.1.1 L'environnement dans le système pathogène	63
2.1.1.1 L'environnement : multiple et transcendant . . .	63

2.1.1.2	Le lien environnement \leftrightarrow vecteur : point central de la lutte anti-vectorielle	64
2.1.1.3	Où s'arrête l'environnement du vecteur?	65
2.1.2	Vers un modèle environnemental transposable	67
2.1.2.1	L'environnement : une réalité multiple	67
2.1.2.2	L' <i>Umwelt</i> , « l'environnement propre »	68
2.1.2.3	L'exemple du cercle fonctionnel de la tique	70
2.1.3	Quelle application au système pathogène de la dengue?	71
2.1.3.1	Les relations système \leftrightarrow environnement à la base de la lutte contre l'arbovirose	71
2.1.3.2	Une approche opérationnelle et générique	74
2.1.4	L' <i>Umwelt</i> d' <i>Aedes aegypti</i>	75
2.1.4.1	Les comportements (<i>Wirkwelt</i>)	76
2.1.4.2	Les accès sensoriels au milieu (<i>Merkwelt</i>)	76
2.1.4.3	L'inscription spatial des éléments perceptifs	78
2.2	Le monde selon <i>Aedes aegypti</i>	80
2.2.1	Modéliser l'environnement d' <i>Aedes aegypti</i> : quelques exemples hors simulation à base d'agents	81
2.2.1.1	Les modèles mathématiques : efficaces mais partiellement déterministes?	82
2.2.1.2	Les automates cellulaires (AC)	85
2.2.2	L'environnement en simulation à base d'agents : un concept adapté pour représenter l' <i>Umwelt</i> ?	86
2.2.2.1	Le concept d'environnement en modélisation à base d'agents	86
2.2.3	L'environnement dans les modèles « insecte-centré » : exemples et problématiques soulevées	89
2.2.3.1	L'environnement reste une réalité multiple	92
2.2.3.2	Les caractéristiques environnementales représentées dans les modèles	93
2.2.3.3	Les choix du modélisateur et les limites des modèles actuels	95
2.2.4	Générer un environnement artificiel	101
2.2.4.1	Implémentation de l' <i>Umwelt</i> d' <i>Aedes aegypti</i> pour MO ³ : quels besoins?	101
2.2.4.2	Les exigences d'une méthode transposable	105
2.2.4.3	Sélection des données : méthode	107
2.2.4.4	Méthodes de génération : la transposabilité d'échelle109	
II MODÉLISATION DE L'ENVIRONNEMENT D'<i>aedes aegypti</i> À DIFFÉRENTES ÉCHELLES : MODE-MACRO ET MODE-MICRO		117
3	MODE-MACRO	119
3.1	MODE-macro : données et méthodes	120
3.1.1	La température de l'air : les zones de confort d' <i>Aedes aegypti</i>	123
3.1.1.1	Estimer la température de l'air (T_a) diurne à partir de la température de surface (T_s) : revue de littérature	123

3.1.1.2	Aqua et Terra : des satellites offrant une faible résolution spatiale (1 km) mais une forte résolution temporelle (deux images par jour)	126
3.1.1.3	Méthode d'estimation de la température de l'air (T_a) à partir de la température de surface (T_s) issue de données Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)	126
3.1.1.4	Validation des estimations de températures minimales et maximales	129
3.1.2	La végétation : les zones refuges productrices de nectar	129
3.1.2.1	Les images OLI (Landsat 8)	130
3.1.3	Les humains, proies préférentielles d' <i>Aedes aegypti</i>	131
3.1.3.1	Agrégation des estimateurs au niveau censitaire de référence	132
3.1.3.2	Construction d'un modèle de régression linéaire et estimation des populations par pixel	133
3.1.4	L'eau : un élément essentiel du cycle de vie d' <i>Aedes aegypti</i>	136
3.1.4.1	L'apport de l'eau par les précipitations et le remplissage manuel	136
3.1.4.2	Les gîtes larvaires potentiels : liés à la présence humaine	136
3.1.5	Les espaces ombragés	142
3.2	MODE-macro : application à Bangkok (Thaïlande)	144
3.2.1	Estimation de la température de l'air par régression linéaire (nuit) et par la méthode TVX (jour)	144
3.2.1.1	Comparaison température de surface (T_s) et Température de l'air (T_a)	145
3.2.1.2	Estimation de la température de l'air	146
3.2.1.3	Validation (comparaison entre T_a et température de l'air estimée (T_a'))	149
3.2.1.4	La méthode tvx : efficace à Bangkok?	149
3.2.2	Estimation de la végétation à Bangkok	155
3.2.3	Densité de population et des ménages : la cartographie dasymétrique	157
3.2.3.1	Préparation des données : cartographie de l'occupation du sol et estimation des températures de surface à partir d'images Landsat 8 OLI et TIRS	157
3.2.3.2	Agrégation des estimateurs au niveau censitaire de référence : le kwaeng	162
3.2.3.3	Construction du modèle de régression linéaire et estimation de la distribution des populations	163
3.2.4	Les gîtes larvaires à Bangkok : distribution et dynamiques	169
3.2.4.1	Estimation du nombre de gîtes par CE à Bangkok	169
3.2.4.2	Estimation de la dynamique des gîtes	170
3.2.5	Les espaces ombragés à Bangkok	172
3.3	MODE-macro : application à Delhi (Inde)	175
3.3.1	Températures de l'air à Delhi : une estimation limitée par la non disponibilité des positions des stations	176

3.3.2	Estimation de la végétation à Delhi	177
3.3.3	Densité de population et ménages : la cartographie dasy- métrique	179
3.3.3.1	Préparation des données : cartographie de l'oc- cupation du sol et estimation des températures de surface à partir d'images Landsat 8 OLI et TIRS	179
3.3.3.2	Agrégation des estimateurs au niveau censitaire de référence : le ward	183
3.3.3.3	Construction du modèle de régression linéaire et estimation de la distribution des populations .	185
3.3.4	Les gîtes larvaires : distribution et dynamiques à Delhi . .	189
3.3.4.1	Estimation du nombre de gîtes par CE à Delhi .	189
3.3.5	Les espaces de repos à Delhi	192
4	MODE-MICRO	197
4.1	Génération d'environnements synthétiques : méthode	199
4.1.1	La température	200
4.1.2	Le nectar	201
4.1.3	Le sang : distribution des humains	201
4.1.3.1	Étape 1 : classification des Cellules Environne- ment	204
4.1.3.2	Étape 2 : précision des espaces potentiellement bâti et non bâti	206
4.1.3.3	Étape 3 : création des bâtiments	208
4.1.3.4	Étape 4 : création des ménages	210
4.1.3.5	Étape 5 : logement des ménages	211
4.1.4	Les gîtes larvaires produits par les ménages et la végétation	212
4.1.5	L'ombre créée par les bâtiments et la végétation	213
4.2	Comparer un environnement synthétique à un environnement observé	218
4.2.1	Le nombre de bâtiments	219
4.2.2	L'emprise au sol des bâtiments	220
4.2.2.1	localisation des bâtiments	221
4.3	Application de MODE-micro à Bangkhutien (Thaïlande)	225
4.3.1	Application de MODE-micro à Bangkhutien (Zone 1) . . .	226
4.3.1.1	Analyse des résultats globaux sur la zone 1 . . .	228
4.3.1.2	Analyse des résultats locaux sur la zone 1	234
4.3.2	Les autres données estimées (Zone 1)	238
4.3.3	Application de MODE-micro à Bangkhutien (Zone 2) . . .	242
4.3.3.1	Analyse globale et locale des résultats de la zone n°2	242
4.3.3.2	Pourquoi les indicateurs de concordance calcu- lés pour la zone n°2 présentent-ils des valeurs plus faibles que les indicateurs calculés pour la zone n°1 ?	245
4.3.3.3	Les perspectives d'évolution de MODE-micro identifiées grâce à l'application du modèle à Bang- khutien	251

III APPLICATION : UTILISATION DE MODE-MACRO ET MODE-MICRO	257
5 THERMA : UN PROTOCOLE DE PRODUCTION DE DONNÉES ENVIRONNEMENTALES ET ENTOMOLOGIQUES DE TERRAIN POUR MODE-MICRO	259
5.1 Le protocole THERMA	260
5.1.1 De la construction du projet à sa réalisation	261
5.1.1.1 Le projet initial : une zone et une période d'étude étendues	261
5.1.1.2 De nombreuses contraintes à prendre en compte dans la réalisation d'une étude de terrain à Bangkok	261
5.1.1.3 La zone choisie : Wat Puranawat	262
5.1.2 Reconstruire un environnement détaillé : la collecte des données environnementales	264
5.1.2.1 Digitalisation de la communauté de Wat Puranawat	264
5.1.2.2 Le questionnaire « environnement résidentiel » pour caractériser les habitations	265
5.1.3 Mesures météorologiques et entomologiques	266
5.1.3.1 Météorologie en milieu urbain : mesurer un phénomène multi-scalaire	266
5.1.3.2 Matériel et méthodes de collecte des données météorologiques et entomologiques	271
5.1.3.3 Positionnement des appareils de mesure	277
5.2 Les données collectées	282
5.2.1 Données environnementales	282
5.2.1.1 L'occupation du sol	282
5.2.1.2 Questionnaire environnement	283
5.2.2 Données météorologiques	284
5.2.2.1 Station météorologique du centre de santé	284
5.2.2.2 Les données issues des iButtons	285
5.2.3 Données entomologiques	288
6 QUELLES UTILISATIONS POUR LE MODÈLE MODE-MACRO ?	295
6.1 Cartographie dynamique de l'aléa environnemental du risque vectoriel	296
6.1.1 Construction de l'indice d'aléa environnemental (IAE)	297
6.1.1.1 L'indice de végétation (I_v)	298
6.1.1.2 L'indice de température (I_t)	298
6.1.1.3 L'indice de population (I_p)	299
6.1.1.4 L'indice des gîtes larvaires potentiels disponibles (I_g)	299
6.1.1.5 L'indice des zones ombragées (I_o)	300
6.1.2 Application de l'IAE à Bangkok	302
6.1.3 L'IAE et la dengue	305
6.2 Les îlot de chaleurs urbains : quels effets sur les moustiques ?	311
6.2.1 Des poches de chaleurs hivernales correspondant aux besoins d' <i>Aedes aegypti</i> à Bangkok	312
6.2.2 Test d'hypothèse avec MO^3 : l'effet de l'îlot de chaleur urbain à Bangkok	313

6.2.2.1	Les effets de la température sur <i>Aedes aegypti</i> dans MO ³	314
6.2.2.2	Description de l'expérimentation et de l'initialisation	314
6.2.2.3	Quelles perspectives pour l'étude des effets des îlot de chaleur urbain (ICU) sur les populations de moustiques avec MO ³ ?	319
CONCLUSION GÉNÉRALE		323
IV ANNEXES		329
ANNEXES		331
A	Préparation des estimateurs pour la cartographie dasymétrique .	331
A.1	L'occupation du sol	331
A.2	Les températures de surface	332
B	Les cartes de MODE-macro en grand format	338
B.1	Résultats de MODE-macro à Bangkok	338
B.2	Résultats de MODE-macro à Delhi	345
C	IAE à Bangkok : zoom sur le centre-ville	352
D	Application de l'IAE à Delhi	353
BIBLIOGRAPHIE		354

TABLE DES FIGURES

FIGURE 1	Merci à l'équipe du centre de soins de Thawi Watthana (Bangkok)	xiii
FIGURE 2	Présence avérée d' <i>Aedes aegypti</i> par pays (Kraemer <i>et al.</i> 2015)	2
FIGURE 3	Présence déclarée de la dengue par pays (2010 – 2016)	3
FIGURE 4	Présence déclarée du Zika par pays (2017)	4
FIGURE 5	Le système pathogène complexe des arboviroses transmises par <i>Aedes aegypti</i> : exemple de la dengue (modifié de Daudé <i>et al.</i> (2015))	5
FIGURE 6	Les principales techniques de lutte contre les arboviroses transmises par <i>Aedes aegypti</i> au regard de leur système pathogène complexe (d'après Daudé <i>et al.</i> (2015))	7
FIGURE 7	Localisation des villes de Bangkok (Thaïlande) et Delhi (Inde)	11
FIGURE 8	Déroulé de la thèse	12
FIGURE 9	Probabilité de présence d' <i>Aedes aegypti</i> (adapté de Kraemer <i>et al.</i> (2015))	16
FIGURE 10	Réunion DENFREE avec un groupe de volontaires de santé à Bangwa (Bangkok)	25
FIGURE 11	Distribution de l'eau à Joga Bai Extension (Delhi)	28
FIGURE 12	Citernes à Govindpuri (Delhi)	28
FIGURE 13	Déchets de rue à Govindpuri (Delhi)	30
FIGURE 14	Gîtes péri-domiciliaires à Bangkok (à Fatima Church et à Wat Puranawat)	32
FIGURE 15	Différents types de voies de circulation à Bangkok	40
FIGURE 16	Disposition des micro-thermomètres-hygromètres (points blancs) par Reiskind et Lounibos (2013)	45
FIGURE 17	Les effets des températures et de la <i>diurnal temperature range</i> (DTR) sur différents comportements d' <i>Aedes aegypti</i> (Liu-Helmersson <i>et al.</i> 2014)	48
FIGURE 18	Les effets combinés de la température moyenne journalière et de la DTR sur différents comportements d' <i>Aedes aegypti</i> (Liu-Helmersson <i>et al.</i> 2014)	49
FIGURE 19	Évolution de la <i>diurnal temperature range</i> (DTR) de surface moyenne hivernale à Delhi (Inde) entre 2001 et 2015	50
FIGURE 20	Projections de la distribution d' <i>Aedes aegypti</i> en 2030 et en 2050	54
FIGURE 21	Évolution de la distribution de la dengue entre 2009 et 2050 (Åström <i>et al.</i> 2012)	55
FIGURE 22	Vu depuis l'intérieur du système, les éléments vivants du système pathogène sont aussi des environnements	66
FIGURE 23	Le cercle fonctionnel (adapté de Uexküll (1934))	70

FIGURE 24	Distribution des gîtes larvaires potentiels (GLP) et des sources de sang sur une occupation du sol homogène (a) ou hétérogène (b) (carré de 200 x 200 m) (Dufourd et Dumont 2013)	82
FIGURE 25	Comparaison des effets respectifs de l'espace continu et de l'espace discret (pour 600 moustiques) (Lutambi <i>et al.</i> 2013)	83
FIGURE 26	Exemple des forces d'attraction calculées par A. Tran affectant le flux d' <i>Aedes aegypti</i> : « les flèches symbolisent le flux des moustiques <i>Aedes</i> en fonction des forces d'attraction créées par la présence humaine » (Tran 2004)	84
FIGURE 27	Les relations agent ↔ environnement d'après Odell <i>et al.</i> (2003)	88
FIGURE 28	Représentation de l'environnement dans les modèles à base d'agents permettant de simuler les comportements et les dynamiques de population d' <i>Aedes aegypti</i>	96
FIGURE 29	Exemple de <i>neutral landscape</i> généré par le logiciel NLMpy (Etherington <i>et al.</i> 2015)	98
FIGURE 30	Ruelle étroite, difficilement identifiable sur une image de très haute résolution spatiale (THRS) à Govindpuri (Delhi)	100
FIGURE 31	L'environnement dans MOMA	104
FIGURE 32	de l' <i>Umwelt</i> au modèle : le processus de sélection des variables environnementales (Odell <i>et al.</i> 2003)	110
FIGURE 33	L'approche <i>Umwelt</i> pour la reconstitution de l'environnement d' <i>Aedes aegypti</i>	114
FIGURE 34	Processus de génération d'environnement par Model of Environment (MODE)-macro	122
FIGURE 35	Exemple de valeurs données aux paramètres α , β et μ permettant d'estimer le nombre de GLP de c (cf. formule 20)	139
FIGURE 36	La Bangkok Metropolitan Authority (BMA) et sa périphérie	145
FIGURE 37	Stations météorologiques à Bangkok	146
FIGURE 38	Distribution des différences entre T_s et T_a la nuit et la journée pour la station de Bangkok Metropolis	148
FIGURE 39	moyenne quadratique des erreurs (RMSE) moyenne selon les différentes valeurs de <i>normalized differenced vegetation index</i> (NDVI) _{max} pour les stations de calibration	152
FIGURE 40	Corrélations majoritairement négatives entre le NDVI et la température de surface à Bangkok (au 15-01-2009)	153
FIGURE 41	Bangkok, ville verte (Lumphini park)?	154
FIGURE 42	Chatuchak park à Bangkok	156
FIGURE 43	NDVI à Bangkok (04-01-2015)	156
FIGURE 44	Nombre d'habitants par kwaeng à Bangkok (NSO, 2010)	157
FIGURE 45	Occupation du sol à Bangkok (04-01-2015)	158
FIGURE 46	Bâti lâche et espaces végétalisés dans le khet de Sathon (Bangkok)	159
FIGURE 47	Chao Phraya à Bangkok	160

FIGURE 48	Rizière à proximité d'un lotissement à Nong Chok (nord-est de Bangkok)	161
FIGURE 49	Températures de surface estimées à Bangkok (04-01-2015) 161	
FIGURE 50	Densités de population par kwaeng à Bangkok (NSO, 2010)	162
FIGURE 51	Taux d'erreur des estimations du nombre d'habitants par kwaeng	164
FIGURE 52	Taux d'erreur des estimations du nombre de ménages par kwaeng	165
FIGURE 53	Répartition estimée de la population à Bangkok	167
FIGURE 54	Répartition estimée des ménages à Bangkok	167
FIGURE 55	Répartition estimée des gîte larvaire potentiel (GLP) à Bangkok	170
FIGURE 56	Précipitations et incidence de la dengue à Bangkok (2005–2012)	170
FIGURE 57	Hauteur d'eau de précipitation et estimation de l'évolution du niveau d'eau dans des gîtes de différentes tailles et évolution du nombre de cas de dengue sur l'année 2010 à Bangkok	171
FIGURE 58	Niveau d'ombre associé aux différentes classes d'occupation du sol à Bangkok	173
FIGURE 59	Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Bangkok	173
FIGURE 60	Le Territoire de Delhi et sa périphérie	176
FIGURE 61	Températures à Delhi (Safdarjung Airport – 2008–2010)	177
FIGURE 62	NDVI à Delhi (12-10-2016)	178
FIGURE 63	Nombre d'habitants par ward à Delhi (ORGCC, 2011)	179
FIGURE 64	Occupation du sol à Delhi (02-09-2013)	180
FIGURE 65	Le bâti lâche identifié comme du sol nu à Delhi	181
FIGURE 66	Températures de surface estimées à Delhi (20-08-2014)	182
FIGURE 67	Densités de population par ward à Delhi (ORGCC, 2011)	183
FIGURE 68	Résidus standardisés des estimations du nombre d'habitants par ward	186
FIGURE 69	Résidus standardisés des estimations du nombre de ménages par ward	186
FIGURE 70	Cultures maraîchères sur la rive gauche de la Yamuna (au niveau de Old Delhi)	187
FIGURE 71	Répartition estimée de la population à Delhi	188
FIGURE 72	Répartition estimée des ménages à Delhi	188
FIGURE 73	Répartition estimée des GLP à Delhi	189
FIGURE 74	Précipitations et incidence de la dengue à Delhi	190
FIGURE 75	Hauteur d'eau des précipitations mensuelles, estimation de l'évolution du niveau d'eau dans des gîtes de différentes tailles et évolution du nombre de cas de dengue sur l'année 2010 à Delhi	190
FIGURE 76	Rue étroite à Hauz-Rani (Delhi)	192
FIGURE 77	Niveau d'ombre associé aux différentes classes d'occupation du sol à Delhi	193

FIGURE 78	Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Delhi	193
FIGURE 79	Niveau de certitude de la classification associé à un extrait de 1 500 points dans le khet de Bangkhutien (Bangkok)	205
FIGURE 80	Différentes solutions de placements des bâtiments pour différents types de bâti	209
FIGURE 81	Processus de génération d'environnement par MODE-micro	217
FIGURE 82	Comparaison d'un bâti observé et d'un bâti estimé	222
FIGURE 83	Localisation des deux zones d'étude	225
FIGURE 84	Données requises en entrée pour l'application de MODE-micro à la zone 1 de Bangkhutien	227
FIGURE 85	Résultats de l'analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres (1)	232
FIGURE 86	Résultats de l'analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres (2)	233
FIGURE 87	Résultats locaux dans la zone n°1 de Bangkhutien (Bangkok)	235
FIGURE 88	Bâtiments observés et estimés par MODE-micro dans la zone d'étude n°1 à Bangkhutien (Bangkok)	236
FIGURE 89	Caractérisation des cellules selon les résultats locaux des quatre indicateurs de concordance bâti observé – bâti estimé (Zone 1, Bangkhutien)	237
FIGURE 90	Erreurs types d'estimation du bâti dans la zone n°1	239
FIGURE 91	Erreurs types d'estimation du bâti dans la zone n°1	240
FIGURE 92	Le niveau de végétation, le nombre d'habitants par bâtiment et les gîtes larvaires potentiels estimés par MODE-micro	241
FIGURE 93	Zone n°1 et n°2 pour l'application de MODE-micro à Bangkhutien (Bangkok)	243
FIGURE 94	Résultats locaux dans la zone n°2 de Bangkhutien (Bangkok)	249
FIGURE 95	Bâtiments observés et bâtiments estimés par MODE-micro dans la zone d'étude n°2 à Bangkhutien (Bangkok)	250
FIGURE 96	Résultats de l'analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres pour la zone n°2 (1)	252
FIGURE 97	Résultats de l'analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres pour la zone n°2 (2)	253
FIGURE 98	Localisation de la communauté de Wat Puranawat	263
FIGURE 99	Image satellite utilisée comme support de la digitalisation de l'environnement à Wat Puranawat (27-01-2015)	265
FIGURE 100	Représentations simplifiées des couches inférieures de l'atmosphère en milieu urbain à trois échelles spatiales (mésos, locale, micro) (traduit en français de Bailey <i>et al.</i> (1997))	268
FIGURE 101	Chemin étroit entre les maisons à Wat Puranawat	270
FIGURE 102	Cultures maraîchères à Wat Puranawat	270
FIGURE 103	Zones microclimatiques à Wat Puranawat	271

FIGURE 104	Exemple de couple BG-GAT – iButton (extérieur)	273
FIGURE 105	Exemple de couple BG-GAT – iButton (intérieur)	274
FIGURE 106	Lieux d'installation potentiels de la station météorologiques	278
FIGURE 107	Station météorologique installée sur le toit du centre de santé de Thawi Watthana	279
FIGURE 108	Cellules sélectionnées pour l'étude THERMA et localisation effective des BG-GAT et des iButtons	281
FIGURE 109	Occupation du sol digitalisée à Wat Puranawat	283
FIGURE 110	Matériaux de construction principaux des bâtiments résidentiels de Wat Puranawat	283
FIGURE 111	Nombre d'individus par ménage à Wat Puranawat	284
FIGURE 112	Nombre d'habitant(s) par bâtiment à Wat Puranawat	284
FIGURE 113	Données météorologiques journalières recueillies par la station installée au centre de santé (du 11-07-2015 au 13-08-2015)	285
FIGURE 114	Températures moyennes par heure relevées par les iButtons placés à l'intérieur et à l'extérieur (07-08-2015).	287
FIGURE 115	Températures moyennes par heure relevées par les iButtons placés à l'intérieur de bâtiments en béton ou en bois (07-08-2015)	287
FIGURE 116	Différences moyennes de températures entre le jour et la nuit (du 6 au 10 août 2015)	288
FIGURE 117	Relevé des pièges à moustique à Wat Puranawat	289
FIGURE 118	Nombre d' <i>Aedes aegypti</i> capturés à l'intérieur et à l'extérieur des bâtiments entre le 09-07-2015 et le 13-08-2015	289
FIGURE 119	Nombre d' <i>Aedes aegypti</i> capturés et hauteur d'eau de précipitations entre le 09-07-2015 et le 13-08-2015	290
FIGURE 120	La relation I_t – température ($B_{\min} = 10$, $B_{ft_{\min}} = 20$, $B_{ft_{\max}} = 30$, $B_{\max} = 45$ (°C))	299
FIGURE 121	indice d'aléa environnemental (IAE) à Bangkok pour la nuit du 16-08-2009	303
FIGURE 122	IAE à Bangkok pour la nuit du 10-01-2009	303
FIGURE 123	Localisation des points de contrôle de l'IAE	304
FIGURE 124	Évolution des précipitations, de l'IAE et de la dengue à Bangkok entre 2009 et 2011	305
FIGURE 125	IAE moyen à Bangkok (2010) calculés d'après les valeurs de paramètres données dans le tableau 48 (p. 301)	306
FIGURE 126	Coefficients de corrélation mensuels entre l'incidence de chaque khet et la part de cellule environnement (CE) dont la valeur d'IAE moyen du mois précédent est supérieure à 2 au cours du mois précédent	307
FIGURE 127	Les relations entre incidence et niveau d'IAE par khet à Bangkok (2009–2011)	308
FIGURE 128	Résultats de la régression linéaire simple entre l'incidence de la dengue et le niveau d'IAE mensuel moyen	309
FIGURE 129	température de surface (T_s) et niche thermique d' <i>Aedes aegypti</i> entre le 09-01-2009 et le 16-01-2009	312

FIGURE 130	température de l'air (T_a) et niche thermique d' <i>Aedes aegypti</i> entre le 09-01-2009 et le 16-01-2009	313
FIGURE 131	L'effet de la température sur la durée de développement d' <i>Aedes aegypti</i> dans Model of Mosquito <i>Aedes</i> (MOMA) (Maneerat 2016)	314
FIGURE 132	L'effet de la température sur la survie d' <i>Aedes aegypti</i> aux différents stades dans MOMA (Maneerat 2016)	315
FIGURE 133	Localisation des deux zones d'étude	316
FIGURE 134	Médianes des températures de l'air maximales estimées dans les zones d'étude et températures maximales enregistrées par la station de Bangkok Metro (du 01-11-2009 au 30-04-2010)	317
FIGURE 135	Évolution des stocks moyens d' <i>Aedes</i> pré-adultes et adultes dans la zone 1 (courbe lissée par des moyennes mobiles sur 5 valeurs) et précipitations journalières à Bangkok de novembre 2009 à avril 2010	317
FIGURE 136	Évolution des stocks moyens d' <i>Aedes</i> adultes selon les températures de la zone 1 et celles de la zone 2 (courbe lissée par des moyennes mobiles sur 5 valeurs)	318
FIGURE 137	Classification de l'occupation du sol	332
FIGURE 138	NDVI à Bangkok (grand format)	338
FIGURE 139	Occupation du sol à Bangkok (grand format)	339
FIGURE 140	Températures de surface estimées à Bangkok (grand format)	340
FIGURE 141	Répartition estimée de la population à Bangkok (grand format)	341
FIGURE 142	Répartition estimée des ménages à Bangkok (grand format)	342
FIGURE 143	Répartition estimée des GLP à Bangkok (grand format)	343
FIGURE 144	Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Bangkok (grand format)	344
FIGURE 145	NDVI à Delhi (grand format)	345
FIGURE 146	Occupation du sol à Delhi (grand format)	346
FIGURE 147	Températures de surface estimées à Delhi (grand format)	347
FIGURE 148	Répartition estimée de la population à Delhi (grand format)	348
FIGURE 149	Répartition estimée des ménages à Delhi (grand format)	349
FIGURE 150	Répartition estimée des GLP à Delhi (grand format)	350
FIGURE 151	Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Delhi (grand format)	351
FIGURE 152	IAE à Bangkok : zoom sur le centre-ville (IAE calculé pour la nuit du 16-08-2009)	352
FIGURE 153	Application de l'IAE à Delhi	353

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1	Les effets des densités de population humaine sur la présence d' <i>Aedes aegypti</i>	21
Tableau 2	Les effets des caractéristiques sociodémographiques sur la présence d' <i>Aedes aegypti</i>	23
Tableau 3	Les effets des caractéristiques de la connaissance du système pathogène de la dengue et du niveau d'étude sur la présence d' <i>Aedes aegypti</i>	26
Tableau 4	Les effets des surfaces bâties sur la présence d' <i>Aedes aegypti</i> et l'incidence de la dengue	34
Tableau 5	Les effets de la végétation sur la présence d' <i>Aedes aegypti</i> et l'incidence de la dengue	38
Tableau 6	Corrélations entre le développement <i>Aedes aegypti</i> et les températures dans différentes villes	47
Tableau 7	Corrélations entre le développement <i>Aedes aegypti</i> et les précipitations dans différentes villes	52
Tableau 8	Différents exemples d'environnements tirés de Treuil <i>et al.</i> (2008)	87
Tableau 9	Caractéristiques des environnements des modèles à base d'agents spatialement explicites représentant des caractéristiques de l'environnement d'un moustique	91
Tableau 10	Avantages et inconvénients des différentes méthodes de génération d'environnements représentant des situations réelles (<i>e.g.</i> occupation du sol)	106
Tableau 11	Occupation du sol dans un rayon de 3 km autour des stations météorologiques de la BMA	147
Tableau 12	Disponibilité des données de T_s et de T_a	147
Tableau 13	Comparaisons statistiques entre T_s et T_a	148
Tableau 14	Résultats du modèle de régression linéaire estimant T_a grâce à T_s	149
Tableau 15	Comparaison statistiques entre T_a et T_a' (températures minimales nocturnes)	149
Tableau 16	$NDVI_{max}$ calculé pour les stations de calibration	150
Tableau 17	Calcul de la moyenne des erreurs absolues (MAE) et de la RMSE moyenne pour les valeurs de $NDVI_{max}$ calculées pour chaque station	150
Tableau 18	Évaluation de la capacité des T_s et des T_a' à estimer la T_a pour les stations de validation	151
Tableau 19	Estimation de la température journalière maximale par régression linéaire simple	154
Tableau 20	Matrice de confusion de la classification de l'occupation du sol à Bangkok	158
Tableau 21	Coefficients de corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des superficies occupées par les classes de bâti dans chaque kwaeng	162

Tableau 22	Corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des températures dans chaque kwaeng	163
Tableau 23	Coefficients et résultats associés aux régressions linéaires multiples	164
Tableau 24	Corrections appliquées sur les pixels présentant des valeurs estimées négatives à Bangkok	167
Tableau 25	Corrections appliquées sur les pixels présentant des valeurs estimées négatives à Bangkok	172
Tableau 26	Matrice de confusion de la classification de l'occupation du sol à Delhi	181
Tableau 27	Coefficients de corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des superficies occupées par les classes de bâti dans chaque ward	184
Tableau 28	Coefficients de corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des températures dans chaque ward	184
Tableau 29	Coefficients et résultats associés aux régressions linéaires multiples appliquées à Delhi	185
Tableau 30	Corrections appliquées sur les pixels présentant des valeurs de population négatives à Delhi	187
Tableau 31	Valeurs de BATI ombre pour chaque classe de bâti à Delhi	192
Tableau 32	Les données utilisées en entrée de MODE-micro	214
Tableau 33	Paramètres d'utilisation de MODE-micro	216
Tableau 34	Exemple de calcul du ratio de concordance	223
Tableau 35	Effet médian des combinaisons de scénarios sur les sorties du modèle	228
Tableau 36	Écart-types des sorties de l'estimation pour chaque combinaison de scénarios	228
Tableau 37	Valeurs de paramètres testées pour la comparaison des résultats de MODE-micro à la distribution observée du bâti à Bangkhutien	230
Tableau 38	Valeurs de paramètres optimales définies par le biais du calcul d'un indice global de qualité (I _{gq}) sur la zone n°1	231
Tableau 39	Coefficients de corrélation entre les indicateurs et les deux premières composantes de l'analyse en composante principale	236
Tableau 40	Médianes des indicateurs globaux de concordance bâti observé – bâti estimé sur les deux zones d'étude de Bangkhutien sur 50 estimations (réalisées avec les valeurs de paramètres optimales de la zone n°1)	244
Tableau 41	Valeurs de paramètres optimales définies par le biais du calcul d'un indice global de qualité (I _{gq}) sur la zone n°2	247
Tableau 42	Médianes des indicateurs globaux de concordance bâti observé – bâti estimé sur les deux zones d'étude de Bangkhutien sur 50 estimations	247
Tableau 43	Effets médians des combinaisons de scénarios sur les sorties du modèle pour la zone n°2	248
Tableau 44	Le questionnaire « environnement résidentiel » mené à Wat Puranawat	265

Tableau 45	Le questionnaire « environnement – BG-GAT » auquel chaque piège a été soumis	276
Tableau 46	Grille d'analyse pour l'identification des caractéristiques environnementales influençant les relevés de température	276
Tableau 47	Températures moyennes relevées par les iButtons en fonction de la situation et de la période de la journée (du 09-07-2015 au 13-08-2015)	286
Tableau 48	Paramètres de l'IAE et leur valeur choisie pour l'application à Bangkok	301
Tableau 49	Principaux paramètres utilisés pour les simulations avec MO ³	316
Tableau 50	La validation des modèles : une perspective de recherche prioritaire	328
Tableau 51	Constantes associées aux bandes 10 et 11 de Landsat 8 (TIRS)	334
Tableau 52	Formules et valeurs de l'émissivité en fonction de l'occupation du sol et de la valeur du NDVI	336

ACCRONYMES

AC	automate cellulaire
API	Application Programming Interface
BAEM	<i>built-up area extraction method</i>
BMA	Bangkok Metropolitan Authority
CE	cellule environnement
CLA	couche limite atmosphérique
CLU	couche limite urbaine
DCB	Delhi Cantonment Board
DPCC	Delhi Pollution Control Commitee
DTR	<i>diurnal temperature range</i>
ENM	<i>ecological niche modelling</i>
GLP	gîte larvaire potentiel
IAE	indice d'aléa environnemental
ICU	îlot de chaleur urbain
IGN	Institut Géographique National
MAE	moyenne des erreurs absolues
MCD	Municipal Corporation of Delhi
MOMA	Model of Mosquito <i>Aedes</i>
MODE	Model of Environment
MODIS	Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer
MOMOS	Model of Mobility
NASA	National Aeronotics and Space Administration
NDBI	<i>normalized differenced built-up index</i>
NDMC	New Delhi Municipal Council
NDSI	<i>normalized differenced soil index</i>
NDVI	<i>normalized differenced vegetation index</i>
NSO	National Statistical Office of Thailand
OLI	Operational Land Imager
OMS	Organisation Mondiale de la Santé
ORGCC	Office of the Registrar General and Census Commissioner
OSM	OpenStreetMap
PIB	Produit intérieur brut
POI	<i>Point Of Interest</i>
RBHC	<i>resource-based habitat concept</i>
RMSE	moyenne quadratique des erreurs

SIG	systèmes d'information géographique
SMA	systèmes multi-agents
Ta	température de l'air
Ta'	température de l'air estimée
THRS	très haute résolution spatiale
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TMD	Thai Meteorological Department
TOAbt	température de brillance top-atmosphérique
Ts	température de surface
TVX	<i>temperature-vegetation index</i>
USGS	United States Geological Survey

INTRODUCTION

Les déséquilibres écologiques majeurs entraînés par les activités humaines ont des conséquences profondes sur les écosystèmes. Au niveau mondial, ces changements environnementaux s'expriment notamment par une homogénéisation des biotopes et des espèces qui les occupent (Clavel *et al.* 2011). L'intensification des échanges résultant de la mondialisation participe à cette uniformisation en favorisant la circulation de certaines espèces (Olden *et al.* 2004). Les espaces urbains et périurbains constituent à ce titre des lieux d'accueil privilégiés pour les espèces dites « synanthropiques », espèces adaptées aux caractéristiques des environnements construits par l'homme (McKinney 2006). Du point de vue de ces espèces, de plus en plus, les villes présentent des conditions environnementales proches les unes des autres, indépendamment du pays ou du continent où elles se situent (Savard *et al.* 2000). De plus, les relations qu'elles entretiennent entre elles par le biais des transports d'humains et de marchandises facilitent leur accès par voie terrestre, maritime ou aérienne.

À la paupérisation écologique (McKinney 2006) s'ajoute une seconde conséquence de l'homogénéisation des écosystèmes : le risque de propagation globale de maladies émergentes ou ré-émergentes, notamment celles pouvant être transmises à l'homme par l'intermédiaire d'un vecteur (Raoult 2010). Parmi les espèces vectrices de maladies, ce sont les moustiques qui, à l'heure actuelle, présentent l'impact sanitaire le plus important. Une maladie émergente ou ré-émergente désigne une affection qui apparaît (identification récente, mutation, pathologies liées à des risques nouveaux créés par des changements de comportements) ou réapparaît (maladies anciennes ressurgissant parfois sous une forme plus sévère (Fagherazzi-Pagel 2012 ; Thouez 2005)). Du fait de l'homogénéisation écologique globale, lorsqu'une maladie vectorielle émerge ou ré-émerge, ce n'est pas seulement le lieu où elle apparaît qui devient à risque, mais tous les espaces où son vecteur est présent et susceptible de rentrer en contact avec l'homme. Les risques sont démultipliés lorsque le vecteur est une espèce synanthropique. La population concernée représente alors une part importante de la population mondiale. Les nombreux échanges entre les villes peuvent transformer une épidémie localisée en pandémie.

Si l'anophèle (*Anopheles gambiae* notamment), vecteur du paludisme, est le moustique qui tue le plus chaque année, *Aedes aegypti* est celui qui menace le plus d'individus au niveau mondial. Cette espèce est parfaitement adaptée aux zones urbaines et péri-urbaines des régions inter-tropicales (Gubler 2002). La femelle *Aedes* est capable de transmettre à l'homme plusieurs maladies, dont une qui a fait parler d'elle ces derniers mois : le Zika. Suite à l'épisode épidémique survenu au Brésil en 2015, de nombreux chercheurs ont souligné les risques de pandémie (Gatherer et Kohl 2016 ; Russell 2016 ; Waggoner et Pinsky

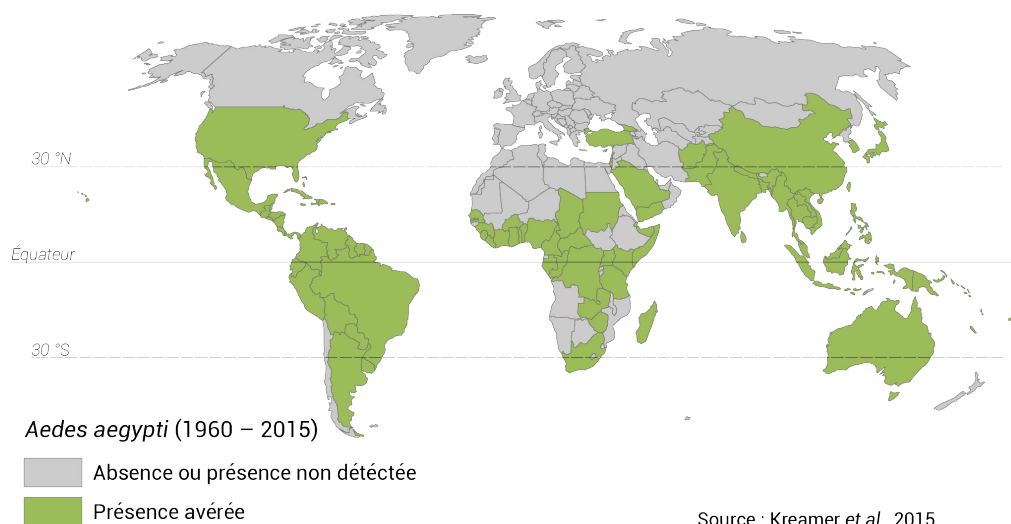


FIGURE 2 – Présence avérée d'*Aedes aegypti* par pays (carte réalisée à partir des données de Kraemer *et al.* (2015))

2016). De fait, plus d'un milliard et demi d'individus, vivant principalement dans les grandes agglomérations de la zone intertropicale, peuvent être considérés comme exposés à un risque très élevé et deux milliards et demi de personnes vivent sous la menace d'un virus transmis par ce moustique (Brady *et al.* 2012) (sans compter les dizaines de millions de voyageurs visitant chaque année les zones à risque). Le vecteur d'arboviroses¹ *Aedes aegypti* fait l'objet de cette thèse.

Aedes aegypti est un insecte de la famille des moustiques (*Culicidae*). Il est le vecteur principal de plusieurs virus dont celui de la fièvre jaune ($\approx 130\ 000$ cas en Afrique en 2013 (Garske *et al.* 2013), mais la maladie est également présente en Amérique Latine), celui de la dengue (≈ 390 millions de cas par an au niveau mondial (Bhatt *et al.* 2013)) et celui du Zika (Fauci et Morens 2016; Gubler 2002). Il est également le vecteur secondaire du Chikungunya. Originaire des forêts d'Afrique de l'Ouest, *Aedes aegypti* a probablement été transporté en Amérique par les bateaux participant au commerce triangulaire (Powell et Tabachnick 2013)². Des analyses génétiques ont montré que le moustique a poursuivi sa propagation vers l'Ouest en colonisant des îles du Pacifique, la côte Nord-Est de l'Australie, l'Asie du Sud-Est, l'Inde et l'Arabie Saoudite (Brown *et al.* 2014; Powell et Tabachnick 2013)³.

Aujourd'hui, *Aedes aegypti* est installé de façon durable dans la majorité des zones urbaines situées entre les latitudes 30° Nord et 30° Sud (cf. figure 2, p. 2). Sa propagation, aujourd'hui mondiale, a largement contribué à la ré-émergence des arboviroses qu'il transmet.

1. Une arbovirose est une maladie virale transmise par un arthropode (araignée, insecte) hématophage.

2. La première épidémie américaine confirmée de fièvre jaune ayant eu lieu en 1648 sur la péninsule du Yucatán (Powell et Tabachnick 2013).

3. Les scénarios possibles sont néanmoins nombreux (Powell et Tabachnick 2013), tous ne coïncidant pas avec celui présenté ici (*e.g.* Gubler (1998)). Ces théories évoluent rapidement, à mesure notamment que paraissent les études génétiques.

LE SYSTÈME PATHOGÈNE COMPLEXE DES ARBOVIROSES

Les arboviroses transmises à l'homme par *Aedes aegypti* suivent le même modèle que nombre d'entre elles : un vecteur infecté pique un hôte⁴ sain pour se nourrir de son sang. Ce dernier devient à son tour capable d'infecter les vecteurs sains qui le piqueront par la suite.

À l'échelle globale, la distribution spatiale des arboviroses dépend principalement de celle de leur vecteur. Ainsi, la dengue, infection virale transmise par *Aedes aegypti* ayant ré-émergé à partir des années 1970 (Gubler et Clark 1995), est aujourd'hui endémique dans de nombreux pays de la zone inter-tropicale (cf. figure 3, p. 3). D'après la carte à partir de laquelle a été réalisée cette figure, aucun cas de dengue répertorié en Afrique n'a été signalé à l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS). Pourtant, des épidémies ont pu être observées sur ce continent au cours de la décennie 2000 – 2010 (Were 2012). Il paraît peu probable que la transmission de la maladie ait été brutalement interrompue. L'absence de données pour le continent africain révèle la difficulté de recueillir des données épidémiologiques dans les pays les plus pauvres. D'après des estimations récentes, la dengue touche 390 millions d'individus par an au niveau mondial (Bhatt *et al.* 2013) (dont 64 millions pour le continent africain). Le Zika, maladie considérée comme ré-émergente depuis 2015, est encore en cours d'expansion (cf. figure 4, p. 4).

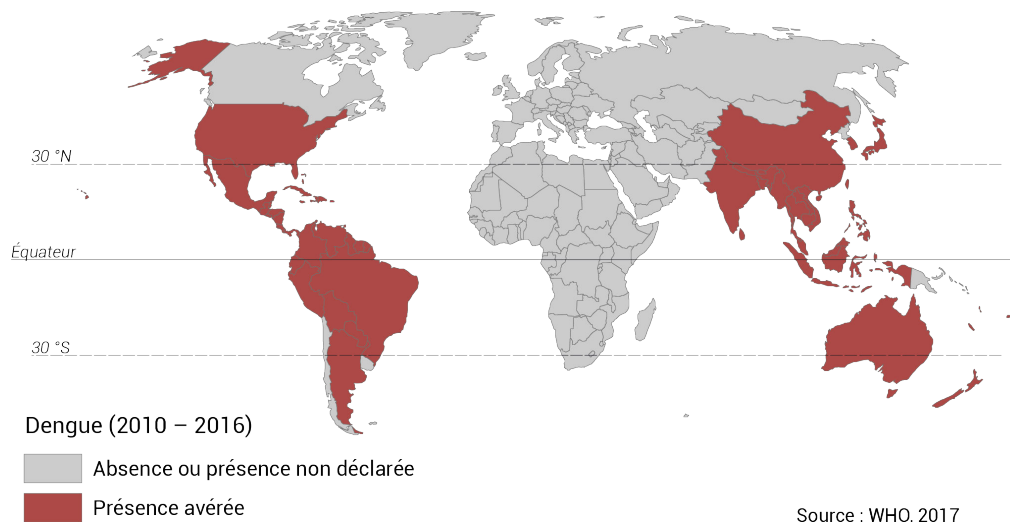


FIGURE 3 – Présence déclarée de la dengue par pays (2010 – 2016) (carte réalisée à partir de données cartographiques de l'OMS (2017a))

Le cycle de ces arboviroses est conditionné par des périodes de virémie au cours desquelles le virus peut être transmis d'un hôte vers un vecteur. Cette durée est de 4 à 10 jours pour la dengue. De même, un vecteur n'est pas capable de transmettre la maladie directement après avoir prélevé du sang chez son hôte. Par exemple, lorsqu'il infecte un moustique, le virus doit d'abord atteindre les glandes salivaires. Cette étape dure entre 8 et 12 jours pour le virus de la dengue. Lorsque la moustique femelle pique, elle injecte de la salive

4. Dans un système pathogène, l'hôte est l'élément du système qui contracte la maladie et en présente des symptômes importants.

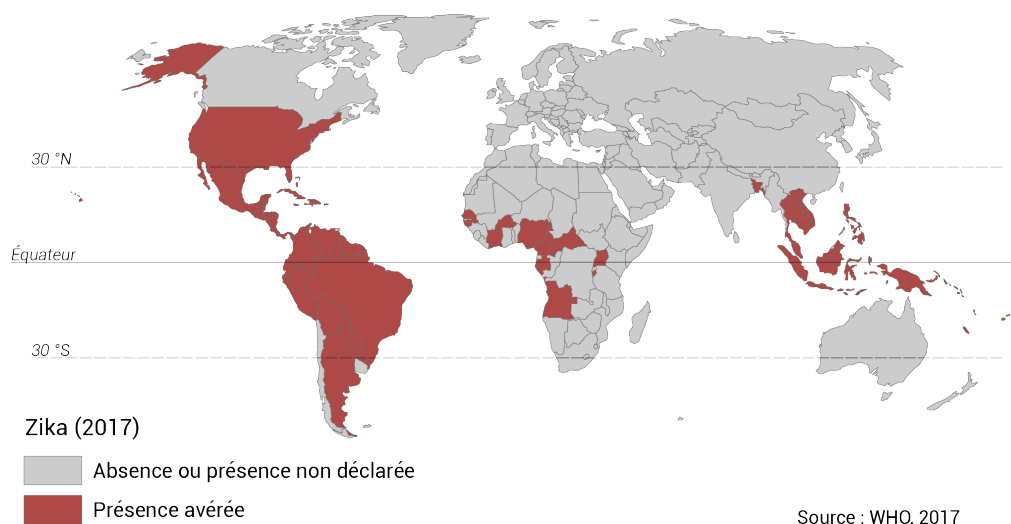


FIGURE 4 – Présence déclarée du Zika par pays (2017) (carte réalisée à partir d'un rapport de situation produit par l'OMS (2017b))

afin d'empêcher le sang de coaguler. C'est à ce moment-là que l'infection se produit (Nature 2017). Dans de très rares cas, il est possible qu'une transmission verticale ait lieu, c'est-à-dire que le virus se transmette de la mère à l'œuf. Cette possibilité n'impacterait pas la persistance géographique du virus de façon importante (Grunnill et Boots 2016). En revanche, les infections asymptomatiques (sans symptômes apparents) ont probablement un rôle primordial dans la diffusion des épidémies : de nombreux individus, sains en apparence, poursuivent normalement leurs activités quotidiennes tout en étant porteurs du virus et capables de le transmettre à des moustiques sains. Cette situation complique la tâche des autorités sanitaires en charge de la lutte contre les arboviroses. Celle-ci nécessite une compréhension fine des processus infectieux présents (quel est le nombre de personnes asymptomatiques ?) mais aussi des processus passés (quel est le taux de personnes immunisées contre le(s) sérotype(s) en cours d'expansion ?). À titre d'exemple, le taux d'infections dengueuses asymptomatiques atteint parfois des proportions extrêmes (20 à 97 %) (Grunnill et Boots 2016). Ainsi, d'après Bhatt *et al.* (2013), seuls 96 millions des 390 millions d'individus touchés chaque année par la dengue dans le monde présenteraient des symptômes. Il existe quatre sérotypes du virus de la dengue. Lorsqu'un individu est infecté, il acquiert une immunité contre le sérotype du virus responsable de l'infection.

La diffusion d'une arbovirose est donc le résultat d'un ensemble d'interactions unissant un hôte, un vecteur et un virus (cf. figure 5, p. 5). Du fait des relations qu'elles entretiennent, ces entités forment un système, « *une unité globale organisée d'interrelations entre éléments, actions ou individus* » (Morin 1977). Selon Ludwig von Bertalanffy, les systèmes vivants présentent une caractéristique particulière :

« [...] Les systèmes vivants sont fondamentalement des systèmes ouverts. Un système ouvert est défini par son échange continu de matière avec son environnement ; on constate une entrée et une sortie, une construction et une destruction de ses composants matériels. » (Bertalanffy 1968)

Edgar Morin ajoutera quelques années plus tard :

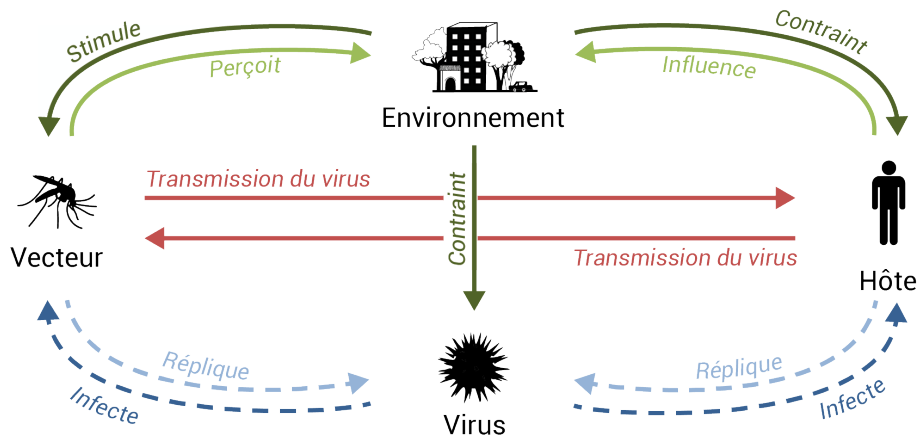


FIGURE 5 – Le système pathogène complexe des arboviroses transmises par *Aedes aegypti* : exemple de la dengue (modifié de Daudé *et al.* (2015))

« [...] Plus un système vivant est autonome, plus il est dépendant à l'égard de l'écosystème ; en effet, l'autonomie suppose la complexité, laquelle suppose une très grande richesse de relations de toutes sortes avec l'environnement, c'est-à-dire dépend d'interrelations, lesquelles constituent très exactement les dépendances qui sont les conditions de la relative indépendance. » (Morin 1973)

Dans un système vivant, chaque élément – et de fait, le système dans son ensemble – est dépendant de l'environnement (cf. figure 5, p. 5). L'hétérogénéité de ce dernier est susceptible d'entraîner une hétérogénéité spatiale dans la distribution des autres composants du système. Le résultat de leurs interactions s'en trouve également impacté. Cette caractéristique des arboviroses, et de nombreux types de maladies, est précisément ce qui suscite l'intérêt des géographes. Les bases de la formalisation et de la conceptualisation des relations entre l'environnement et la diffusion des arboviroses ont été posées dans les années 1930 par Maximilien Sorre (Sorre 1933). Approfondissant les concepts énoncés par ce dernier, Henri Picheral propose le terme de « système pathogène » pour qualifier les systèmes dont le résultat est la diffusion d'une maladie sur une « aire pathogène » dont l'ampleur dépend en partie de l'environnement (Picheral 1982b). Cette aire pathogène ne se définit pas seulement par l'association du vecteur, de l'hôte, du virus et de différents éléments environnementaux : la configuration spatiale de l'environnement (qui peut être analysée à plusieurs échelles différentes), la connectivité des habitats, l'utilisation par l'hôte humain de ces espaces, les caractéristiques socio-culturelles des populations, en sont des clés de compréhension primordiales (Lambin *et al.* 2010). La distribution généralement hétérogène des arboviroses dans les villes (LaDeau *et al.* 2015) est le reflet de cette dépendance du système pathogène à son environnement. La compréhension des caractéristiques environnementales qui influencent la distribution des arboviroses est considérée par l'OMS comme un enjeu sanitaire mondial (Organisation 2012). L'émergence potentielle de nouveaux virus, comme le Zika, la rapidité de leur propagation et la sévérité des infections qui leur sont associées, mettent en exergue la nécessité de l'approfondissement des connaissances sur la question.

L'émergence de nouvelles arboviroses pose de nombreuses questions. Comment la petite forêt de Zika, située dans la périphérie de Kampala, sur les rives du lac Victoria, peut-elle être à la source d'une pandémie en Amérique latine ? Le virus Zika est identifié pour la première fois en 1947 dans la forêt de Zika (actuel Ouganda) (Gautret et Simon 2016). Suite à une lente progression en Afrique, en Asie puis en Océanie, celui-ci finit par atteindre la Micronésie : la première épidémie d'infections sévères liées au virus s'y déclare en 2007 sur l'île de Yap (Gautret et Simon 2016). Dans les années qui suivent, l'épidémie s'étend à plusieurs îles du Pacifique : Polynésie Française, Ile de Pâques, Nouvelle-Calédonie, etc. Le premier cas sud-américain est déclaré au Brésil en mai 2015. Selon une hypothèse avancée par le biologiste D. Musso (2015), le virus aurait franchi l'océan Pacifique par l'intermédiaire d'une ou plusieurs équipes de Va'aa (pirogue polynésienne) venues à Rio de Janeiro pour participer à une compétition. Le virus s'est ensuite répandu rapidement au Brésil, puis dans les pays voisins, pour finalement atteindre sa distribution actuelle (cf. figure 4, p. 4). L'épidémie de grande ampleur sévissant actuellement entre la Floride et l'Argentine a donc été amorcée par un petit rassemblement d'individus ultra localisé. Le système pathogène de l'arbovirose peut ainsi être décrit comme un système complexe (Daudé *et al.* 2015; Gatrell 2005) :

- d'abord, dans le cas du Zika, un événement mineur (un rassemblement sportif) a eu des effets imprévisibles d'une ampleur nettement plus importante (diffusion d'une pandémie) ;
- ensuite, les quatre éléments du système pathogène (l'hôte, le vecteur, le virus et l'environnement) entretiennent des relations multiples formant des boucles de rétroaction (*e.g.* l'augmentation du nombre d'humains contaminés entraîne une augmentation du nombre de moustiques contaminés (Daudé *et al.* 2015)) ;
- enfin, les facteurs impactant les dynamiques du système peuvent être étudiés à plusieurs échelles différentes pour chacun des quatre éléments du système pathogène (cf. figure 5, p. 5).

La non-linéarité entre les causes et leur(s) résultat(s), les rétroactions et les dynamiques multi-échelles sont des caractéristiques des systèmes complexes (Urry 2005).

LA PLACE DE L'ENVIRONNEMENT DANS LA LUTTE CONTRE LES ARBOVIROSES

Le cadre conceptuel offert par l'approche systémique et la théorie de la complexité nous invite à orienter l'analyse de l'arbovirose vers les interactions qu'entretiennent les composants du système plutôt que vers l'étude exclusive et isolée d'un de ces éléments. Les différentes techniques de contrôle vectoriel peuvent être analysées au regard de ces relations (Daudé *et al.* 2015) (cf. figure 6, p. 7). Mise à part l'interrelation unissant directement l'environnement et le virus (principalement liée à la température de l'air), toutes les interrelations peuvent être visées dans le cadre de la lutte contre une arbovirose. Les actions consistent généralement à modifier ou enrayer une relation entre deux

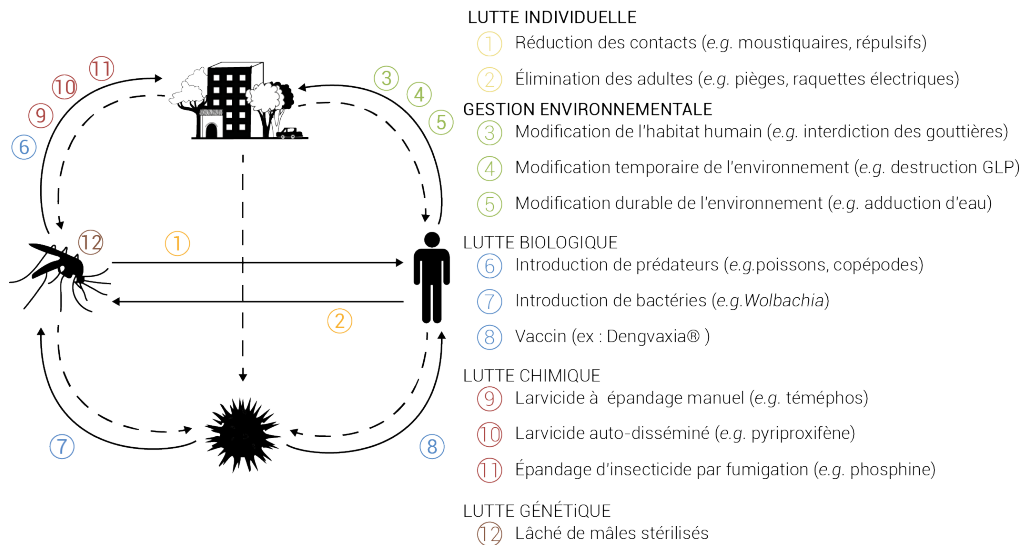


FIGURE 6 – Les principales techniques de lutte contre les arboviroses transmises par *Aedes aegypti* au regard de leur système pathogène complexe (d'après Daudé *et al.* (2015))

éléments du système⁵. Ces différentes méthodes d'action présentent à la fois des avantages et des inconvénients. Dans les villes au sein desquelles les maladies transmises par *Aedes aegypti* sont endémiques, aucune des méthodes citées dans la figure 6 (p. 7) n'est efficace à 100 % (Reiter 2016). Par exemple, même à Singapour, où la surveillance et le contrôle sont très structurés, des épidémies se déclarent chaque année depuis les années 1980 (Hapuarachchi *et al.* 2016; Ooi *et al.* 2006).

Les différentes méthodes de lutte peuvent être évaluées d'après plusieurs critères : facilité de mise en œuvre, coût, efficacité, délai de mise œuvre, durabilité. Certaines méthodes sont peu coûteuses et efficaces au niveau individuel (vêtements longs, crèmes anti-moustique) mais ne sont pas considérées comme efficaces au niveau collectif, à l'instar de la lutte chimique par épandage manuel ou par fumigation. Certaines méthodes prometteuses sont encore en cours de développement et sont pour l'instant trop onéreuses pour être appliquées à grande échelle (la lutte génétique, les larvicides auto-disséminés, l'introduction de bactéries *Wolbachia* dans les populations de moustiques empêchent le développement du virus de la dengue) (Reiter 2016). Le désavantage commun des méthodes citées ci-dessus est leur faible durabilité. À cela s'ajoute le fait que ces stratégies comportent des zones d'ombre au niveau des boucles de rétroaction qu'elles peuvent entraîner (e.g. augmentation des populations non-immunisées suite à un contrôle vectoriel strict (à Singapour par exemple (Ooi *et al.* 2006)), ouverture de niches écologiques pour d'autres moustiques capable de transmettre d'autres maladies (e.g. *Aedes albopictus*), effets imprévisibles des insecticides sur les écosystèmes). La vaccination paraît être une solution prometteuse pour enrayer la diffusion des épidémies⁶, mais son délai de mise en œuvre est extrêmement long. Si des vaccins contre la fièvre jaune et contre la dengue sont aujourd'hui disponibles (ou en phase d'essai pour le dernier),

5. Mise à part la lutte génétique qui peut avoir pour objet l'éradication du vecteur.

6. La vaccination d'une partie de la population peut empêcher la circulation du virus au sein de la population dans son ensemble.

des maladies en pleine émergence comme le Zika ne peuvent pas être traitées de cette façon. De plus, malgré des campagnes de vaccination massives, certains virus parviennent à se maintenir dans des réservoirs non-humains. Une fois les campagnes de vaccination stoppées, le virus peut ré-apparaître chez l'homme par l'intermédiaire d'un moustique ayant préalablement piqué un hôte non-humain infecté (la fièvre jaune est par exemple concernée par ce type de cycle). En fin de compte, si elles ne sont évidemment pas parfaites, les stratégies de lutte visant à gérer l'environnement humain pour le rendre impropre à l'établissement de populations vectorielles semblent être un bon compromis entre les différents critères. Cette méthode de contrôle demeure aujourd'hui la plus répandue (Cromwell *et al.* 2017). Elles nécessitent une compréhension fine des caractéristiques environnementales qui influencent la distribution spatio-temporelle des éléments du système et de leurs interactions (Daudé *et al.* 2015; Reisen 2010). L'incidence de la dengue ou du Zika n'est pas systématiquement corrélée à l'abondance du vecteur. Néanmoins, la présence de ce vecteur est un élément primordial de la diffusion épidémique. La répartition d'*Aedes aegypti* dans la ville étant liée aux conditions environnementales (LaDeau *et al.* 2015), la relation environnement \leftrightarrow moustique fait l'objet d'un intérêt particulier pour la lutte contre les arboviroses (Butterworth *et al.* 2015; Ferreira *et al.* 2006; Gubler 2002; Reiskind et Lounibos 2013; Tran 2004; Vanwambeke *et al.* 2011).

De ce point de vue, la cartographie dynamique des zones favorables à la présence du vecteur peut servir de point d'appui pour la planification, l'optimisation et la mise en œuvre des actions de contrôle (Machault *et al.* 2014). Le paradigme des systèmes multi-agents (SMA), bien adapté à la modélisation, et la simulation du système pathogène complexe des arboviroses transmises par *Aedes aegypti* (Daudé 2017), permet d'enrichir considérablement l'approche strictement environnementale offerte par la cartographie dynamique. La modélisation à base d'agents permet notamment de prendre en considération les interrelations qui unissent les composants du système. Appliquée au niveau d'un quartier ou d'une ville, cette méthode permet par exemple de simuler les effets d'une campagne de vaccination ou d'une action de contrôle vectoriel. Un modèle à base d'agents a été élaboré par notre équipe⁷ (rattachée à l'UMR IDEES-6266 et à l'Institut Pasteur) dans le cadre du programme DENFREE⁸ (FP7, 2013–2016). L'axe du programme DENFREE auquel cette thèse est intégrée est le fruit d'une collaboration entre l'Institut Pasteur et l'UMR IDEES. Un des objectifs de cette collaboration est de modéliser le système pathogène complexe de la dengue en rassemblant quatre sous-modèles, chacun centré sur un de ses composants (hôte \leftrightarrow vecteur \leftrightarrow virus \leftrightarrow environnement). Le modèle permettant de simuler les déplacements quotidiens de l'hôte (l'humain) et le modèle permettant de simuler le cycle de vie du vecteur (*Aedes aegypti*) ont respectivement été développés par Alexandre Cébeillac (Cébeillac *et al.* 2017b) et Somsakun Maneerat (Maneerat 2016) dans le cadre de leur doctorat. La construction du modèle environnemental est l'objet de ce manuscrit. Thomas Huraux (post-doctorant à l'UMR IDEES) a eu la charge de rassembler les trois sous-modèles (l'hôte, le vecteur et l'environnement) dans un modèle appelé « MO³ » et d'y

7. Alexandre Cébeillac, Thomas Huraux, Somsakun Maneerat, Bertrand Levebvre, Yvette Vaguet, Alain Vaguet, Greg Devine, Richard Paul, Éric Daudé (coordinateur)

8. <http://denfree.org/>

inclure le dernier composant du système pathogène : le virus. L'élaboration du modèle environnemental a été réalisée en collaboration étroite avec les autres développeurs de mo³. Bien que s'inscrivant dans le cadre d'une discipline (la géographie), l'objet de recherche et les objectifs de ce travail ont nécessité une hybridation entre des approches issues de plusieurs domaines (géomatique, entomologie, éthologie, biogéographie, climatologie, informatique).

La représentation de l'environnement du système pathogène de la dengue dans le modèle à base d'agents mo³ nécessite une définition formelle de l'objet à représenter. De façon générale, cette démarche consiste à en définir le contenu et à identifier ses frontières. Ces dernières comprennent aussi bien des limites internes au système pathogène (quelle est la limite entre l'environnement et les autres membres du système?) que des limites externes à ce système (quels éléments du milieu font partie de l'environnement du système?). Dans le cadre de ce travail, l'environnement du système pathogène est étudié selon la perspective du vecteur. Nous le verrons, de nombreuses études ont permis d'identifier les caractéristiques de l'environnement susceptibles d'impacter la répartition spatio-temporelle d'*Aedes aegypti* (e.g. Arunachalam *et al.* (2010), Barrera *et al.* (2006), Braks *et al.* (2003), Espinosa *et al.* (2016), Mazine *et al.* (1996), Quintero *et al.* (2009) et Vezzani et Albicocco (2009)). Bien que ces études aient permis d'identifier les facteurs de risques au niveau local, la comparaison de leurs résultats ne permet pas toujours de dégager de consensus absolu concernant l'effet de l'environnement sur la distribution du vecteur. En plus de varier d'un lieu à un autre (Hartemink *et al.* 2014), ces effets évoluent dans le temps et varient en fonction de l'échelle d'observation (Daudé *et al.* 2015). Ceci limite les capacités de transposition des modèles développés pour un espace particulier à d'autres espaces (Hartemink *et al.* 2014). De plus, selon LaDeau *et al.* (2015), peu de modèles permettant de simuler les dynamiques vectorielles et d'identifier les espaces à risque sont développés aux échelles intra-urbaines appropriées pour l'organisation des campagnes de lutte anti-vectorielle. Les collectivités territoriales n'en ayant pas les moyens financiers ou dont ce n'est pas la priorité ne peuvent pas construire ce type de cartes de distribution potentielle. Ces observations permettent de dégager plusieurs questions auxquelles ce travail s'attachera à répondre : comment définir l'environnement du système pathogène de la dengue? Comment le représenter à une échelle appropriée à l'organisation de la lutte anti-vectorielle? Avec quelles dynamiques? Est-il possible d'étudier les relations environnement ↔ vecteur sans données collectées sur le terrain?

OBJECTIFS DE LA THÈSE

Au vu de ces considérations, nous avons identifié quatre objectifs à réaliser dans le cadre de l'élaboration de Model of Environment (MODE), le modèle présenté dans ce travail :

1. LES ÉCHELLES INTRA-URBAINES : MODE doit pouvoir être appliqué aux échelles de la lutte anti-vectorielle : l'échelle de la ville, à laquelle sont organisées les campagnes de lutte (échelle « macro » dans ce travail) et

l'échelle du quartier, à laquelle sont menées les actions anti-vectorielles (échelle « micro »).

2. **TRANSPOSABILITÉ** : d'une part, pour présenter un intérêt dans le cadre de la lutte anti-vectorielle, le modèle environnemental MODE doit être transposable dans le temps et dans l'espace : le modèle doit pouvoir être appliqué dans différents contextes urbains, à différentes périodes. D'autre part, pour répondre au premier objectif formulé, il doit pouvoir être transposé d'une échelle à une autre.
3. **DONNÉES LIBRES D'ACCÈS** : le fait de pouvoir appliquer cette approche dans la majorité des villes touchées ou susceptibles d'être touchées par les arboviroses transmises par *Aedes aegypti* est conditionné par la disponibilité des données requises par le modèle. Afin de garantir sa genericité spatio-temporelle, MODE a donc été développé dans le but de générer des environnements dynamiques à partir de données libres ou aisément accessibles (données non payantes, accessibles sur demande par exemple).
4. **TRAITEMENTS AUTOMATISÉS** : afin de faciliter l'utilisation et la transposition de MODE, les outils libres de droits et les traitements automatisés ont été largement privilégiés.

Afin de tester ses capacités en terme de transposabilité, MODE est appliqué aux villes de Bangkok (Thaïlande) et de Delhi (Inde) (cf. figure 7, p. 11). Ces deux mégapoles asiatiques sont touchées chaque année par des épidémies de dengue. Comme nous le verrons, elles présentent l'avantage d'être très différentes en terme d'occupation du sol et de climat. La ville de Bangkok est un des terrains choisis dans le cadre du projet DENFREE. Ceci nous a permis d'établir des liens avec les institutions locales, d'obtenir des données épidémiologiques et de mener un projet de collecte de données environnementales et entomologiques en partenariat avec la Bangkok Metropolitan Authority (BMA) et l'Université Mahidol. Bangkok est une ville côtière, dont le climat tropical est soumis à un régime de mousson. Par opposition, Delhi est une ville continentale, située dans un environnement particulièrement sec. Comme Bangkok, Delhi est soumise à un climat de mousson. Ces différences environnementales ont-elles une incidence sur la distribution potentielle d'*Aedes aegypti*? En plus de présenter une situation environnementale particulière, la ville de Delhi présente l'avantage d'avoir été sélectionnée comme terrain du projet AEDESS (ANR, 2010–2013)⁹. Les bases de données épidémiologiques de Delhi utilisées dans cette thèse ont été acquises dans le cadre de ce projet. Celui-ci nous a également permis d'amorcer ce travail de thèse dans le cadre d'un stage de Master 2 effectué au Centre des Sciences Humaines de Delhi. Depuis ce premier passage à Delhi, de mars à juin 2013, cette thèse a été l'occasion de deux séjours à Bangkok (juin 2014 – août 2014 et juillet 2015 – septembre 2015) et d'un second séjour à Delhi (octobre 2014 – décembre 2014).

9. <http://www.agence-nationale-recherche.fr/?Projet=ANR-10-CEPL-0004>

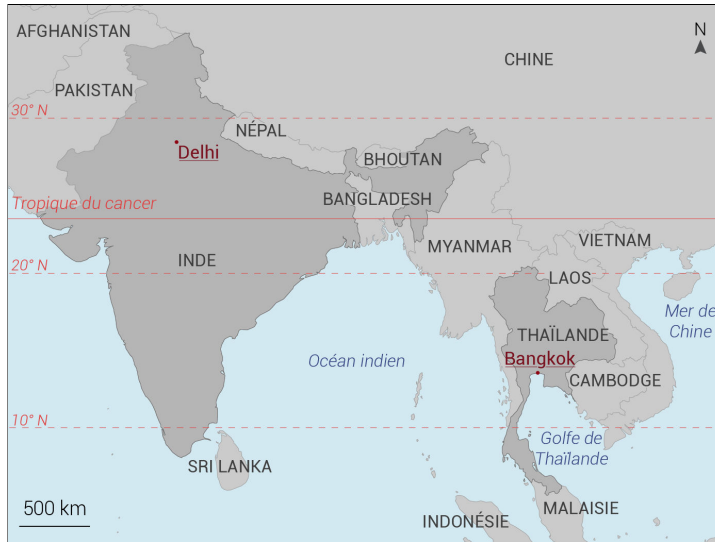


FIGURE 7 – Localisation des villes de Bangkok (Thaïlande) et Delhi (Inde)

PLAN

La première partie de cette thèse consistera à définir de façon formelle, non ambiguë, l’environnement du système pathogène complexe de la dengue. Le premier chapitre consistera à identifier, dans la littérature, les caractéristiques environnementales qui influencent la distribution d’*Aedes aegypti*, les techniques de mesures utilisées, leurs avantages et leurs limites. Ceci sera réalisé au regard de nos objectifs de transposabilité, d’aisance d’accès aux données requises et d’automatisation du processus de génération de l’environnement. Le second chapitre a pour but de proposer un cadre conceptuel – basé sur une approche phénoménologique – adapté à la modélisation de l’environnement du système pathogène d’une arbovirose au vu de nos objectifs. Dans la seconde partie, nous présentons deux méthodes de modélisation différentes, découlant de l’approche conceptuelle élaborée dans le chapitre 2. Le chapitre 3 est destiné à la présentation de MODE-macro¹⁰, le modèle permettant de générer un environnement à l’échelle d’une ville. Le chapitre 4 présente la version micro de MODE : un modèle permettant de générer un environnement de résolution fine (< 1 m). La troisième partie de cette thèse est consacrée à l’utilisation des modèles précédemment évoqués. Un protocole de mesures environnementales, météorologiques et entomologiques permettant de comparer les résultats issus de MODE-micro à des situations réelles est proposé dans le chapitre 5. Enfin, l’objectif du chapitre 6 est de proposer deux applications différentes de MODE-macro : (1) une méthode de cartographie dynamique de la capacité des espaces intra-urbains à accueillir des populations d’*Aedes aegypti*¹¹ et (2) une utilisation de MODE-macro intégré au modèle MO³, permettant notamment de simuler le cycle de vie et les déplacements du vecteur dans une ville. Le déroulé de ce manuscrit est résumé dans la figure 8 (p. 12).

10. Les modèles développés dans le cadre de cette thèse sont disponibles au lien suivant : <https://github.com/renaudmisslin>

11. Une application web a été développée dans le cadre de cette section. Elle est consultable à l’adresse suivante : https://analytics.huma-num.fr/Renaud.Misslin/iae_bangkok/.

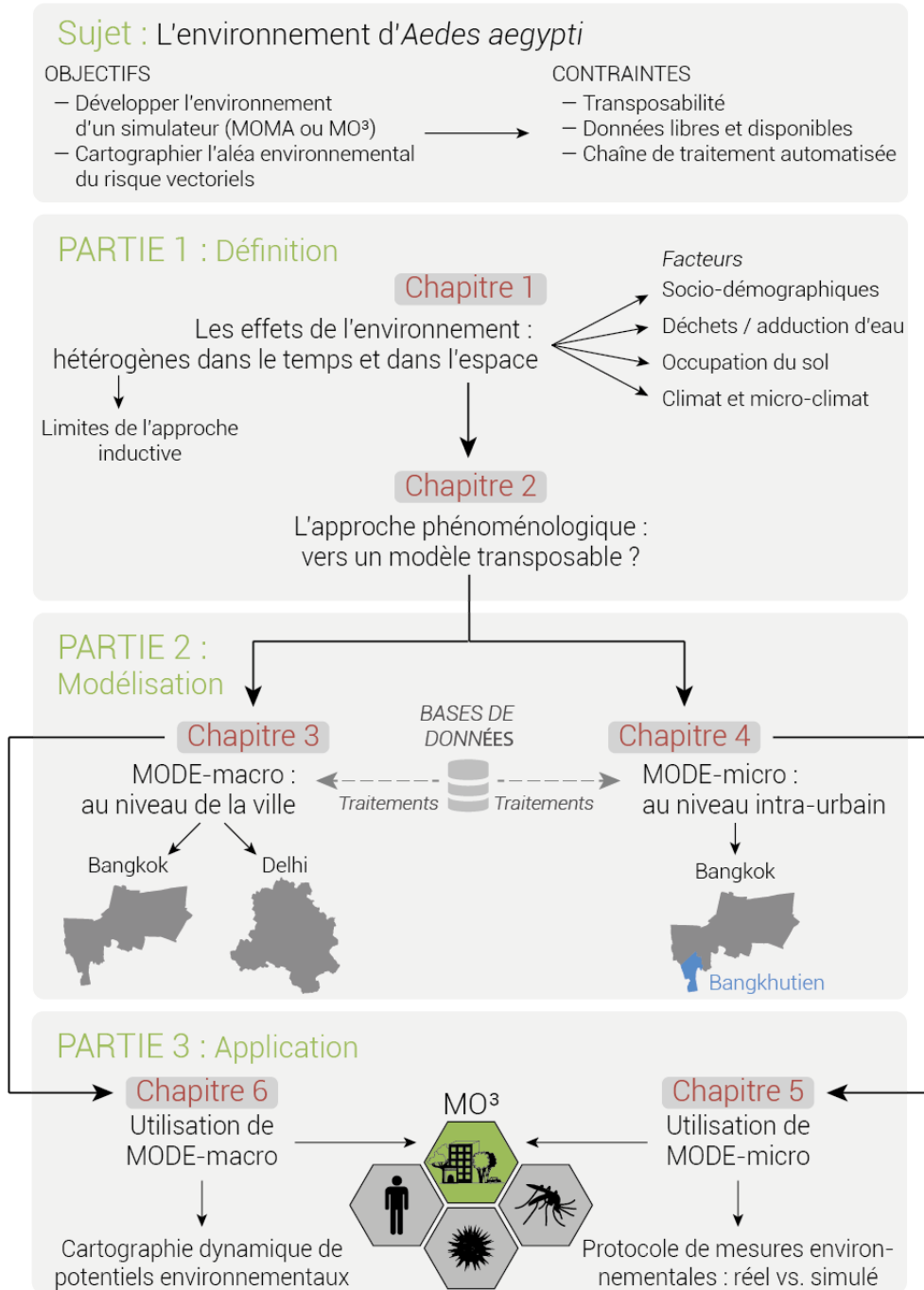


FIGURE 8 – Déroulé de la thèse

Première partie

LES RELATIONS D'*Aedes Aegypti* AVEC SON
ENVIRONNEMENT : ÉTAT DE L'ART ET NOUVELLES
APPROCHES

1

ÉTUDIER L'EFFET DES CARACTÉRISTIQUES DE L'ENVIRONNEMENT SUR LA DISTRIBUTION D'*Aedes aegypti* DANS LES VILLES

La répartition des espèces animales résulte d'interactions entre un grand nombre de facteurs divisés en deux grands groupes : les facteurs internes et les facteurs externes (Lacoste et Salanon 1999). Les facteurs internes sont propres aux organismes, ils regroupent leurs capacités intrinsèques. Celles-ci comprennent leurs capacités de propagation (reproduction, dissémination), leur amplitude écologique et leurs potentiels évolutifs (la plasticité intraspécifique, stratégies adaptatives, sélection). Le deuxième groupe de facteurs regroupe les facteurs environnementaux exerçant des pressions sur les organismes : ce sont des facteurs limitants dont l'importance est pondérée par les facteurs internes (par les capacités évolutives et les capacités d'adaptation notamment). La combinaison de l'ensemble de ces facteurs définit l'aire de répartition potentielle d'une espèce. En biogéographie, l'identification de ces facteurs passe souvent par la recherche de relations statistiques entre la distribution d'une communauté d'organismes et les caractéristiques mésologiques (abiotiques) de son écosystème (Lacoste et Salanon 1999). Les méthodes utilisées dans cette discipline présentent un intérêt particulier pour les scientifiques étudiant les maladies à vecteurs. Bien qu'elle dépende d'un système complexe de facteurs, la transmission de ces maladies ne peut se faire que par l'intermédiaire d'un vecteur particulier (Tran *et al.* 2005). Certaines arboviroses, comme la dengue ou le virus Zika¹, ne peuvent être transmises que par l'intermédiaire des moustiques de genre *Aedes* et plus particulièrement de l'espèce *Aedes aegypti*, leur vecteur principal. Ainsi, la prédiction de la répartition de cette espèce permet de déterminer des zones à risque au sein desquelles les humains seraient potentiellement exposés à ces maladies (Rey *et al.* 2006). Selon certains auteurs, une connaissance fine des facteurs environnementaux de la répartition d'*Aedes aegypti* permettrait d'orienter les autorités sanitaires dans la mise en place d'actions anti-vectorielles et de programmes de lutte contre les arboviroses (Ferreira *et al.* 2006; Gubler 2002; Reiskind et Lounibos 2013; Vanwambeke *et al.* 2011; vonHedemann *et al.* 2015).

La distribution des facteurs environnementaux favorables au développement d'*Aedes aegypti* est manifeste au niveau mondial (cf. figure 9, p. 16) (Kraemer *et al.* 2015). À cette échelle, le principal facteur environnemental limitant géographiquement la diffusion du moustique est la température (Brady *et al.* 2014). Les espaces les plus propices à son établissement sont situés entre les latitudes 30° Nord et 30° Sud. Entre ces latitudes, les espaces plus propices correspondent pour la plupart à des zones arides ou montagneuses. Au niveau

1. Si des cas de transmission sexuelle du virus Zika sont avérés (Fréour *et al.* 2016), ceux-ci restent largement minoritaires, *Aedes aegypti* agissant comme le vecteur principal.

temporel, l'évolution des populations de moustiques est souvent corrélée aux précipitations (cf. section 1.4.2.2, p. 50). L'étude de la répartition potentielles d'*Aedes aegypti* au niveau mondial (cf. figure 9) permet d'identifier des zones à surveiller où la présence d'*Aedes aegypti* n'est pas encore avérée mais est statistiquement probable (Kraemer *et al.* 2015). Cependant, étant basées sur des données de faible résolution, ces cartes occultent une caractéristique forte de ce moustique : son attrait pour les espaces très urbanisés (Reiskind et Lounibos 2013; Rey *et al.* 2006; Tsuda *et al.* 2006). Malgré leurs intérêts potentiels à l'échelle mondiale, ces cartes présentent un intérêt moindre pour les villes où la présence du moustique est permanente et avérée. Ces cartes, réalisées au niveau global, ne permettent ni d'organiser la lutte anti-vectorielle sur le terrain, ni de guider les autorités sanitaires au niveau local. En effet, même si les populations d'*Aedes aegypti* se répartissent de façon homogène dans certaines villes (e.g. à Manaus (Ríos-Velásquez *et al.* 2007), de nombreuses études ont montré que leur répartition était hétérogène dans la plupart des espaces urbains infestés (LaDeau *et al.* 2015; Walker *et al.* 2011). Malgré l'intérêt croissant de certains chercheurs pour l'étude de la diffusion d'un vecteur ou d'une arbovirose à l'échelle locale (Smith *et al.* 2014), peu de modèles permettent de construire des cartographies dynamiques de l'aléa environnemental du risque vectoriel à résolution fine (< 100 m (Smith *et al.* 2014)) et pour n'importe quel contexte urbain (Lima *et al.* 2016). Si les autorités sanitaires d'une ville cherchent à contrôler la présence du moustique pour lutter contre la diffusion d'une arbovirose, elles pourraient être amenées à se poser un certain nombre de questions auxquelles les cartes de répartition potentielle au niveau mondial n'apportent pas de réponse : y a-t-il des quartiers à traiter en priorité ou des périodes clés pour mener des actions de lutte? De la même façon, les autorités sanitaires d'une ville non infestée par *Aedes aegypti* pourraient se demander quels seraient les espaces intra-urbains où le niveau d'aléa environnemental serait le plus élevé.

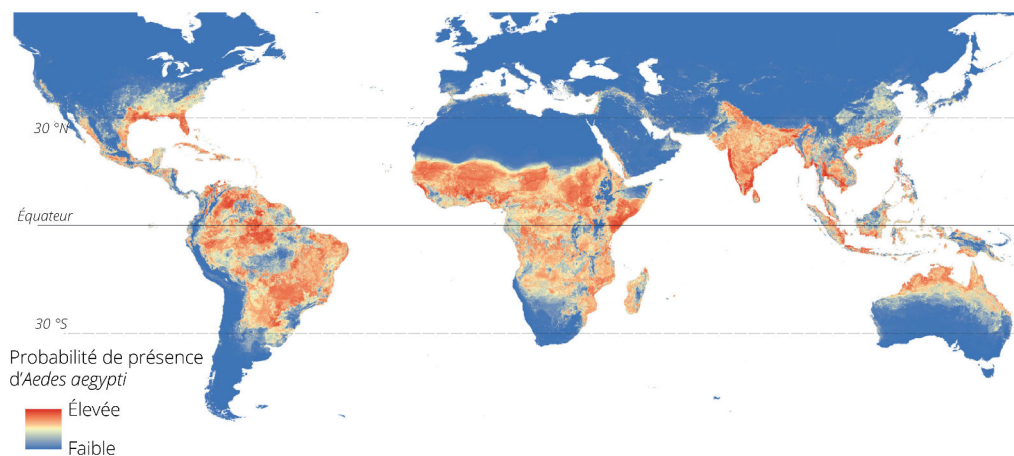


FIGURE 9 – Probabilité de présence d'*Aedes aegypti* (adapté de Kraemer *et al.* (2015))

Une question se pose alors : dans quelle mesure la plus ou moins forte hétérogénéité environnementale caractérisant le milieu urbain influence-t-elle la distribution d'*Aedes aegypti* dans ce type d'espaces? Si l'hétérogénéité environnementale impacte bien la distribution spatio-temporelle des moustiques dans la ville, la construction d'un modèle environnemental à la fois précis et trans-

posable pourrait être réalisée : (1) en identifiant les différentes caractéristiques de l'environnement influençant cette distribution, (2) en mesurant la force de ces relations, (3) puis en représentant les résultats de façon spatialisée et dynamique. Les données ainsi produites pourraient être couplées à un modèle permettant de simuler les évolutions des populations de moustiques.

Une revue de la littérature spécialisée nous permettra d'identifier, dans l'espace et dans le temps, les caractéristiques environnementales qui influencent le cycle de vie d'*Aedes aegypti*. Nous nous intéresserons en priorité aux études portant sur les relations entre la distribution spatio-temporelle de ce moustique et les caractéristiques des espaces qu'il habite. Nous mettrons de côté les études portant sur ses capacités de dispersion, champs de recherche dans lequel s'inscrivent de nombreuses publications. Cet élément est un facteur de distribution au niveau micro-local. Bien qu'il s'agisse d'un facteur important influençant la distribution des moustiques, celui-ci est davantage lié à leurs caractéristiques physiologiques plutôt qu'aux caractéristiques environnementales nécessaires à la réalisation de leur cycle de vie. De plus, les caractéristiques biologiques et physiologiques ont été traitées par S. Maneerat dans le cadre d'une thèse (Maneerat 2016) faisant partie intégrante du projet DENFREE² (cf. p. 8). Son travail a consisté à développer un modèle comportemental individu-centré permettant de simuler l'évolution et la diffusion de populations d'*Aedes aegypti*.

Deux approches statistiques complémentaires sont utilisées dans la littérature pour dégager les caractéristiques de l'environnement du système pathogène des arboviroses. Les variables caractérisant l'environnement dans le temps et dans l'espace sont comparées :

- à des variables décrivant la distribution spatiale et/ou temporelle du vecteur ;
- à des variables décrivant la distribution spatiale et/ou temporelle de l'incidence de l'arbovirose.

La contamination étant souvent domiciliaire ou péri-domiciliaire (Stoddard *et al.* 2013), la distribution des cas peut donner une idée de la distribution du vecteur (*e.g.* la présence de vases dans une maison n'est pas directement responsable de l'infection des habitants de cette maison ; ces vases peuvent héberger des moustiques qui peuvent transmettre le virus d'un habitant de la maison (ou d'un voisin) infecté à un autre. Bien que notre propos porte sur la distribution d'*Aedes aegypti*, nous nous intéresserons, lorsque cela s'avèrera pertinent, aux études portant sur l'identification de facteurs environnementaux affectant la distribution des maladies qu'il transmet. Néanmoins, il est important de noter que la diffusion de la dengue ou du virus Zika est un processus plus complexe que la diffusion de leur vecteur (Daudé *et al.* 2015). Les déplacements des hôtes humains jouent par exemple un rôle important dans ces processus. Ces mouvements de population font l'objet d'un autre modèle développé par Alexandre Cébeillac dans le cadre d'une thèse réalisée au sein du projet DENFREE (Cébeillac *et al.* 2017b). Les déplacements des hôtes ne seront donc pas abordés dans le cadre de ce travail.

2. <http://denfree.org/>

Plusieurs méthodes sont traditionnellement utilisées pour mesurer la distribution spatiale de populations de moustiques. Les plus fréquentes sont les *container index*³ (CI), *house index* (HI) et *Breteau index* (BI). Ces indices expriment respectivement : le nombre de gîtes larvaires potentiels (GLP) positifs (dans lesquels des larves sont trouvées) pour 100 GLP inspectés (cf. formule 1, p. 18), le nombre de maisons positives (maisons contenant au moins un GLP positif) pour 100 maisons inspectées (cf. formule 2) et le nombre de GLP positifs pour 100 maisons inspectées (cf. formule 3). D'autres méthodes permettent de mesurer la présence des moustiques grâce à des pièges collectant des œufs (*ovitraps*) ou des moustiques adultes.

$$CI = \frac{\text{Nombre de GLP positifs}}{\text{Nombre de GLP inspectés}} * 100 \quad (1)$$

$$HI = \frac{\text{Nombre de maisons positives}}{\text{Nombre de maisons inspectées}} * 100 \quad (2)$$

$$BI = \frac{\text{Nombre de GLP positifs}}{\text{Nombre de maisons inspectées}} * 100 \quad (3)$$

où :

- CI = *container index*
- GLP = gîtes larvaires potentiels
- HI = *house index*
- BI = *Breteau index*

Afin de faciliter leur analyse et leur présentation, les caractéristiques de l'environnement affectant la distribution d'*Aedes aegypti* identifiées dans la littérature ont été divisées en quatre catégories :

- les facteurs sociodémographiques ;
- les facteurs liés à la gestion des espaces urbains (distribution de l'eau, ramassage des ordures) ;
- les facteurs liés à l'occupation du sol ;
- les facteurs climatiques.

Tous ces facteurs influencent le moustique à l'échelle qui lui est propre : celle de son rayon de vision (≈ 10 m (Christophers 1960; Maneerat 2016)) ou de sa capacité de déplacement au cours de son existence⁴ (dans les enquêtes de type « capture – marquage – recapture », les moustiques sont généralement capturés (au bout d'une dizaine de jours) dans un rayon de ≈ 30 à 100 m du lieu où

3. Le mot anglais *container* fait référence à des récipients (petits ou grands) pouvant servir de lieux de ponte pour les moustiques. Dans le cadre de ce manuscrit, nous utiliserons une appellation courante en français : gîte larvaire potentiel (GLP).

4. La plupart des *Aedes aegypti* ont une durée de vie qui ne dépasse pas une quinzaine de jours en laboratoire, mais certains peuvent vivre jusqu'à deux mois (Brady *et al.* 2013).

ils ont été lâchés (Hemme *et al.* 2009)⁵). Néanmoins, nous verrons que tous les facteurs ne sont pas observés aux mêmes échelles et aux mêmes résolutions. De plus, un même facteur de distribution d'*Aedes aegypti* peut être analysé à plusieurs échelles différentes, chacune d'entre elles portant des informations différentes sur le système pathogène (Daudé *et al.* 2015; Eisenberg *et al.* 2007; Lambin *et al.* 2010).

1.1 LES FACTEURS DÉMOGRAPHIQUES ET SOCIODÉMOGRAPHIQUES

Aedes aegypti est un moustique synanthropique. Il se développe principalement dans des environnements construits par l'homme, notamment dans les espaces urbanisés. D'un point de vue environnemental, une des caractéristiques des milieux urbains sont leurs fortes densités humaines. Ces densités font l'objet d'un intérêt récurrent de la part des chercheurs étudiant les relations entre la distribution du moustique et l'environnement. La distribution d'*Aedes aegypti* est également comparée aux caractéristiques sociodémographiques des populations, à leurs caractéristiques économiques ou à leurs connaissances des arboviroses.

1.1.1 Densités humaines et densités de moustiques : une relation connue mais ambiguë

Les repas sanguins d'*Aedes aegypti* sont le plus souvent prélevés sur des humains. En plus d'être des proies fiables (vivant au même endroit d'année en année), les habitants des villes construisent des environnements auxquels le moustique est particulièrement bien adapté. De manière assez logique, les spécialistes de la question en viennent donc à tester les corrélations entre les densités de population et la distribution des moustiques. Cette caractéristique de l'environnement est délicate à mesurer à l'échelle fine, d'autant plus si les déplacements journaliers sont considérés. D'autres caractéristiques de l'environnement liées aux densités de populations font l'objet d'un intérêt majeur (la densité de bâti par exemple). Parmi les publications que nous avons rassemblées cherchant à expliquer la distribution d'*Aedes aegypti* par le biais de l'environnement, cinq adoptent des variables potentiellement explicatives qui concernent directement les densités de population.

Selon les études, les variables exprimant les densités de population peuvent prendre différentes formes. La variable la plus connue fait référence au nombre d'habitants par unité de surface. Cette méthode est utilisée dans une seule des cinq publications (Walker *et al.* 2011). Dans les quatre autres publications, les auteurs utilisent des données décrivant le nombre d'individus par ménage (Arunachalam *et al.* 2010; Ibarra *et al.* 2013; Quintero *et al.* 2009; Spiegel *et al.* 2007). Ces données font référence à des surfaces inconnues (la taille de l'habitation et la taille du bâtiment) mais peuvent rendre compte de manière efficace

5. Dans des expériences similaires menées par l'intermédiaire de MOMA, Maneerat et Daudé (2016) ont montré que la moitié des moustiques simulés mourraient à moins de 30 m de leur lieu de naissance.

de la densité de population dans les zones d'étude. Walker *et al.* (2011) rapportent avoir calculé les densités de population de manière fine dans chacun de leurs terrains d'étude en se basant sur des données issues d'un recensement⁶. Ce type de données démographiques est également utilisé pour mesurer l'effet des densités de population sur l'incidence de la dengue (Braga *et al.* 2010; Li *et al.* 2013; Mondini et Chiaravalloti-Neto 2008; Thammapalo *et al.* 2008; Tipayamongkhulgul et Lisakulruk 2011; Wu et Li 2009). Dans d'autres études, les auteurs préfèrent recueillir eux-mêmes leurs données, par le biais de questionnaires passés aux ménages résidant dans la zone d'étude. Cette méthode est utilisée aussi bien lorsqu'il s'agit d'analyser la distribution du moustique (Arunachalam *et al.* 2010; Ibarra *et al.* 2013) que lorsque les chercheurs se penchent sur l'analyse de la distribution de la maladie (Braga *et al.* 2010).

L'influence des densités de population par unité de surface sur la distribution vectorielle est ambiguë. Dans l'étude d'Arunachalam *et al.* (2010) (étude menée dans six villes différentes : Chennai (Inde), Yogyakarta (Indonésie), Yangon (Myanmar), Mutinlupa (Philippines), Gampaha (Sri Lanka), Chachoengsao (Thaïlande)), la présence de moustiques est très fortement corrélée aux densités de population. Spiegel *et al.* (2007) rapportent un effet positif des ménages composés de 5 personnes et plus sur la présence d'*Aedes aegypti* dans le domicile des ménages inspectés (La Havane (Cuba)). De la même façon, Quintero *et al.* (2009) montrent qu'à Girardot et Melgar (Colombie), les bâtiments habités par des ménages composés de 6 personnes et plus sont plus infestés que les autres. Dans l'étude de Walker *et al.* (2011) (Tucson, Arizona (USA)) ainsi que dans celle d'Ibarra *et al.* (2013) (Machala (Équateur)), les corrélations calculées entre densités de population et densités vectorielles sont quasiment nulles. Cependant, les différences en termes de nature de la donnée (nombre d'individus par ménage *vs* nombre d'individus par unité de surface) ne nous permettent pas de comparer l'étude de Walker *et al.* (2011) aux autres. En revanche, il est intéressant de noter que dans l'étude d'Arunachalam *et al.* (2010), les corrélations trouvées entre densités humaines et densités de moustiques sont très fortes et très significatives. Les terrains d'étude concernés par l'étude présentent des nombres moyens d'individus par ménage allant de 4,1 (Gampaha, Sri Lanka) à 5,2 (Yangon, Myanmar). À Machala (Équateur), pour un nombre moyen d'individus par ménage équivalent (4,2 individus par ménage), Ibarra *et al.* (2013) trouvent une corrélation quasiment nulle entre densités humaines et densités vectorielles. Cependant ces derniers font état d'une corrélation très forte entre le nombre de ménage(s) habitant une même propriété et la densité vectorielle. Cette constatation va plus loin encore puisque les corrélations montrent que les propriétés logeant trois ménages et plus sont très positivement corrélées à la distribution des moustiques avant la saison des pluies. Durant la mousson, le nombre de ménage(s) n'a pas d'impact sur la densité vectorielle. Enfin, en situation post-mousson, c'est le nombre de propriétés accueillant un ménage au maximum qui est négativement corrélé à la présence de moustiques.

6. Les relations mesurées entre la présence d'un moustique et des données de recensement sont largement dépendantes de la résolution de ce dernier. Des densités faibles à un certain niveau d'agrégation peuvent masquer de fortes densités au niveau local. Ces dernières sont susceptibles d'impacter la distribution du moustique.

Référence	Ville	Variable associée	Effet sur <i>Aedes aegypti</i>
Arunachalam <i>et al.</i> (2010)	Chennai (Inde), Yogyakarta (Indonésie), Yangon (Myanmar), Mutinlupa (Philippines), Gampaha (Sri Lanka), Chachoengsao (Thaïlande)	Nb. individus par ménage	+
Spiegel <i>et al.</i> (2007)	La Havane (Cuba)	Nb. individus par ménage	+
Quintero <i>et al.</i> (2009)	Girardot et Melgar (Colombie)	Nb. individus par ménage	+
Ibarra <i>et al.</i> (2013)	Machala (Équateur)	Nb. individus par ménage	0
Walker <i>et al.</i> (2011)	Tucson (États-Unis)	Densité de population par unité de surface	0

Tableau 1 – Les effets des densités de population humaine sur la présence d'*Aedes aegypti* (« + » = corrélation positive, « 0 » = corrélation nulle ou quasi-nulle, « - » = corrélation négative)

Comment expliquer que dans une situation, en Asie du Sud-Est ou à Cuba, la démographie soit le paramètre environnemental le mieux associé à la distribution vectorielle, alors que dans une autre situation, aux États-Unis, aucune corrélation significative ne soit trouvée entre les deux variables? Comment expliquer, de surcroît, que les chercheurs s'intéressant aux variations de ces relations sur un espace particulier observent des différences temporelles importantes?

1.1.2 Les facteurs sociodémographiques de la présence d'*Aedes aegypti* : reflets des pratiques socioculturelles

Les facteurs sociodémographiques ne constituent pas des éléments environnementaux que le moustique exploite de façon directe : *a priori*, les moustiques ne choisissent pas leur proie en fonction de son niveau d'étude et ne sélectionnent pas le bâtiment dans lequel ils vont chercher à pondre en fonction de la catégorie sociale de ses occupants. Cependant, certains auteurs considèrent les variables sociodémographiques comme des indicateurs efficaces de la distribution du moustique. Ces variables peuvent agir comme des proxys permettant d'estimer certains paramètres environnementaux concernant le domicile des sujets, leurs pratiques socioculturelles, leur niveau d'équipement, etc. En fonction de l'unité géographique étudiée, ces variables peuvent être considérées au niveau individuel (résolution la plus fine) ou au niveau du ménage. Ces variables peuvent également être agrégées à des niveaux supérieurs. Ces niveaux d'agrégation correspondent à des zones géographiques précises, définies par des unités de surface (km²) ou par des limites administratives (bloc, quartiers). Plusieurs types de variables démographiques, sociales ou économiques sont testées en association avec la présence des moustiques : des variables démographiques (âge (dans deux études), sexe (dans deux études)), des variables socio-économiques (catégorie socio-économique du ménage ou

du quartier, niveau de revenu, statut professionnel (dans 6 publications)) ou des variables sociales (la religion par exemple, dans une publication).

Les variables individuelles, comme le sexe (deux études) et l'âge (deux études), sont parfois utilisées lorsque les travaux consistent à inspecter le domicile du ménage. Des questionnaires, renseignés par les membres du ménage, permettent de collecter ce type de variables. Ces dernières peuvent paraître difficiles à associer à la présence des moustiques, surtout lorsque le ménage est composé de plusieurs personnes. Les méthodes utilisées pour résoudre ce problème diffèrent selon les études et selon la variable étudiée. L'analyse de l'effet de l'âge des membres du ménage sur la présence des moustiques est étudiée de plusieurs façons différentes. Spiegel *et al.* (2007) utilisent uniquement l'âge du chef de famille et montrent qu'à La Havane (Cuba), les domiciles des familles dont le chef est âgé de plus de 65 ans sont plus infestés par *Aedes aegypti* que les autres. Dans la même étude, le domicile des ménages dont le chef de famille est âgé de moins de 35 ans a tendance à être moins infesté que celui des autres ménages. Ibarra *et al.* (2013) se basent sur la moyenne d'âge du ménage et montrent qu'à Machala (Équateur), les domiciles des ménages dont l'âge moyen est supérieur à 65 ans sont nettement plus infestés que les autres hors saison des pluies et moins infestés durant la saison des pluies. Si l'âge du chef de famille n'est pas une caractéristique environnementale en lui-même, les pratiques et les activités des personnes âgées de plus de 65 ans auraient, dans les villes étudiées (Machala et La Havane), tendance à favoriser la présence des moustiques. Les deux études citées n'avancent pas d'hypothèses permettant d'expliquer concrètement quelles pratiques diffèrent. Notre objectif étant de comprendre quelles caractéristiques environnementales favorisent la présence du moustique, il pourrait être intéressant d'essayer de répondre à la question suivante : de quels facteurs environnementaux l'âge est-il le proxy ? Le genre est une variable dont les implications ressemblent à celles de la variable « âge » : certains chercheurs parviennent à trouver des relations significatives entre le genre du chef du ménage et la présence de moustiques. Spiegel *et al.* (2007) et Ibarra *et al.* (2013) montrent que dans leur ville d'étude les domiciles des ménages dont le chef est une femme sont plus infestés que les autres. Là aussi, le genre du chef du ménage implique probablement une différence environnementale du point de vue du moustique (Daudé *et al.* 2017). Néanmoins cette différence n'est étudiée dans aucune des deux études.

Une partie des variables socio-économiques utilisées par les chercheurs permettent de caractériser le niveau de richesses des ménages ou des quartiers étudiés (six études). Là encore, il est difficile de dégager une relation claire entre le niveau de richesse et la présence d'*Aedes aegypti* en comparant différentes études. La majorité de ces dernières tendent à montrer que les quartiers/ménages moins aisés sont positivement liés à la présence des moustiques (Quintero *et al.* 2009 ; Spiegel *et al.* 2007 ; Vikram *et al.* 2015 ; Walker *et al.* 2011). Cependant, des études montrent que dans d'autres villes, les niveaux de présence du moustique ne diffèrent pas de manière significative en fonction du niveau socio-économique (Dhar-Chowdhury *et al.* 2016). Enfin, l'étude de Ríos-Velásquez *et al.* (2007) menée dans deux quartiers de Rio de Janeiro (Brésil) montrent que les indices de présence de moustiques sont plus élevés dans le quartier le plus aisé. Vikram *et al.* (2015) montrent qu'à Delhi (dans les quar-

tiers étudiés), les indices de présence de moustiques CI, HI, BI et PI (l'indice PI mesure la présence de nymphes) sont plus élevés dans les quartiers les plus pauvres à partir du milieu de la saison des pluies (août) jusqu'au début de la période chaude (avril). Dans ces quartiers, les gîtes larvaires potentiels (GLP) les plus actifs sont des déchets (notamment des pneus) ou des petits climatiseurs. Durant la période de très fortes chaleurs et au début de la saison de la mousson, ces indices ont tendance à être légèrement supérieurs dans les quartiers habités par des populations plus aisées (quartiers classés dans la catégorie « niveau socio-économique moyen et élevé »).

Référence	Ville	Variable associée	Effet sur <i>Aedes aegypti</i>
Ibarra <i>et al.</i> (2013)	Machala (Équateur)	Âge	+ (saison des pluies) et - (saison sèche)
Spiegel <i>et al.</i> (2007)	La Havane (Cuba)	Âge	+
Ibarra <i>et al.</i> (2013)	Machala (Équateur)	Le chef de famille est une femme	+
Spiegel <i>et al.</i> (2007)	La Havane (Cuba)	Le chef de famille est une femme	+
Spiegel <i>et al.</i> (2007)	La Havane (Cuba)	Membre(s) ménage religieux pratiquant	+
Spiegel <i>et al.</i> (2007)	La Havane (Cuba)	Pauvreté	+
Quintero <i>et al.</i> (2009)	Girardot et Melgar (Colombie)	Pauvreté	+
Walker <i>et al.</i> (2011)	Tucson (États-Unis)	Pauvreté	+
Vikram <i>et al.</i> (2015)	Delhi (Inde)	Pauvreté	+ (saison des pluies) et - (saison sèche)
Dhar-Chowdhury <i>et al.</i> (2016)	Dhaka (Bangladesh)	Pauvreté	0
Ríos-Velásquez <i>et al.</i> (2007)	Rio de Janeiro (Brésil)	Pauvreté	-

Tableau 2 – Les effets des caractéristiques sociodémographiques sur la présence d'*Aedes aegypti* (« + » = corrélation positive, « 0 » = corrélation nulle ou quasi-nulle, « - » = corrélation négative)

Les processus favorisant la mise en place d'environnements favorables (ou non) au développement de populations de moustiques diffèrent d'une ville à l'autre pour un même niveau socio-économique : les quartiers pauvres de la Havane sont infestés en partie à cause des vases utilisés à des fins spirituelles (Spiegel *et al.* 2007), dans la Favela do Amorim à Rio de Janeiro (Brésil), ce sont les citernes d'eau qui produisent le plus de larves (Ríos-Velásquez *et al.* 2007), dans les quartiers pauvres de Delhi, le développement d'*Aedes aegypti* est principalement lié à la présence de déchets plastiques (bouteilles usagées par exemple) (Vikram *et al.* 2015), enfin, à Dhaka, les gîtes larvaires potentiels (GLP) les plus actifs chez les ménages les plus pauvres sont des récipients utilisés pour les tâches ménagères (par rapport aux mêmes GLP chez les ménages plus riches) (Dhar-Chowdhury *et al.* 2016). Cette pluralité de situations s'ajoute au fait que dans certaines villes, les quartiers les plus pauvres ne sont

pas les plus infestés (à Rio par exemple). Dans d'autres villes, les processus menant à la construction d'environnements favorables diffèrent selon les saisons, en plus d'être différents entre quartiers riches et quartiers pauvres (à Delhi). Finalement, bien qu'elles puissent produire des situations similaires en termes de présence / absence / taille de population de moustiques, les effets des caractéristiques socio-économiques peuvent être très différents d'une ville à l'autre, d'un quartier à l'autre et d'une période à l'autre. Ces effets ne peuvent être appréhendés que grâce à une connaissance fine du terrain d'étude et des pratiques socioculturelles des populations locales. Ainsi, ce type de facteurs très contextuels pourrait difficilement être pris en compte dans un modèle environnemental dont un des objectifs principaux serait d'être applicable à n'importe quelle situation urbaine.

1.1.3 La connaissance de la dengue et les actions anti-vectorielles individuelles : des outils de lutte efficaces

De nombreux auteurs soutiennent l'influence positive de la connaissance qu'ont les populations du système pathogène denguien sur la présence de moustiques. Cette connaissance s'exprime par des mesures prises au niveau individuel, au niveau du ménage ou au niveau communautaire. Ces mesures peuvent viser :

- à réduire les niches écologiques des moustiques (*e.g.* protection individuelle, actions anti-vectorielles);
- à exterminer les vecteurs (*e.g.* fumigation);
- à réagir correctement en cas de constatation d'infection (ce qui implique une connaissance des symptômes) (Koenraadt *et al.* 2006).

Les publications portant sur les effets de ces actions sur la distribution de la dengue présentent généralement des résultats satisfaisants (Bohra et Andrianasolo 2001; Thammapalo *et al.* 2008). Ces actions ont souvent un effet direct sur la diffusion de la dengue. Toutefois, la simple connaissance du système pathogène par les populations ne permet pas de lutter contre la maladie. Le passage à l'action n'est en effet pas toujours évident malgré des niveaux de connaissance élevés (Chinnakali *et al.* 2012). Il l'est encore moins lorsque le niveau de connaissance du système est faible (Daudé *et al.* 2017).

Dans quatre des études que nous avons rassemblées, les auteurs étudient l'impact de la connaissance du système de l'arbovirose sur la répartition spatiale des moustiques. La connaissance du système pathogène denguien et la prise de mesures anti-vectorielles au niveau individuel agissent de façon négative sur les populations d'*Aedes aegypti* (Arunachalam *et al.* 2010; Ibarra *et al.* 2013; Koenraadt *et al.* 2006; Winch *et al.* 2002). Dans trois études, la présence de moustiques est parfois négativement associée au niveau d'étude des membres des ménages (Dhar-Chowdhury *et al.* 2016; Quintero *et al.* 2014; Spiegel *et al.* 2007). L'étude de Koenraadt *et al.* (2006), menée dans la province Thaïlandaise de Kamphaeng Phet, à 300 km au nord-ouest de Bangkok, montre par exemple que les femmes prennent davantage de mesures préventives que les hommes, que l'âge ne joue que très peu mais que l'occupation professionnelle est très

discriminante. En outre, la même analyse étant menée dans deux villages différents, l'étude montre que les plus grandes différences en termes de pratiques s'observent plutôt entre les deux villages qu'entre les catégories sociodémographiques (Koenraadt *et al.* 2006). Arunachalam *et al.* (2010) montrent que la lutte anti-vectorielle individuelle en saison des pluies est particulièrement efficace dans les maisons dont les habitants connaissent les gîtes potentiels typiques du vecteur (déchets et autres GLP extérieurs). En effet, hors saison des pluies, ces gîtes ne sont pas forcément activés. Une fois la mousson commencée, les niches écologiques s'agrandissent ou se déplacent vers ces nouveaux gîtes. Ibarra *et al.* (2013) montrent des résultats similaires : durant la saison des pluies, les ménages dont les individus connaissent les objets typiquement liés à la présence d'*Aedes aegypti* ont nettement moins de chance que les autres de trouver des moustiques sur leur propriété (OR⁷ = 0,16).

À Bangkok, dans le cadre du projet THERMA (cf. chapitre 5, p. 259), nous avons participé à six réunions d'information visant à expliquer le projet à des groupes de « volontaires de santé » intervenant au niveau des communautés⁸ (cf. figure 10, p. 25). Ces volontaires sont notamment chargés de la prévention contre les moustiques. L'efficacité de ces groupes dans le cadre de la lutte contre la dengue à Bangkok n'a pas été mesurée. Il paraît néanmoins probable que leurs actions locales aient un impact sur les populations de moustiques et la diffusion des épidémies de dengue. Ce type de groupes, dont la constitution est encouragée par l'OMS (2013), a prouvé son efficacité dans la lutte contre la dengue dans de nombreux pays (Sommerfeld et Kroeger 2015).



FIGURE 10 – Réunion DENFREE avec un groupe de volontaires de santé à Bangwa (Bangkok) (photo : Renaud Misslin, 2015)

7. *Odd ratio*

8. Les communautés correspondent à des petits quartiers de la capitale thaïlandaise, souvent pauvres, au sein desquelles les autorités interviennent par le biais de volontaires locaux.

Référence	Ville	Variable associée	Effet sur <i>Aedes aegypti</i>
Ibarra <i>et al.</i> (2013)	Machala (Équateur)	Connaissance du cycle de la dengue	–
Winch <i>et al.</i> (2002)	Puerto Rico	Connaissance du cycle de la dengue	–
Koenraad <i>et al.</i> (2006)	Kamphaeng Phet (Thaïlande)	Connaissance du cycle de la dengue	–
Arunachalam <i>et al.</i> (2010)	Chennai (Inde), Yogyakarta (Indonésie), Yangon (Myanmar), Mutinlupa (Philippines), Gampaha (Sri Lanka), Chachoengsao (Thaïlande)	Connaissance du cycle de la dengue	–
Quintero <i>et al.</i> (2014)	Acapulco (Mexique), Girardot (Colombie), Machala (Équateur), Fortaleza (Brésil), Salto (Uruguay)	Niveau d'étude	–
Dhar-Chowdhury <i>et al.</i> (2016)	Dhaka (Bangladesh)	Niveau d'étude	–
Spiegel <i>et al.</i> (2007)	La Havane (Cuba)	Niveau d'étude	–

Tableau 3 – Les effets des caractéristiques de la connaissance du système pathogène de la dengue et du niveau d'étude sur la présence d'*Aedes aegypti* (« + » = corrélation positive, « 0 » = corrélation nulle ou quasi-nulle, « – » = corrélation négative)

SYNTHÈSE N° 1

Il est difficile de dégager des résultats généraux par rapport à l'influence des facteurs associés aux ménages et aux individus sur la distribution des moustiques. La connaissance de la dengue par les ménages fait cependant exception puisque les différentes études s'accordent à considérer ses effets comme négatifs pour la présence du moustique (les densités vectorielles sont moins élevées dans les quartiers dont les habitants connaissent le danger que représente *Aedes aegypti*). Finalement, la seule constatation d'ensemble que nous pouvons faire est justement le fait qu'il est délicat de tirer une conclusion générale qui viserait à expliquer la distribution d'*Aedes aegypti* uniquement par le biais de facteurs démographiques et sociodémographiques. Nous pouvons tout au plus identifier des critères importants à étudier pour comprendre la distribution vectorielle : les densités de population et les connaissances des individus concernant le système pathogène de la dengue. Il est donc difficile d'identifier des relations spatio-temporelles claires et stables entre les facteurs démographiques ou sociodémographiques et la distribution vectorielle. Cette situation pourrait être le fait de la nature complexe de ces variables dépendant fortement des individus, de leurs pratiques, habitudes, connaissances et croyances. Comme nous l'avons vu, ces variables peuvent être considérées comme des proxys de pratiques socioculturelles différentes d'un lieu à un autre et ayant des impacts différents sur les vecteurs d'une saison à une autre.

1.2 DISTRIBUTION DE L'EAU ET GESTION DES DÉCHETS : DES SERVICES CLÉS DU POINT DE VUE DE LA LUTTE ANTI-VECTORIELLE ?

Par leurs pratiques, leurs habitudes et leurs traditions, les humains construisent des environnements propices à *Aedes aegypti*. En plus d'être caractérisé par de fortes densités humaines, le milieu urbain est en général marqué par de fortes densités d'espaces bâtis et imperméables⁹. Diverses caractéristiques physiques de ces espaces, produits des activités humaines et de l'organisation collective, peuvent être associées à la présence du moustique. Nous les avons séparées en deux catégories :

- les caractéristiques liées à la distribution et au stockage de l'eau ;
- les caractéristiques résultant de la gestion des déchets.

1.2.1 Distribuer et stocker l'eau : des enjeux primordiaux ?

Le cycle de vie d'*Aedes aegypti* est intimement lié à l'eau. Le moustique passe une partie de son existence dans de l'eau claire, fraîche et calme : cette phase aquatique dure au moins 8 jours. Or, lorsqu'il y a des hommes, il y a forcément de l'eau. Les enjeux liés à la présence de récipients susceptibles d'accueillir de l'eau (les gîtes larvaires potentiels (GLP)) sont essentiels au regard du système pathogène de la dengue. Dans une ville, un quartier ou un bâtiment donné, la présence et la nature de ces gîtes larvaires potentiels (GLP) sont conditionnées par les spécificités de l'accès à l'eau : horaires d'accès, quantités disponibles, qualité de l'eau (potable / non potable), prix, distance au point d'eau, etc. En milieu urbain, le système de distribution de l'eau est en général géré par les autorités locales. Cette gestion peut-être déléguée à des entreprises privées mais elle conserve généralement un caractère collectif. Ce service s'exprime physiquement par le biais d'un système d'acheminement de l'eau et par les méthodes de stockage qui lui correspondent. Dans les quartiers les plus favorisés ou dans les villes les plus aisées, l'acheminement de l'eau s'effectue par l'intermédiaire d'un réseau d'adduction. Dans d'autres quartiers / villes, l'eau est acheminée par camions-citerne (cf. figure 11, p. 28).

Lorsque l'eau n'est pas acheminée par un réseau de canalisations, elle doit être stockée dans des bidons durant le transport et dans les domiciles (cf. figure 11, p. 28). Les bidons ouverts ou pas complètement fermés sont susceptibles de devenir des lieux de ponte pour les moustiques. Les récipients restant suffisamment longtemps en eau produiront des moustiques adultes. Bien que les quartiers bénéficiant d'adduction d'eau soient parfois moins touchés par la dengue, certaines caractéristiques des réseaux d'acheminement sont susceptibles de favoriser la présence des moustiques. Dans certain(e)s quartiers ou villes, la distribution de l'eau ne se fait pas en continu. Les habitations sont alors équipées de citernes (*tanks*) remplies à horaires réguliers ou permettant de pallier des coupures irrégulières (cf. figure 12, p. 28). Certains chercheurs

9. Les sols des espaces très fortement anthropisés que sont les villes se caractérisent par de très faibles taux d'infiltration de l'eau. Ces surfaces sont qualifiées « d'imperméables ».



FIGURE 11 – Distribution de l'eau à Joga Bai Extension (Delhi) (photo : Éric Daudé, 2015)

mettant en relation dengue et adduction d'eau montrent d'ailleurs que bien que certains espaces soient desservis par le réseau d'adduction d'eau, ceux-ci ne sont pas moins touchés par la dengue (Bohra et Andrianasolo 2001 ; Espinosa *et al.* 2016 ; Hayden *et al.* 2010 ; Mondini et Chiaravalloti-Neto 2008). Parmi ces auteurs, certains expliquent ce résultat par le fait que les habitants de ces espaces ont tendance à stocker l'eau pour pallier les problèmes de coupures (Bohra et Andrianasolo 2001 ; Espinosa *et al.* 2016 ; Hayden *et al.* 2010). Le type de récipient utilisé pour stocker l'eau est dépendant des pratiques culturelles locales (Espinosa *et al.* 2016).



FIGURE 12 – Citernes à Govindpuri (Delhi) (photo : Somsakun Maneerat, 2013)

Dans différentes villes et dans différents pays, les citernes sont reconnues pour être des gîtes larvaires très productifs (Aldstadt *et al.* 2011 ; Arunachalam *et al.* 2010 ; Dhar-Chowdhury *et al.* 2016 ; Ibarra *et al.* 2013 ; Maciel-de-Freitas *et al.* 2007 ; Quintero *et al.* 2014 ; Vikram *et al.* 2015). Dans une publication de 2011, Cordeiro *et al.* (2011) montrent que les quartiers soumis à des coupures répétées produisent un peu plus de moustiques que les autres. Les études d'Ibarra *et al.* (2013), Vikram *et al.* (2015) et Wongbutdee et Saengnill (2015), menées respectivement à Machala, à Delhi et à Donklang (Thaïlande), ont montré que ces citernes étaient particulièrement productives durant la saison sèche relativement aux autres types de gîtes larvaires. Cependant, les citernes (plastiques ou ciment) ne sont pas systématiquement les gîtes les plus productifs : c'est par exemple le cas à Merida (Mexique (García-Rejón *et al.* 2011), Salto (Uruguay (Quintero *et al.* 2014), Fortaleza (Brésil (Quintero *et al.* 2014)). Dans ces villes, les GLP les plus appréciés par les moustiques sont les déchets (à Merida) ou les ustensiles de cuisine (à Salto).

Enfin, les relations entre l'accès à l'eau courante et la prolifération des moustiques sont difficiles à cerner. D'un côté, les chercheurs qui mettent en évidence des corrélations significatives entre le fait qu'un quartier ne soit pas relié à un réseau d'aduction et l'incidence de la dengue l'expliquent par la prolifération des moustiques dans les récipients utilisés pour stocker l'eau. D'un autre côté, les citernes individuelles, dont la présence est liée à l'eau courante (l'eau est stockée pour pallier d'éventuelle coupures), sont connues pour être de très importants producteurs de larves. Cependant, ces citernes ne produisent pas des quantités de larves équivalentes dans toutes les villes et à toutes les saisons. Deux conclusions principales peuvent être dégagées de cette analyse de l'effet de la distribution et du stockage de l'eau sur l'incidence de la dengue et la présence de son vecteur :

- d'une part, les effets de l'accès à l'eau courante (et de la méthode de stockage de l'eau) sur la présence du vecteur sont très dépendants du contexte. Il est donc difficile de dégager un effet général du réseau d'eau qui soit implémentable dans un modèle se voulant générique.
- d'autre part, même si l'accès à l'eau courante présentait toujours la même relation avec la présence d'*Aedes aegypti*, celui-ci demeurerait difficile à prendre en compte. La totalité des données des études citées ci-dessus ont été collectées par le biais d'enquêtes de terrain. Les données décrivant les réseaux d'eau ne sont pas disponibles partout et ne pourraient donc pas avoir un rôle central dans un modèle environnemental transposable. En revanche, lorsqu'elles sont disponibles, elles pourraient être incluses afin d'enrichir le modèle. Il faut donc distinguer les facteurs potentiellement explicatifs de la présence du moustique et les facteurs environnementaux pouvant être pris en compte dans un modèle générique.

1.2.2 Les déchets : des gîtes actifs durant la saison des pluies

Dans de nombreuses villes, le système de ramassage des déchets est géré par une collectivité locale (à Bangkok par exemple) ou par une entreprise privée. Dans d'autres villes, notamment dans les pays du Sud, ce système peut

émaner d'une organisation sociale particulière (à Delhi par exemple). La façon dont la gestion des déchets est organisée favorise parfois l'amoncellement de déchets dans les rues ou sur des terrains vagues (cf . figure 13, p. 30). Ces déchets sont susceptibles de recueillir des eaux de pluie et de devenir des gîtes larvaires potentiels. Par exemple, les pneus (cf . figure 13.c, p. 30) pourront, durant la mousson, faire office de gîtes répondant particulièrement bien aux besoins des moustiques (ombrage du feuillage, immobilité, eau de pluie fraîche et stagnante). En dehors des périodes de pluie abondante, ces pneus présenteront des probabilités plus faibles de constituer des lieux de ponte (ils ont peu de chance d'être remplis autrement que par des précipitations). Dans certaines villes (à Delhi par exemple), l'efficacité de la collecte varie d'un quartier à l'autre. Ainsi, il est possible que certains quartiers (Govindpuri par exemple), au sein desquels la gestion des déchets favorise l'apparition d'amoncellements d'ordures (cf . figure 13.a et b, p. 30), puissent être plus favorables à la présence des moustiques durant la saison des pluies.



FIGURE 13 – Déchets de rue à Govindpuri (Delhi) (photo : Somsakun Maneerat, 2013)

Plusieurs travaux consistent à mesurer les relations entre la présence de déchets et la présence du moustique. Parmi ces études, deux comparent la fréquence de collecte des déchets avec des mesures de distribution vectorielle sans trouver de corrélations significatives (Arunachalam *et al.* 2010 ; Ríos-Velásquez *et al.* 2007). Arunachalam *et al.* (2010) précisent tout de même que dans leur ville d'étude Sri-Lankaise, la plupart des GLP positifs étaient des déchets. Cette situation se retrouve dans d'autres villes : Merida (Mexique (García-Rejón *et al.* 2011)), Calcutta (Inde (Banerjee *et al.* 2013)), Salto (Uruguay (Quintero *et al.* 2014)), Dhaka (Bangladesh (Dhar-Chowdhury *et al.* 2016)).

Plusieurs chercheurs se sont intéressés aux relations entre l'incidence de la dengue et les systèmes de gestion de déchets. Dans trois des quatre études

concernées, les chercheurs ont mis en évidence des relations positives entre les systèmes de gestion des déchets et la maladie. Parmi ces études, deux s'intéressent à la fréquence de collecte (Bohra et Andrianasolo 2001 ; Cordeiro *et al.* 2011) et une des études compare les densités vectorielles associées aux habitations bénéficiant d'un système public de gestion de déchets à celles des habitations qui n'en bénéficient pas (Braga *et al.* 2010). Enfin, dans une dernière étude, les chercheurs n'ont pas trouvé de relations significatives entre les systèmes de gestion des déchets et l'incidence de la dengue (Mondini et Chiaravalloti-Neto 2008).

Comme pour les autres caractéristiques de l'environnement, le rôle des déchets sur la distribution de la dengue ou celle de son vecteur est difficile à discriminer. Dans certains cas, son influence est très importante alors que dans d'autres, la présence de déchets n'est pas mesurée comme significative. Enfin, à l'instar des données permettant de mesurer l'accès à l'eau, les données permettant d'évaluer la présence de déchets non collectés ne sont pas systématiquement accessibles.

1.3 L'OCCUPATION DU SOL : UN PROXY DE PLUSIEURS FACTEURS ENVIRONNEMENTAUX, DES DONNÉES AISÉES À ACQUÉRIR

L'occupation du sol désigne « la couverture biophysique de la surface des terres émergées » (Di Gregorio 2005). Les typologies d'occupation du sol permettent de classifier l'espace selon ses caractéristiques biophysiques. Certaines grandes classes sont caractéristiques du milieu urbain : le bâti, la végétation, et l'asphalte. Plusieurs classes peuvent être ajoutées selon les caractéristiques de la zone d'étude : l'eau et le sol nu sont par exemple des classes courantes. Les caractéristiques locales des zones d'étude conduisent parfois les chercheurs à préciser certaines classes non homogènes. À titre d'exemple, il est souvent possible d'identifier différents types de bâti.

Dans cette section, nous présentons successivement les grands types d'occupation du sol urbains pouvant avoir des effets positifs, négatifs ou neutres sur la distribution des populations de moustiques.

1.3.1 Le bâti

Le terme « bâti » désigne l'ensemble des surfaces construites (bâtiments, routes, parkings). Ces surfaces peuvent être rassemblées sous le terme de « surfaces imperméables ». *Aedes aegypti* étant un moustique urbain, il paraît à première vue évident que sa présence soit associée à ce type de surface, au moins à l'échelle supérieure d'étude à celle de la ville. Les bâtiments sont particulièrement intéressants du point de vue du moustique : ils hébergent des proies potentielles et offrent une multitude de gîtes larvaires potentiels (GLP), aussi bien domiciliaires que péri-domiciliaires (cf. figure 14, p. 32).

Nous avons pu rassembler huit publications dans lesquelles les chercheurs s'intéressent aux relations entre les surfaces bâties et *Aedes aegypti* (Braks *et*



FIGURE 14 – Gîtes péri-domiciliaires à Bangkok (à Fatima Church et à Wat Puranawat)
(photo : Renaud Misslin, 2014 et 2015)

al. 2003; Espinosa *et al.* 2016; Landau et Leeuwen 2012; Leisnham *et al.* 2014; Little 2011; Rey *et al.* 2006; Rubio *et al.* 2013; Tsuda *et al.* 2006). À ces publications s'ajoutent deux études au sein desquelles les effets des surfaces bâties sur l'incidence de la dengue ont été interrogés (Nakhapakorn et Tripathi 2005; Troyo *et al.* 2009). La plupart de ces études font état de corrélations positives entre les surfaces bâties et les variables entomologiques ou épidémiologiques. Cependant, elles n'utilisent pas forcément de mesure précise de bâti. Certaines comparent des relevés vectoriels effectués dans différents sites en suivant un gradient urbain/rural. Nous avons tout de même choisi de les évoquer dans cette section lorsque l'objectif des auteurs était d'étudier ce gradient, pouvant être mis en lien avec le taux de surfaces bâties. Il faut néanmoins garder à l'esprit que souvent, les études portant sur le gradient urbain / rural ne caractérisent pas le bâti de façon quantifiée. D'autres études portant sur les effets de la présence de bâti sur la distribution des moustiques quantifient le taux de surfaces bâties au sein de *buffers* tracés autour des sites de relevés. Nous le verrons, le choix du rayon de ces *buffers* est déterminant pour les résultats de ce type d'étude. Pour chaque étude citée dans cette section, la façon de mesurer la présence de bâti est spécifiée dans le tableau 4 (p. 34).

Parmi les études que nous avons recensées, une seule aboutit à une corrélation négative (Troyo *et al.* 2009). Cette étude est menée à une échelle plutôt fine (échelle d'une ville). Les auteurs expliquent que lorsque la distribution de la dengue ou celle du moustique est étudiée à une échelle plus large (celle d'une région ou d'un pays), le bâti est très significatif. C'est par exemple le cas dans les études suivantes : Leisnham *et al.* (2014), Nakhapakorn et Tripathi (2005) et Tsuda *et al.* (2006). Cependant, plusieurs études menées à l'échelle d'une ville (Braks *et al.* 2003; Espinosa *et al.* 2016; Rey *et al.* 2006), voire à des échelles plus fines (Landau et Leeuwen 2012; Little 2011), ont obtenu des corrélations positives pour les mêmes variables. Dans une étude menée à une échelle très fine sur une ville de 4 km × 3 km (Oran, Argentine), Estallo *et*

al. (2013) montrent que les *hot spots* d'oviposition d'*Aedes aegypti* se trouvent principalement autour de décharges de pneus. Cette étude met en exergue l'importance du contexte au niveau micro : dans la petite ville de 80 000 habitants au sein de laquelle le bâti est relativement homogène, l'activité d'oviposition diffère beaucoup, principalement du fait de caractéristiques très contextuelles de l'environnement.

Le bâti n'est pas toujours pris en compte de la même façon selon les études. La plupart des chercheurs utilisant le bâti construisent leur(s) variable(s) à partir de données issues de l'analyse d'images satellite (Espinosa *et al.* 2016; Landau et Leeuwen 2012; Leisnham *et al.* 2014; Little 2011; Nakhapakorn et Tripathi 2005; Rey *et al.* 2006; Rubio *et al.* 2013; Troyo *et al.* 2009; Tsuda *et al.* 2006). Ces données sont soit créées par les chercheurs directement à partir d'images satellite (*e.g.* Landsat, Spot, Quickbird) (*e.g.* Nakhapakorn et Tripathi (2005)), soit transformées par des organismes tiers et récupérées/téléchargées par les auteurs (*e.g.* Leisnham *et al.* (2014)). Bohra et Andrianasolo (2001) construisent une variable de bâti basée sur la contiguïté des maisons. Celles-ci sont classées de manière binaire selon qu'il s'agit de maisons mitoyennes ou non. La distance entre les maisons est également utilisée dans l'étude de Tsuda *et al.* (2006). Ceux-ci précisent cette variable en effectuant des mesures de terrain. Dans l'étude de Troyo *et al.* (2009), la distance entre les maisons constitue également une variable potentiellement explicative. Cependant, les auteurs de cette étude font état de relations nulles entre la distribution de la dengue et celle du bâti. Enfin, une des études que nous avons répertoriée classe les quartiers de la ville de Rio de Janeiro et des environs selon plusieurs critères, dont une variable appelée « nombre de maisons » Braks *et al.* (2003). La corrélation mesurée entre cette variable et la distribution des moustiques n'est pas précisée.

Les études de Landau et Leeuwen (2012) et Rubio *et al.* (2013) rendent compte de l'importance de la méthode de mesure pour les résultats qui en découlent. Dans leur étude menée à Tucson (Arizona, États-Unis), Landau et Leeuwen (2012) montrent que les résultats des corrélations changent en fonction du rayon des *buffers* dessinés autour des points de relevés entomologiques. Le bâti est divisé en deux catégories : les bâtiments d'un côté, le goudron et les pavés de l'autre. Cinq tailles de *buffer* différents sont appliquées : 10, 20, 30, 40 et 50 m. Les corrélations entre l'abondance des moustiques *Aedes aegypti* et la présence de bâtiment(s) sont significatives et positives pour les cinq tailles de *buffer*. Néanmoins, elles sont plus fortes pour les *buffers* de 10 m et de 50 m que pour les *buffers* de dimensions intermédiaires. La présence de goudron est uniquement significative pour le *buffer* de 10 m, pour lequel elle présente une corrélation négative. L'étude de Rubio *et al.* (2013) est la seule qui met en valeur un seuil à partir duquel le taux de surfaces bâties devient moins intéressant pour le vecteur de la dengue. L'étude a consisté à effectuer des relevés vectoriels dans 14 cimetières de l'agglomération de Buenos Aires (Argentine) et à comparer les résultats de ces enquêtes à des données d'occupation du sol issues d'images satellite Landsat 5. Un des modèles développés par ces chercheurs montre qu'au mois d'avril (fin de la saison des pluies à Buenos Aires), le taux de surfaces bâties dans un rayon de 1 km autour des cimetières est

positivement corrélé au nombre de gîtes actifs¹⁰. Ce coefficient de corrélation s'accroît jusqu'à 75 % de surfaces bâties dans ce rayon de 1 km autour des cimetières, seuil à partir duquel il commence à décroître.

Référence	Lieu de l'étude	Niveau scalaire	Méthode d'analyse	Effet sur <i>Aedes aegypti</i>	Effet sur la dengue
Braks <i>et al.</i> (2003)	Rio de Janeiro et Nova Iguaçu (Brésil)	Deux villes	Comparaison de sites	+	
Rey <i>et al.</i> (2006)	Floride (États-Unis)	Trois <i>counties</i>	Images aériennes (<i>buffer</i> = 100 m)	+	
Tsuda <i>et al.</i> (2006)	Chiang Mai (Thaïlande)	Trois villes	Comparaison de sites	+	
Little (2011)	Patillas (Puerto Rico)	Une ville	Images satellite (<i>buffer</i> = 100 m)	+	
Landau et Leeuwen (2012)	Tucson (États-Unis)	Une ville	Images satellite (<i>buffers</i> = 10 à 50 m)	+ (≠ selon la taille du <i>buffer</i>)	
Rubio <i>et al.</i> (2013)	Buenos Aires (Argentine)	14 cimetières	Images satellite (<i>buffer</i> = 1 000 m)	+ (↗ jusqu'à 75 % de surfaces bâties puis ↘)	
Leishnam <i>et al.</i> (2014)	Floride (États-Unis)	Trois villes	Comparaison de sites	+	
Espinosa <i>et al.</i> (2016)	Clorinda (Argentine)	Une ville	Images satellite (<i>buffer</i> = 300 m)	+	
Troyo <i>et al.</i> (2009)	Puntarenas (Costa Rica)	Une ville	Images satellite (découpage administratif)		-
Nakhapakorn et Tripathi (2005)	Sukhotai (Thaïlande)	Région	Images satellite (<i>buffer</i> = 500 et 1 000 m)		+

Tableau 4 – Les effets des surfaces bâties sur la présence d'*Aedes aegypti* (« + » = corrélation positive, « 0 » = corrélation nulle ou quasi-nulle, « - » = corrélation négative)

Au-delà de sa densité et de son organisation générale au niveau du quartier, certains chercheurs ont montré que le bâti pouvait avoir une influence différente en fonction des caractéristiques physiques des bâtiments. Selon les caractéristiques étudiées, les différences physiques peuvent être marquées au point qu'il devient possible de les identifier grâce à la télédétection. Dans ce cas-là, les différences individuelles s'expriment surtout par le biais de l'emprise au sol des bâtiments et des matériaux de construction du toit (généralement le seul élément du bâtiment visible sur une image satellite). Les matériaux du toit, l'emprise au sol des bâtiments et l'organisation générale du quartier peuvent agir comme des proxys permettant d'estimer d'autres caractéristiques invisibles sur une image satellite comme les matériaux de construction des murs, l'âge du bâtiment ou son rôle. Quand ce n'est pas possible, ces variables

10. Un gîte est considéré comme actif lorsqu'il contient des larves ou des nymphes d'*Aedes aegypti*.

peuvent provenir de sources différentes telles que les documents cadastraux ou les observations de terrain.

Walker *et al.* (2011) se sont intéressés à l'âge des maisons dans lesquelles leurs mesures entomologiques ont été effectuées. L'âge des maisons est déterminé grâce aux informations figurant sur le cadastre de leur zone d'étude. Les auteurs ont pu montrer que cette variable est fortement corrélée à la présence de moustiques : plus les maisons sont âgées, plus les propriétés qui les entourent produisent de moustiques. Selon les chercheurs, cette situation serait due aux nombreux objets accumulés autour des maisons les plus anciennes ainsi qu'à la végétation plus développée qui les entoure.

D'autres auteurs se sont intéressés aux effets des matériaux de construction ou du nombre d'étages des bâtiments sur l'incidence de la dengue ou sur la distribution des moustiques. Thammapalo *et al.* (2008) ont montré que les habitants de maisons en bois étaient moins touchés par la dengue que les habitants de maisons en briques ou en pierre. Les auteurs expliquent cette variation par le biais des conditions microclimatiques engendrées par la présence de ce dernier type de maison (températures plus fraîches et air plus humide). Dans une autre étude, Mahadev *et al.* (2004) ont mis en évidence que sur leur terrain (Goa, Inde), les huttes en bois, très poreuses aux moustiques, présentaient des indices entomologiques plus élevés que les autres bâtiments. Des conclusions similaires sont dégagées par Van Benthem *et al.* (2005) grâce à une étude menée sur trois villages thaïlandais. Dans ces villages, les individus vivant dans des maisons en bois sont nettement plus touchés par la dengue que les individus vivant dans des maisons en pierre ou des maisons dont les matériaux de construction sont mixtes. Les maisons en bois étant plus ouvertes sur l'extérieur que les autres, leurs habitants sont plus exposés aux piqûres. Mondini et Chiaravalloti-Neto (2008) ont montré que dans leur zone d'étude, les quartiers composés de bâtiments bas (un étage) étaient plus touchés que les autres par la dengue. Selon eux, ceci serait principalement dû au fait que les quartiers présentant ce type de morphologie sont plutôt habités par des populations pauvres, installées récemment et ne disposant pas d'infrastructures adéquates.

1.3.2 La végétation

La végétation est le facteur le plus souvent étudié dans les études portant sur les effets de l'occupation du sol sur la distribution d'*Aedes aegypti*. Malgré l'intérêt dont font preuve les chercheurs à son égard, les relations qu'elle entretient avec le moustique restent ambiguës. Nous avons pu recueillir quatorze études utilisant une variable décrivant la végétation dans le but de mieux comprendre la distribution d'*Aedes aegypti* ou celle de la dengue. Parmi celles-ci, sept révèlent une influence positive de la végétation (Hayden *et al.* 2010 ; Landau et Leeuwen 2012 ; Li *et al.* 2013 ; Little 2011 ; Troyo *et al.* 2009 ; Vezzani *et al.* 2005 ; Vezzani *et al.* 2001), quatre calculent des corrélations négatives (Nakhapakorn et Tripathi 2005 ; Peterson *et al.* 2005 ; Rey *et al.* 2006 ; Vanwambeke *et al.* 2006) et trois n'obtiennent que des corrélations non significatives (Walker *et al.* 2011) ou ne calculent pas de corrélations (Braks *et al.* 2003 ; Ríos-Velásquez *et al.* 2007).

Les explications données par les chercheurs dont les études mettent en lumière une relation positive entre la présence d'*Aedes aegypti* et la végétation sont généralement basées sur les besoins du moustique (Hayden *et al.* 2010; Peterson *et al.* 2005; Troyo *et al.* 2009). Selon eux, la végétation sert de refuge grâce à l'ombre qu'elle procure (Ibarra *et al.* 2013; Troyo *et al.* 2009; Tsuda *et al.* 2006; Vezzani *et al.* 2005; Vezzani *et al.* 2001) et fournit de la nourriture (Hayden *et al.* 2010; Vezzani *et al.* 2001). Selon Hayden *et al.* (2010), la végétation produit un microclimat adéquat au développement du moustique : elle agit comme une zone refuge, notamment en période sèche. L'étude de Little (2011) montre non seulement que la végétation est associée à la présence ou l'absence du vecteur, mais aussi que sa configuration joue un rôle important. D'après les résultats de cette étude, la présence d'*Aedes aegypti* est négativement associée aux forêts mais positivement associée aux arbres isolés et aux espaces au sein desquels se trouvent de petites zones végétalisées. De façon générale, de nombreuses maladies vectorielles sont influencées par la configuration spatiale de l'environnement (en plus de sa composition) (Lambin *et al.* 2010). Malgré le grand nombre d'études portant sur l'effet de la composition de l'occupation du sol sur *Aedes aegypti*, peu de chercheurs se sont intéressés à l'impact de sa configuration spatiale. Cette problématique est d'ailleurs soulevée par Lambin *et al.* (2010) à propos de l'étude des maladies vectorielles en générale.

Parmi les études rapportant des corrélations négatives, deux études expliquent le signe de leurs corrélations par le fait qu'*Aedes aegypti* est un moustique plutôt associé aux zones urbaines, zones moins fournies en végétation que les zones périphériques et rurales (Nakhapakorn et Tripathi 2005; Rey *et al.* 2006). L'étude de Little (2011), menée à une échelle plus fine que les deux études précédentes, confirme cette hypothèse en montrant que la présence d'*Aedes aegypti* est négativement associée aux forêts. À noter qu'une de ces études est menée à l'échelle d'une région (Thaïlande, Nakhapakorn et Tripathi (2005)) et l'autre à l'échelle du comté (trois comtés en Floride, Rey *et al.* (2006)). Une troisième étude rapportant une corrélation négative entre la végétation et la distribution du moustique est menée au niveau du Mexique et se base sur des données satellite de résolution relativement faible (1 km) par rapport aux études précédemment citées. La dernière étude rapportant une influence négative de la végétation a été menée à une échelle fine : Vanwambeke *et al.* (2006) ont construit des *buffers* de 200 m autour du domicile de leurs sujets. Les résultats de cette étude ont montré qu'à Mae Hia (Thaïlande), plus le taux de végétation est important autour du domicile d'un sujet est élevé, moins celui-ci a de chance d'avoir été infecté par la dengue.

Enfin, les auteurs de la publication faisant état de corrélations non significatives entre la distribution des moustiques et la distribution de la végétation sur leur zone d'études proposent également des explications sur leurs résultats (Walker *et al.* 2011). Walker *et al.* (2011) qualifient la végétation dans un rayon de 50 mètres autour d'ovitraps. Les sites sont classifiés selon quatre catégories en fonction du pourcentage de couverture végétale : <10 %, 10 à 25 %, 25 à 50 % et plus de 50 %. En plus de la végétation, les auteurs utilisent l'âge des bâtiments de la zone d'étude. Comme nous l'avons vu dans la section consacrée au bâti, la corrélation trouvée entre bâti et présence vectorielle est positive et significative pour cette étude. Walker *et al.* (2011) utilisent cette corrélation

positive pour expliquer le fait que leur relation statistique végétation / vecteur soit non significative. D'abord, ceux-ci observent que dans leur zone d'étude, la végétation ne varie pas énormément entre les différents sites. Ensuite, les auteurs partent du principe que l'âge de la végétation est souvent équivalent à l'âge des propriétés sur lesquelles elle est située. Or, l'âge des propriétés a une influence forte sur la distribution des moustiques. Les auteurs avancent l'idée selon laquelle le pourcentage de couverture végétale n'influerait que faiblement (car variant peu) mais que l'âge de cette végétation pourrait avoir un rôle important. La végétation âgée favoriserait selon eux la présence du moustique. À noter que dans cette étude, la couverture végétale a été classifiée en quatre catégories, non pas par des mesures d'occupation du sol mais à l'œil nu, par des observations de terrain.

Certains auteurs poussent l'analyse de la végétation plus loin que l'étude de la couverture végétale. Dans leur étude menée dans la province de Guangzhou (Chine), Li *et al.* (2013) comparent la distribution de la dengue avec la distribution de différents types de végétation. Les vergers, les zones herbeuses humides et les rizières sont très positivement corrélées à la présence de cas de dengue. Cette étude est menée à une échelle assez large comprenant la ville de Guangzhou et ses districts périphériques ruraux. D'autres études se penchent sur les différentes hauteurs de végétation. Dans une étude menée dans plusieurs pays d'Asie, Arunachalam *et al.* (2010) s'intéressent aux lieux de ponte potentiels couverts par des buissons. Ces lieux sont décrits comme nettement moins productifs que les autres. Landau et Leeuwen (2012) ont comparé différentes hauteurs de végétation et en ont conclu que les arbres moyens (3 à 9 m) favorisaient plus que les autres la présence d'*Aedes aegypti*. Dans cette étude, les catégories de végétation plus basses et la catégorie plus haute favorisent tout de même plus la présence du moustique que les espaces non végétalisés.

D'après plusieurs études, un des intérêts de la végétation pour les moustiques est l'ombre qu'elle produit. Cette idée est soutenue par une étude de Vezzani *et al.* (2005) qui montre que les gîtes larvaires potentiels (GLP) ombragés sont plus susceptibles que les autres de devenir des lieux de ponte. Cependant, une étude menée par Williams *et al.* (2008) a montré que sur leur terrain d'étude (Cairns, Australie), les ovitraps situés en plein soleil ne différaient pas en productivité de moustiques par rapport à ceux situés dans des zones ombragées. L'influence positive de la végétation n'est donc pas vraie dans tous les cas.

Bien que son importance soit soulignée par de nombreuses études, la végétation ne fait pas exception parmi les variables que nous avons pu identifier : son influence reste très contextuelle et relative à la zone étudiée. Les résultats des différentes études à son propos sont même parfois contradictoires. Comme le soulignent Walker *et al.* (2011), leur étude menée dans la même ville que celle de Hayden *et al.* (2010) donne des résultats différents concernant l'impact de la végétation sur la distribution du moustique. De plus, les études citées ci-dessous étudient les relations entre la présence du moustique et celle de la végétation par le biais de corrélations. Ces dernières permettent aux chercheurs de formuler des hypothèses mais ne prouvent pas l'existence de liens de causalité. Par exemple, plusieurs auteurs expliquent les corrélations positives résultant de leur analyse par le fait que les moustiques se nourrissent de

Référence	Lieu de l'étude	Niveau scalaire	Méthode d'analyse	Effet sur <i>Aedes aegypti</i>	Effet sur la dengue
Vezzani <i>et al.</i> (2001)	Buenos Aires (Argentine)	Cinq cimetières	Image satellite	+	
Vezzani <i>et al.</i> (2005)	Buenos Aires (Argentine)	Un cimetière	Image satellite digitalisée	+	
Troyo <i>et al.</i> (2009)	Puntarenas (Costa Rica)	Une ville	Images satellite (découpage administratif)		+
Little (2011)	Patillas (Puerto Rico)	Une ville	Images satellite (<i>buffer</i> = 100 m)	+	
Landau et Leeuwen (2012)	Tucson (États-Unis)	Une ville	Images satellite (<i>buffers</i> = 10 à 50 m)	+ (≠ selon la taille du <i>buffer</i> et le type de végé.)	
Hayden <i>et al.</i> (2010)	Tucson et Nogales (États-Unis et Mexique)	Deux villes	Images satellite (<i>buffer</i> = 50 m)	+++	
Li <i>et al.</i> (2013)	Guangzhou (Chine)	Une ville	Images satellite (découpage administratif)		+
Walker <i>et al.</i> (2011)	Tucson (États-Unis)	Une ville	Images aériennes (<i>buffer</i> = 50 m)	0	
Nakhapakorn et Tripathi (2005)	Sukhotai (Thaïlande)	Région	Images satellite (<i>buffer</i> = 500 et 1 000 m)		–
Peterson <i>et al.</i> (2005)	Mexique	Pays	Images satellite (<i>buffer</i> = 300 m)	–	–
Rey <i>et al.</i> (2006)	Floride (États-Unis)	Trois <i>counties</i>	Images aériennes (<i>buffer</i> = 100 m)	–	
Vanwambeke <i>et al.</i> (2006)	Mae Hia* (Thaïlande)	Trois villes / villages	Images aériennes (<i>buffer</i> = 200 m)		+ pour les vergers et – pour les autres types de végé.

Tableau 5 – Les effets de la végétation sur la présence d'*Aedes aegypti* (« +++ » = corrélation positive très forte, « + » = corrélation positive, « 0 » = corrélation nulle ou quasi-nulle, « – » = corrélation négative). * L'étude de Vanwambeke *et al.* (2006) a été menée dans trois villes / villages différents. Seuls les résultats obtenus par ces auteurs dans la ville de Mae Hia sont reportés ici.

nectar (Hayden *et al.* 2010; Vezzani *et al.* 2001). Cependant, d'après Qualls *et al.* (2016) (dont l'étude porte spécifiquement sur ce lien de causalité), ce comportement est mal connu et globalement négligé dans la littérature.

Si la végétation et le bâti constituent les types d'occupation du sol les plus étudiés dans le cadre de la recherche concernant les relations environnement

↔ *Aedes aegypti* et environnement ↔ dengue, l'influence d'autres types d'occupation sur la distribution des moustiques ou de la maladie a également été analysée.

1.3.3 Les autres modes d'occupation du sol fréquemment rencontrés en milieu urbain : l'eau, l'asphalte (routes) et le sol nu

LES SURFACES EN EAU

Aedes aegypti pond plutôt dans des gîtes larvaires potentiels (GLP) de petite taille, contenant de l'eau claire et stagnante. Les étangs, les lacs, les rivières, etc., sont donc souvent mis de côté. Pourtant une étude a montré que la proximité de zones en eau pouvait avoir une influence positive sur la présence d'*Aedes aegypti* (Landau et Leeuwen 2012). Dans l'étude en question, cette relation est vraie sur une distance très courte : pour un rayon de 10 m autour de l'ovitrapp seulement. Au-dessus de 10 m, la relation n'est plus significative. Walker *et al.* (2011) ont mesuré les corrélations entre présence de rivières ou de ruisseaux et la présence vectorielle. Ces corrélations s'avèrent non significatives pour cette étude menée à Tucson, en Arizona. Une autre étude, menée en Thaïlande à une échelle beaucoup plus vaste, a montré que dans la région étudiée (dans la province de Sukhothai, au nord-ouest de la Thaïlande), l'eau était très peu liée à la présence vectorielle. Seul 1 des 9 districts étudiés présentait des risques élevés à proximité des zones en eau. Toujours dans le nord de la Thaïlande, dans la région de Chiang Mai, Vanwambeke *et al.* (2006) ont montré que la distance à des surfaces en eau avait un impact négatif significatif sur la présence de la dengue (à Mae Hia, située dans la périphérie de Chiang Mai, plus le domicile d'un sujet était éloigné du surface en eau, moins le sujet avait de chance d'avoir été infecté par la dengue). Vanwambeke *et al.* (2006) expliquent que cette corrélation est difficile à interpréter. Selon ces auteurs, la proximité aux surfaces en eau pourrait être un proxy d'autres facteurs environnementaux. Enfin, dans une étude menée à Guangzhou (Chine), un impact significatif des zones en eau sur la distribution de la dengue a été mis en lumière (Tian *et al.* 2016). Cependant, les auteurs signalent que dans cette ville, le seul vecteur de la dengue est *Aedes albopictus*.

LE SOL NU

Les relations entre le sol nu et la présence d'*Aedes aegypti* sont rarement étudiées. Étant donné que ce type de surface ne contient ni lieux de repos ombragés, ni lieux de ponte, ni nourriture, il peut être considéré comme un mode d'occupation du sol inadapté à la vie du moustique. Landau et Leeuwen (2012) montrent qu'il existe une corrélation négative entre la présence de ce type de surface et la présence vectorielle. Vanwambeke *et al.* (2006) montrent qu'à Mae Hia (Thaïlande), la présence de sol nu dans un rayon de 200 m autour du domicile des participants à l'étude a un impact négatif et significatif sur la présence de la dengue (plus le taux de sol nu est élevé autour du domicile d'un sujet, moins le sujet a de chance d'avoir été infecté par la dengue).

LES VOIES DE CIRCULATION : BARRIÈRES OU COULOIRS DE DÉPLACEMENT POUR LE MOUSTIQUE ?

Les routes sont généralement considérées comme des obstacles à la diffusion des populations de moustiques (Arunachalam *et al.* 2010; Landau et Leeuwen 2012; Rey *et al.* 2006). Cependant, leur taille et leur revêtement peuvent varier, elles peuvent être couvertes par de la végétation et accueillir des moustiques lorsqu'elles sont composées d'un revêtement imperméable dans lequel les intempéries et la circulation ont creusé des trous (Mazine *et al.* 1996). Les plaques d'égouts et les caniveaux (Shafie 2011) peuvent également être employés comme lieu de ponte. Bien que les voies de circulation soient généralement considérées comme des obstacles au déplacement, il est possible que celles-ci le favorisent lorsqu'elles ne sont pas trop larges (effet corridor).



FIGURE 15 – Différents types de voies de circulation à Bangkok (photo : Renaud Misslin, 2014)

La série de photos présentée sur la figure 15 (p. 40) permet d'appréhender les effets des voies de circulations construites par les humains sur les moustiques. La voie de circulation de la première photo (figure 15.a) est très étroite (≈ 1 m 50) : la circulation, peu fréquente, s'y fait uniquement à pieds. Elle est protégée du soleil par un voile et lie des maisons très ouvertes les unes aux autres. Cette voie de circulation peut être aisément traversée par *Aedes aegypti*. La route représentée sur la photo centrale (figure 15.b) est une situation intermédiaire. La circulation y est peu fréquente mais elle est plus large (≈ 4 m). La végétation qui la borde est toutefois susceptible de protéger le moustique du soleil. La traversée de cette route par les moustiques est moins probable que la première (pour un moustique qui ne voyage que rarement à plus de 30 m de son lieu de naissance en milieu urbain dense) mais reste possible¹¹. La proba-

11. De nombreuses études ont été menées dans le but de déterminer la capacité de dispersion des moustiques. La plupart de ces études rapportent que les *Aedes aegypti* sont majoritairement retrouvés dans un rayon de 100 m du lieu où ils ont été lâchés (pour une durée d'étude de 11 à 12 jours) (Hemme *et al.* 2009). Néanmoins, certains auteurs ont montré que *Aedes aegypti* est capable de se déplacer sur des distances bien plus importantes (≈ 800 m) (e.g. Reiter *et al.* (1995),

bilité qu'un moustique traverse la route représentée sur la troisième photo est faible (figure 15.c). Cette route est très fréquentée, très exposée au soleil et très large (≈ 60 m). Dans une étude menée à Chauganas (Trinidad et Tobago), aux alentours d'une route de largeur similaire à la route présentée sur la figure 15.c, Hemme *et al.* (2009) ont montré que les caractéristiques génétiques des *Aedes aegypti* collectés de chaque côté de la route étaient très différentes malgré la proximité spatiale des deux populations. Ils en concluent que la prise en compte des effets de la structure de l'environnement urbain sur les moustiques est primordiale pour la lutte anti-vectorielle.

SYNTHÈSE N° 2

Finalement, l'occupation du sol apparaît comme un indicateur particulièrement efficace pour identifier les zones à risque vectoriel en milieu urbain. Les données qui lui sont liées, disponibles par le biais de la télédétection, peuvent être mises en rapport avec la répartition des cas de dengue ou la distribution des populations de moustiques. La relation entre l'occupation du sol et le vecteur est non seulement spatiale, mais aussi temporelle : les changements d'occupation du sol sont susceptibles de modifier la distribution spatiale du moustique (Vanwambeke *et al.* 2007). Malgré le grand nombre d'études utilisant des données d'occupation du sol, les relations sont encore mal comprises : il est difficile, voire impossible, d'établir des théories qui soient valides en tous lieux et en toutes circonstances. En plus des effets du lieu et de la période d'étude, les résultats dépendent beaucoup de l'échelle à laquelle l'étude est menée (Mahadev *et al.* 2004 ; Tran *et al.* 2005).

1.4 LES EFFETS COMPLEXES DES FACTEURS CLIMATIQUES

Les effets du climat sur la distribution d'*Aedes aegypti* peuvent s'étudier à plusieurs échelles :

- l'échelle intra-urbaine (dans l'espace et dans le temps), qui permet de guider la lutte anti-vectorielle au niveau local ;
- l'échelle englobante de la ville (dimension temporelle) : l'échelle des systèmes d'alerte ;
- les échelles régionale et mondiale (dimensions à la fois spatiales et temporelles) qui permettent de poser la question des effets du changement climatique global.

Nous les étudierons successivement dans les trois sous-sections de cette section. Notre objectif principal étant de comprendre les facteurs de distribution du moustique dans la ville, nous commencerons par présenter le niveau d'analyse le plus fin (intra-urbain). Nous le verrons, malgré l'intérêt croissant

Honório *et al.* (2003)). Les résultats produits par l'ensemble de ces études sont probablement impactés par le contexte environnemental au sein duquel ils sont menés. Maneerat et Daudé (2017) ont pu mettre en valeur ces effets de contexte par l'intermédiaire du modèle MOMA.

des chercheurs pour ce niveau d'analyse, très peu d'études ont été menées au niveau intra-urbain. Le niveau englobant de la ville et l'échelle mondiale, couramment étudiés, apportent des informations complémentaires au premier pouvant être utilisées dans le cadre de la lutte contre les arboviroses.

1.4.1 Spatialité des effets climatiques : le niveau intra-urbain, négligé par les chercheurs

L'étude de la relation entre la répartition d'un facteur environnemental au niveau intra-urbain et la distribution d'*Aedes aegypti* présente l'intérêt majeur de pouvoir guider les actions de lutte anti-vectorielle dans la ville. Cependant, très peu d'études portent sur les effets de la variabilité intra-urbaine des variables météorologiques sur la distribution d'*Aedes aegypti*. Par exemple, lorsqu'au niveau d'une ville les températures moyennes sont trop basses pour permettre aux populations de moustiques de se développer¹², certains quartiers plus chauds que les autres pourraient servir de zones refuges à partir desquelles les moustiques pourront se disperser une fois la saison froide terminée. Ces variations spatiales des conditions météorologiques peuvent être mesurées de manière ponctuelle (par des stations météorologiques) ou de façon surfacique (par le biais d'images satellite par exemple). La section suivante fera référence à des études utilisant l'un ou l'autre de ces types de relevés pour étudier la répartition du vecteur dans la ville.

1.4.1.1 L'imagerie thermique : une solution peu coûteuse mais limitée

L'imagerie satellite est une méthode d'acquisition de données météorologiques avantageuses sur de nombreux points. D'abord, d'un point de vue spatial, celle-ci permet d'obtenir des données présentant des résolutions relativement fines (e.g. 0,25° pour le système TRMM (précipitations), 90 m pour le capteur thermique de Landsat¹³) sur des espaces très vastes. Ensuite, les images satellite requièrent des capacités de financement, d'organisation et de travail humain beaucoup moins élevées que l'acquisition par mesures de terrain. Malgré ces avantages, les études utilisant ce type de méthodes d'acquisition pour étudier les facteurs météorologiques participant à la distribution d'*Aedes aegypti* en milieu urbain sont peu nombreuses.

Estallo *et al.* (2008) proposent un modèle pour deux villes différentes : Tartagal et Orán, en Argentine. Ce modèle est basé sur un jeu de treize variables dont deux sont issues du capteur thermique de Landsat 7. D'après leurs résultats, les températures ont un effet positif sur les populations de moustiques dans les deux villes.

D'autres études ont permis de mettre en lien des données météorologiques mesurées par télédétection et la distribution de cas de dengue en milieu urbain. Umor *et al.* (2007) comparent la distribution des températures (issues de Landsat 7) et la distribution des cas de dengue dans un quartier de Subang

12. *Aedes aegypti* occupe majoritairement des régions où la température moyenne mensuelle minimale est supérieure à 14 °C (Brady *et al.* 2014).

13. Les images thermiques issues du capteur TIRS de Landsat 8 sont rééchantillonnées à 30 m par l'United States Geological Survey (USGS).

Jaya (Malaisie). Leur méthode d'analyse est visuelle : elle consiste à superposer des données thermiques et des données épidémiologiques sur un système d'information géographique (SIG). Cette méthode leur permet de constater que les zones où les températures sont les plus élevées sont également les plus touchées par la dengue. Arboleda *et al.* (2009) (Landsat 7) ainsi qu'Araujo *et al.* (2015) (Landsat 5) mesurent des relations positives entre des cas de dengue et la température de surface, respectivement à Medellín (Colombie) et à São Paulo (Brésil).

L'utilisation de données météorologiques issues de l'imagerie satellite permet une approche spatiale relativement fine de la température en milieu urbain. La limite principale de ces images, se situe au niveau de leur résolution temporelle (à titre d'exemple, le temps de retour des satellites Landsat est de 16 jours). Les satellites Terra et Aqua, équipés du capteur Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), produisent des images thermiques à une résolution temporelle plus fine (deux images par jour pour chaque satellite) mais à une résolution spatiale plus faible (1 km). Bien que plus riches au niveau spatial, les images thermiques restent loin de la précision temporelle des mesures de terrain (souvent de l'ordre minute).

1.4.1.2 Mesures de terrain : recueil de données temporelles fines

À notre connaissance, trois études portant sur les relations entre les températures intra-urbaines et la distribution des moustiques adoptent la stratégie de recueil de données par campagne de mesures ponctuelles. Les protocoles de mesure sont très différents d'une étude à l'autre. Nous présenterons en détail chacune de ces trois études, leurs méthodologies et leurs conclusions. Une fois ces études présentées, nous chercherons à comprendre comment, de manière générale, les variations climatiques intra-urbaines affectent la distribution des moustiques dans une ville.

Honório *et al.* (2009), les auteurs de la première étude, ont relevé des indices entomologiques et des données météorologiques (températures et précipitations) dans trois quartiers différents à Rio de Janeiro : un quartier du centre-ville (classe moyenne mais quartier entouré des plus grandes *favelas* de Rio), un quartier périphérique un peu plus pauvre que le premier et une *favela* située en périphérie de la ville. Situé à proximité d'une forêt dense, le dernier des trois quartiers est le plus pluvieux. Les précipitations y sont fortes et bien réparties pendant l'année (98 mm par mois). Il s'agit également du quartier le plus chaud des trois. Les deux autres quartiers sont protégés des précipitations par des montagnes (68 à 78 mm par mois). Les événements pluvieux y sont intenses et regroupés pendant l'été. Les températures relevées dans ces deux quartiers sont relativement proches. D'après les résultats des relevés entomologiques communiqués par les auteurs, la *favela* périphérique est le quartier le moins infesté. Les associations statistiques entre températures et indices entomologiques sont positives à 1 semaine d'écart et négatives à 3 semaines d'écart. Ces résultats sont concomitants entre les différents quartiers. L'auteur explique que d'après leurs observations, la plage de températures la plus favorable à *Aedes aegypti* est de 22 °C à 24 °C à une semaine d'écart (*lag* 1). Ces températures permettent un développement optimal du moustique. À trois semaines d'écart (*lags* 3 et 5), les températures ont un effet négatif sur les populations de

moustiques. Selon les auteurs, cela est dû au fait que des températures élevées prolongées entraînent une évaporation de l'eau contenue dans les gîtes situés en plein air. Les résultats concernant les précipitations présentent des différences intra-urbaines. La pluviométrie est significativement associée aux indices entomologiques dans les quartiers périphériques mais pas dans le centre urbain. Selon les auteurs, ceci est dû au fait que dans les deux premiers quartiers, les gîtes larvaires potentiels (GLP) extérieurs sont plus nombreux (déchets notamment) que dans le quartier le plus aisé. Ces GLP sont activés par les précipitations. La répartition spatiale des précipitations n'est donc pas directement explicative. Cette étude ne permet pas d'identifier des variations spatiales de facteurs météorologiques directement liées à la distribution du vecteur. Cependant, bien que l'étude soit menée dans trois quartiers différents, son objectif était plutôt d'identifier des facteurs de répartition temporelle plutôt que des facteurs de répartition spatiale.

La seconde étude a été publiée par Hayden *et al.* (2010). Un des objectifs de cette étude était d'étudier comment les différents contextes socio-économiques affectent les relations entre le moustique et la végétation. Cette étude présente un maillage de relevés météorologiques plus fin que l'étude d'Honório *et al.* (2009). Les appareils de mesure (thermomètres – hygromètres) ont été fixés directement aux ovitraps. Ceux-ci sont répartis dans trois villes, à proximité de la frontière États-Unis (Arizona) – Mexique (Sonora). Les chercheurs ont également récupéré des données issues de pluviomètres locaux pré-existants et disposés dans des sites différents. Les résultats de cette étude suggèrent que la présence de végétation produit des microclimats favorables au développement d'*Aedes aegypti* aux États-Unis, mais pas au Mexique. La végétation n'étant pas significativement associée à l'humidité, il a pu être observé que les sites végétalisés présentant une humidité relative forte étaient plus infestés que les sites végétalisés présentant une humidité relative faible ou moyenne. À une échelle plus large, l'étude a montré que la présence d'*Aedes aegypti* est liée aux précipitations seulement aux États-Unis. Selon les auteurs, ceci s'explique par le fait que les gîtes larvaires potentiels (GLP) mexicains sont situés à l'intérieur (stockage de l'eau) alors que les gîtes états-uniens sont situés à l'extérieur des bâtiments. Ces derniers seraient donc susceptibles d'être activés par la pluie.

La troisième étude (Reiskind et Lounibos 2013), menée en Floride, est encore différente des deux premières. Cette différence se situe au niveau de l'échelle spatiale de l'étude, ainsi qu'au niveau de l'organisation des capteurs. Cette étude vise à analyser les répartitions spatiales d'*Aedes aegypti* et d'*Aedes albopictus* selon la distance à la côte Atlantique et les conditions abiotiques de l'environnement. Elle a été menée dans le comté de Palm Beach, au sud de la Floride. Des ovitraps sont répartis de manière régulière, en partant du milieu urbain (correspondant au trait de côte) et en allant vers le milieu rural, à l'intérieur des terres (cf. figure 16, p. 45). Les relevés météorologiques sont réalisés dans 15 des 30 lieux de mesures entomologiques. Ces relevés sont effectués à l'aide de capteurs iButtons mesurant la température et l'humidité. Les résultats de l'analyse des relevés météorologiques montrent que la température décroît avec la distance à la côte (- 0,1 °C par km depuis la côte, vers l'intérieur des terres). Les résultats des relevés entomologiques montrent qu'en s'éloignant de la côte urbanisée, la présence d'*Aedes aegypti* diminue et celle d'*Aedes al-*

bopictus augmente. D'après les auteurs, cette situation pourrait être due au fait qu'*Aedes aegypti* exploite de manière plus efficace les environnements plus chauds et plus secs que ne le fait *Aedes albopictus*.

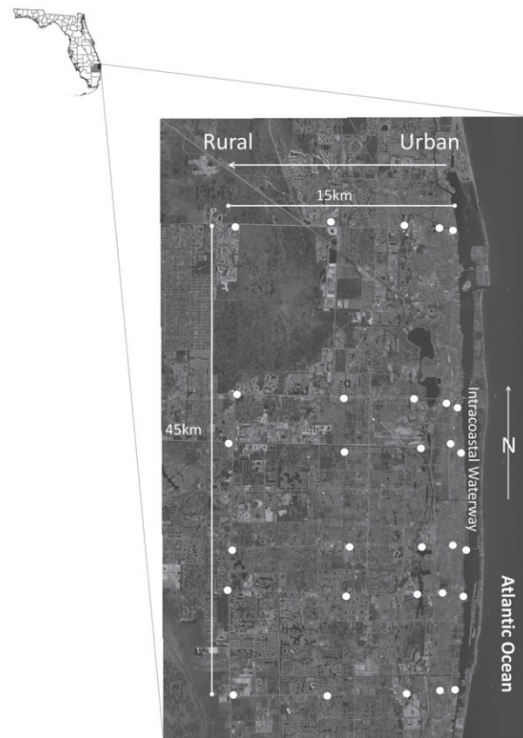


FIGURE 16 – Disposition des micro-thermomètres-hygromètres (points blancs) par Reiskind et Lounibos (2013)

Ces trois études présentent l'avantage d'être menées au niveau intra-urbain, niveau auquel est menée la lutte anti-vectorielle. Ces études montrent qu'au sein d'une même ville, des variations climatiques susceptibles d'affecter la répartition des moustiques peuvent être observées (Hayden *et al.* 2010; Honório *et al.* 2009; Reiskind et Lounibos 2013). L'étude d'Honório *et al.* (2009) ne permet pas d'analyser la répartition spatiale des moustiques par rapport aux variables météorologiques. Les relevés effectués par cette équipe ne sont pas assez fins pour pouvoir associer les deux types de variables. Les relevés météorologiques sont associés à des relevés entomologiques effectués dans des quartiers entiers et ne sont pas assez nombreux pour pouvoir observer des relations statistiques significatives. En revanche, dans les deux autres études, les relevés entomologiques sont effectués de manière ponctuelle, des capteurs météorologiques étant collés aux pièges à moustiques (Hayden *et al.* 2010; Reiskind et Lounibos 2013). Cette méthodologie permet d'évaluer les relations entre la présence ou les densités vectorielles et le microclimat du lieu. Dans les deux cas, ces relations s'avèrent significatives. Cependant, dans la seconde étude, les relations calculées sont susceptibles de cacher une autre réalité : celle de l'importance du gradient urbain – rural.

Grâce à l'étude d'Hayden *et al.* (2010), nous avons pu constater l'influence des variations climatiques créées par la végétation sur les populations d'*Aedes aegypti*. Ces zones servent par exemple de refuges aux moustiques, notamment

durant les périodes les plus sèches ou/et les plus chaudes. L'étude d'Hayden *et al.* (2010) permet de prouver l'existence de zones plus favorables au moustique que d'autres à l'échelle intra-urbaine. Dans cette étude, les capteurs sont pour la plupart séparés d'au moins 1 km (parfois plus). Ce maillage ne permet pas de descendre à une échelle plus fine : au sein d'un même quartier, peut-on observer des variations spatiales au niveau microclimatique ? Si ces variations existent, influencent-elles la répartition des moustiques ?

1.4.2 L'échelle englobante de la ville : analyse temporelle des effets météorologique

Une grande partie des études portant sur les effets du climat sur la distribution des moustiques sont menées sur des étendues plus vastes que celle de la ville. Ces études sont souvent réalisées au niveau de pays (Buczak *et al.* (2012) aux Philippines, Machado-Machado (2012) au Mexique, Wu *et al.* (2009) à Taiwan, Kearney *et al.* (2009) en Australie). L'utilisation de variables climatiques spatialisées à des échelles intra-urbaines est plus rare. Dans les études menées à ces échelles, les variables météorologiques sont généralement exprimées dans le temps mais pas dans l'espace. Souvent, ces études mettent en lumière des relations temporelles fortes entre le nombre de moustiques et une ou plusieurs variable(s) météorologique(s) (précipitations, températures et parfois humidité) (Barrera *et al.* 2011 ; Ibarra *et al.* 2013 ; Vezzani *et al.* 2004). Les chercheurs parviennent parfois à déterminer des seuils précis à partir desquels les populations de moustiques peuvent se développer. À Buenos Aires par exemple, une étude a montré qu'à partir de 20,8 °C et 150 mm de précipitations, *Aedes aegypti* commence à proliférer. Cependant, nous allons voir que ces relations ne sont pas toujours linéaires et ne sont pas toujours comparables d'une ville à une autre. Dans certaines circonstances, les variables météorologiques n'ont pas d'impact sur la distribution temporelle des moustiques.

1.4.2.1 Les effets temporels des températures sur *Aedes aegypti* : des relations macro connues

L'effet de la distribution temporelle des températures est lui aussi différent d'un lieu à un autre (cf. tableau 6, p. 47). Dans certains cas, les températures ont une influence positive (Barrera *et al.* 2011 ; Duncombe *et al.* 2013 ; Estallo *et al.* 2015 ; Vezzani *et al.* 2004) sur la taille des populations d'*Aedes aegypti* : plus la température est élevée, plus les populations de moustiques augmentent. Dans d'autres circonstances, ces relations ne sont pas significatives (Biswas *et al.* 2014) ou sont mêmes significativement négatives (Al Thabiany *et al.* 2012). Selon Al Thabiany *et al.* (2012), ayant menée une étude à la Mecque (Arabie Saoudite), des températures très élevées peuvent avoir un effet négatif sur la taille des populations de moustiques.

La comparaison des résultats des études présentées dans le tableau 6 montre que les relations entre le développement des populations d'*Aedes aegypti* et les températures ne sont pas linéaires : elles peuvent être positives dans certaines villes et négatives dans d'autres. À la Mecque, une ville soumise à des températures moyennes très élevées, l'augmentation de la température a plu-

Référence	Ville étudiée	Effet sur <i>Ae. aegypti</i> T°	T °C	
			min	max
Vezzani <i>et al.</i> (2004)	Buenos Aires (Argentine)	+	2	25
Barrera <i>et al.</i> (2011)	San Juan (Porto Rico)	+	24,5	29
Ibarra <i>et al.</i> (2013)	Machala (Équateur)	+	20	30
Estallo <i>et al.</i> (2015)	Orán (Argentine)	+	6	24,2
Duncombe <i>et al.</i> (2013)	Cairns (Australie)	+++	25	36
Biswas <i>et al.</i> (1993)	Calcutta (Inde)	+	?	?
Al Thabiany <i>et al.</i> (2012)	La Mecque (Arabie Saoudite)	-	31	46

Tableau 6 – Corrélations entre le développement *Aedes aegypti* et les températures dans différentes villes

tôt tendance à défavoriser le développement d'*Aedes aegypti* (Al Thabiany *et al.* 2012). C'est l'inverse dans des villes plus froides comme celle d'Orán en Argentine (Estallo *et al.* 2015). De plus, d'après des expériences menées en laboratoire (conditions très différentes des conditions réelles), les différents comportements du moustique ne sont pas affectés de la même manière par les températures. Au niveau global, la niche thermique d'*Aedes aegypti* se situe approximativement entre 15 °C et 36 °C (Christophers 1960). Au-delà de ces bornes, les moustiques adultes sont peu mobiles et s'alimentent très rarement (Christophers 1960). Ces bornes (± 1 °C) constituent les températures extrêmes auxquelles les moustiques ne peuvent pas survivre plus de quelques jours (Brady *et al.* 2013; Yang *et al.* 2009). En dehors de cet intervalle de « bien-être », le cycle de vie du moustique (œuf → larve → nymphe → adulte), ainsi que l'efficacité et la fréquence de ses différents comportements varient. Au-dessous de 20 °C la fertilisation de la femelle *Aedes aegypti* est moins efficace et son activité de ponte est réduite (Christophers 1960). La fréquence d'alimentation évolue quant à elle de façon positive et linéaire entre 21 °C et 32 °C (Liu-Helmersson *et al.* 2014). Le comportement d'alimentation étant associé à la transmission des virus, cette observation est susceptible d'avoir une importance primordiale d'un point de vue épidémiologique. La combinaison des différents effets de la température permet d'identifier une plage de températures (20 °C – 30 °C) au sein de laquelle la majorité des comportements est favorisée (cf. figure 17, p. 48 et cf. figure 18, p. 49).

En plus de son effet direct sur les comportements des moustiques, la température influence le vecteur par le biais de ses variations journalières. Celles-ci se mesurent par l'intermédiaire de l'amplitude thermique journalière (DTR) : la différence entre la température journalière maximale et la température journalière minimale. La *diurnal temperature range* (DTR) influence le comportement des moustiques mais également ses capacités d'interaction avec l'homme (Lambrechts *et al.* 2011). Ces relations entre variations de températures et moustiques sont donc importantes à comprendre du point de vue de la lutte antivectorielle. De façon générale, plus la DTR est élevée, plus l'infection du moustique par le virus de la dengue est difficile et plus la mortalité des moustiques augmente. Liu-Helmersson *et al.* (2014) ont estimé l'impact de la DTR sur la capacité vectorielle d'*Aedes aegypti* (la capacité du moustique à transmettre la dengue, rVC). D'après ces estimations, la capacité vectorielle est maximale

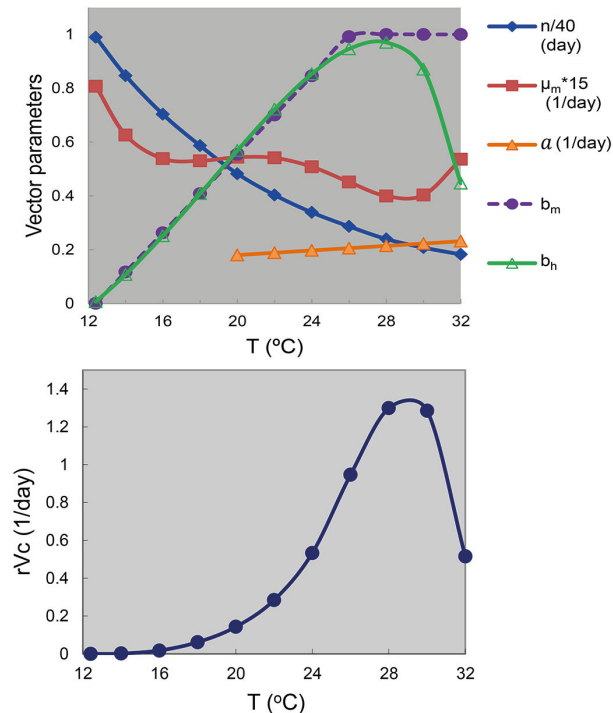


FIGURE 17 – Les effets des températures et de la *diurnal temperature range* (DTR) sur différents comportements d'*Aedes aegypti* (1) (Liu-Helmersson *et al.* 2014). n = durée d'incubation extrinsèque du virus de la dengue (en nombre de jours), μ_m = ratio de mortalité, α = fréquence des repas sanguin, b_m = probabilité d'infection par piqûre, b_h = probabilité de transmission de la dengue par piqûre, rVc = capacité vectorielle.

pour une température moyenne de 29,3 °C lorsque la DTR est de 0 °C. Cette capacité vectorielle maximale descend à 20 °C lorsque la DTR est de 20 °C (cf. figure 18, p. 49). De façon générale, à température journalière moyenne constante entre 20 °C et 30 °C, plus la DTR est basse, plus la capacité vectorielle est élevée. Cette relation est susceptible de présenter un intérêt particulier dans les villes où, du fait de la présence d'un ICU, la DTR a tendance à fortement baisser (Kalnay et Cai 2003) (cf. section 1.4.1.1, p. 42).

À notre connaissance, aucune étude ne s'est intéressée avant 2016 à la question des effets spatiaux de la *diurnal temperature range* (DTR) sur les populations d'*Aedes aegypti* ou sur l'incidence de la dengue au niveau intra-urbain (Misslin *et al.* 2016). Pourtant, comme nous l'avons vu, la DTR pourrait être particulièrement intéressante à étudier en milieu urbain. L'augmentation des températures moyennes et la baisse de la DTR provoquée par la formation d'un îlot de chaleur urbain (ICU) pourrait favoriser le développement des populations de moustiques durant la saison froide. D'après une étude que nous avons menée sur la partie la plus densément urbanisée de la ville de Delhi, l'augmentation de la prégnance du phénomène d'ICU a conduit à une augmentation de la température nocturne minimum ces dernières années. La température moyenne s'est homogénéisée et la DTR est passée d'une moyenne hivernale (décembre – janvier – février) de 11,83 °C en 2001 à 8,58 °C en 2015 (cf. figure 19, p. 50). En 2001, 32,5 % de la zone d'étude présentait une DTR moyenne inférieure à 11 °C. En 2015, cette proportion était passée à 87,8 %. Une étude plus poussée visant

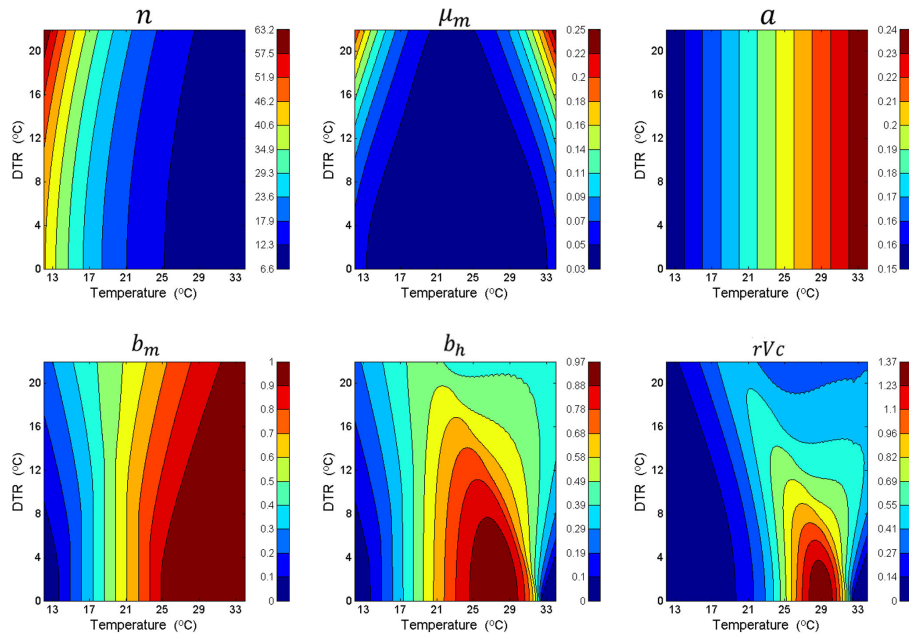


FIGURE 18 – Les effets combinés de la température moyenne journalière et de la DTR sur différents comportements d'*Aedes aegypti* (Liu-Helmersson *et al.* 2014). n = durée d'incubation extrinsèque du virus de la dengue, μ_m = ratio de mortalité, α = fréquence des repas sanguin, b_m = probabilité d'infection par piqûre, b_h = probabilité de transmission de la dengue par piqûre, rVc = capacité vectorielle, DTR = amplitude thermique journalière.

à comparer l'évolution de l'ICU de Delhi à des indices entomologiques ou à la distribution de la dengue (notamment des cas hivernaux et des cas précédant le pic épidémique) pourrait nous permettre de vérifier l'hypothèse selon laquelle l'augmentation de l'effet d'ICU pourrait affecter positivement la prolifération des moustiques et la transmission des maladies qu'ils transportent.

D'un point de vue général, la non-linéarité des relations unissant les températures mensuelles moyennes et les populations de moustiques peut être comprise par le biais des équations utilisées par Liu-Helmersson *et al.* (2014) (cf. figure 18, p. 49). Cependant, les mesures sur lesquelles sont établies ces équations sont réalisées en laboratoire. Sur le terrain, ces relations, quoi que potentiellement valables, s'avèrent plus difficiles à observer. À Hanoi (Vietnam) par exemple, des populations actives d'*Aedes aegypti* ont pu être observées à des températures minimales de 8 °C. Ces populations parviennent à passer l'hiver dans des citernes en métal ou en béton situées à l'intérieur des bâtiments (Tsunoda *et al.* 2014). La compréhension de l'effet des températures pourrait être enrichie par la recherche de ces poches de chaleur dans lesquelles les moustiques peuvent se réfugier lors de la saison froide. Un protocole de mesures thermiques et entomologiques ainsi que son application dans une communauté de Bangkok sera présenté dans le chapitre 5.

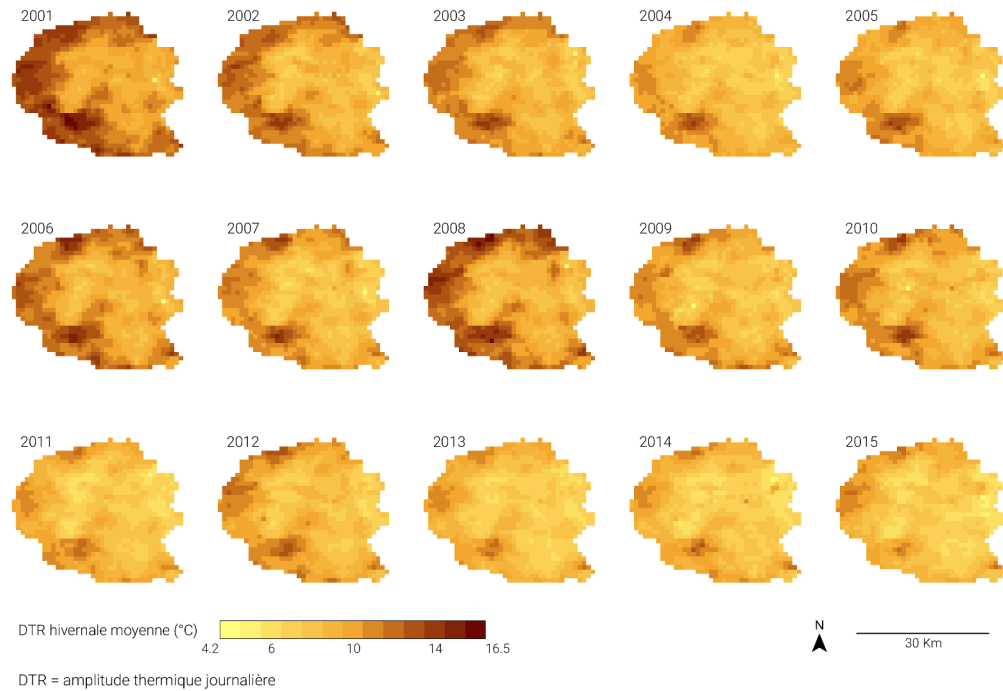


FIGURE 19 – Évolution de la DTR de surface moyenne hivernale à Delhi (Inde) entre 2001 et 2015 (calculée à partir des 3 mois les plus froids à Delhi : décembre (de l'année précédente), janvier et février). Découpage : le centre de Delhi a été extrait afin de ne prendre en compte que les zones les plus densément bâties. Données : MODIS-TERRA MOD11A2 8-day, résolution = 1 km (Mislin *et al.* 2016).

1.4.2.2 Les précipitations : un facteur important dans de nombreuses villes tropicales

L'étude des relations temporelles entre le développement des populations de moustiques ou l'incidence de la dengue et les précipitations est courante. Nous présentons ici treize études examinant ces relations.

L'incidence de la dengue est généralement très fortement liée aux précipitations (Li *et al.* 2013; Troyo *et al.* 2009). De même, l'abondance des moustiques *Aedes aegypti* peut souvent être mise en lien direct avec les précipitations (Al Thabiany *et al.* 2012; Barrera *et al.* 2011; Biswas *et al.* 1993; Ibarra *et al.* 2013; Vezzani *et al.* 2004; Wee *et al.* 2013). Les études faisant état de corrélations nulles (Ríos-Velásquez *et al.* 2007) ou non significatives (Sheppard *et al.* 1969) entre indices entomologiques et précipitations sont rares. Toutefois, certaines études montrent que l'abondance de précipitations peut avoir un effet négatif sur les populations de moustiques. Celles-ci peuvent faire déborder les GLP et condamner les larves déversées avec le surplus d'eau (Duncombe *et al.* 2013; Koenraad *et al.* 2008). Une autre raison pouvant expliquer l'observation d'indices entomologiques moins élevés en saison des pluies qu'en saison sèche est la participation active des populations à la lutte anti-vectorielle durant la période où l'incidence de l'arbovirose est la plus forte (Wongbutdee et Saengnill 2015). Dans une étude menée à Pulau Ketam (Malaisie), Wee *et al.* (2013) montrent que les précipitations ont des effets inégaux dans le temps. Suite à des précipitations importantes, ces auteurs observent deux pics successifs dans

les nombres de moustiques capturés : un premier pic est observé approximativement 15 jours après les précipitations. Un second apparaît 30 jours après les pluies. Ces *lags* de temps de 15 jours sont directement liés au temps nécessaire au moustique pour passer au stade adulte après son éclosion. Duncombe *et al.* (2013) soulignent que la durée de ce *lag* peut changer d'un lieu à un autre et qu'il est particulièrement important de la connaître afin de pouvoir lutter efficacement contre le vecteur. Ces auteurs montrent qu'à Cairns (Australie), l'abondance des moustiques peut être positivement ou négativement corrélée aux hauteurs d'eau précipitées selon la durée du *lag* choisi.

D'après Honório *et al.* (2009), l'influence de contexte saisonnier est fonction du type de climat. Ils observent que dans les villes équatoriales, la distribution d'*Aedes aegypti* n'est pas affectée par la saisonnalité des précipitations (Ríos-Velásquez *et al.* 2007). Dans ces villes (à Manaus par exemple, où a été menée l'étude de Ríos-Velásquez *et al.* (2007)), la saisonnalité des précipitations peut être relativement forte. Ces régions connaissent une saison beaucoup plus humide que l'autre (313,5 mm en mars contre 57,3 mm en août). Cependant, tous les mois de l'année connaissent des précipitations susceptibles d'entretenir les populations de moustiques. De plus, les températures sont très stables tout au long de l'année (autour de 23 °C à Manaus). Si les relations entre l'abondance des moustiques et les précipitations peuvent différer en fonction du type de climat, la comparaison de plusieurs études menées dans des régions soumises à un climat tropical sec (Aw – classification de Köppen-Geiger) montrent qu'elles sont également susceptibles de varier au sein d'une même zone climatique (cf. tableau 7).

Selon Jansen et Beebe (2010), l'effet des variables météorologiques est fortement dépendant du contexte local. Dans le cas des précipitations, ce contexte change par exemple en fonction du type de GLP disponibles pour les moustiques. S'il s'agit de GLP situés à l'extérieur (déchets, pots), l'augmentation des populations de moustiques coïncide avec l'arrivée de la saison des pluies. La situation inverse se produira si dans une région donnée, ce sont les GLP intradomiciliaires qui participent le plus à la diffusion d'*Aedes aegypti*. Le stockage de l'eau en période de sécheresse augmente le nombre de gîtes larvaires potentiels à l'intérieur des habitations (Ibarra *et al.* 2013).

D'autres variables météorologiques sont parfois associées aux indices entomologiques. L'humidité présente parfois des corrélations significatives et positives avec les indices vectoriels (Biswas *et al.* 1993 ; Duncombe *et al.* 2013 ; Ibarra *et al.* 2013). Celle-ci affecte la capacité d'alimentation du moustique ainsi que les taux de survie (Wu *et al.* 2007). Comme pour les températures et les précipitations, les corrélations humidité – indices entomologiques ne sont pas toujours significatives (Li *et al.* 2013). Enfin, d'autres facteurs météorologiques sont parfois comparés aux indices entomologiques : l'ombre (Vezzani *et al.* 2005), qui affecte la productivité des GLP, est recherchée par *Aedes aegypti* pour les phases de repos ou le vent, qui impacte ses capacités de déplacement (Ferreira *et al.* 2006).

Référence	Ville étudiée	Climat	Effet sur <i>Ae. aegypti</i>	Effet sur la dengue
Biswas <i>et al.</i> (1993)	Calcutta (Inde)	Aw	+	
Vezzani <i>et al.</i> (2004)	Buenos Aires (Argentine)	Cfa	+	
Troyo <i>et al.</i> (2009)	Puntarenas (Costa Rica)	Af		+
Barrera <i>et al.</i> (2011)	San Juan (Porto Rico)	Aw	+	
Al Thabiany <i>et al.</i> (2012)	La Mecque (Arabie Saoudite)	BWh	+	
Ibarra <i>et al.</i> (2013)	Machala (Équateur)	BSh	+	
Li <i>et al.</i> (2013)	Guangzhou (Chine)	Cwa		+
Wee <i>et al.</i> (2013)	Pulau Ketam (Malaisie)	Af	+	
Ríos-Velásquez <i>et al.</i> (2007)	Manaus (Brésil)	Am	0	
Sheppard <i>et al.</i> (1969)	Bangkok (Thaïlande)	Aw	0	
Koenraadt <i>et al.</i> (2008)	Kamphaeng Phet (Thaïlande)	Aw	0	
Duncombe <i>et al.</i> (2013)	Cairns (Australie)	Aw	+ et - (selon lag)	

Tableau 7 – Corrélations entre le développement *Aedes aegypti* et les précipitations dans différentes villes. Les classes climatiques des villes sont déterminées à partir d'une version révisée de la classification originale de Köppen (Peel *et al.* 2007). Aw = tropical sec, Am = tropical humide, Af = climat équatorial, Cfa et Cwa = subtropical humide, BWh = désertique, BSh = Semi-aride.

1.4.3 Le changement : une caractéristique forte des systèmes climatiques

Les projets de recherche visant à étudier les relations entre des variables climatiques et la présence du vecteur sont souvent limités dans le temps. Ceci peut s'expliquer par le fait que les études vectorielles sont généralement coûteuses et ne durent généralement pas plus de quelques années consécutives ou ne sont pas suffisamment fines pour être utilisées dans le cadre d'analyses spatio-temporelles poussées (c'est par exemple le cas des données vectorielles collectées par la Bangkok Metropolitan Authority (BMA) dont les résultats sont agrégés au niveau du khet et ne sont pas fiables d'après nous). Cependant, le climat est un objet de recherche instable. Comme nous l'avons vu, l'îlot de chaleur urbain (ICU) et la *diurnal temperature range* (DTR) de Delhi ont évolué entre 2001 et 2015. Les effets de ce changement sur les populations vectorielles sont compliqués à étudier, faute de données entomologiques recueillies sur le long terme. L'aire urbaine de Delhi n'est pas la seule concernée : la plupart des grandes agglomérations, les mégapoles en particulier, sont confrontées à des phénomènes d'ICU (Tran *et al.* 2006). *Aedes aegypti* étant un moustique synanthropique, nous soutenons que les effets potentiels (encore mal compris) des changements micro-climatiques urbains sur le système pathogène des arboviroses devront faire l'objet d'une attention particulière (Misslin *et al.* 2016). Ces changements spécifiques aux milieux urbains s'inscrivent dans le cadre de changements climatiques globaux plus graduels. Selon certains auteurs, l'évaluation des effets futurs de ces changements présente un intérêt majeur pour

les autorités sanitaires en charge de la planification de la lutte contre les maladies transmises par *Aedes aegypti* (Campbell-Lendrum *et al.* 2015).

1.4.3.1 Les modèles prédictifs : séduisants mais limités ?

Nous avons recensé cinq études, publiées entre 2014 et 2015 dont l'objectif est de prédire la distribution d'*Aedes aegypti* au niveau mondial (Campbell *et al.* 2015; Capinha *et al.* 2014; Khormi et Kumar 2014; Monaghan *et al.* 2015; Rogers 2015)¹⁴. Ces études utilisent différentes techniques de modélisation basées sur les contraintes physiologiques du moustique ou sur des relations statistiques calculées entre des points d'occurrence (présence avérée d'*Aedes aegypti*) et des facteurs environnementaux. Les chercheurs appliquent ensuite des modèles globaux d'évolution climatique afin d'effectuer des prédictions. De façon générale, les modèles s'accordent sur le fait que des changements dans la distribution sont susceptibles de survenir. Néanmoins, les résultats de ces études présentent de nombreuses différences (Monaghan *et al.* 2015). La figure 20 (p. 54) présente des cartes d'évolutions potentielles issues de deux études aux méthodologies très proches¹⁵ (Campbell *et al.* 2015; Khormi et Kumar 2014). Malgré cette proximité méthodologique, leurs résultats sont contradictoires pour de nombreuses zones du globe. Pour les études de Khormi et Kumar (2014) et Campbell *et al.* (2015) mais aussi pour les autres, la tendance générale est plutôt à l'extension des zones occupées actuellement par le moustique. D'après les résultats de plusieurs études, l'Europe pourrait présenter une probabilité importante d'accueillir des *Aedes aegypti* d'ici 2050 – 2080 (Campbell *et al.* 2015; Monaghan *et al.* 2015; Rogers 2015).

Les deux types de méthodes présentés ci-dessus présentent une limite commune : ils ne prennent pas en compte les réactions des populations de moustiques aux changements modélisés. Les registres médicaux consignants les données d'incidence de la dengue offrent aux chercheurs une profondeur historique plus avantageuse pour étudier l'effet de ces changements sur le système pathogène complexe des arboviroses transmises par *Aedes aegypti*. Ces données d'incidence, comparées à des données météorologiques passées sont susceptibles de répondre à la question de la réaction du système pathogène au changement : dans le passé comment la répartition de la dengue a-t-elle évolué en fonction des changements climatiques ?

De nombreuses publications décrivent des modèles statistiques permettant d'évaluer les relations entre des variables climatiques (température, humidité, précipitations, etc.) et la dengue dans le but de réaliser des prédictions. Une revue de littérature de Naish *et al.* (2014) rassemble seize études de ce type, publiées entre 1998 et 2012 (dont douze études publiées entre 2009 et 2012). Ces

14. Recherche effectuée en mai 2017.

15. Les modèles de Khormi et Kumar (2014) et Campbell *et al.* (2015) utilisent des modèles climatiques basés sur le même scénario d'évolution des émissions de gaz à effet de serre (relative stabilité des émissions). Les principales différences méthodologiques entre ces deux études se situent au niveau de la richesse des données utilisées (la base de données de Khormi et Kumar (2014) étant nettement plus importante) et des techniques de modélisation de niche écologique appliquées (Maxent¹⁶ pour Campbell *et al.* (2015) et Climex¹⁷ pour Khormi et Kumar (2014)). Les dates des estimations diffèrent de 20 ans (2030 pour Khormi et Kumar (2014) et 2050 pour Campbell *et al.* (2015)), cependant, Khormi et Kumar (2014) ont réalisé une seconde estimation pour 2070 dont les résultats sont semblables à ceux de l'estimation de 2030.

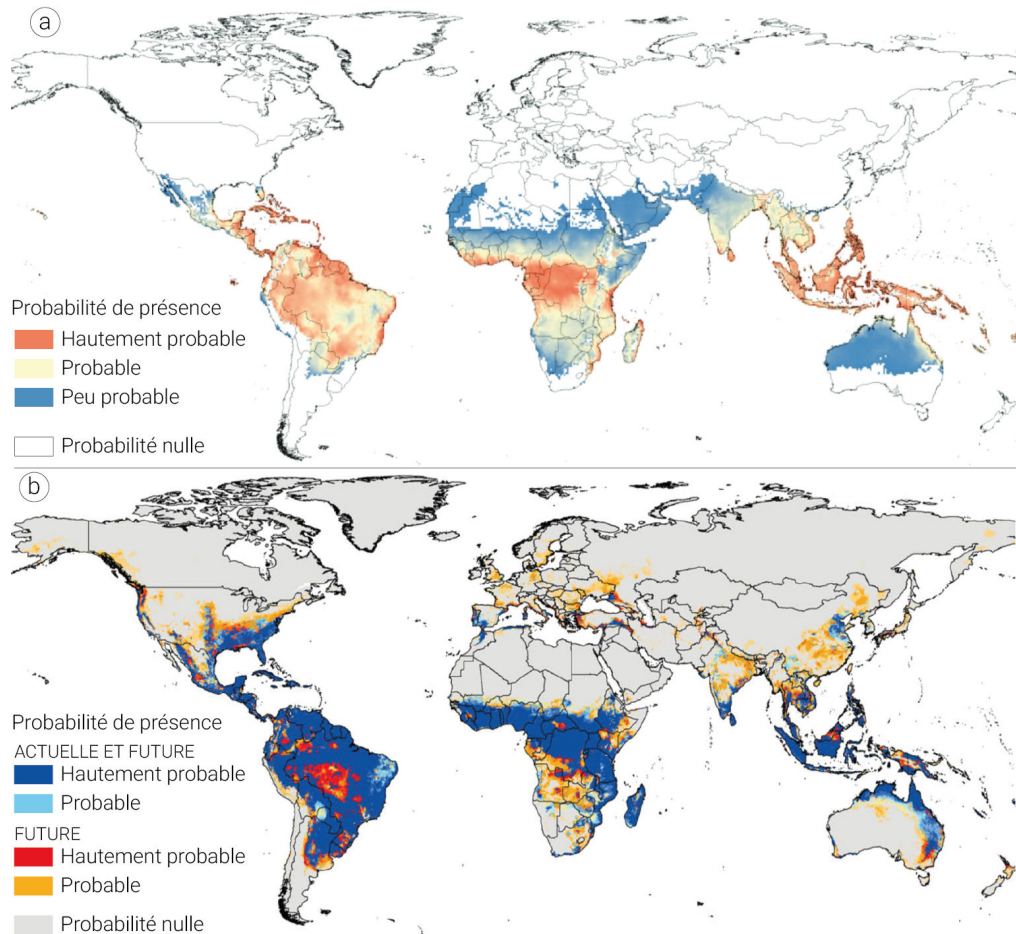


FIGURE 20 – Projections de la distribution d'*Aedes aegypti* en (a) 2030 par Khormi et Kumar (2014) et (b) en 2050 par Campbell *et al.* (2015)

études sont soit menées à des échelles très larges (pays, monde), soit menées sans dimension spatiale sur une ville ou une petite région. Elles présentent néanmoins l'avantage d'être fondées sur des relations statistiques estimées à partir de données d'incidence s'étendant souvent sur plusieurs dizaines d'années. D'après Naish *et al.* (2014), les seize publications prises en considération montrent que l'évolution de la dengue est liée à celle du climat. La plupart des études donnent la température comme facteur principal de la diffusion de la dengue, les précipitations ne venant souvent qu'en deuxième position, voire en troisième position, derrière l'humidité relative. Malgré cette concordance de point de vue concernant le poids des différentes variables, Naish *et al.* (2014) relèvent le fait que ces relations sont souvent différentes d'une région à l'autre et d'une étude à l'autre. Cette remarque est également formulée par (Messina *et al.* 2015) dans une revue de la littérature spécifiquement dédiée à la modélisation de la distribution future de la dengue.

Selon Naish *et al.* (2014) et Messina *et al.* (2015), la dengue pourrait menacer les régions situées à proximité directe de certaines zones endémiques (cf. figure 21, p. 55). La maladie pourrait s'étendre à des latitudes plus élevées et des altitudes plus hautes présentant aujourd'hui des températures trop faibles pour permettre le maintien de populations d'*Aedes aegypti*. Il est important de noter que les changements climatiques ne sont pas homogènes au niveau

global et que leurs effets sur les maladies sont susceptibles de différer en fonction des contextes locaux. Le modèle de Åström *et al.* (2012) tient compte de l'évolution du Produit intérieur brut (PIB) par habitant et de la population, en plus de l'évolution du climat. Il montre qu'en Australie, l'aire occupée par la dengue subirait une contraction importante entre 2009 et 2050. Lorsque les variables climatiques sont considérées de façon indépendante, la situation inverse se produit : par rapport à la situation de 2009, la dengue s'étendrait sur une partie bien plus importante du territoire australien (cf. figure 21, p. 55). L'évolution de la distribution de la dengue est influencée par d'autres variations que les changements climatiques, souvent non prises en compte dans les modèles prédictifs (Fontenille *et al.* 2013).

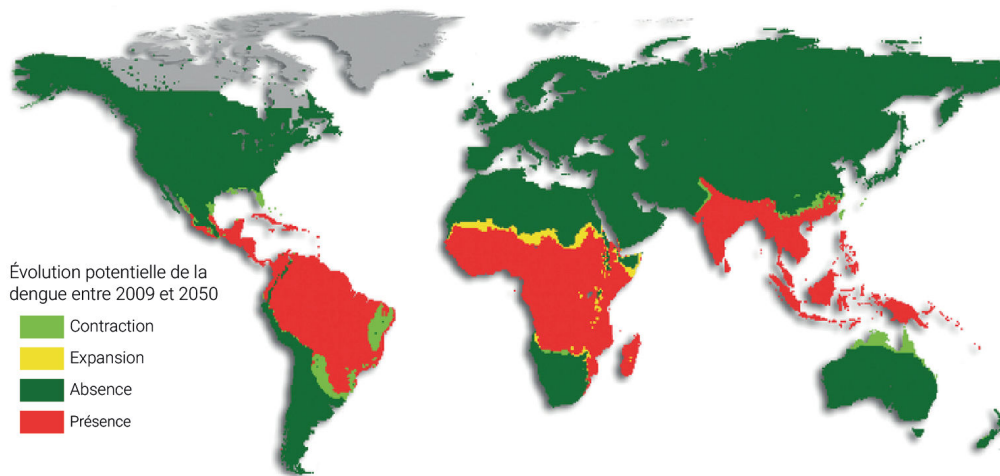


FIGURE 21 – Évolution de la distribution de la dengue entre 2009 et 2050 (carte modifiée de Åström *et al.* (2012) (originale) et Messina *et al.* (2015))

Messina *et al.* (2015) et Jansen et Beebe (2010) relèvent l'importance des facteurs démographiques, économiques, sociaux, etc. Selon ces auteurs, ces facteurs peuvent diminuer, voire inverser les effets du changement climatique. D'ailleurs, dans un article listant les défis auxquels les autorités sanitaires auront à faire face au XXI^{ème} siècle dans le cadre de la lutte contre la dengue, Gubler (2011) ne mentionne pas les effets des changements s'opérant au niveau du climat. Kearney *et al.* (2009) soulignent l'importance des boucles de rétroaction qu'un changement dans le système peut entraîner grâce à une étude menée en Australie. Ces derniers ont construit un modèle mécaniste prenant en compte les différents stades du cycle de vie du moustique et intégrant plusieurs échelles de modélisation (des dynamiques de gîtes larvaires potentiels (GLP) individualisés à la distribution potentielle du moustique sur l'ensemble du territoire australien). D'après les résultats de leurs prédictions, les changements climatiques n'ont qu'un impact modéré sur la distribution potentielle d'*Aedes aegypti*. Cependant, dans certaines régions d'Australie, une des conséquences du changement climatique est l'installation de réservoirs individuels par les habitants. Ces réservoirs permettent de pallier les pénuries d'eau entraînées par la baisse des précipitations. Selon Kearney *et al.* (2009), l'apparition de ces réservoirs pourrait avoir des effets très importants sur la distribution du moustique.

***Aedes aegypti*, objet d'étude tout aussi instable ?**

La plupart des modèles cités dans la section précédente (section 1.4.3.1) sont basés sur une stabilité des relations climat – *Aedes aegypti*. Au mieux, ces modèles prennent en compte les variations environnementales passées pour réaliser leurs prédictions. Ces variations ne concernent qu'un seul des membres du système pathogène : l'environnement. Des changements internes aux autres membres sont susceptibles d'affecter les dynamiques du système dans son ensemble. Le modèle de Kearney *et al.* (2009), qui fait figure d'exception, a permis de dégager l'intérêt des changements dans les comportements humains. Kearney *et al.* (2009) soulèvent également la problématique du changement du vecteur lui-même.

Les populations d'*Aedes aegypti* qui ont colonisé les villes de la planète sont originaires des forêts d'Afrique de l'Ouest (cf. INTRODUCTION, p. 2) (Powell et Tabachnick 2013). Les vastes capacités d'adaptation de ce moustique lui ont permis de tirer avantage des environnements urbains auxquels il n'était aussi bien adapté à l'origine. De la même façon, il est tout à fait possible qu'*Aedes aegypti* évolue, aussi bien au niveau de ses comportements qu'au niveau génétique, en réponse aux changements climatiques globaux et locaux. Par exemple, selon une étude réalisée sur l'île de Trinidad, le réchauffement des gîtes larvaires potentiels (GLP) en surface conduit les moustiques à pondre dans des fosses septiques (Chadee et Martinez 2016). Ce nouveau type de GLP est particulièrement surprenant dans la mesure où *Aedes aegypti* est plutôt habitué à pondre dans de l'eau claire et fraîche. Grâce au modèle évoqué précédemment, Kearney *et al.* (2009) ont pu montrer qu'une légère augmentation de la capacité des œufs à résister à la dessiccation permettrait au moustique de coloniser les régions centrales de l'Australie, aujourd'hui trop sèches pour lui.

SYNTHÈSE N° 3

Même en prenant en compte un nombre plus grand de variables pour modéliser les effets des changements environnementaux sur la distribution d'*Aedes aegypti* et de la dengue ou en basant les relations modélisées sur les effets de changements passés, il demeure difficile de prendre en considération les boucles de rétroaction dans les approches de modélisation traditionnelles (notamment dans les méthodes statistiques). Finalement, les incertitudes inhérentes à ce type de prédictions attestent de la complexité des relations entre l'environnement, le vecteur, et les autres membres du système pathogène. Ces nombreuses incertitudes posent la question de l'utilité réelle de ce type de modèles prédictifs pour la prise de décisions concernant la lutte à long terme et à grande échelle contre les arboviroses (Rogers 2015).

Finalement, comme pour la plupart des facteurs environnementaux, plus les variations spatio-temporelles microclimatiques sont marquées, plus elles affectent la dispersion des moustiques à la fois dans l'espace et dans le temps (Strickman et Kittayapong 2002). Ces relations ne sont pas linéaires : elles dépendent fortement du contexte local dans lequel elles s'inscrivent. Un modèle statistique construit dans une ville particulière et expliquant la distribution

des moustiques à l'aide de différentes variables climatiques ne pourra pas toujours être transféré à une autre ville. Cette limite, qui concerne principalement les modèles statistiques, est accentuée lorsque les chercheurs tentent de réaliser des projections sur plusieurs dizaines d'années. C'est ce que défend David Roger :

« *Such disparity between various predictions of dengue's distribution at the present time, however, provides a strong warning. If we cannot get the present right, what chances are there that we can correctly predict the future?* ». (Rogers 2015)

CONCLUSION DU CHAPITRE 1

L'hétérogénéité des espaces urbains et les interrelations entre les facteurs environnementaux (*e.g.* les effets combinés du climat et de l'occupation du sol (Vanwambeke *et al.* 2007)) impactant le développement des populations de moustiques rendent délicate l'identification d'un schéma causal unique permettant d'expliquer de façon systématique la distribution d'*Aedes aegypti* dans la ville. Les variabilités spatio-temporelle des relations, les variations internes aux éléments du système pathogène (changements climatiques, adaptation du vecteur, comportements des hommes, etc.) et les boucles de rétroaction s'opérant dans le système pathogène des arboviroses transmises par *Aedes aegypti* sont autant de facteurs qui compliquent la réalisation de l'objectif de transposabilité que nous avons fixé dans l'introduction (p. 9).

Les relations qu'entretiennent les moustiques avec leur environnement sont souvent étudiées par le biais de méthodes permettant d'établir des corrélations (Tran *et al.* 2005). Les auteurs comparent les variations spatio-temporelles de l'environnement aux variations des populations de moustiques. Cela implique que si un élément environnemental est réparti de manière homogène dans la ville et qu'aucune discontinuité nette ne peut être mise en évidence, aucune relation statistique ne ressortira entre la distribution du facteur en question et celle du moustique. Or, selon les zones d'étude, les périodes d'étude ou les échelles d'étude, le niveau d'anisotropie de l'environnement peut varier. Bien que les besoins du moustique ne changent pas (ou peu) d'un terrain d'étude à l'autre, l'influence calculée des variables environnementales n'est pas toujours équivalente. Cette observation met en valeur l'importance des variables calculées comme non significatives par les tests statistiques. La lecture des articles présentés dans la première section nous a permis de constater que lorsque les chercheurs établissent des corrélations significatives, celles-ci font l'objet d'une attention particulière. Les auteurs consacrent une grande partie de leur discussion à émettre des hypothèses à propos des liens de causalité sous-jacents aux corrélations mesurées sur leur terrain d'étude. La plupart du temps, ces auteurs trouvent des hypothèses particulièrement convaincantes pour expliquer les relations statistiques établies. C'est ici la force de ce type d'études : elles sont faciles à mettre en œuvre et sont très efficaces au niveau local. Grâce à ces études, les facteurs de distribution d'*Aedes aegypti* sont identifiables dans

le contexte au sein duquel l'étude a été menée. En pratique, les liens de cause à effet sont généralement difficiles à prouver (Tran *et al.* 2005). De plus, les chercheurs ont tendance à délaisser les facteurs non significatifs alors que ceux-ci pourraient présenter une importance prépondérante mais non mise en évidence par les méthodes statistiques employées. Ainsi, les résultats produits par ce type de méthodes ne répondent pas entièrement aux attentes posées au regard de notre objectif principal : développer un modèle transposable d'un contexte à un autre, d'une période à une autre et d'une échelle à une autre. De ce point de vue, une première question qui émerge de cette revue de la littérature est celle de la définition des variables à prendre en compte dans le modèle environnemental : comment choisir les facteurs environnementaux à représenter dans un modèle ?

Notre objectif de transposabilité pose une seconde question au regard des études recueillies dans le cadre de cette revue de littérature : comment collecter les données ? Dans la plupart des cas rencontrés, les données environnementales sont recueillies par le biais d'enquêtes de terrain et de questionnaires. Ces méthodes de recueil étant longues et compliquées à mettre en œuvre pour une seule ville, elles ne correspondent pas à nos attentes en termes de capacité de transposition. Certaines études utilisent néanmoins des données disponibles pour toutes les villes infestées : les données issues de la télédétection. En plus d'être disponibles pour la majorité des terrains d'étude potentiels, ces données présentent l'avantage d'être disponibles à moindre coût par rapport aux données issues d'enquêtes de terrain. Les images satellite sont utilisées depuis plus de quarante ans pour étudier la répartition de maladies à transmission vectorielle ou la répartition de leur vecteur (Cline 1970). L'utilisation de cette méthode de collecte de données a réellement émergé à la fin des années 1980 et au cours des années 1990 grâce à un programme de recherche financé par la NASA (Di-Mod) dont un des axes de travail était d'étudier – par le biais d'images satellite – les conditions environnementales favorisant la prolifération des anophèles (Beck *et al.* 1994 ; Wood *et al.* 1991). Les chercheurs ayant pris part à ce projet, Wood *et al.* (1991) et Beck *et al.* (1994) entre autres, soutiennent que la télédétection est un moyen intéressant pour prédire la répartition des populations de moustiques et posent deux conditions à l'utilisation de cette technique : il est nécessaire de connaître les éléments impactant la distribution de ces insectes et ces éléments doivent être identifiables par télédétection (des mares par exemple). L'intérêt des images satellite pour l'étude de la répartition d'*Aedes aegypti* peut donc paraître limité. Les gîtes larvaires potentiels (GLP) sont considérés comme impossibles à identifier par télédétection par certains auteurs (Moloney *et al.* 1998 ; Palaniyandi 2012). Malgré cela, quelques études ont utilisé des images satellite dans le contexte de l'étude de la dengue ou de celle d'*Aedes aegypti*. Les auteurs de ces études utilisent les images satellite pour des objectifs différents :

- identifier visuellement les aléas environnementaux favorisant la prolifération du moustique (Chang *et al.* 2009 ; Khormi et Kumar 2011) ;
- sélectionner des zones d'études (échantillonnage) (Trovo *et al.* 2008) ;
- analyser la distribution de l'incidence de la dengue ou la présence du vecteur et les relations qu'ils entretiennent avec l'environnement (Araujo

et al. 2015; Buczak *et al.* 2012; Fuller *et al.* 2010; Landau et Leeuwen 2012; Li *et al.* 2013; Nakhapakorn et Tripathi 2005; Rubio *et al.* 2013; Troyo *et al.* 2009; Umor *et al.* 2007; Vanwambeke *et al.* 2006, 2007);

- modéliser les effets de l'environnement sur la dispersion du moustique (Tran et Raffy 2006).

Finalement, ce chapitre nous a permis d'identifier deux questions qui seront traitées pour construire un modèle spatial de l'environnement du système pathogène des arboviroses transmises par *Aedes aegypti* : (1) comment choisir les caractéristiques de l'environnement à inclure dans le modèle ? (2) Comment collecter, de manière efficace et à moindre coût, les données permettant de représenter ces caractéristiques de l'environnement ? La première question sera traitée dans le chapitre suivant (cf. chapitre 2). Des éléments de réponse ont déjà été apportés pour la seconde question, mais elle fera l'objet d'approfondissement dans la suite de ce travail.

2

NOUVELLE APPROCHE DES RELATIONS ENVIRONNEMENT – VECTEUR

La construction de MODE, le modèle environnemental développé dans le cadre de cette thèse, passe inéluctablement par une définition précise de l'objet à modéliser : l'environnement du système. Afin d'être opérationnelle, l'approche qui permettra de définir l'environnement de l'arbovirose doit être applicable dans des contextes urbains différents. Selon une citation attribuée à Albert Einstein, « l'environnement c'est tout ce qui n'est pas moi ». Ainsi, l'environnement serait-il le négatif du sujet ? Einstein évoque un concept transposable, applicable à tous les êtres vivants. Cependant, cette définition de l'environnement fait référence à une idée trop vaste pour être modélisée. Elle permet néanmoins de soulever la question primordiale de la limite : s'il est impossible de tout représenter, comment déterminer ce qui pourrait être intéressant de représenter tout en répondant à l'objectif de généralité ?

L'acceptation de la notion d'environnement utilisée dans les sciences de la complexité est plus restrictive. De manière très générale, l'environnement est défini par rapport aux relations que ce dernier entretient avec le système. Cette conception ne correspond plus à « tout ce qui n'est pas moi ». L'étendue de l'environnement est restreinte à « tout ce qui n'est pas moi, mais avec qui/quoi je peux entrer en relation ou qui peut orienter mes comportements ». La nature de l'environnement définie du point de vue du modélisateur dépend donc des éléments du système modélisé. Sa définition paraît claire à première vue : certaines caractéristiques de l'environnement entretiennent des relations avec le système alors que d'autres sont ignorées. La question de la frontière entre ces deux catégories demeure en suspens : comment la déterminer avec précision ? Cette question est courante dans les sciences de la complexité. Elle conduit le modélisateur à effectuer des choix « sur ce qui est utile à représenter ou à laisser de côté » (Laperrière 2010). Les résultats très hétérogènes des études statistiques ne permettent pas de tracer précisément cette frontière. Un des objectifs de ce chapitre sera de poser les bases conceptuelles d'une approche de l'environnement du système pathogène d'une arbovirose permettant de pallier les limites de généralité formulées dans le chapitre 1. Une fois la méthode de conception de l'environnement identifiée, celle-ci sera implémentée selon la méthodologie de modélisation à base d'agents. Elle permettra de construire un environnement spatial et dynamique à partir de bases de données d'origines et de types divers. Puis, elle permettra de coupler cet environnement avec des modèles comportementaux reproduisant les dynamiques spatiales des autres éléments du système complexe pathogène de l'arbovirose.

Les effets des caractéristiques de l'environnement sur la transmission d'arboviroses telles que la dengue ou le Zika sont largement documentés (cf. cha-

pitre 1). De nombreuses études révèlent des liens statistiques entre la présence du vecteur, ou celle du virus, et la présence de tel ou tel facteur environnemental. Ces liens sont éminemment locaux. Ils dépendent non seulement du contexte dans lequel ils ont été mesurés, mais aussi de la période et de la superficie des terrains sur lesquels ces mesures ont été effectuées. La collecte de données environnementales par le biais d'enquêtes de terrain permet d'orienter localement, sur les sites enquêtés ou sur des sites au profil similaire, des actions sur les caractéristiques de l'environnement les plus déterminantes quant à la prolifération de la cible étudiée (vecteur ou virus). Leurs résultats, qui aboutissent parfois à un modèle statistique prédictif permettant de cartographier l'aléa environnemental, sont toutefois difficilement transposables. De manière plus générale, ces méthodes ne permettent pas d'identifier avec précision ce que pourrait être « l'environnement » du système complexe de l'arbovirose (cf. INTRODUCTION, p. 5). Enfin, le processus de collecte de données sur le terrain est chronophage et onéreux (rendant compliquée la transposition des modèles élaborés à partir de ces données).

L'objectif de ce chapitre est donc de proposer un concept et une méthode opérationnels et transposables permettant de matérialiser l'environnement du système pathogène d'une arbovirose par le biais d'un modèle. La première section du chapitre est dévolue à la recherche d'une approche de l'environnement à la fois générique et compatible avec le paradigme systémique. Dans une seconde section, les concepts et les méthodes permettant de construire des environnements dans les modèles à base d'agents sont décrits et discutés au regard de l'étude des arboviroses.

2.1 À LA RECHERCHE D'UNE APPROCHE OPÉRATIONNELLE

Selon les époques et les auteurs, les termes utilisés par les géographes pour évoquer le monde qui les entoure ont évolué, ont revêtu des sens différents et se sont croisés (Berque 1992). Qu'il s'agisse de son histoire ou de son sens, la notion « d'environnement » recoupe en plusieurs points la notion homologue de « milieu ». Cette histoire est particulièrement liée à l'évolution ou à l'apparition de différentes disciplines scientifiques (Gandolfo 2008). Elles ont eu une importance capitale dans la pensée de nombreux géographes ainsi que de scientifiques issus d'autres disciplines étudiant le vivant (biologie, écologie, psychologie, etc.). Pourtant, la conceptualisation de ces notions demeure délicate. Les sens successifs se sont superposés et donnent aujourd'hui des notions mille-feuilles fuyantes. Le sens de la notion d'environnement au regard du système complexe d'une arbovirose est d'autant plus délicat à dégager qu'il a pris un sens politique et une charge affective. Comme l'indique l'entrée « environnement » du dictionnaire de géographie de Lévy et Lussault : « c'est un concept sans échelle, « sans frontière » [...], sans limite, ce qui rend sa définition malaisée » (Lévy et Lussault 2003). Cette problématique est particulièrement prégnante en géographie. Augustin Berques explique par exemple à ce propos que « la question du milieu est donc restée largement du côté des sciences de la nature, géographiquement non résolue » (Berque 1992).

Malgré les obstacles conceptuels auxquels font face les géographes, l'objectif de reconstruction du sous-système « environnement » du système pathogène de la dengue rend nécessaire l'identification d'une conception de l'environnement qui soit opérationnelle.

2.1.1 L'environnement dans le système pathogène

L'approche systémique (Bertalanffy 1968), issue de la biologie, ne semble pas confrontée aux mêmes difficultés que celles auxquelles font face les géographes qui se penchent sur la problématique de la conceptualisation de l'environnement et sur les relations que ce dernier entretient avec les êtres vivants. D'après la vision systémique, l'environnement est simplement constitué des éléments qui influencent le système mais qui n'en font pas partie (Bertalanffy 1968). Dans le cadre de l'étude du système pathogène d'une arbovirose (cf. INTRODUCTION) et d'après cette définition, l'environnement comprendrait donc tout ce qui influence le système de près ou de loin. S'il se distingue de son environnement, le système n'en est pas moins dépendant. Il entretient avec l'environnement des relations qui lui permettent d'assurer sa pérennité.

La conception de l'environnement comme un élément à part entière du système pathogène de l'arbovirose permet de faire abstraction des caractéristiques de l'environnement qui n'ont pas d'influence sur le système. Au vu de la multiplicité des facteurs environnementaux susceptibles d'impacter le système pathogène, la démarche d'identification des facteurs à considérer doit être formalisée.

2.1.1.1 L'environnement : multiple et transcendant

En tant que système ouvert, le fonctionnement de l'arbovirose est dépendant de son environnement (cf. INTRODUCTION). Les éléments du système procèdent à des échanges de plusieurs types avec leur environnement : matière, énergie ou information (Durand 1979). Ces échanges sont nécessaires au fonctionnement du système. Les systèmes étudiés en géographie sont tous des systèmes ouverts¹. En tant que membre du système, *Aedes aegypti* est dépendant de l'environnement. Il prélève par exemple de l'énergie par le biais de la chaleur et acquiert de l'information lorsqu'il analyse la capacité d'un espace à répondre à ses besoins.

La conception d'un milieu transcendant vis-à-vis du vivant s'est développée au cours des XVIII^{ème} et XIX^{ème} siècles par le biais des naturalistes et des géographes (Humboldt, Darwin, Ritter, etc.) : en plus d'être influencé par son milieu, le vivant ne peut pas échapper à ses forces d'action mécaniques. P. Sloterdijk explique que « *pour tout organisme, l'environnement est sa transcendance* » (Sloterdijk 2011). Ce « milieu » (ou « environnement ») désigne le monde qui l'entoure et certains de ses traits permettent au vivant de répondre à ses besoins. Les géographes français de l'école classique tiennent des discours proches. Vidal de la Blache écrit à ce propos :

« Si l'on réfléchit à tout ce qu'implique le mot de milieu ou d'« environnement » selon l'expression anglaise, à tous les fils insoupçonnés dont est

1. Système, Denise Pumain, Hypergé. <http://www.hypergeo.eu/spip.php?article5>

tissé la trame qui nous enlace, quel organisme vivant pourrait s’y soustraire? ».² (La Blache 1922)

Le milieu décrit par Vidal de la Blache présente deux caractéristiques. Il a une existence propre et il affecte toutes les formes du vivant (l’homme étant tout de même considéré comme plus libre que les autres espèces³). L’être vivant dépend du milieu et il lui est impossible de s’en extraire. Ensuite, les « fils insoupçonnés », situés au-delà des capacités de l’expérience, marquent sa nature transcendante pour l’organisme.

La revue de littérature du chapitre 1, portant sur les facteurs de la distribution d’*Aedes aegypti*, a donné un tableau de cette multitude de « fils insoupçonnés » qui l’influencent. Ces derniers font l’objet d’un intérêt particulier dans le cadre de la lutte contre les arboviroses.

2.1.1.2 *Le lien environnement ↔ vecteur : point central de la lutte anti-vectorielle*

Dans son article « Complexes pathogènes et géographie médicale », Maximilien Sorre souligne la dépendance du complexe pathogène – dans son ensemble – à l’environnement de la façon suivante :

« Ces complexes [...] manifestent une dépendance plus ou moins marquée à l’égard des conditions du milieu. En général, l’agent vecteur présente la plus grande sensibilité, et ses exigences jouent le rôle déterminant dans l’écologie du complexe ». (Sorre 1933)

Selon M. Sorre, cette dépendance s’exprime donc principalement par la sensibilité du vecteur aux conditions environnementales. Cette idée est partagée par d’autres auteurs. Jacques May, également considéré comme un des fondateurs de l’approche géographique des maladies, souligne l’importance des relations environnement ↔ vecteur :

« Numerous diseases [...] are introduced into the human system only through the action of a vector. [...] Understandably, the life and activity of these vectors are inescapably bound up with factors of the geographical environment ». (May 1950)

Selon M. Sorre et J. May, comprendre la répartition d’une maladie transmise par un ou plusieurs vecteur(s) passe en grande partie par l’analyse des relations que ce ou ces vecteur(s) entretiennent avec l’environnement. Cette approche de la maladie vectorielle est toujours admise aujourd’hui :

*« [...] le lien entre l’environnement et le vecteur est plus étroit (et donc a priori plus facile à mettre en évidence) que celui entre l’environnement et la maladie puisque le vecteur est l’élément le plus sensible aux conditions environnementales et que la maladie se déclarera seulement si à la fois le vecteur, l’hôte et l’agent pathogène sont présents ».*⁴ (Tran et al. 2005)

2. À noter que Vidal de la Blache considère ici la notion « d’environnement » comme synonyme de celle de milieu.

3. Par son approche qualifiée de « possibilisme » incarnée par la notion de « genre de vie », Vidal de la Blache se détache du déterminisme radical qui prévalait dans l’école classique allemande.

4. Tran et al. (2005) font ici référence au moucheron *Culicoides imicola*, vecteur de la blue-tongue (maladie ovine).

Comme le font M. Sorre et J. May, Annelise Tran décrit la relation environnement \leftrightarrow vecteur comme particulièrement forte. Cette relation est même présentée comme un élément central du système pathogène. Selon elle, son étroitesse en fait une relation aisément identifiable. Cette qualité est particulièrement intéressante dans la mesure où c'est cette relation qui est visée lorsque les autorités sanitaires ne disposent pas de vaccins pour lutter contre une arbovirose. L'importante dépendance du vecteur par rapport à l'environnement est exploitée pour freiner la maladie.

Cependant, comme nous l'avons vu en introduction, il faut garder à l'esprit que l'environnement du système pathogène de la dengue (ou du Zika) entretient des liens avec les autres sous-systèmes, à savoir l'hôte (homme) et le virus. Les relations unissant l'environnement et l'homme sont complexes. Les humains gèrent et construisent leur environnement et celui-ci influence en retour son comportement et sa santé (Picheral 1982a). P. Handschumacher explique même que « pour la plupart des maladies [vectorielles], la densité des vecteurs n'est qu'un aspect secondaire de l'épidémisation » (Handschumacher *et al.* 2002). Si dans certains cas la densité vectorielle peut tout de même être un facteur décisif de la diffusion d'une épidémie, le risque épidémique ne peut pas être évalué par la seule étude des relations environnement \leftrightarrow vecteur. Néanmoins, la lutte anti-vectorielle restant le moyen d'action le plus efficace pour lutter contre la maladie, la relation environnement \leftrightarrow vecteur constitue un intérêt particulier pour de nombreux chercheurs (cf. chapitre 1).

Finalement, la production de connaissances empiriques concernant cette relation, et surtout sa compréhension fine, permet d'optimiser l'efficacité des actions de lutte contre la maladie. Ces considérations nous permettent de recentrer la relation système \leftrightarrow environnement vers la relation, plus étroite et plus simple à identifier, qui unit le vecteur à son environnement. Ceci devrait conduire à l'élaboration d'une approche de la conception de l'environnement plus opérationnelle dans le cadre de la lutte contre les arboviroses. Elle ne visera pas à comprendre le fonctionnement d'ensemble du système pathogène, mais elle permettra d'élaborer un concept exploitable dans un dessein de lutte contre la maladie.

2.1.1.3 Où s'arrête l'environnement du vecteur ?

En plus de la problématique non résolue de la multiplicité des facteurs, la réorientation du concept d'environnement pose une seconde difficulté concernant la délimitation. Il s'agit de la limite entre l'environnement et les autres éléments du système pathogène. Cette délimitation est importante : elle permet, comme Daniel Durand le souligne, de mieux étudier le système et donc de mieux le comprendre (Durand 1979). Elle se présente de façon claire à première vue : les éléments du système apparaissent comme séparés de l'environnement et vice-versa. Néanmoins, la réorientation de la conception de l'environnement complique la tâche dans la mesure où un élément du système est primordial pour comprendre la répartition du vecteur dans le système pathogène de la dengue : l'hôte. En effet, en tant qu'animal synanthropique, le moustique *Aedes aegypti* est dépendant de la présence de l'homme.

L'analyse d'un des composants du système d'une arbovirose en tant que système à part entière fait passer certains éléments du système de l'arbovirose dans la catégorie « environnement ». L'hôte peut par exemple être considéré comme faisant partie intégrante de l'environnement du vecteur. Ce dernier entretient avec l'hôte des relations directes : le premier a besoin du second pour assurer sa survie. Cette relation s'exprime sous la forme d'un échange de matières : la salive anticoagulante injectée et le sang prélevé par le moustique. L'environnement et le moustique entretiennent également des relations indirectes. Involontairement, les humains construisent et modifient l'environnement urbain en le rendant favorable au développement des populations d'*Aedes aegypti*. les humains créent des gîtes larvaires, se rassemblent dans les villes et forment des communautés denses au sein desquelles trouver un repas sanguin est une tâche facile à accomplir ; ils réchauffent l'atmosphère des villes, ouvrant par là-même de nouveaux espaces potentiellement colonisables. Les activités humaines, qui modifient certains aspects de l'environnement du vecteur, sont autant de facteurs à prendre en considération pour comprendre les dynamiques environnementales favorisant la présence du vecteur.

L'étude du lien environnement \leftrightarrow vecteur s'inscrit dans la perspective initialement décrite selon laquelle le système évolue au sein d'un environnement unique vu comme un tout. Dans cette optique, le lien d'intérêt ne peut pas entrer en contradiction avec les autres liens (environnement \leftrightarrow virus ; environnement \leftrightarrow hôte). De manière plus générale, il ne peut pas entrer en contradiction avec l'organisation du système dans son ensemble : trois éléments en interrelation et un environnement qui leur permet de communiquer et d'assurer la pérennité du système. Or, en revenant à cette perspective initiale de l'environnement dans le système complexe de l'arbovirose, c'est la place même de l'hôte par rapport au vecteur qui devient discutable. L'hôte peut être vu à la fois comme membre du système et à la fois comme une caractéristique de son environnement (cf. figure 22, p. 66).

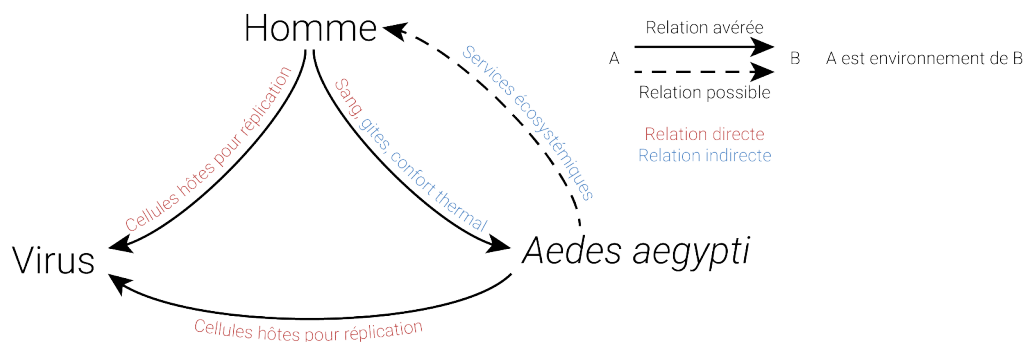


FIGURE 22 – Vu depuis l'intérieur du système, les éléments vivants du système pathogène sont aussi des environnements

La conception de l'environnement du système pathogène complexe développée ici correspond à un cumul des liens qu'entretiennent les différents éléments du système avec leur environnement. Parmi ces relations, la relation environnement \leftrightarrow vecteur est celle dont l'étude pourrait aboutir aux résultats les plus opérationnels : sa compréhension est particulièrement importante pour mener des actions de lutte efficaces contre les arboviroses.

Le fait de chercher à catégoriser nous invite à rechercher une catégorie « environnement » qui serait générale, valide pour l'ensemble des observateurs et qui ne porterait pas de contradictions essentielles. Or, dans le cadre de l'étude de l'environnement du système pathogène d'une arbovirose, cette orientation mène invariablement aux mêmes limites : où s'arrête l'environnement ? Qui est l'environnement de qui ? L'objectif de la section suivante sera d'apporter des éléments de réponse à ces questions.

2.1.2 Vers un modèle environnemental transposable

Le fait de concentrer l'analyse sur les relations entre les éléments du système, plutôt que vers la description des catégories elles-mêmes, est à la base de la systémique dans son ensemble⁵. Or, l'orientation adoptée depuis le début du chapitre visait à décrire la catégorie « environnement » comme si elle existait en tant que telle. Au vu des limites exposées précédemment, ce choix peut être remis en question. Si l'environnement n'existait pas par lui-même, il pourrait lui aussi être avant tout une affaire de relations.

Dans l'introduction de ce chapitre, nous qualifions l'approche systémique de « constructiviste ». En analysant l'environnement sous l'angle constructiviste, celui-ci pourrait être vu comme construit par et pour l'être vivant par le biais des relations qu'il entretient ou peut entretenir avec le monde inerte ou vivant qui l'entoure. Ces relations dépendent des capacités sensorielles de l'espèce, celles-ci étant relatives à la fois à la phylogenèse et à l'ontogenèse des vivants. Hartemink *et al.* (2014) proposent une approche de ce type pour l'analyse des maladies vectorielles. Le concept sur lequel est bâtie cette approche est celui de « l'habitat basé sur les ressources » *ressource-based habitat concept* (RBHC). Il a été imaginé par Dennis *et al.* (2003) qui proposaient de l'appliquer à la biologie de la conservation. Dans ses grandes lignes, cette approche consiste à identifier les besoins d'une espèce animale ainsi que les ressources et les conditions qui permettent d'y répondre. L'habitat potentiel de cette espèce peut être déduit à partir de ces informations. Cet habitat potentiel rejoint le concept de la niche écologique de Hutchinson (Hutchinson 1957). Selon Hartemink *et al.* (2014), cette approche permettrait de pallier les limites des méthodes traditionnelles d'analyse des arboviroses (celle de leur non généralité notamment). Dans cette approche, l'environnement du système est défini par les capacités de ses composants à entrer en relation avec le monde qui les entoure. L'environnement général n'existe plus en lui-même. À sa place apparaissent autant d'environnements que d'éléments vivants composant le système. Ils ne sont ni cumulatifs, ni contradictoires : ils dépendent des êtres vivants qui composent le système.

2.1.2.1 L'environnement : une réalité multiple

En poussant la perspective constructiviste, l'environnement apparaît comme une réalité multiple. C'est l'expérience des éléments vivants du système qui le construit. De ce fait, cette approche de l'environnement est largement ancrée dans la phénoménologie, c'est-à-dire, l'étude des phénomènes selon l'expérience vécue du sujet.

5. Système, Denise Pumain, Hypergéométrie. <http://www.hypergeo.eu/spip.php?article5>

Plusieurs géographes ont proposé, adopté et/ou développé des concepts et des approches pouvant être considérés comme appartenant à ce courant : la « géographie humaniste » (Sanguin 1981), la géographie des représentations, la « géographicité » (Dardel 1952). L'approche phénoménologique la plus connue en géographie est probablement celle de « l'espace vécu »⁶ d'Armand Frémont (Frémont 1976). Cependant, les géographes s'attachent surtout à l'étude des relations que l'homme construit avec son environnement. La perspective sur le monde qui nous intéresse est différente : il s'agit d'étudier l'environnement selon la perspective du moustique vecteur de la dengue, *Aedes aegypti*. En cela, la pensée phénoménologique du géographe Augustin Berques, que nous évoquerons ci-dessous, nous intéresse particulièrement. Dans ses textes, Augustin Berques fait en effet référence aux « êtres vivants » et pas seulement aux humains comme le font la plupart des géographes adoptant des approches phénoménologiques. Dans un texte intitulé « *What it is like to be a bat ?* », le philosophe Thomas Nagel conteste la possibilité pour l'homme d'appréhender le monde selon la perspective d'un animal appartenant à une espèce différente de la sienne (Nagel 1974). Il admet cependant que l'appréhension du monde propre puisse être approchée d'une autre façon :

« At present we are completely unequipped to think about the subjective character of experience without relying on the imagination – without taking up the point of view of the experiential subject. This should be regarded as a challenge to form new concepts and devise a new method – an objective phenomenology not dependent on empathy or the imagination. Though presumably it would not capture everything, its goal would be to describe, at least in part, the subjective character of experiences in a form comprehensible to beings incapable of having those experiences. » (Nagel 1974)

Cette approche pourrait s'avérer opportune dans le cadre de l'analyse de la relation environnement ↔ vecteur. C'est ce qu'a défendu une équipe de géographes écossais et américains en proposant d'explorer l'*Umwelt* (« environnement » en allemand) d'*Aedes aegypti* (Shaw *et al.* 2013). Le concept d'*Umwelt* s'inscrit parfaitement dans le paradigme du constructivisme et dans l'approche phénoménologique. Il a été imaginé par Jakob von Uexküll (1864-1944), un biologiste allemand né dans l'actuelle Estonie. En géographie, le concept d'Uexküll a notamment été repris par Augustin Berques pour fonder sa « méso-logique » décrivant la construction du milieu par l'être vivant (Berque 2016a).

2.1.2.2 L'*Umwelt*, « l'environnement propre »

L'approche du milieu développée par Uexküll a été présentée pour la première fois dans un article de 1907, puis précisée dans son ouvrage « Milieu animal et milieu humain » (Uexküll 1934). Son approche s'oppose de façon radicale aux approches mécanistes (« l'animal-machine » de Descartes par exemple) :

6. La notion « d'espace vécu » couvre une réalité bien plus large lorsqu'elle est appliquée aux humains plutôt qu'aux moustiques. Néanmoins, elle partage avec l'*Umwelt*, le fait d'inviter le chercheur à adopter la perspective de son sujet : c'est ce sujet qui construit l'espace qu'il pratique.

« Celui qui estime encore que nos organes sensoriels servent notre percevoir et que nos organes moteurs servent notre agir, celui-là ne verra pas dans les animaux une simple structure mécanique, il y découvrira en outre le machiniste, lequel est autant installé dans les organes que nous le sommes nous-mêmes dans notre corps. Mais alors il n'appréhendera plus les animaux comme de simples objets, mais comme des sujets dont l'activité essentielle consiste à percevoir et à agir. Ainsi la porte qui conduit aux milieux est-elle ouverte, car tout ce qu'il perçoit devient son monde perceptif, et tout ce qu'il produit devient son monde actantiel. Monde perceptif et monde actantiel forment ensemble une unité close : le milieu. » (Uexküll 1934)⁷

Pour Uexküll, l'animal est un sujet (Goetz 2007). Selon lui, les êtres vivants composent, par le biais de leurs perceptions et de leurs actions, un monde qui leur est propre : l'*Umwelt* (« environnement »). Ce monde est composé d'éléments perçus dans l'environnement général (*Umgebung* (« milieu »)). L'*Umwelt* constitue un monde vécu subjectif et relatif à chaque être. En cela, l'approche d'Uexküll s'inscrit à la fois dans le perspectivisme et dans un vitalisme assumé (Canguilhem 1992). Un aphorisme de Nietzsche résume la pensée d'Uexküll de façon très appropriée : « ce sont nos besoins qui interprètent l'univers ; nos instincts, leur pour et leur contre »⁸. Dans sa « méso-logique », A. Berques décrit le caractère phénoménologique de cette relation de la façon suivante :

« Dans les milieux concrets du monde sensible, la réalité r se définit en effet par la formule $r = S/P$, « S en tant que P ». Cela veut dire qu'elle n'est ni proprement objective (l'en-soit de S), ni proprement subjective (un pur prédicat P), mais trajective : S saisi en tant que P par un certain être I (l'interprète de S en tant que P) ce qui fait que, concrètement, il s'agit de la relation ternaire $S/I/P$ (« S est P pour I »), non de la binarité abstraite S/P (« S est P ») à quoi s'en tient la logique proprement dite. » (Berque 2016b)

Uexküll considère que certains objets constituant le milieu sont porteurs de sens pour l'être vivant (cf. figure 23, p. 70). Il différencie plusieurs types d'espaces (actantiel, tactile, visuel) qui sont évidemment dépendants des caractéristiques physiologiques de l'espèce étudiée. Ces objets sont générateurs d'excitations. Selon ses besoins, l'être vivant perçoit, sélectionne et ordonne son monde propre grâce à ses organes de perception. Cette perception est intimement liée à sa capacité d'action. L'être vivant va pouvoir en retour effectuer une action sur une partie de l'objet perçu. Une fois l'action terminée et son besoin comblé, le caractère perceptif s'éteint et pourra être remplacé par un nouveau couple perception → action. Cette boucle perception → action constitue « le cercle fonctionnel » selon Uexküll. L'être vivant configure son environnement par le biais de sa constitution et donc de ses besoins. **L'environnement est donc construit de manière interne.**

7. La première version de cet ouvrage a été publiée en 1934. Les passages cités dans ce manuscrit sont issus d'une réédition de 2010 d'une traduction publiée pour la première fois en 1956.

8. Nietzsche, Fragments (posthume) fin 1886 – début 1887.

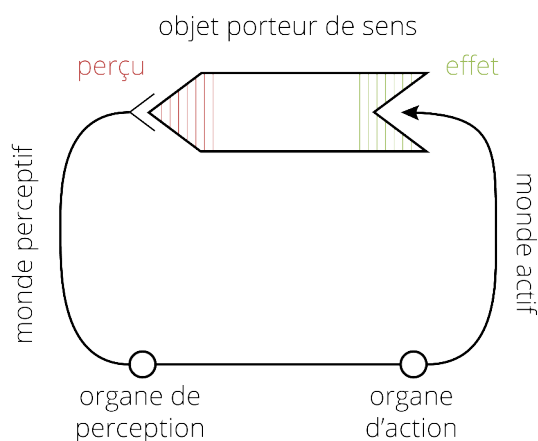


FIGURE 23 – Le cercle fonctionnel (adapté de Uexküll (1934))

2.1.2.3 L'exemple du cercle fonctionnel de la tique

Dans son ouvrage de 1934, Uexküll propose une application de son approche du cercle fonctionnel en présentant celui de la tique. Selon lui, l'*Umwelt* de la tique est constitué par trois accès sensoriels. Comme l'explique le biologiste, « dans le monde gigantesque qui entoure la tique, trois stimulants brillent comme des signaux lumineux dans les ténèbres et lui servent de poteaux indicateurs qui la conduiront au but sans défaillance » (Uexküll 1934).

La perception de chacun de ces éléments environnementaux conduit la tique à trois comportements différents. Les cercles fonctionnels de la tique peuvent s'appréhender par le biais de son cycle de vie. Après son accouplement, la femelle fécondée monte le long d'un arbre grâce à ses capacités phototropes. Elle s'accroche ensuite à une branche sur laquelle elle peut rester plusieurs années (Canguilhem 1992). À partir de là, la tique active un second organe sensoriel. Il s'agit d'un organe olfactif qui lui permet de sentir la présence d'un mammifère par le biais de l'odeur de l'acide butyrique sécrété par ces animaux. Lorsque la tique détecte cette odeur, elle se laisse tomber de la branche. Elle détermine ensuite la température de la surface sur laquelle elle est tombée. Si cette surface est froide, la tique va remonter sur une branche. Si la température de la surface correspond à la température de la chaleur émise par les mammifères, celle-ci va se déplacer sur le corps de l'animal grâce à son sens tactile jusqu'à trouver un endroit adapté (sans poils). Une fois une situation adéquate atteinte, la tique va se gorger de sang et mourir. Ses œufs fécondés se développent ensuite dans son corps mort.

Le monde propre de la tique est donc composé de trois accès sensoriels au milieu : lumineux, olfactif et tactile (*Merkwelt*) et de trois comportements (*Wirkwelt*). Ce cercle fonctionnel constitue son *Umwelt* : son environnement propre. La tique n'a pas accès à d'autres caractéristiques de l'environnement que ces trois accès sensoriels : la lumière, l'acide butyrique et la température du corps des mammifères (37 °C). Ce sont eux qui influencent son comportement. L'approche par l'*Umwelt* peut être utilisée pour établir une liste des ressources dont la tique a besoin pour assurer sa survie et celle de son espèce. Le cumul de ces ressources forme son espace de répartition potentielle. L'approche par l'*Umwelt* rejoint ici celle du RBHC proposée par Dennis *et al.* (2003). La première

complémentaire la seconde en offrant des clés supplémentaires permettant de déterminer les éléments de l'environnement général à prendre en compte : les capacités sensorielles et les capacités actantielles.

2.1.3 Quelle application au système pathogène de la dengue ?

La considération selon laquelle les êtres vivants configurent l'environnement en monde propre est aujourd'hui très largement comprise et acceptée. Cependant, comme le souligne l'éthologue G. Gandolfo :

« [...] si le sens commun pense l'adaptation comme une spécialisation plus ou moins étroite des êtres vivants à des situations nouvelles, il a encore bien du mal à assimiler le fait que le vivant ne subit pas son milieu, mais l'institue selon ses besoins. » (Gandolfo 2008)

Malgré ces difficultés apparentes, l'approche par l'*Umwelt*, appliquée au système pathogène, présente certains avantages. Elle permet notamment de résoudre les problématiques de limites posées précédemment (cf. section 2.1.1, p. 63). D'abord, elle sépare de façon claire ce qui fait partie de l'environnement d'un être vivant et ce qui n'en fait pas partie. Les besoins, par le biais des accès sensoriels, tracent cette limite. Les êtres vivants sont capables d'identifier certains objets dans leur environnement. Les caractères perceptibles de ces objets constituent leur environnement propre. En tant que mammifère émetteur d'acide butyrique, l'homme fait indirectement partie de l'environnement propre de la tique. De la même façon, l'application de l'approche par l'*Umwelt* à *Aedes aegypti* inscrit l'homme dans l'environnement propre du moustique. Il s'agit là du second avantage de l'approche d'Uexküll : elle permet de régler la contradiction entre élément du système et élément de l'environnement en définissant des environnements spécifiques à chaque élément.

2.1.3.1 Les relations système ↔ environnement à la base de la lutte contre l'arbovirose

Si l'approche systémique classique du processus pathogène (cf. section 2.1.1, p. 63) permettait de mieux cerner les interactions dynamiques entre les différents êtres vivants qui composent le système (l'homme, le moustique, le virus⁹), elle dissimulait en revanche la nature subjective (ou même « trajective » selon A. Berque) de l'environnement en le considérant comme une entité extérieure, transcendante et non transcendentale (c'est-à-dire, selon Kant, un environnement impossible à connaître en dehors de notre propre expérience). D'un certain point de vue, l'*Umwelt* d'Uexküll permet de contourner les limites de notre expérience pour tenter une incursion dans un monde différent du nôtre. Grâce à l'approche par l'*Umwelt*, l'environnement du système pathogène de l'arbovirose est défini par les capacités sensorielles et actantielles de ses membres. D'une façon similaire, l'approche par le RBHC est basée sur les besoins des membres du système. Ces deux approches sont complémentaires. À partir de cette conception des relations environnement ↔ être vivant, l'idée

9. Considérer le virus comme un être vivant fait débat. S'il n'est habituellement pas considéré comme un être vivant, nous le comptons ici parmi les êtres vivants du système pathogène du fait de sa capacité à proliférer grâce aux interactions qu'il entretient avec son monde propre.

serait donc de reconstruire l'*Umwelt*, la réalité r d'un ou des être(s) vivant(s), ainsi que du virus composant le système pathogène de l'arbovirose (décrite par A. Berque par la relation S/I/P (cf. section 2.1.2.2, p. 68)). Cette approche présente toutefois une limite inhérente à l'approche phénoménologique : en fin de compte, l'interprétation du monde dépend toujours en partie de l'expérience de l'observateur.

Les techniques de lutte contre la maladie consistent justement à modifier les relations entre un des membres du système pathogène de la dengue (le virus, l'homme ou le vecteur) et son environnement propre. L'*Umwelt* du virus de la dengue est relativement simple : il se développe dans l'organisme du moustique ou de celui de l'humain. Les cellules cibles de ces deux types d'organismes constituent son environnement propre. En préparant le système immunitaire à une entrée éventuelle du virus, le vaccin modifie cet environnement du point de vue du virus. L'*Umwelt* de l'homme est nettement plus difficile à appréhender. À plusieurs égards, l'application du concept d'*Umwelt* à l'homme rappelle la notion « d'espace vécu » d'Armand Frémont. Ce dernier utilise d'ailleurs la notion d'*Umwelt* pour qualifier « le monde environnant », extérieur au corps humain (Frémont 1976). À noter que le professeur de philosophie Benoît Goetz, probablement déchargé du poids conceptuel que porte la notion « d'espace vécu » chez les géographes, utilise cette notion en parlant de l'*Umwelt* des espèces animales (Goetz 2007). L'environnement propre de l'homme est un système complexe de relations à la fois physiques et sociales, réelles et imaginées, etc. Si l'espace vécu de l'homme doit être pris en considération pour comprendre les maladies (la dengue y compris) (Handschumacher *et al.* 2002), en plus de la recherche vaccinale, les mesures prises pour lutter contre les maladies transmises par *Aedes aegypti* visent généralement l'environnement du moustique. L'*Umwelt* d'*Aedes aegypti* nous étant accessible par l'étude de ses capacités sensorielles et actantielles, nous pouvons modifier notre environnement afin de réduire l'étendue de la niche écologique du moustique. C'est par exemple ce que nous faisons en retournant un pot de fleur porteur de sens à la fois pour l'homme et pour le moustique, qui serait susceptible de générer un stimulus chez le moustique en recherche d'un lieu de ponte. Les méthodes de fumigation très souvent utilisées par les autorités sanitaires consistent à apporter une modification mortelle à l'environnement propre du moustique. Une difficulté transparaît néanmoins ici : *Aedes aegypti* étant une espèce principalement synanthropique, la présence d'éléments environnementaux porteurs de sens pour le moustique dépend en grande partie de la façon dont l'humain construit et gère son environnement.

Finalement, l'approche par l'*Umwelt* définit, pour chacun des êtres vivants composant le système pathogène de l'arbovirose, un environnement propre spécifique. La modélisation de l'environnement d'un système pathogène consiste donc à reproduire les dynamiques d'un ou plusieurs de ces environnements propres. Ces derniers s'analysent à des échelles très différentes selon les objectifs du travail (Hagenlocher *et al.* 2014). Les biologistes cherchant à développer un vaccin s'intéresseront plutôt à l'environnement du virus. Ces études sont évidemment réalisées à des échelles extrêmement fines (la taille du virus de la

dengue est comprise entre 40 et 60 nm¹⁰). Les scientifiques (géographes, épidémiologistes, etc.), cherchant à comprendre le système pathogène dans son ensemble, pourront se pencher sur les dynamiques de l'environnement propre de l'homme qui participent à la diffusion du virus (le vecteur étant considéré ici comme un aspect secondaire du système (Handschumacher *et al.* 2002)). Les techniques de lutte contre les vecteurs des arboviroses, qui dans certains cas sont les seules méthodes disponibles pour les autorités sanitaires, nécessitent une compréhension fine de l'environnement propre des arthropodes. Deux approches de définition de l'échelle d'étude peuvent être imaginées. D'abord, cette dernière peut dépendre de l'échelle d'action. Cette dernière est généralement fine. Les actions de lutte sont en effet menées par des groupes de personnes se déplaçant de maison en maison et couvrant de ce fait des zones relativement réduites (l'échelle du quartier) (Almeida *et al.* 2010). Les méthodes de lutte impliquant la libération de mâles stériles nécessitent également une échelle d'étude fine du fait de la faible capacité de dispersion d'*Aedes aegypti* (Evans et Bishop 2014). Cette échelle d'action fine n'empêche pas que la lutte soit organisée et menée sur des zones plus étendues. À Bangkok par exemple, de nombreuses équipes chargées de la lutte anti-vectorielle se partagent la ville. En Amérique du Sud, dans les années 1970, les campagnes menées contre la malaria ont été réalisées à l'échelle d'un continent. Néanmoins, quelle que soit l'étendue de la zone d'action, la perspective de l'homme voudrait que l'échelle d'étude soit définie par celle de l'action locale (l'action d'un homme qui pulvérise de l'insecticide ou qui vide l'eau contenue dans des gîtes potentiels, ou celle d'une communauté formée à la lutte anti-vectorielle) (Raffy et Tran 2005). La résolution pourrait être de 10 m (échelle d'action d'un individu) ou de quelques dizaines de mètres (échelle d'action d'un groupe d'individus). De manière plus indirecte, la lutte passe également par la compréhension de ce vecteur. L'étude de l'environnement du moustique pourrait également être réalisée selon la perspective du moustique. La résolution pourrait être fixée par ses capacités perceptives (inférieures ou égales à 10 m). Cette approche de la définition de l'échelle d'étude s'inscrit d'ailleurs mieux dans la logique de l'*Umwelt* (Shaw *et al.* 2013). Cependant, elle peut potentiellement conduire à des difficultés si l'objectif de l'étude est de prendre des décisions concernant l'action. L'échelle d'étude de l'environnement doit donc être choisie avec soin, en fonction des objectifs du modèle et en fonction des entités pouvant être représentées. Ce choix est fondamental : le système pathogène est une construction intellectuelle dont l'objectif peut être de décrire, qualitativement ou quantitativement, une observation avec des objectifs précis. Les méthodes déployées pour décrire le système (modèles comportementaux basés sur des processus de type stimulation → action) et les sorties souhaitées des modèles conditionnent en partie la description des entités, notamment la façon de décrire l'environnement. De manière générale, l'approche de l'environnement par l'*Umwelt* est applicable indépendamment de l'échelle définie par les objectifs d'étude.

10. <http://spiralconnect.univ-lyon1.fr/spiral-files/download?mode=inline&data=1982078>

2.1.3.2 Une approche opérationnelle et générique

De façon plus générale, une approche plus opérationnelle de l'environnement d'un système pathogène se dessine par le biais de l'entrée par l'*Umwelt*. C'est ce que défendent Shaw *et al.* dans un article paru en 2013 dans la revue de géographie « Geoforum ». À notre connaissance, cette contribution est la seule mentionnant l'intérêt de l'approche par l'*Umwelt* dans le cadre de la lutte anti-vectorielle. Cet article décrit plus précisément la difficulté pour les personnes en charge de la lutte anti-vectorielle de combattre une espèce évoluant dans un monde totalement différent du leur. L'article donne également les premières pistes de compréhension de ce monde.

La définition de l'environnement du système pathogène, par le biais de l'approche *Umwelt*, présente des capacités opérationnelles fortes. Selon Shaw *et al.*, l'incompréhension qui émerge de notre incapacité humaine nous projeter dans l'environnement propre du moustique conduit ce dernier à être qualifié de « monstre », contre lequel il paraît impossible de se battre. Si nous entendons utiliser le concept d'*Umwelt* et sa capacité opérationnelle pour nous guider dans le développement d'une méthode générique de modélisation de son environnement, c'est surtout parce que ce concept a un caractère largement spatio-temporel chez Uexküll :

« De quelque nature que soient les relations entre le sujet et les objets de son environnement, elles se déroulent toujours à l'extérieur du sujet, là même où nous avons à chercher les signes perceptifs. Ces derniers sont en cela toujours liés à l'espace et, comme ils se relayent les uns les autres dans un ordre de succession déterminé, ils sont aussi liés au temps. » (Uexküll 1934)

Malgré son intérêt potentiel et son caractère spatial, cette notion n'a été que très peu utilisée en géographie. Elle est cependant connue de certains auteurs comme Augustin Berques qui évoque la distinction *Umwelt – Umgebung* d'Uexküll en la qualifiant de fondatrice (Berque 2009).

La capacité de l'approche par l'*Umwelt* à résoudre les problématiques soulevées dans la section 1.1.1 (p. 19) nous a mené à la considérer, à première vue, comme opérationnelle. Néanmoins, le problème de la transposabilité n'a pas encore été traité. Pour être opérationnelle dans les faits, l'approche par l'*Umwelt* doit être générique.

L'impératif de la généralité découle de l'incapacité des résultats des méthodes traditionnelles à être transposées d'un lieu à un autre ou d'une période à une autre. Les résultats des études appliquant ces méthodes dépendent des caractéristiques de l'environnement au sein duquel elles sont menées, des contingences entre ces différentes caractéristiques, et de leurs dynamiques. Elles sont construites sur une relation environnement ↔ vecteur s'exerçant à sens-unique (les chercheurs modélisant traditionnellement la relation d'influence environnement → moustique). L'instabilité de cette relation entraîne cette incapacité des modèles à être transférés à des situations différentes de celles à partir desquelles ils ont été construits. Si l'objectif principal est de construire un modèle ayant cette capacité, sa conception ne peut pas être basée sur cette relation. L'option dégagée par le biais de l'*Umwelt* intègre à la

fois les besoins du moustique en relation avec certains aspects de son environnement. Les variations spatio-temporelles affectant cette relation sont susceptibles de survenir en fonction des différences génétiques des sous-espèces d'*Aedes aegypti*. Quelques différences peuvent exister entre des populations de moustiques issues de régions différentes (Vadivalagan *et al.* 2016) ou même de populations de moustiques habitant la même ville (Cummins *et al.* 2012). Mais ces différences n'affectent pas, ou peu, le dénominateur commun proposé par l'approche *Umwelt* : les capacités sensorielles et actantielles du moustique. Cette relation est plus stable que la première.

Le chapitre 1 a permis de soulever un autre problème de généralité : la transposabilité d'échelle. Nous avons pu voir que selon l'échelle d'étude, l'influence des facteurs environnementaux sur la répartition des moustiques n'est pas la même. Pour que la méthode de modélisation de l'environnement soit réellement opérationnelle, il faut qu'elle puisse être utilisée à différentes échelles. Les dénominateurs communs identifiés grâce à l'approche par l'*Umwelt*, sont indépendants de l'échelle choisie par le modélisateur : que l'échelle soit celle d'un quartier ou celle d'un continent, les capacités sensorielles et actantielles du moustique restent les mêmes. L'approche *Umwelt* peut être appliquée en suivant la même logique quelle que soit l'échelle choisie. Néanmoins, à une échelle donnée, il n'est pas certain que toutes les ressources/conditions aient la même importance :

« Une variable environnementale peut donc être pertinente à différents niveaux d'observations, moyennant un calibrage de son emprise spatiale et temporelle aux processus décrits. » (Daudé *et al.* 2015)

L'importance de l'ombre par exemple, ne peut être mesurée qu'à une échelle très fine (*e.g.* Vezzani et Albicocco (2009) montrent son impact à l'échelle d'un cimetière). En revanche, le rôle de la température peut s'observer à différentes échelles. L'influence d'une caractéristique de l'environnement à une échelle donnée dépend de sa répartition à cette échelle sur un terrain d'étude donné. Cette variation des effets de l'environnement selon l'échelle est la raison pour laquelle les modèles statistiques ne sont pas transposables d'une échelle à une autre (cf. chapitre 1).

2.1.4 L'*Umwelt* d'*Aedes aegypti*

La possibilité de transposition de l'approche *Umwelt* d'un terrain d'étude à un autre, d'une période d'étude à une autre, et d'une échelle à une autre, repose sur les dénominateurs communs que forment les accès sensoriels et actantiels du moustique au milieu. La reconstitution de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* passe donc en premier lieu par la description de ses accès au milieu. Uexküll décrit les différents accès sensoriels et actantiels de la tique par le biais de son cycle de vie. Cette méthode lui permet de les parcourir de manière systématique tout en identifiant leurs intérêts pour l'animal. Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons plus précisément à la femelle *Aedes aegypti* : elle occupe une place primordiale dans le système de la dengue puisque c'est elle qui transmet le virus par le biais de ses piqûres. De plus, son rôle dans la dynamique des populations est bien plus complexe que celui du mâle.

2.1.4.1 *Les comportements (Wirkwelt)*

Comme la tique d'Uexküll, la femelle *Aedes aegypti* présente des besoins différents selon les phases de sa vie. Son cycle de vie est divisé en quatre phases successives durant lesquelles elle prend plusieurs formes : œuf, larve, nymphe et adulte. Le passage de la forme « œuf » à la forme « adulte » dure au moins 8 jours. Après avoir pris sa forme adulte, et lorsqu'elle est assez robuste pour pouvoir voler, la femelle *Aedes aegypti* se repose dans un endroit abrité du soleil. Une fois reposée, elle part à la recherche d'un premier repas (il peut s'agir d'un repas sanguin ou d'un repas de nectar¹¹ (substance sucrée sécrétée par les fleurs) (Joy *et al.* 2010; Martinez-Ibarra *et al.* 1997), puis s'accouple avec un mâle. Les mâles attendent généralement en essaims à proximité des gîtes actifs (gîtes contenant déjà des larves). L'accouplement fini, la femelle se met en recherche de repas sanguins. Elle active alors ses capacités de détection des mammifères. Le plus souvent, ces repas sanguins s'effectuent sur des humains. Le sang collecté lors des piqûres constitue la source d'énergie qui permettra la maturation des ovaires. Après un ou plusieurs repas sanguins, les sens de la femelle destinés à la recherche de mammifères s'estompent pour laisser place à ceux qui lui permettront d'identifier des sites de ponte. La phase de ponte est précédée d'une phase de repos au cours de laquelle la femelle consacre la majeure partie de son énergie au développement de ses œufs. Une fois la maturation des œufs terminée, elle part à la recherche de sites de ponte pour achever son cycle gonotrophique. Celui-ci pourra ensuite être répété plusieurs fois au cours de la vie de l'*Aedes aegypti* femelle.

Pour résumer, nous pouvons identifier trois comportements différents qui vont nous intéresser pour la conception de l'*Umwelt* d'*Aedes aegypti* :

- le comportement de repos ;
- le comportement d'alimentation (nectar ou sang) ;
- le comportement d'oviposition (ponte).

Contrairement à la tique d'Uexküll, qui meurt à la fin de son premier cycle gonotrophique, la femelle *Aedes aegypti* peut en réaliser plusieurs (bien qu'elle ne soit, comme la tique, fécondée qu'une seule fois). Chacun des comportements du moustique est guidé par l'interprétation que celui-ci fait du milieu.

À ces comportements successifs s'ajoutent un comportement général : celui du déplacement. Le moustique adulte vole à une certaine vitesse et choisit sa direction en fonction de cibles qu'il perçoit. Il est contraint dans ses déplacements par des éléments physiques (*e.g.* un mur) et évite les températures trop élevées ou trop froides (Bohbot *et al.* 2014).

2.1.4.2 *Les accès sensoriels au milieu (Merkwelt)*

Le système sensoriel d'*Aedes aegypti* est relativement complexe. Comme pour les autres espèces de moustiques, la majorité des organes sensoriels se situent

11. Dans une étude menée à Durán (Équateur), des entomologistes ont pu déterminer que plus de la moitié des femelles *Aedes aegypti* capturées (56,8 %) avaient consommé du nectar.

sur sa tête. Il s'agit des yeux, des antennes, des maxilles et de la bouche (Bohbot *et al.* 2014). Les moustiques, comme les autres êtres vivants, ne perçoivent pas la totalité (en intégralité) des objets environnementaux auxquels ils sont sensibles. Les éléments environnementaux perceptibles par les êtres vivants sont appelés « caractères perceptifs » par Uexküll. Un objet du milieu peut être porteur de caractères perceptifs différents selon l'être vivant qui le perçoit. La nature de ces caractères perceptifs (odeur, couleur, composition chimique, etc.) est liée aux différentes capacités de l'être en question. Nous présentons ici les différentes capacités sensorielles d'*Aedes aegypti*. Ces accès sensoriels au milieu nous permettront de reconstruire progressivement l'environnement du moustique.

CAPACITÉS OLFACTIVES

Les sens olfactifs des moustiques sont très importants dans le cadre de la recherche de mammifères. Plusieurs organes, situés sur les antennes et les maxilles, leur permettent de repérer la présence d'acide lactique (substance émise par les muscles des mammifères) dans le dioxyde de carbone (CO₂) (Bohbot et Pitts 2015). La détection de CO₂ entraîne un comportement d'exploration. Lorsque le moustique est à proximité de sa proie, il a plutôt tendance à suivre les odeurs émanant de la peau que le CO₂ émanant de la bouche ou des narines. Cela lui permet de trouver les endroits du corps qui lui conviennent le mieux (les chevilles ou les pieds (van Breugel *et al.* 2015)) et d'en extraire du sang. Une étude de 2008 a montré que selon les sous-populations d'*Aedes aegypti*, la sensibilité à l'acide lactique peut différer (Williams *et al.* 2008).

CAPACITÉS VISUELLES ET PHOTO-SENSIBILITIES

Ces capacités sont très importantes lors de la recherche de proie. Après avoir détecté une émanation de CO₂, la femelle *Aedes aegypti* explore son environnement en se basant en partie sur ses capacités visuelles (van Breugel *et al.* 2015). Elle est par exemple capable de repérer visuellement un homme à une distance de 5 à 15 m en fonction des conditions de luminosité. Elle utilise également ses sens visuels au moment de la recherche de sites potentiels d'oviposition. Les moustiques sont capables d'identifier à distance des sites potentiellement adaptés. Les femelles sont attirées vers ces sites et sont ensuite guidées par leurs sensibilités olfactives vers les objets contenant de l'eau (Ponnusamy *et al.* 2008).

CAPACITÉS CHIMIO-TAXIQUES

Une fois que le moustique femelle est en présence d'un objet contenant de l'eau, des chimiorécepteurs lui permettent de déterminer les niveaux bactériens et microbiens de l'eau (Shaw *et al.* 2013). De façon générale, elles ont tendance à pondre dans l'eau claire et calme.

CAPACITÉS TACTILES L'oviposition en tant que telle est activée lorsque le moustique touche la surface de l'eau (Ponnusamy *et al.* 2008).

CAPACITÉS THERMO-SENSIBILITIES

Les températures sont mesurées par un organe situé sur les antennes. Les moustiques utilisent leurs capacités thermo-sensibles pour déterminer si la température leur convient ou non et pour repérer la proximité directe d'un mammifère. C'est par le biais de cette capacité que la femelle

prend la décision de se poser sur sa proie (van Breugel *et al.* 2015). Les changements de température sont mesurés par un organe situé sur les maxilles.

2.1.4.3 *L'inscription spatiale des éléments perceptifs*

La spatialité est un élément central dans le concept d'*Umwelt*. Les comportements d'*Aedes aegypti* ont une inscription spatiale forte. Le déroulement des processus constituant le cercle fonctionnel du moustique nécessite la présence de caractéristiques environnementales particulières. D'après les accès sensoriels attribués au moustique, nous pouvons dresser une liste précise de celles-ci :

- la lumière (et l'ombre) ;
- le CO₂ et les volatiles émanant de la peau des mammifères (l'homme en particulier) desquels il extrait du sang ;
- le nectar des plantes à fleurs ;
- l'eau et sa composition chimique ;
- la température (de l'air ou de la peau).

Chacune de ces caractéristiques de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* est associée à un ou plusieurs comportements. L'activation de ces comportements dépend de la présence de ces caractères environnementaux spécifiques et des besoins du moustique à un instant *t*. Ces caractères constituent l'espace vécu d'*Aedes aegypti*. Cet espace vécu propre est un espace dont l'humain fait partie intégrante. Ce dernier constitue un élément de l'*Umwelt* d'*Aedes aegypti*, au même titre que le nectar et l'eau. Le modèle décrivant l'environnement propre du moustique devra prendre en compte chacun des éléments environnementaux identifiés.

La lumière, les humains, le nectar, l'eau et les températures se répartissent de manière inégale dans l'espace. La reconstitution de l'espace vécu du moustique est donc une opération éminemment géographique : il s'agit de rendre compte des variations spatiales et temporelles de l'espace vécu du moustique. L'analyse de la répartition des éléments de l'*Umwelt* du moustique que nous avons identifiés présente néanmoins un inconvénient majeur : aucun de ces éléments (mise à part la température) ne peuvent être identifiés de manière directe à l'échelle d'une ville. Il n'est par exemple pas possible de mesurer et surtout de localiser les émanations de CO₂ produites par la respiration des habitants d'une ville.

Ces différents accès sensoriels au milieu nous permettent d'entrevoir la structure de l'environnement propre du moustique. Si elle permet de mieux comprendre le moustique, la reconstitution de cet environnement n'est pour l'instant pas entièrement opérationnelle en tant que telle. L'implémentation du modèle environnemental conceptuel qui en découlera permettra de le rendre exploitable dans la pratique.

Finalement, la conceptualisation de l'environnement proposée par l'approche *Umwelt*, présente un intérêt dans le cadre de la lutte contre le vecteur des arboviroses (Shaw *et al.* 2013). L'identification des capacités sensorielles et ac-

tantielles du moustique permet de déduire de manière systématique les besoins en termes de ressources et les conditions nécessaires à la présence du moustique. Sur la base de l'approche de « l'habitat basé sur les ressources », ces informations permettent d'établir l'étendue de l'habitat potentiel du moustique dans un espace donné, à un moment donné et à une échelle donnée. Comparé aux approches *top-down* (cf. 1) souvent employées dans la littérature, l'avantage majeur du couple *Umwelt* – RBHC est de constituer une approche générique dans l'espace et dans le temps. À cette généricité spatio-temporelle s'ajoute une généricité d'échelle.

Dans la perspective adoptée dans le cadre de ce travail, l'environnement du système pathogène d'une arbovirose est considéré comme un élément multiple. Il apparaît sous forme « d'environnements propres » différents selon les sujets considérés. Si les êtres vivants sont dépendants de cet environnement, ils n'en sont pas moins acteurs de sa construction. La définition de chacun de ces environnements peut être réalisée par le biais de l'analyse systématique des capacités sensorielles et actantielles de l'espèce considérée. Celle-ci permet de déterminer l'ensemble des caractéristiques environnementales pouvant déclencher des stimuli chez les êtres vivants composant le système pathogène. Les études de différents *Umwelt* répondent pour chacune d'entre-elles à des objectifs spécifiques. Dans le cas des arboviroses transmises à l'homme par *Aedes aegypti*, la compréhension du processus épidémique dans son ensemble passe en premier lieu par une analyse fine des dynamiques liées aux caractéristiques de l'environnement propre de l'homme. L'étude de l'*Umwelt* du vecteur est essentielle pour lutter contre l'arbovirose lorsqu'aucun vaccin n'est disponible. Au cours de ce chapitre, nous avons montré que cette approche est à la fois opérationnelle et générique. Elle permettra d'établir des cartographies dynamiques de l'habitat potentiel du vecteur dans différents espaces, différentes périodes et à échelles différentes. Couplées à un modèle individu-centré reproduisant le comportement du moustique, ces cartographies peuvent conduire à l'élaboration de modèles permettant l'exploration informatique des relations entre l'environnement et le vecteur. En plus d'améliorer notre connaissance du vecteur en permettant de conduire des expériences *in silico*¹² difficiles, voire impossibles, à réaliser en conditions réelles, les informations produites par ce type de modèles pourraient servir de guide pour la lutte anti-vectorielle menée au niveau local.

La construction de modèles environnementaux dynamiques implique l'élaboration d'une méthode d'implémentation permettant de passer d'un environnement défini de manière conceptuelle à un environnement virtuel spatialement explicite. Les systèmes d'information géographique (SIG) offrent la possibilité de représenter des caractéristiques de l'environnement sous forme de couches constituées de cellules raster ou d'objets vecteurs. De plus, ils permettent de réaliser aisément des calculs spatiaux sur des bases de données relativement importantes. Ils présentent néanmoins un désavantage conséquent dans le cadre de notre problématique. Du point de vue de ce travail, leur limite principale est due au fait que ces plateformes sont généralement faiblement adaptées à la modélisation dynamique (Maguire *et al.* 2005). Or, un des objectifs du modèle que nous développons dans le cadre de ce travail est préci-

12. Expérimentations menées par le biais de modèles informatiques.

sément de permettre la modélisation de la relation perception \leftrightarrow action entre l'environnement et le vecteur. Les caractéristiques de cette relation ont conduit Hartemink *et al.* (2014) à évoquer une possible application de l'approche RBHC par le biais de la modélisation à base d'agents. Ce type de modélisation est basé sur le paradigme de la programmation orienté-objet, connu pour être adapté à la retranscription d'entités biologiques dotées de sens, d'états et de comportements (Bian 2003). Les SIG pourraient être couplés à la modélisation à base d'agents dans le but de permettre la constitution de bases de données spatiales et leur implémentation dans un modèle dynamique et spatialement explicite.

SYNTHÈSE N° 1

L'objectif de la reconstitution de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* serait d'estimer la distribution spatiale et temporelle des ressources et des conditions qui affectent son cycle de vie. Lorsque ces ressources ou conditions ne pourraient pas être identifiées directement (il est par exemple difficile de réaliser une cartographie dynamique de la distribution réelle des gîtes larvaires potentiels (GLP) pour une ville de plusieurs millions d'habitants), leur estimation serait réalisée par l'intermédiaire de proxys qui permettraient de répondre à la question suivante : « à une échelle d'étude donnée, quels sont les facteurs de répartition de la ressource / condition à estimer? ». Ces facteurs peuvent aussi bien être physiques (*e.g.* la température de l'air est liée à la température du sol), que sociaux (*e.g.* les ménages dont les membres sont religieux pratiquants produisent plus de GLP) ou économiques (*e.g.* les ménages les moins aisés n'ont pas accès à l'eau potable, ils utilisent des bidons susceptibles de devenir des gîtes larvaires). La présence de ces ressources peut même être liée aux choix personnels des individus (*e.g.* choix de ne pas traiter les GLP pour préserver la santé d'animaux de compagnie par exemple). Le niveau de détail choisi est indépendant des concepts de l'environnement basé sur les ressources et de l'*Umwelt* sur lesquels la méthode est bâtie.

2.2 LE MONDE SELON AEDES AEGYPTI

De par sa capacité à reproduire des processus complexes à partir d'interactions simples, la modélisation à base d'agents constitue un outil particulièrement adapté pour l'étude des systèmes complexes (Heppenstall *et al.* 2012). Cet outil permet de modéliser un système en se basant sur les entités élémentaires qui le constituent (les agents) et sur les relations que ceux-ci entretiennent avec un ensemble d'informations externes : l'environnement au sein duquel ils évoluent (Daudé 2005). Les agents sont des entités autonomes qui présentent plusieurs caractéristiques : leurs attributs, leurs comportements et leurs capacités de perception de l'environnement et de communication (Treuil *et al.* 2008). Un des intérêts principaux de ces agents réside dans leur dynamisme. Leurs attributs et leurs comportements peuvent évoluer au cours de la simulation, par le biais de règles fixées par le modélisateur. Un autre avantage caractérisant la modélisation à base d'agents est la possibilité pour les agents de prendre

des décisions de manière individualisée et autonome. En donnant aux agents la possibilité d'effectuer des choix basés sur leur état, sur leurs capacités perceptives, cette méthode de modélisation s'écarte des limites habituellement attribuées aux approches mécanistes de type *Ecological Niche Modelling* (e.g. Peterson *et al.* (2005)) ou aux modèles basés sur des corrélations vues dans le chapitre 1. En fin de compte, les décisions et les interactions locales peuvent contribuer à faire émerger des situations spécifiques observables au niveau global. Dans son ensemble, le système pathogène de la dengue, composé d'agents en interaction plongés dans un milieu qu'ils interprètent selon leurs besoins, se prête bien à la modélisation à base d'agents (Daudé *et al.* 2015 ; Deng *et al.* 2008).

Si la simulation à base d'agents semble adaptée à la reconstitution de l'environnement et des relations spatio-temporelles qu'il entretient avec les populations de moustiques, d'autres méthodes de modélisation permettent de simuler des processus similaires. Nous les aborderons selon la perspective de l'approche développée dans la première section de ce chapitre. Nous confronterons ensuite l'approche par l'*Umwelt* au concept d'environnement tel qu'il est défini dans le domaine de la simulation à base d'agents. Plusieurs équipes de recherche (cf. section 2.2.3, p. 89) travaillant dans ce domaine ont construit des modèles au sein desquels des insectes évoluent dans un environnement avec lequel ils sont en relation. Cela nous amène à nous poser la question suivante : comment ces équipes de chercheurs construisent-elles l'environnement et les relations insectes ↔ environnement de leurs modèles ? Mises en perspective par rapport au sujet de ce travail, les méthodes employées présentent des avantages et des limites. Après les avoir dégagés, nous répondrons donc à une troisième question : comment dépasser ces limites ?

2.2.1 Modéliser l'environnement d'*Aedes aegypti* : quelques exemples hors simulation à base d'agents

Malgré l'importance connue de l'hétérogénéité spatiale pour la simulation et, à terme, la mise en place d'actions de lutte anti-vectorielle (Dufourd et Dumont 2013), peu de modèles spatialement explicites visent à simuler les dynamiques de population d'*Aedes aegypti* dans des environnements anisotropes. Par exemple, certains modèles mathématiques stochastiques (e.g. Magori *et al.* (2009)), fonctionnant parfois sur des matrices (e.g. Evans et Bishop (2014) et Souza *et al.* (2013)) ou certains automates cellulaires (e.g. Hosen *et al.* (2016)), prennent en compte l'aspect spatial des dynamiques vectorielles mais considèrent l'environnement comme homogène. Les moustiques se déplacent sur des cellules de même nature et de même composition. D'autres modèles incluent des variables environnementales temporelles, principalement météorologiques, pour simuler les dynamiques des populations de moustiques mais ne sont pas spatialement explicites (e.g. De Garin *et al.* (2000), Erickson *et al.* (2010) et Williams *et al.* (2008)¹³). Bien qu'ils puissent avoir un intérêt pour la compréhension des mécanismes complexes conduisant à la diffusion du vecteur ou d'une épidémie, ces modèles ne répondent pas à l'objectif général de ce travail

13. Le modèle de Erickson *et al.* (2010) est développé pour simuler des épidémies de dengue mais est orienté sur le vecteur secondaire de la maladie : *Aedes albopictus*.

qui est précisément de développer une approche permettant de prendre en compte l'hétérogénéité environnementale. Bien que peu nombreux, quelques modèles font exception dans la littérature. Nous les avons séparés en deux grandes catégories :

- les modèles mathématiques, dont l'aspect géographique dépend souvent d'équations de diffusion;
- et les automates cellulaires.

2.2.1.1 Les modèles mathématiques : efficaces mais partiellement déterministes ?

LA REPRÉSENTATION DE L'HÉTÉROGÉNÉITÉ SPATIALE DANS LES MODÈLES MATHÉMATIQUES

Les modèles mathématiques proposés par Dufourd et Dumont (2013) et Lutamby *et al.* (2013) intègrent de l'hétérogénéité spatiale et sont tous deux basés sur des équations de diffusion. Malgré le fait qu'ils ne portent pas sur *Aedes aegypti* (le premier porte sur *Aedes albopictus* et le second sur *Anopheles gambiae*), ces modèles sont intéressants du point de vue des méthodes employées pour représenter l'espace. Dans le modèle de Dufourd et Dumont (2013), les gîtes larvaires potentiels (GLP) et les sources de sang (humains) sont représentées sous forme de points distribués dans un espace continu. Selon les scénarios de simulation, les auteurs ajoutent à ces points des patches d'occupation du sol correspondant à différents types de végétation (cf. figure 24, p. 82). Des variables météorologiques globales sont également prises en compte (températures, précipitations et vent).

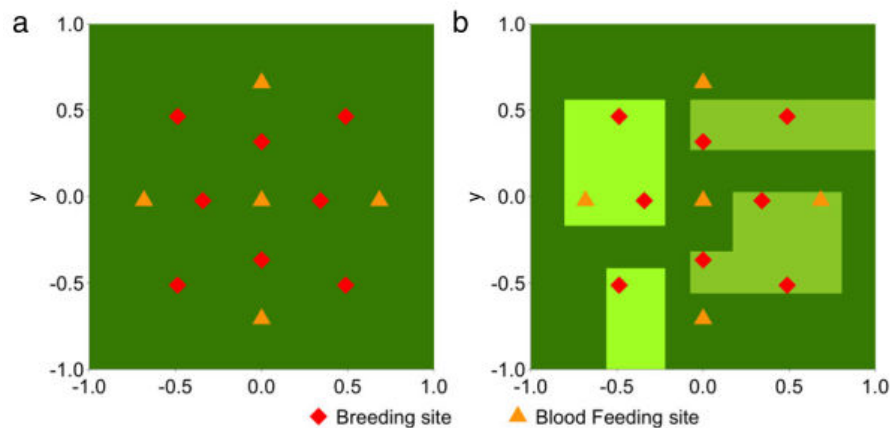


FIGURE 24 – Distribution des gîtes larvaires potentiels (GLP) et des sources de sang sur une occupation du sol homogène (a) ou hétérogène (b) (carré de 200 x 200 m) (Dufourd et Dumont 2013)

De façon générale, les simulations réalisées par Dufourd et Dumont (2013) permettent de souligner l'importance de la prise en compte de l'hétérogénéité environnementale pour le succès des actions de lutte anti-vectorielle. Cette considération demeure plus qualitative que quantitative dans la mesure où les interactions implémentées restent, d'après les auteurs, assez simples.

Le modèle et les simulations réalisés par Lutambi *et al.* (2013) permettent de comparer deux types de représentation de l'espace : l'une continue et l'autre discrète (assemblage de cellules hexagonales). Afin de permettre la comparaison entre ces deux types, les caractéristiques environnementales sont données comme homogènes et des paramètres communs permettent de fixer des capacités de déplacement similaires. L'objectif est d'analyser les processus de diffusion du moustique (en l'occurrence de l'anophèle). Ces simulations sont réalisées sur une journée dans le modèle : les moustiques sont lâchés en début de journée en un point donné. À la fin de la journée, la distance euclidienne séparant chaque moustique du point de départ est calculée. Les auteurs montrent que les courbes de répartition des moustiques ont des formes similaires mais les distances parcourues par les moustiques dans l'espace continu présentent un écart-type plus faible (cf. figure 25, p. 83). Selon les auteurs, l'intérêt de l'espace discret est que sa construction est relativement aisée.

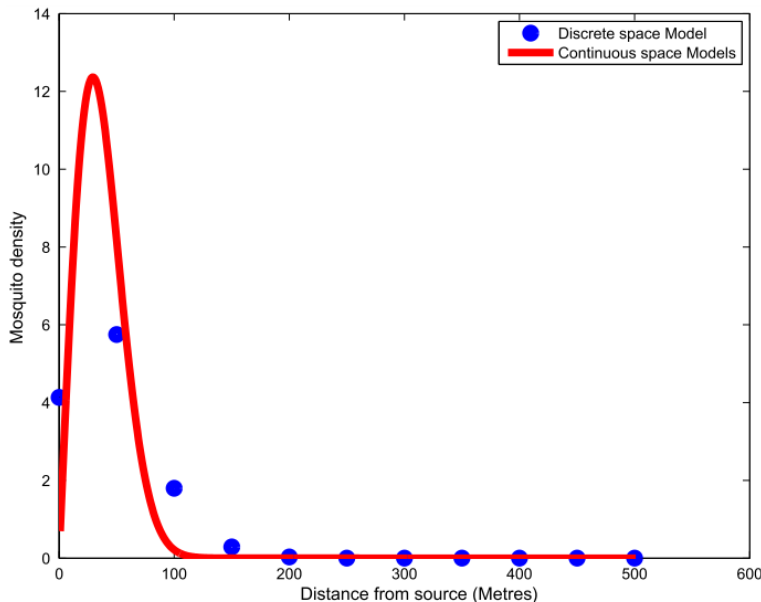


FIGURE 25 – Comparaison des effets respectifs de l'espace continu et de l'espace discret (pour 600 moustiques) (Lutambi *et al.* 2013)

COMMENT LES RELATIONS ENVIRONNEMENT \leftrightarrow VECTEUR SONT-ELLES IMPLÉMENTÉES ?

Dans les deux modèles présentés ci-dessus, les relations environnement \leftrightarrow vecteur se font par le biais d'équations de diffusion. Les objets émettent des odeurs formant des panaches pouvant être repérés par les moustiques. La direction de ces panaches peut être affectée par le vent. Les modèles cités ci-dessus sont pour la plupart basés sur des grilles composées de cellules carrées ou hexagonales. La représentation discrète de l'espace constitue une limite pour la modélisation de la diffusion du vecteur puisqu'elle limite le nombre de trajectoires possibles. De ce point de vue, les champs de tenseurs proposés par Tran et Raffy (2006) sont une alternative intéressante (Lutambi *et al.* 2013). Dans leur modèle, les mouvements des moustiques sont également estimés par le biais d'une équation de diffusion. Néanmoins, cette équation présente une particu-

larité dans la mesure où l'effet de l'environnement est pris en compte par le biais de plusieurs champs tensoriels. L'idée générale d'un champ tensoriel est qu'en chaque point de l'espace la diffusion est affectée de manière spécifique à ce point. Le champ tensoriel permet de prendre en compte :

- la diffusion par attraction (à une source de sang par exemple) / répulsion (à une zone traitée avec de l'insecticide);
- la diffusion par advection (effet du vent);
- l'effet de la rugosité de surface (qui exprime un niveau de difficulté de déplacement pour le moustique) (cf. figure 26, p. 84).

Comparé à l'utilisation d'une équation de diffusion simple, le fait de modéliser l'environnement par le biais de champs tensoriels séparés apporte de la souplesse vis-à-vis des données d'entrée du modèle (Tran *et al.* 2004). A. Tran utilise principalement des données issues de la télédétection. Si la donnée disponible change (satellite, résolution, types d'occupation du sol), il est possible de modifier la manière de calculer le champ tensoriel sans modifier l'équation de diffusion. Au vu de nos objectifs, cette manière d'envisager l'effet de l'environnement sur le vecteur est particulièrement intéressante dans la mesure où elle s'inscrit dans une perspective de généricité.



FIGURE 26 – Exemple des forces d'attraction calculées par A. Tran affectant le flux d'*Aedes aegypti* : « les flèches symbolisent le flux des moustiques *Aedes* en fonction des forces d'attraction créées par la présence humaine » (Tran 2004)

La façon dont les modèles mathématiques envisagent les relations environnement ↔ vecteur présente généralement un côté déterministe au regard des concepts que nous souhaitons mettre en pratique. En effet, bien que présentant une part importante de stochasticité, ces modèles partent du principe que le moustique subit des forces (émanant d'objets spatiaux ou de champs tensoriels) et ne prend pas de décision concernant sa destination. Or, cette capacité

de décision individuelle est importante dans l'approche complexe du système pathogène et des relations environnement \leftrightarrow vecteur proposées précédemment. Dans cette approche, les multiples interactions locales, découlant de processus décisionnels, conduisent à l'émergence d'une situation globale dont l'évolution pourrait être tracée de manière précise.

2.2.1.2 Les automates cellulaires (AC)

Un automate cellulaire (AC) est une grille composée de cellules dynamiques. L'état de chaque cellule à $t + 1$ dépend de son état et de l'état des cellules voisines à t (Ferber 1995). Ces cellules changent d'état de manière synchronisée en fonction de règles partagées. Plusieurs modèles spatialement explicites utilisent cette méthode pour simuler des dynamiques de population d'*Aedes aegypti* (Ferreira *et al.* 2006; Gouvêa Jr. 2017; Otero *et al.* 2008; Santos *et al.* 2009). De façon générale, ces populations sont représentées sous forme de stocks qui évoluent d'un point de vue numérique en fonction des naissances et des morts. Le caractère spatial de ces dynamiques est pris en compte grâce à un ou plusieurs paramètre(s) permettant aux moustiques de passer d'une cellule à une cellule voisine.

L'hétérogénéité de l'environnement est prise en compte de plusieurs façons, et ce, en fonction des objectifs du modèle. Le modèle de Santos *et al.* (2009), focalisé sur l'effet des interactions homme \leftrightarrow moustique sur la diffusion de l'épidémie, ne considère pas l'hétérogénéité spatiale de l'environnement et son effet potentiel sur la répartition des populations de moustiques. Les températures et les précipitations sont prises en compte mais évoluent uniquement au niveau temporel.

Gouvêa Jr. (2017) propose un automate cellulaire dont l'objectif est de simuler la prolifération et la diffusion des moustiques dans un espace urbain. L'hétérogénéité de l'environnement est prise en compte sous la forme d'un taux de risque (*rate of risk*) attribué à chaque cellule qui représente la qualité de l'environnement pour le moustique. Il détermine la facilité avec laquelle la population peut proliférer. De plus, il peut dépendre de la valeur locale de certaines variables (le volume d'eau disponible) et/ou de variables globales telles que les températures. Il peut être fixe ou dynamique selon les variables auxquelles il est rattaché. Dans les simulations présentées par l'auteur, cette variable est fixée de manière empirique.

Enfin, dans les modèles de Ferreira *et al.* (2006) et Otero *et al.* (2008), l'hétérogénéité spatiale est le fait de la distribution des GLP. Cette distribution est donnée en entrée des modèles et peut être modifiée selon les besoins des simulations. Ces modèles sont orientés sur le contrôle des populations de moustiques. Les GLP sont considérés par les auteurs comme des aspects cruciaux de la prolifération des moustiques.

Comme dans les modèles mathématiques, les dynamiques des populations des moustiques sont gérées par des équations simples (Gouvêa Jr. 2017; Otero *et al.* 2008) ou des équations différentielles (Ferreira *et al.* 2006). Bien que ces dynamiques soient gérées au niveau des cellules, la façon d'envisager les relations environnement \leftrightarrow vecteur demeure déterministe au regard de la conceptualisation de ces relations par l'approche *Umwelt*. Dans leur ensemble, les automates

cellulaires, comme les modèles mathématiques, gèrent ces relations par le biais d'équations difficiles à expliciter et éloignées de la façon dont ces dernières peuvent être comprises au niveau thématique. La modélisation à base d'agents est souvent considérée comme un moyen de pallier ces limites (Daudé 2006). De ce fait, nous souhaitons analyser la capacité de cette méthode de modélisation à réifier les relations environnement \leftrightarrow vecteur telles que l'approche *Umwelt* nous a conduit à les appréhender.

2.2.2 L'environnement en simulation à base d'agents : un concept adapté pour représenter l'*Umwelt* ?

L'examen de la concordance entre ces deux conceptualisations de l'environnement nécessite dans un premier temps de poser les bases du concept tel qu'il est défini dans le domaine de la simulation à base d'agents. Or, cette entreprise ne va pas d'elle-même. Dans son ouvrage de référence « Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective », Jacques Ferber donne son avis sur la place occupée par l'environnement dans la description des modèles :

« Malheureusement, très peu de travaux ont été consacrés à leur modélisation [celle des environnements], et les exposés portant sur l'environnement sont en général perdus dans les explications des systèmes les ayant implémentés, voire totalement noyés dans le code de leur implémentation ». (Ferber 1995)

Vingt ans plus tard, dans le cadre d'un article visant à donner une définition formalisée du concept d'environnement dans le domaine des systèmes multi-agents (SMA), Mathieu *et al.* (2014) partent d'un constat similaire. Selon ces derniers, il existe une multitude d'acceptions du concept. Ce brouillard conceptuel est renforcé par la tendance des auteurs à négliger la description de la méthode d'implémentation de leur environnement (Mathieu *et al.* 2014). Cette observation les conduit à qualifier l'environnement de « parent pauvre des SMA ».

2.2.2.1 Le concept d'environnement en modélisation à base d'agents

Selon les modèles et les acceptions, « l'environnement » d'un modèle à base d'agents recouvre des réalités diverses. Certains auteurs proposent néanmoins des définitions généralistes regroupant ces différentes acceptions. De manière générale, l'environnement d'un modèle à base d'agents fournit les conditions en vertu desquelles un agent existe (Odell *et al.* 2003). Ainsi, il regroupe les informations non portées par les agents (Treuil *et al.* 2008) et constitue un espace qui leur est commun (Daudé 2002). Mathieu *et al.* résument les différentes caractéristiques des environnements en leur attribuant deux fonctions générales qui recoupent les définitions d'Odell *et al.*, Treuil *et al.* et Daudé. La première fonction consiste à « placer les agents les uns par rapport aux autres, selon des relations de voisinage et d'accessibilité particulières ». Cette fonction définit le monde partagé par les agents et les relations topologiques unissant les lieux qui composent l'environnement. La relation d'accessibilité entre un lieu et un autre peut généralement être mesurée grâce à une métrique définie. Cette définition recouvre indistinctement les environnements sociaux (les relations entre

Type d'environnement	Caractéristique(s)	Exemple(s)
Ensemble de contraintes structurelles	Contraintes organisationnelles indépendantes des agents limitant les valeurs des attributs.	Réseau de transport qui contraint les déplacements des agents.
Contrôle de l'action	L'environnement contrôle, modifie ou refuse les actions des agents (contraintes de déplacement).	Modes d'occupation du sol autorisent ou non des actions des agents.
Médium de communication	Ensemble discret de stimuli (messages).	Messages portés par les agents qui les diffusent autour d'eux. L'environnement est une entité conceptuelle qui gère la dynamique de stimuli (altération au cours du temps, génération de stimuli) : phéromones déposées par des fourmis.
Espace relationnel	Les agents font partie d'un réseau, support d'interactions pas forcément médiatisées par l'environnement (non spatialisées).	Réseau de relations non forcément médiatisées par l'environnement physique : réseau social.
Espace(s) multiple(s)	Les environnements dans lesquels sont plongés les agents peuvent être multiples.	Multiformes (permet de ne pas accumuler de l'information disparate dans une unique entité environnement) : décomposition en sous-couches (e.g. plusieurs réseaux (social, professionnel, politique, etc.)).
Entité(s) autonome(s)	L'environnement est une sorte d'agent.	Implémenté comme un agent pourvu de comportements, de mécanismes de décisions, de perception.

Tableau 8 – Différents exemples d'environnements tirés de Treuil *et al.* (2008)

les individus) et les environnements spatiaux. La deuxième fonction d'un environnement est celle de « porteur d'information » (Mathieu *et al.* 2014). Cette information peut résulter de l'agrégation d'éléments dont la prise en compte est importante pour les autres agents mais dont la granularité serait trop fine pour que ces éléments soient « agentifiés ». Le choix de l'agrégation ou de l'approximation d'un élément découle de plusieurs considérations : intérêt dans le cadre du modèle, niveau de détail des données disponibles par rapport à l'échelle du modèle, contraintes d'ordre technologique, etc.

De nombreuses conceptions résultent de ces définitions généralistes. Le tableau 8 (p. 87) résume les exemples d'environnements de modèles à base d'agents donnés par Treuil *et al.* (2008). Ces exemples révèlent la grande diversité des environnements rencontrés dans le domaine de la simulation à base d'agents. Les grands types d'environnements identifiés par Treuil *et al.* (2008) ne sont pas exclusifs les uns par rapport aux autres. Les ressemblances entre l'environnement tel qu'il peut être défini par l'approche *Umwelt* et certaines caractéristiques associées aux environnements des modèles à base d'agents ainsi que les objectifs de cette reconstruction de l'environnement nous amènent à suggérer la modélisation à base d'agents comme méthode d'implémentation adaptée pour l'approche par l'*Umwelt*.

L'environnement propre (*Umwelt*) est un concept faisant référence à des éléments physiques. Il s'agit d'un monde construit par l'être vivant. Dans cette approche, le couple de capacités perception → action est donc une compétence de l'être vivant. Ce couple de capacités émanant de ses organes perceptifs et actants correspond au cercle fonctionnel. Cette conception des relations environnement ↔ vecteur est parfaitement adaptée aux principes de la modélisation à base d'agents. Elle permettra de répondre aux deux objectifs énoncés précédemment : le modèle pourra être utilisé pour construire des cartographies dynamiques de l'habitat potentiel du vecteur et pourra être couplé à un modèle comportemental de moustique. Dans le cadre du second type d'usage, l'objectif des agents moustiques (ou des stocks de population) consistera à réaliser ce cercle fonctionnel. La figure 27 (p. 88), est une représentation de la relation qu'un agent entretient avec son environnement d'après la définition d'Odell *et al.* (2003). De par la présence d'une relation à double sens perception ↔ action et l'identification d'organes perceptifs et d'organes actifs, le cercle fonctionnel d'Uexküll est facilement superposable à cette vision des relations agent ↔ environnement (cf. figure 23, p. 70).

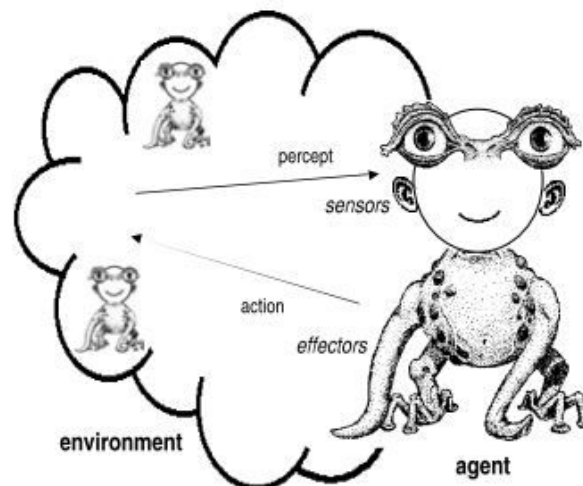


FIGURE 27 – Les relations agent ↔ environnement d'après Odell *et al.* (2003)

Les éléments environnementaux perçus par l'animal sont les ressources et les conditions qui constituent son environnement propre. Ce mode de représentation des relations, basé sur la réalité, est couramment employé par les écologues construisant des modèles à base d'agents. Comme c'est généralement le cas dans le cadre de ce travail, l'environnement des modèles correspond aux conditions et aux ressources de l'espèce étudiée. Cette correspondance, à la fois terminologique et conceptuelle, est d'ailleurs susceptible d'entraîner une confusion entre ces deux environnements, l'un conceptuel décrivant une réalité phénoménologique et l'autre tâchant de mimer cette réalité par le biais d'un programme informatique.

Le paradigme de la programmation « orientée objet » permet de représenter informatiquement des éléments faisant partie intégrante de l'environnement propre du moustique. Ces « objets » virtuels sont dotés de caractéristiques (attributs) et de comportements qui leur permettent d'entrer en relation et de

modifier leurs attributs. La faculté des agents à changer d'état induit la capacité de cette méthode de modélisation à inclure une dimension temporelle. L'expression spatiale de ces éléments physiques peut être traduite de façon assez simple dans le modèle en donnant des valeurs de positions aux éléments représentés. Ces positions s'inscrivent dans un système de coordonnées, cartésiennes ou géographiques. Dès lors, la position des éléments physiques peut être portée dans le modèle par les éléments eux-mêmes sous forme d'attributs. Dans cette perspective, les éléments du monde physique seraient donc représentés dans le modèle par le biais d'agents dotés de comportements, de méthodes de perception et de décision, et seraient capables d'entrer en interaction. Ces objets environnementaux agissent comme des entités autonomes. De ce fait, du point de vue de la modélisation à base d'agents, il peut devenir délicat, voire confus, de parler « d'environnement » pour désigner ces objets implémentés comme des agents. Ce type d'environnement est qualifié « d'autonome » (Treuil *et al.* 2008).

Finalement, la modélisation à base d'agents permet, par le biais d'un programme informatique, de retranscrire l'environnement tel qu'il a été conceptualisé par l'approche *Umwelt*. Cette retranscription virtuelle du milieu comporterait les éléments constituant l'environnement propre du moustique. Le modèle environnemental présenté dans ce travail sera développé pour répondre aux besoins des deux autres sous-modèles constituant mo^3 : Model of Mobility (MOMOS) et Model of Mosquito *Aedes* (MOMA). L'hétérogénéité spatio-temporelle de l'environnement est au centre de l'intérêt porté à la modélisation de l'*Umwelt* du moustique. Elle aurait probablement un impact important sur les résultats d'un modèle comportemental couplé à cet environnement. Une question primordiale dans le cadre de ce travail émerge ici : comment déterminer l'agencement de ces objets et les caractéristiques de leur évolution ?

Des approches de modélisation de l'environnement, similaires à l'approche *Umwelt* utilisées par certains modélisateurs, seront présentées dans la section suivante. Ces approches ont en commun le fait de conduire les chercheurs à développer des environnements autonomes pour des modèles à base d'agents simulant le comportement d'insectes représentés de manière individuelle ou sous forme de stocks. Les environnements qui en résultent cherchent généralement à décrire l'agencement et l'évolution des ressources et des conditions dont dépend l'espèce simulée. La construction d'un environnement pour un modèle à base d'agents passant inévitablement par la réponse aux deux questions précédentes (Quels agencement des objets environnementaux ? Quelles caractéristiques pour l'évolution de l'environnement ?), une étude détaillée des approches utilisées dans la littérature nous permettra de dégager les implications de ces réponses.

2.2.3 L'environnement dans les modèles « insecte-centré » : exemples et problématiques soulevées

Une partie de ces approches consiste à reproduire des contextes environnementaux réels, alors que d'autres choisissent de se baser sur des environnements artificiels. Ce choix est guidé par les questions de recherche (McLane *et al.* 2011). Le fait de représenter des éléments environnementaux issus du

monde réel ou d'un monde abstrait dans un programme informatique implique une autre question à laquelle sont confrontés les chercheurs développant des modèles spatialement explicites : sous quelle forme (discrète ou continue) représenter l'environnement ? Là encore, le choix relève du chercheur (Couclelis 1992). La reconstruction de l'environnement, aussi parcimonieuse soit-elle, passe par ces deux questions.

Entre 2008¹⁴ et 2016, 15 articles portant sur l'élaboration de modèles à base d'agents simulant le comportement d'un moustique ou les dynamiques d'une arbovirose ont été publiés¹⁵. Ces modèles étant généralement spatialement explicites, les modélisateurs sont soumis aux problématiques précédemment dégagées concernant la représentation de l'espace. Le premier défi est évidemment de répondre à la question du « quoi » : que représenter ? C'est la question traitée par l'approche par l'*Umwelt* proposée en première partie de chapitre. Viennent ensuite les questions portant sur le « comment » représenter l'espace : de manière discrète ou continue ? Réaliste ou artificielle ? Les réponses à ces questions doivent permettre au modélisateur de passer de l'environnement conceptuel à l'environnement implémenté et de répondre à une question plus globale : comment générer l'environnement ?

Nous avons identifié 15 publications¹⁶ portant sur des modèles agents spatialement explicites représentant des caractéristiques de l'environnement d'un moustique (cf. tableau 9, p.91). La majorité de ces modèles visent à décrire le système général d'une arbovirose. Parmi ces 15 publications, 6 portent sur des modèles décrivant les comportements de moustiques du genre *Anopheles* et sur la principale maladie qu'elles transmettent : le paludisme. Les neuf publications restantes portent sur des moustiques du genre *Aedes*. Parmi celles-ci, 8 modélisent le comportement de l'espèce *Aedes aegypti* et 1 modélise deux espèces à la fois : *Aedes vexans* et *Culex Poicilipes*, deux espèces capables de transmettre la fièvre de la Vallée du Rift. Les paragraphes suivants portent principalement sur les modèles simulant le comportement d'*Aedes aegypti* (stocks ou individu-centrés). Les modèles portant sur d'autres espèces de moustiques seront utilisés pour éclairer les observations réalisées à propos des premiers modèles.

14. Année de parution de l'article le plus ancien à notre connaissance.

15. Cet ensemble d'articles a été constitué par le biais de plusieurs recherches effectuées à partir du terme « *agent-based model* » suivi du nom d'un des deux genres de moustiques suivants : « *Anopheles* » ou « *Aedes* ». Ces recherches ont été effectuées sur Google Scholar, ScienceDirect, Taylor and Francis et Springer en juillet 2016.

16. Une partie de ces modèles sont décrits dans plusieurs articles différents. Lorsque c'était le cas, la publication présentant l'environnement de la manière la plus détaillée a été prise en compte.

Référence	Moustique	Mode pop.	Mode spat.	Réel / artificiel	Géné. envir.	Img. sat.	Élem. dynam.	Élem. non dynam.	Élem. non repré.	t	Rés. (m)	Superf. (km ²)	Perception
Bombites <i>et al.</i> (2008)	<i>Anopheles</i>	I	R	réel	M	oui	PTGL	HV	HV	1h	10 à 80	6,25	énis par objets
Deng <i>et al.</i> (2008)	<i>Ae. aegypti</i>	S	R	réel	A	oui	HVLTG	HV	LGPT	1 j	30	0,05	Moore ordre 1
Linard <i>et al.</i> (2009)	<i>An. hyrcanus</i>	S	R	réel	A	oui	HVLTG	HG	P	qlq. h	30	25	cellule
Gu et Novak (2009)	<i>An. gambiae</i>	I	V (pts.)	artificiel	A			HG	VLPT	1 j	50	4-5	Moore ordre 1
Isidoro <i>et al.</i> (2009)	<i>Ae. aegypti</i>	I	R	artificiel	?		H	G	VLPT	1 j	10	1	Moore ordre 1
Almeida <i>et al.</i> (2010)	<i>Ae. aegypti</i>	I	R	réel	M		HLGPT	V		1 s ?	0,5	0,0045	énis par objets
Jacintho <i>et al.</i> (2010)	<i>Ae. aegypti</i>	I	R	artificiel	?		H	GPT	VL	12 h	?	?	Cercle 10 m
Cissé <i>et al.</i> (2012)	<i>Ae. vexans</i>	S	R	réel	A	oui	HLGPT	V		6h	30	46,8	?
Arifin <i>et al.</i> (2013)	<i>An. gambiae</i>	I	R	réel	M	oui	LG	HP	VT	1h	50	20**	Moore ordre 1
Karl <i>et al.</i> (2014)	<i>Ae. aegypti</i>	S	R	réel	A	oui	HLGPT	V		6h	30	46,8**	?
Pizzitutti <i>et al.</i> (2015)	<i>An. darlingi</i>	I	R	réel	M	oui	PTLG	H	V	1h	10	6	Moore ordre 1
Zhu <i>et al.</i> (2015)	<i>An. gambiae</i>	I	V (pts.)	artificiel	A		HL	VG	PT	1 s	1	0,36	5 m ou 40 m
Borges <i>et al.</i> (2015)	<i>Ae. aegypti</i>	I	R	artificiel	?		H	G	VLPT	1 j ?	?	?	?
Gunaratne <i>et al.</i> (2016)	<i>Ae. aegypti</i>	I	R	réel	A	oui	LT	HVG	P	3h	10	0,3	cercle 30 m
Maneerat et Daudé (2016)	<i>Ae. aegypti</i>	I	V	réel	M	oui	HLGPT	V		1 mn	C***	0,08	cercle 10 m

Tableau 9 – Caractéristiques des environnements des modèles à base d'agents spatialement explicites représentant des caractéristiques de l'environnement d'un moustique. Mode de représentation des moustiques (**Mode pop.**) : individu-centré (**I**) / stocks (**S**); Mode de représentation spatiale de l'environnement (**Mode spat.**) : raster (**R**) / vecteur (**V**) / points vectoriels (**V (pts.)**); Méthode de génération de l'environnement (**Géné. envir.**) : manuelle (**M**) / automatisée (**A**); Utilisation d'images satellite pour la génération de l'environnement (**Img. sat.**); Éléments de l'environnement dynamiques (**Élem. dynam.**), non dynamiques (**Élem. non repré.**); hôte (**H**) / végétation (**V**) / lumière / gîte larvaire potentiel (**G**) / précipitations et hydrologie (**P**) / températures (**T**); Pas de temps (**t**) : jour (**j**), heure (**h**), minute (**mn**), seconde (**s**); résolution (**Rés.**) du modèle : modèle continu (**C**); Superficie (**Superf.**); ? = non renseigné et non déductible.

2.2.3.1 *L'environnement reste une réalité multiple*

Les modèles présentés dans le tableau 9 (p. 91) prennent en compte, d'une façon ou d'une autre, l'hétérogénéité de l'environnement du moustique. Selon les modèles, la notion « d'environnement » ne recouvre pas la même signification. Dans ces publications, la distinction qui se dégage, entre ce qui pourrait être défini comme « environnement » et le reste des entités modélisées, relève du fait que les entités n'appartenant pas à l'environnement (*e.g.* les humains, les moustiques) sont définies de manière individualisée et sont souvent mobiles. Dans le modèle de Isidoro *et al.* (2009), les lieux de ponte potentiels sont implémentés comme des agents capables de prendre des décisions et non pas comme des éléments de l'environnement. Il s'agit donc d'agents faisant référence à une caractéristique de l'environnement réel. Ainsi, la façon d'implémenter l'environnement ne correspond pas toujours à la manière dont il est conceptualisé. Les propriétés de l'environnement résultent donc d'un croisement entre la façon dont il a été conceptualisé au départ et de choix pratiques effectués par le modélisateur. Dans le modèle d'Almeida *et al.* (2010), l'environnement mesure et agrège les informations portées par certains agents (la densité de moustiques présents dans une cellule par exemple). Il permet aux agents moustiques de communiquer en déposant des phéromones et permet aux agents humains de déposer des informations qui attirent les moustiques en recherche de proie. L'environnement du modèle d'Almeida *et al.* est en partie similaire à celui d'Isidoro *et al.* : il permet aux agents de communiquer par le biais des traces qu'ils émettent. De plus, l'environnement du modèle d'Almeida *et al.* gère les informations globales que sont les variables météorologiques. L'environnement tel qu'il est considéré chez Almeida *et al.* et Isidoro *et al.* est un espace multiple, à la fois champ médiateur et médium de communication (cf. partie 2.2.2.1, p. 86). Le rôle de l'environnement dans le modèle de Gunaratne *et al.* (2016) diffère encore : les agents moustiques perçoivent l'environnement par eux-mêmes (ce dernier n'émet pas de traces). Celui-ci correspond au type d'environnement que Treuil *et al.* (2008) qualifie de « support de perception ». Enfin, chez Maneerat et Daudé (2016), ce sont des objets spatiaux¹⁷ (des bâtiments, des zones végétalisées, des routes) qui forme « l'environnement ». Dans le modèle MOMA, l'environnement est une entité autonome qui présente des dynamiques propres. Il est support de la perception et est capable d'agir sur l'action des agents (cf. section 2.2.2.1, p. 86). Chaque objet spatial est un agent disposant d'attributs et occupe une portion de l'espace qui n'est occupée par aucun autre objet spatial.

Les modèles à base d'agents permettant de simuler le comportement d'un moustique ou les dynamiques du système d'une arbovirose ne font pas exception dans le domaine de la modélisation à base d'agents : bien que ces modèles portent sur des sujets similaires (*Aedes aegypti*), les acceptions de l'environnement et les réalités que cette notion recouvrent sont nombreuses. En effet, deux modélisateurs cherchant à implémenter des environnements similaires au niveau conceptuel peuvent prendre des décisions d'implémentation différentes, ce qui aboutira à deux environnements très différents. Ainsi, il peut

17. Les objets spatiaux sont définis comme les plus petits éléments homogènes et immobiles identifiables sur une image satellite de très haute résolution.

paraître délicat de comparer ces environnements. Enfin, si l'ensemble de ces publications intègrent une représentation spatialisée de l'environnement du moustique, toutes n'intègrent pas les mêmes caractéristiques environnementales. Nous proposons ici de comparer les caractéristiques environnementales prises en compte par les différents modèles en appliquant le filtre de l'approche *Umwelt*.

2.2.3.2 Les caractéristiques environnementales représentées dans les modèles

Les stocks (populations) de moustiques, ou les moustiques individuels, représentés dans les modèles à base d'agents répertoriés dans le tableau 9 (p. 91) présentent une caractéristique commune : elles partagent des besoins similaires (pour les modèles portant sur *Aedes aegypti*). Ces besoins peuvent être comblés par le biais d'informations portées par d'autres entités (agents classiques ou agents représentant l'environnement). La description de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* nous a permis d'identifier cinq composants majeurs¹⁸ :

- différentes odeurs émises par les mammifères ;
- la lumière ;
- le nectar des plantes à fleurs ;
- l'eau claire et stagnante (lieux de ponte potentiels remplis d'eau par les précipitations ou par la main de l'homme) ;
- la température.

Comme nous allons le voir, les huit modèles simulant le comportement d'*Aedes aegypti* (stocks ou individus) ne prennent pas toujours les mêmes facteurs en compte et, surtout, ne les prennent pas en compte de la même façon.

L'unique facteur pris en compte dans tous les modèles est l'homme. Celui-ci peut être pris en compte de manière dynamique par le biais d'agents capables de se mouvoir dans l'espace de manière aléatoire (Borges *et al.* 2015; Isidoro *et al.* 2009; Jacintho *et al.* 2010), selon leurs activités (Karl *et al.* 2014) ou en fonction de parcours prédéfinis (Almeida *et al.* 2010). Dans le modèle de Maneerat et Daudé (2016), les mobilités humaines sont représentées par des attributs des objets spatiaux et changent en fonction du type de l'objet (espaces publics, espaces résidentiels). Dans d'autres modèles, l'homme est considéré comme immobile (Deng *et al.* 2008; Gunaratne *et al.* 2016).

Les gîtes larvaires potentiels (GLP) produits par les humains sont à la base du synanthropisme d'*Aedes aegypti*. Leur importance majeure pour le moustique les conduit à être pris en considération dans la plupart des modèles (Deng *et al.* (2008) sont les seuls à ne pas prendre leur répartition en compte). Leur répartition spatiale peut être aléatoire (Borges *et al.* 2015; Isidoro *et al.* 2009; Jacintho *et al.* 2010), basée sur l'occupation du sol (Jacintho *et al.* 2010; Maneerat et Daudé 2016), basée sur le nombre de ménages (Karl *et al.* 2014) ou basée sur des observations (Almeida *et al.* 2010). Dans certains modèles, ces gîtes sont dynamiques : ils se remplissent (précipitations, remplissages manuels) et se vident (évaporation, vidanges manuelles) (Almeida *et al.* 2010; Karl *et al.* 2014; Maneerat et Daudé 2016).

18. cf. section 2.1.4 (p. 75).

Les précipitations remplissent la majeure partie des gîtes larvaires actifs (notamment durant les périodes de mousson dans la zone intertropicale). Néanmoins, leur prise en compte n'est pas systématique dans des modèles qui se veulent pourtant précis (e.g. Gunaratne *et al.* (2016)). Seuls 4 modèles sur les 8 portant sur *Aedes aegypti* les intègrent (Almeida *et al.* (2010), Jacintho *et al.* (2010) (prises en compte sous forme de deux scénarios saisonniers été/hiver), Karl *et al.* (2014), Maneerat et Daudé (2016)) et d'autres le notent en guise de perspective (Isidoro *et al.* 2009). Les 4 modèles intégrant les précipitations utilisent des données météorologiques réelles. La décision de la prise en compte ou non de ces précipitations est souvent liée aux objectifs du modèle. Par exemple, Borges *et al.* (2015), dont l'objectif est d'étudier les comportements de réaction des humains face à la maladie, font abstraction des conditions climatiques. L'évaporation est prise en compte dans les modèles simulant avec précision la dynamique des gîtes larvaires : soit par le biais d'une constante (Almeida *et al.* 2010), soit par le biais de données météorologiques (Karl *et al.* 2014).

Les températures font également l'objet d'un intérêt particulier. Celles-ci proviennent majoritairement de bases de données météorologiques et sont considérées de manière globale pour l'ensemble de la zone (Almeida *et al.* 2010; Gunaratne *et al.* 2016; Karl *et al.* 2014; Maneerat et Daudé 2016). Jacintho *et al.* (2010) considèrent également les températures de façon globale mais ne les font pas varier selon des bases de données météorologiques. Comme pour les précipitations, les auteurs prennent en compte les variations annuelles de température par le biais de deux scénarios différents (saison sèche – saison humide). Dans le cas des modèles couvrant une grande superficie (e.g. Karl *et al.* (2014)), les perspectives globales adoptées par les modélisateurs sont susceptibles de dissimuler des variations locales pouvant affecter les dynamiques de populations d'*Aedes aegypti* au sein d'une ville (Misslin *et al.* 2016) (cf. section 1.4.2.1, p. 46). Dans MOMA, la température donnée globalement en entrée varie au niveau local en fonction de l'occupation du sol (Maneerat et Daudé 2016).

La prise en compte de la luminosité (qui agit sur le cycle d'activité du moustique) dépend de l'échelle temporelle choisie par le modélisateur (la durée représentée par un pas de temps du modèle). Lorsque ce pas de temps équivaut à une période de 12h ou plus, la luminosité n'est pas prise en compte (Borges *et al.* 2015; Deng *et al.* 2008; Isidoro *et al.* 2009; Jacintho *et al.* 2010). En revanche, celle-ci ayant un impact important sur le déroulement des activités du moustique au cours de la journée, elle est prise en compte de manière indirecte dans les modèles dont le pas de temps est inférieur à 12h (Almeida *et al.* 2010; Gunaratne *et al.* 2016; Karl *et al.* 2014; Maneerat et Daudé 2016). La définition de l'échelle temporelle dépend des objectifs du modèle en question (cf. section 2.2.3.3, p. 95).

Enfin, la végétation, source d'ombre et de nectar, est prise en compte dans 5 des 8 modèles portant sur *Aedes aegypti*. Celle-ci n'est jamais prise en compte de manière dynamique. Ceci est probablement dû au fait que les modélisateurs considèrent les dynamiques de végétation comme négligeables dans les zones touchées par la dengue. Toutefois, ces dynamiques peuvent présenter un intérêt dans les régions au sein desquelles le cycle végétatif a un impact important sur les populations. À titre d'exemple, Linard *et al.* (2009) incorporent les cycles végétatifs des rizières à leur modèle simulant les dynamiques de po-

pulation d'*Anopheles hyrcanus* en Camargue. Ces dynamiques pourraient être intéressantes à prendre en compte dans le cadre de la simulation d'ouverture de niche écologique dans des régions présentant des saisons hivernales plus rigoureuses (en Europe par exemple).

Cette comparaison des environnements propres du moustique reconstruits dans des modèles à base d'agents met en lumière leur grande diversité. Dans certains cas, ces environnements sont uniquement constitués de points immobiles répartis selon une grille (*e.g.* Gunaratne *et al.* (2016)), et dans d'autres cas, ils forment des sous modèles fins et dynamiques (*e.g.* Karl *et al.* (2014)). Comme c'est le cas de façon générale dans le domaine de la modélisation à base d'agents, l'environnement des modèles à base d'agents simulant les dynamiques spatio-temporelles d'*Aedes aegypti* et les méthodes utilisées pour le générer ne font globalement pas l'objet d'une attention poussée. Cette situation est d'autant plus surprenante que les auteurs ont conscience de l'importance de l'environnement pour le vecteur. Certains auteurs le soulignent dans leurs travaux tout en ne lui accordant qu'une place très restreinte (*e.g.* Jacintho *et al.* (2010)). Souvent, ils choisissent de focaliser l'effort sur les interactions entre les différents agents représentés dans le modèle (vecteurs seuls ou vecteurs et hôtes). Dans une publication récente, Maneerat et Daudé (2017) étudient les relations entre l'occupation du sol et la dispersion des moustiques par l'intermédiaire du modèle MOMA (ce modèle est présenté dans la section 2.2.4.1, p. 103).

2.2.3.3 *Les choix du modélisateur et les limites des modèles actuels*

En plus de différer au niveau de leur contenu, les environnements des modèles présentés dans le tableau 9 (p. 91) diffèrent en termes de méthodes de construction. Nous avons précédemment identifié deux questions méthodologiques essentielles (cf. section 2.2.3.2, p. 93) :

- (A) Comment déterminer le positionnement et l'agencement des éléments constituant l'environnement propre du moustique ?
- (B) Comment représenter l'espace : grille ou objet ?

Si la plupart des auteurs ne répondent pas à ces questions de façon explicite, tous se sont positionnés au cours de l'élaboration de leur modèle. Parmi les huit publications portant sur *Aedes aegypti*, sept donnent un exemple, une carte ou une capture d'écran de leur environnement (cf. figure 28, p. 96).

(A) COMMENT DÉTERMINER LE POSITIONNEMENT ET L'AGENCEMENT DES ÉLÉMENTS CONSTITUANTS L'ENVIRONNEMENT PROPRE DU MOUSTIQUE ?

La réponse à cette question permet de séparer les modèles en deux catégories :

- les modèles contenant un environnement réaliste (Almeida *et al.* 2010; Deng *et al.* 2008; Gunaratne *et al.* 2016; Maneerat et Daudé 2016);
- ceux qui contiennent un environnement artificiel (Borges *et al.* 2015; Isidoro *et al.* 2009; Jacintho *et al.* 2010).

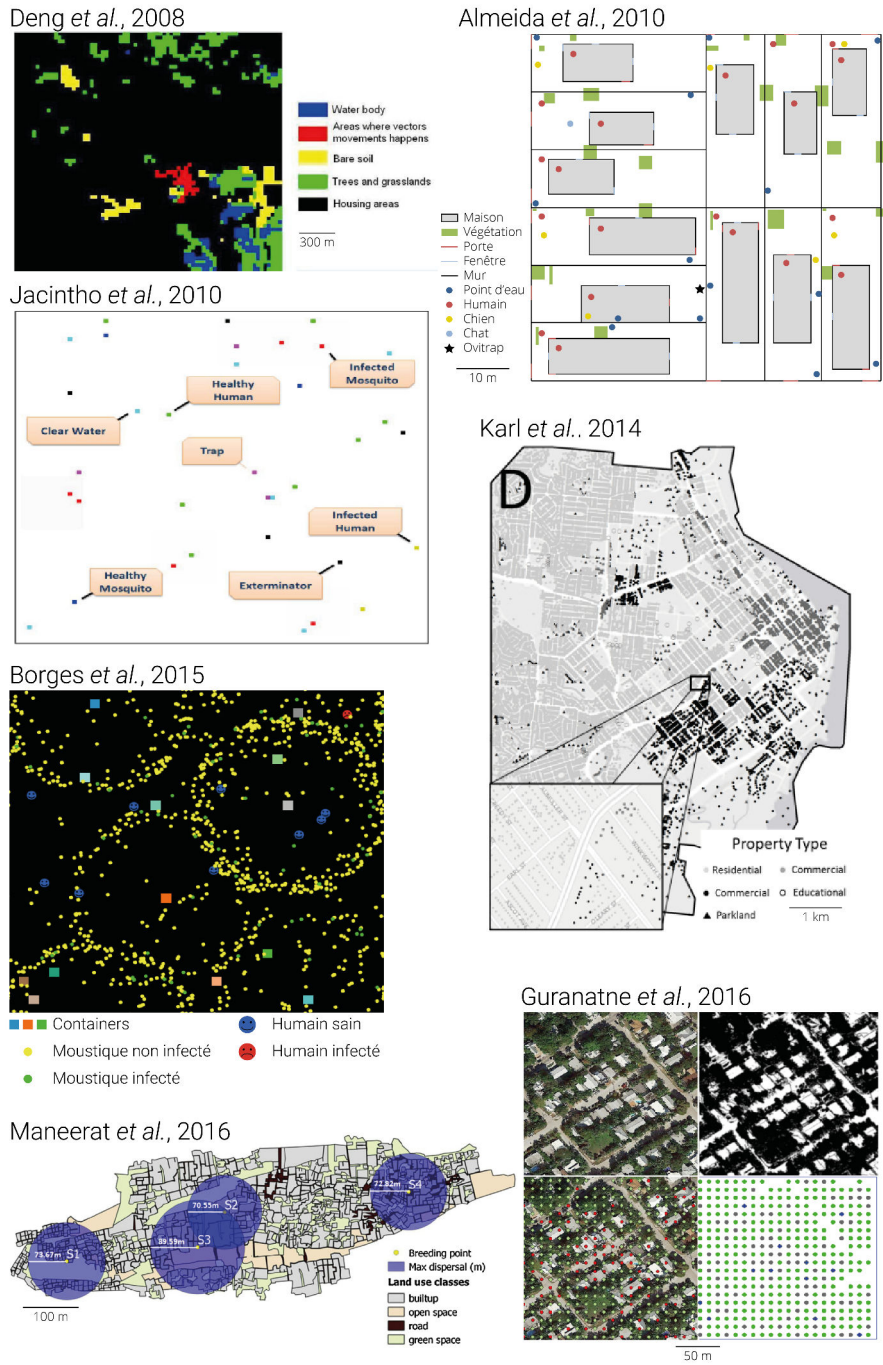


FIGURE 28 – Représentation de l’environnement dans les modèles à base d’agents permettant de simuler les comportements et les dynamiques de population d’*Aedes aegypti*

Comme leur nom l’indique, les environnements réalistes sont construits dans le but de reproduire le positionnement et l’agencement des éléments environnementaux d’une zone existante. Les environnements artificiels sont créés de toute pièce par les auteurs. Les environnements réalistes et les environnements artificiels ayant chacun leurs avantages et leurs défauts, le choix entre

ces deux types d'environnement dépend principalement des objectifs d'exploration du modèle (McLane *et al.* 2011).

Les environnements artificiels sont couramment utilisés en écologie (Strien *et al.* 2016) lorsque la reproduction d'un espace réel n'est pas nécessaire pour répondre aux objectifs du modèle (McLane *et al.* 2011). Un environnement artificiel permet de tester un modèle à base d'agents dans des conditions environnementales particulières. Il permet de répondre à des questions d'investigation précises en testant des hypothèses de manière contrôlée (*e.g.* toutes choses étant égales par ailleurs, la distribution des gîtes larvaires a-t-elle une influence sur la répartition spatiale des moustiques ?). Ils peuvent être créés manuellement mais sont généralement créés de manière automatisée (cf. tableau 9, p. 91). Plusieurs plateformes, comme Landscape Generator (Strien *et al.* 2016) ou NLMpy (Etherington *et al.* 2015), permettent de créer des environnements artificiels (des environnements dits « neutres », en format raster) de manière automatisée. Ces environnements artificiels sont appelés Neutral Landscape Model (Etherington *et al.* 2015). Les générateurs s'appuient le plus souvent sur des paramètres caractérisant la composition de l'environnement et son organisation au niveau global. Ils sont fixés par le modélisateur et peuvent (ou non) décrire un terrain d'étude réel. La description d'un terrain réel est réalisée en fixant les paramètres du modèle de manière à ce qu'ils fassent référence à des caractéristiques de l'environnement données au niveau global (le niveau d'entropie dans l'organisation de l'occupation du sol par exemple). NLMpy est quant à lui capable d'intégrer des données décrivant l'environnement à un niveau plus fin que le niveau global (celui-ci étant non spatialisé). Dans l'exemple présenté sur la figure 29 (p. 98), Etherington *et al.* (2015) montrent un environnement généré grâce à ce logiciel. Dans cet exemple, des données géographiques annexes permettent de préciser la distribution des éléments environnementaux à l'intérieur de la zone¹⁹. Les environnements ainsi générés sont relativement simple au niveau de leur composition (plusieurs classes d'occupation du sol). L'automatisation du processus de génération de l'environnement offre au modélisateur la possibilité de tester une infinité de configurations (*patterns*) en modifiant légèrement et progressivement les paramètres de l'algorithme de construction (Strien *et al.* 2016). Cela permet notamment de réaliser des analyses de sensibilité sur des modèles à base d'agents.

Vers la génération d'environnements réalistes. Les environnements réalistes sont utilisés lorsque le modélisateur souhaite répondre à des questions spécifiques à un espace donné (*e.g.* Karl *et al.* (2014)) ou bien confronter les résultats du modèle à des mesures de terrain (*e.g.* Almeida *et al.* (2010)) (McLane *et al.* 2011). Ces environnements présentent deux limites principales. La première est liée aux données nécessaires à leur élaboration. Celles-ci doivent être disponibles à la bonne échelle et pour la bonne étendue. L'utilisation conjointe de plusieurs bases de données issues de sources différentes peut entraîner des

19. (1) Aucune classe d'occupation du sol n'est attribuée à l'aire occupée par le lac. (2) Des données topographiques permettent de diviser en deux parties l'espace au sein duquel l'environnement est généré. La première partie de cet environnement est composée des classes 0, 1 et 2. Celles-ci occupent la partie sud de la zone et les rives du lac. La deuxième partie est composée des classes 3, 4 et 5. Au sein de ses parties, l'environnement est généré de façon aléatoire en respectant les paramètres globaux respectifs de chaque partie.

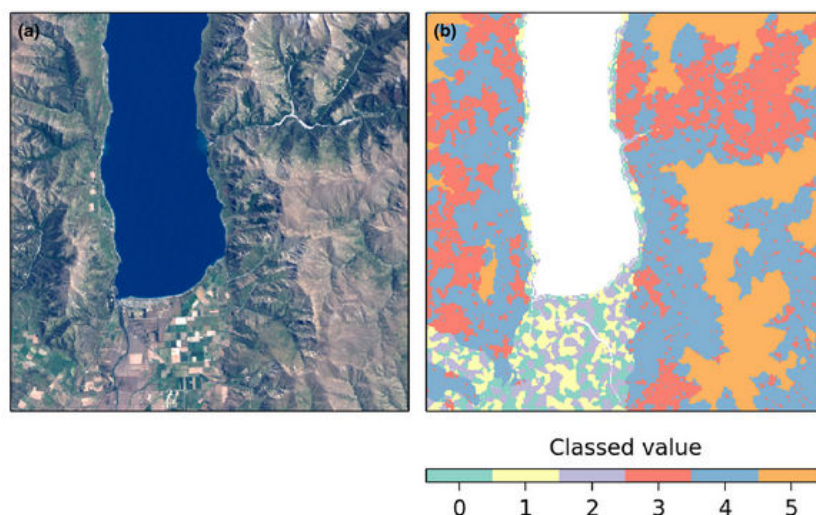


FIGURE 29 – Exemple de *neutral landscape* généré par le logiciel NLMpy (Etherington *et al.* 2015)

difficultés liées aux échelles et aux formats (vecteur – raster) auxquels sont disponibles les données (McLane *et al.* 2011). Les données sont généralement préparées et croisées en amont de la modélisation. Les environnements réalistes peuvent être très simples (*e.g.* Gunaratne *et al.* (2016)), ou au contraire très détaillés (Maneerat 2016). Là encore, ils peuvent être générés de façon manuelle ou automatique (cf. section 28, p. 96). La génération automatisée des environnements réalistes, notamment des environnements fins, est la deuxième limite (cf. section 2.2.4.2, p. 101). Dans le cadre de ce travail et dans une perspective de développement d'un outil dont un des objectifs est de guider les autorités sanitaires, c'est la génération d'environnements réalistes qui fera l'objet de notre attention.

(B) COMMENT REPRÉSENTER L'ESPACE : GRILLE OU OBJET ?

L'environnement est un concept éminemment spatial : les différentes capacités de perception de l'espèce modélisée s'expriment dans l'espace (cf. section 2.1.1.2, p. 64). La notion d'espace fait référence à un concept continu devant être discrétisé pour pouvoir être représenté informatiquement. Il existe deux modèles différents permettant de représenter des phénomènes spatiaux : les champs et les objets spatiaux (Bian 2003). Ces deux modes d'abstraction de l'espace rejoignent les deux grands modes de représentation utilisés dans le domaine des SIG : le mode raster et le mode vecteur. Ces deux modes présentent chacun des avantages et des désavantages au regard de la représentation de l'environnement d'*Aedes aegypti*.

La grande majorité des modèles à base d'agents est construite avec des environnements prenant la forme de grilles (Stanilov 2012). Cela est vrai pour les modèles développés en écologie (McLane *et al.* 2011) et pour les modèles permettant de simuler le comportement d'*Aedes aegypti* (cf. tableau 9, p. 91). Cette situation s'explique par les accointances qui existent entre le domaine de la modélisation à base d'agents et celui des automates cellulaires (Stanilov 2012) et du fait que les données permettant de représenter l'environnement proviennent très souvent d'images satellite (McLane *et al.* 2011). Ces dernières

constituent l'avantage principal de la représentation de l'espace en mode raster au regard de notre sujet. D'ailleurs, la quasi-totalité des modèles à base d'agents simulant le comportement d'*Aedes aegypti* dans un environnement correspondant à un espace réel utilisent des données issues de la télédétection. Les images satellite permettent de collecter des données à moindre coût (financier et temporel) sur des zones vastes tout en donnant la possibilité de garder une précision spatiale relativement fine. Néanmoins, cet avantage est seulement valide tant que les images requises ne sont pas trop précises (très haute résolution spatiale (THRS) ≈ 50 cm). Dans ce cas, les tarifs appliqués par les revendeurs peuvent devenir rédhibitoires selon le contexte, et l'avantage de la computation peut perdre en intérêt. Paradoxalement, la précision peut également se trouver réduite par la THRS, notamment dans les milieux très hétérogènes que sont les milieux urbains. À très haute résolution spatiale, le passage en mode vecteur peut être avantageux au regard de la reconstruction de l'environnement d'*Aedes aegypti* : à ce niveau-là, les formes des objets sont susceptibles d'avoir une importance prépondérante.

Les vecteurs représentent les caractéristiques de l'espace par le biais d'objets prenant la forme de points, de lignes ou de surfaces. Ils constituent des abstractions de la réalité : les points et les lignes représentés dans un modèle ne correspondent pas forcément à des points et des lignes dans la réalité (e.g. les routes, souvent représentées sous forme de ligne, ne correspondent pas à des lignes dans la réalité) et les surfaces simplifient excessivement la réalité, aussi bien au niveau des contours, qu'à l'intérieur de la forme (Goodchild et Gopal 1989). Néanmoins, de par sa proximité avec le mode de perception humain, le mode vecteur présente une précision satisfaisante en apparence (Bian 2003). Dans le cadre de la reconstruction de l'environnement d'*Aedes aegypti*, le mode vecteur est intéressant pour représenter des environnements à échelle très fine. Il permet de résumer l'information contenue dans une image THRS : un bâtiment au toit bleu et un bâtiment au toit rouge ont toutes les chances d'être perçus de la même façon par un moustique (comme une barrière au déplacement). En mode vecteur, ils pourraient tous deux être classés dans la catégorie « bâtiment ». Les toits n'ayant pas la même signature spectrale, il serait plus compliqué de les rassembler dans une même catégorie en mode raster. Parmi les modèles présentés dans le tableau 9 (p. 91), le modèle développé par Maneerat et Daudé (2016) est le seul dont l'environnement est construit sous forme d'objets vectoriels. Il s'agit également d'un des plus précis au niveau de sa représentation de l'environnement. Le coût temporel du processus de digitalisation, par le biais duquel est construit ce type d'environnements, constitue son désavantage principal. De plus, malgré l'utilisation d'images de très haute résolution spatiale (THRS), il est souvent difficile d'identifier les limites des différents bâtiments et des ruelles lorsque le bâti est très dense. La figure 30 (p. 100) illustre cette difficulté, fréquente en milieu urbain.

Si le mode raster et le mode vecteur présentent chacun des avantages et des inconvénients, le choix de l'un d'entre-eux n'est pas anodin pour autant. Suivant le choix du modélisateur pour un mode ou pour l'autre, les résultats qu'il obtiendra seront potentiellement différents. Bian (2003) explique par exemple que si le modèle environnemental est couplé à un modèle de déplacement



FIGURE 30 – Ruelle étroite, difficilement identifiable sur une image de très haute résolution spatiale (THRS) à Govindpuri (Delhi) (photo : Éric Daudé, 2013)

d'une espèce, le mode raster peut conduire à l'obtention de résultats qui ne correspondent pas à la réalité.

Malgré l'importance de l'environnement sur les dynamiques du modèle, les méthodes de représentation employées sont souvent peu explicitées par les modélisateurs et ne relèvent pas toujours de choix réfléchis et objectifs. Certains modélisateurs optent pour les méthodes les plus commodes ou les plus conventionnelles (Bian 2003). D'autres sont guidés par la disponibilité des données (McLane *et al.* 2011), un paramètre important à prendre en compte en amont de l'implémentation du modèle. En effet, dans l'optique où la donnée et ses caractéristiques ne guideraient plus les choix du modélisateur, certaines difficultés techniques seraient susceptibles de survenir. Des obstacles peuvent notamment apparaître si le modélisateur souhaite construire un environnement vectoriel réaliste très fin, similaire à celui de Maneerat et Daudé (2016) ou à celui d'Almeida *et al.* (2010). Les désavantages de la méthode de construction d'environnements par digitalisation (surtout pour de grandes étendues) conduiraient peut-être le modélisateur à se rabattre par défaut sur un environnement dont la précision ne correspondrait pas à celle des dynamiques et des comportements implémentés dans le modèle (*e.g.* Gunaratne *et al.* (2016)). Afin de construire un modèle applicable aussi bien à l'échelle d'une ville qu'à l'échelle d'un quartier, il pourrait être intéressant de parvenir à combiner l'avantage des traitements automatisés ou semi automatisés, généralement associés au mode raster, avec les avantages de la précision des bases de données vectorielles issues de traitements manuels. L'objectif serait alors de **développer une méthode permettant de générer automatiquement des environnements réalistes, vectoriels et précis couvrant des étendues importantes.**

2.2.4 Générer un environnement artificiel

L'objectif de ce chapitre est de proposer un concept et une méthode transposables, d'un lieu à un autre, d'une période à une autre et d'une échelle à une autre, permettant de matérialiser l'environnement propre d'*Aedes aegypti* par le biais d'un modèle spatialisé et dynamique. L'approche par l'*Umwelt* nous permet de répondre à nos attentes en termes d'opérationnalité et de transposabilité. Les méthodes, spatiales et explicites, de représentation de l'environnement en modélisation à base d'agents, semblent convenir à l'implémentation d'un modèle environnemental dynamique conceptualisé par l'approche *Umwelt*. Nous avons vu dans la section précédente que de nombreux choix doivent être réalisés pour modéliser un environnement. Ces choix seront guidés par nos différents objectifs.

D'abord, une de nos ambitions pour Model of Environment (MODE) est de pouvoir le coupler à d'autres modèles développés au sein du projet MO³ : MOMA et MOMOS. La stratégie d'implémentation de MODE, doit donc prendre en compte les différents besoins des deux autres sous-modèles. Au vu des différentes méthodes de représentation de l'environnement identifiées dans la littérature spécialisée, nous formulons plusieurs exigences auxquelles devront répondre les méthodes que nous choisirons dans le cadre de ce travail. Nous présentons ensuite, les contraintes liées au processus de sélection des données permettant de construire concrètement le modèle. Nous soutenons que ce processus doit être réalisé de manière plus transparente. Chaque base de données doit permettre de répondre à des besoins identifiés par le biais de l'approche par l'*Umwelt*. Enfin, la génération d'un environnement propre, c'est-à-dire la reconstitution de l'*Umwelt* d'*Aedes aegypti*, doit pouvoir être menée aussi bien à l'échelle d'une ville (« niveau macro ») qu'à l'échelle d'un quartier (« niveau micro »). Les méthodes permettant d'assembler les différentes bases de données devront donc répondre à cette exigence de transposabilité d'échelle.

2.2.4.1 Implémentation de l'*Umwelt* d'*Aedes aegypti* pour MO³ : quels besoins ?

Les MOMA et MOMOS, développés respectivement par Somsakun Maneerat (doctorante, 2012–2016) et Alexandre Cébeillac (doctorant, 2013–2017), ont été construits en parallèle de MODE. L'objectif final du *workpackage* du projet DEN-FREE, auquel cette thèse se rattache, était de rassembler ces trois modèles dans un modèle global, appelé MO³, développé par Thomas Hureau (postdoctorant, 2016–2017). La construction de ces modèles a nécessité une forte collaboration entre les membres de l'équipe pour définir les objectifs de chacun et identifier les liens entre les travaux. Nous le verrons, MODE entretient des relations avec les deux autres sous-modèles. Néanmoins, c'est avec MOMA que ces liens sont les plus étroits. La façon dont l'individu moustique MOMA entre en contact avec l'environnement a un impact important sur la manière dont cet environnement est conceptualisé et implémenté dans MODE.

Pour MODE, l'objectif d'application à différents niveaux (niveau macro (ville) et niveau micro (quartier)) découle en partie de cette volonté d'associer les différents modèles. Le comportement du vecteur est modélisé à l'échelle de l'individu moustique qui se déplace rarement à plus de 30 m de son lieu de naissance. MOMA a été développé pour pouvoir fonctionner sur une zone de

quelques km² au maximum. Ce modèle pourrait également fonctionner sur une ville, mais le très grand nombre d'agents moustiques que cela impliquerait rendrait les simulations bien trop coûteuses en terme de temps de calcul. La transposition de MOMA à l'échelle de la ville a nécessité un passage à l'échelle : de l'individu moustique au stock de moustiques. Dans mo³, modèle dont l'objectif est de pouvoir être appliqué sur une ville de plusieurs millions d'habitants, les moustiques sont gérés sous forme de stocks. C'est également à l'échelle de la ville que sont modélisées les mobilités des humains dans MOMOS. MODE doit pouvoir être appliqué à la fois à l'échelle micro et à l'échelle macro. De plus, le modèle environnement doit être adapté à des moustiques gérés individuellement à l'échelle micro et modélisés sous forme de stocks à l'échelle macro.

MOMOS : MODEL OF MOBILITY SIMULATION

MOMOS est un modèle à base d'agents dont l'objectif est de simuler les dynamiques quotidiennes de mobilités des hôtes à l'échelle d'une ville (Cébeillac *et al.* 2017b). Les mobilités y sont appréhendées par l'intermédiaire de concepts issus notamment de la *time-geography*. Le principe général de MOMOS est de reconstruire les espaces d'activités des habitants de la ville en question dans le but de simuler leurs déplacements. Ces espaces d'activité s'inscrivent à la fois dans l'espace et dans le temps : ils correspondent aux lieux qu'un individu fréquente de façon habituelle (journalière, hebdomadaire, etc.). L'étape d'initialisation de MOMOS consiste à générer des individus et à les localiser au lieu de résidence. Cette étape est réalisée grâce à la librairie Gen*²⁰ permettant de générer des populations synthétiques et de localiser les individus créés au lieu de résidence. Du point de vue du moustique, les humains constituent un élément de l'environnement (cf. figure 22, p. 66). Reconstruire l'environnement du moustique passe par une prise en compte des humains. En pratique, cette relation est indirecte : l'algorithme de localisation des individus de Gen* s'appuie sur une méthode développée initialement dans le modèle environnemental construit dans le cadre de ce travail (cf. section 3.2.3, p. 157)²¹. Chaque agent individu se voit donc attribuer un âge, un genre, une catégorie socio-professionnelle, un lieu de domicile et un agenda. Ces agendas sont attribués aux individus en fonction de leur âge. Ils sont construits grâce à des données twitter géolocalisées et des hypothèses de comportements dépendant de l'âge des sujets. Au cours de la simulation, une couche cartographique d'utilisation du sol (commerciale, scolaire, résidentielle, loisirs, etc.) donnée en entrée du modèle offre aux agents MOMOS des opportunités qu'ils peuvent saisir en fonction de leur agenda personnel. Cette couche d'utilisation du sol est réalisée principalement grâce à des *Point Of Interest* (POI) Google localisant des commerces, des écoles, des centres commerciaux, des banques, etc. sur Google Maps.

Le principal besoin de MOMOS vis-à-vis de MODE est donc la localisation des populations : MOMOS gère les déplacements des humains mais pas leur localisation à leur lieu de résidence. Les POI de MOMOS sont superposés à l'environnement du moustique, mais ne font pas partis de cet environnement :

20. <https://github.com/ANRGenstar/genstar>

21. <http://www.UMR-idees.fr/?projet-gen>

L'utilisation du sol (commerce, école, résidentiel, industriel, etc.) n'impacte pas directement le comportement du moustique. En revanche, le type d'utilisation du sol peut être lié à des dynamiques humaines particulières qui modifient le stocks de proies disponibles pour les moustiques. D'autres relations peuvent néanmoins être imaginées : l'identification d'espaces verts correspondant à des parcs et donc potentiellement fréquentés par des humains nécessiterait par exemple un croisement entre les deux modèles.

MOMA : MODEL OF MOSQUITO AEDES

MOMA est un modèle spatialement explicite à base d'agents permettant de simuler les comportements individuels et les dynamiques de population d'*Aedes aegypti*. Les moustiques sont des agents qui interagissent avec leur environnement local. La relation MODE ↔ MOMA se situe spécifiquement à ce niveau-là.

MOMA est constitué de deux classes d'agents principales : les objets spatiaux (« SpatObj »), correspondant à des portions d'espace présentant une occupation du sol similaire (une route, un bâtiment, un espace végétalisé, etc.), et les agents moustiques. Ces derniers représentent des femelles *Aedes aegypti* adultes (Maneerat et Daudé 2016) qui utilisent les objets spatiaux pour répondre à leurs besoins. Les mâles sont pris en compte indirectement dans le modèle par le biais d'une probabilité d'accouplement. Les agents moustiques sont définis par sept variables d'état différentes :

- l'âge ;
- l'état : *virgin* (vierge), *ovipo* (femelle déjà accouplée mais n'ayant pas encore réalisé de repas sanguin), *gono* (femelle ayant commencé son cycle gonotrophique après un repas sanguin), *death* (mort) ;
- meilleure cible : objet spatial de l'environnement du moustique répondant le mieux à son besoin actuel ;
- quantité de sang stockée ;
- niveau d'énergie ;
- localisation (coordonnées (x,y) et objet spatial courant) ;
- activité en cours : piquer, boire nectar, pondre, se reposer.

L'environnement de MOMA, composé d'objets spatiaux (SpatObj), permet aux moustiques virtuels de répondre aux besoins implémentés pour chaque activité. Les agents moustiques entrent en relation avec leur environnement grâce aux capacités sensorielles qui leur sont conférées. Chaque SpatObj porte des « attracteurs » (C1 – C4 sur la figure 31, p. 104), qui constituent les ressources utilisées par les agents moustiques pour accomplir leur cycle de vie. Les objets spatiaux sont également caractérisés par des « régulateurs » : des conditions environnementales qui contraignent ou favorisent le développement et la diffusion des populations vectorielles (C5 – C7 sur la figure 31, p. 104). Les valeurs des caractéristiques attractives et régulatrices des SpatObj dépendent du type d'occupation du sol qui leur est associé. Enfin, les SpatObj contiennent des stocks dynamiques d'œufs, de larves et de nymphes.

MODE doit être construit pour pouvoir se substituer à l'environnement tel qu'il est implémenté dans MOMA. Dans MOMA, la relation spatiale qui unit

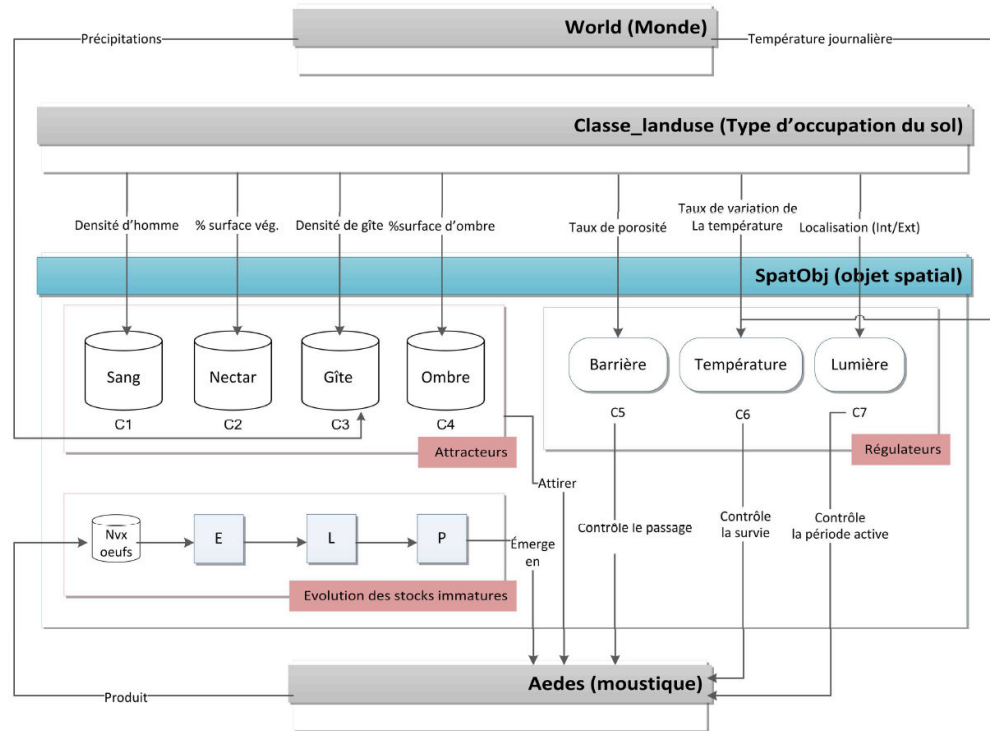


FIGURE 31 – L'environnement dans MOMA. C1–C7 correspondent aux conditions environnementales portées par les objets spatiaux (SpatObj). E = éclosion, L = larve, P = nymphe (*pupae*).

l'environnement au vecteur est implémentée du côté de ce dernier. La décision de l'action relevant du vecteur, ce choix paraît naturel. C'est par exemple le moustique qui calcule la distance qui le sépare d'un élément environnemental et c'est à lui que revient la décision de s'y rendre ou non. Il paraît également naturel que la position de ces agents moustiques soit portée par les moustiques eux-mêmes. Cette méthode d'implémentation offre au modélisateur, concevant le modèle comportemental du moustique, une certaine liberté quant à la gestion de la position des agents moustiques et des relations qu'ils entretiennent avec l'environnement. Néanmoins, cette méthode présente des désavantages d'ordre computationnel lorsque le nombre d'agents est très élevé (Mathieu *et al.* 2014). Dans une perspective de généricité d'échelle, il pourrait être intéressant de donner la possibilité aux éléments de l'environnement de supporter des stocks de moustiques. À la manière des agents moustique individuels, ces stocks évolueraient en fonction de la disponibilité des ressources et des conditions définies par leur *Umwelt*. Comme c'est le cas pour les moustiques individuels, la présence de ces stocks n'est pas nécessaire à la dynamique de l'environnement. Cette spécificité rend le modèle environnemental exploitable en lui-même, de manière isolée. C'est elle qui permet à cet environnement modélisé d'être utilisé pour cartographier l'habitat potentiel du moustique de façon dynamique.

Aux objectifs découlant de la volonté d'association de MODE avec MOMA et MOMOS s'ajoutent d'autres objectifs qui seront présentés dans les sections suivantes :

- développer un modèle transposable d'un terrain d'étude à un autre (indépendamment du niveau d'étude (micro/macro));
- construire un protocole transparent pour la sélection des données d'entrée du modèle environnemental;
- développer un modèle transposable d'un niveau à un autre (indépendamment du terrain d'étude).

2.2.4.2 *Les exigences d'une méthode transposable*

L'analyse des environnements du moustique reproduits pour des modèles comportementaux individu-centrés nous a conduit à l'identification de deux exigences permettant d'améliorer la transposabilité du modèle environnemental développé :

- (A) l'automatisation du processus de génération de l'environnement;
- (B) la capacité de la méthode à intégrer divers types de données, notamment des données libres d'accès.

(A) TENDRE VERS L'AUTOMATISATION TOTALE

Les environnements peuvent être générés de manière manuelle ou automatisée. La limite entre ces deux types de génération n'est pas nette. Elle peut être vue comme un continuum (cf. tableau 10, p. 106) :

- nous l'avons vu, la construction manuelle permet de générer des environnements très fins (*e.g.* Karl *et al.* (2014) et Maneerat et Daudé (2016)) mais constitue un processus très chronophage.
- l'automatisation partielle nécessite un nombre conséquent d'interventions de la part du modélisateur mais il peut en résulter des environnements fins sur des étendues larges (*e.g.* Karl *et al.* (2014)). Pour la plupart des modèles, l'automatisation du processus de génération de l'environnement n'est que partielle. Les nombreuses bases de données de formats et d'échelles différents rendent le processus d'intégration compliqué. Les images satellite sont souvent traitées par le biais de méthodes supervisées qui, par définition, nécessitent des interventions de la part du modélisateur.
- l'automatisation totale permet de créer des environnements assez simples sur des zones dont les étendues sont définies sans contraintes de temps de travail humain (Strien *et al.* 2016). Les limites sont plutôt d'ordre computationnel. Leur inconvénient principal est lié au fait que lorsque l'objectif est de reproduire un environnement réel, le résultat est susceptible d'être moins précis que ceux des deux autres types de génération.

Si l'automatisation totale est compliquée à atteindre (temps de développement long), chercher à développer une méthode de génération qui tende vers cette automatisation pourrait néanmoins améliorer la capacité de transposabilité de la méthode : une fois la chaîne de traitement mise en place, elle pourrait être appliquée rapidement à des situations nouvelles.

Type de génération	Temps de génération	Temps développement	Précision attendue des résultats	Exemple
Manuelle	Long	Très court	Très précis	Digitalisation à partir d'images satellite
Automatisation partielle	Intermédiaire	Intermédiaire	Intermédiaire. Précision dépend des méthodes utilisées	Workflow découpé en scripts indépendants
Automatisation totale	Très court	Très long	Intermédiaire. Précision dépend des méthodes utilisées	Workflow intégré

Tableau 10 – Avantages et inconvénients des différentes méthodes de génération d'environnements représentant des situations réelles (e.g. occupation du sol)

Les inconvénients de la construction manuelle de données environnementales précises constituent un obstacle majeur pour la transposition d'un modèle d'un terrain d'étude à un autre. Par conséquent, il nous semble crucial de proposer une méthode permettant de surmonter cet obstacle. L'automatisation du processus de génération d'environnements sera traitée aussi bien pour l'échelle large (celle d'une ville, d'une étendue inférieure à 100 km² et d'une résolution de quelques dizaines de mètres) qu'à échelle fine (celle d'un quartier, d'une étendue de quelques km² et d'une résolution inférieure au mètre). Deux modèles permettant de générer des environnements de façon automatisée sont présentés dans le cadre de ce travail : MODE-macro (niveau de la ville, cf. chapitre 3) et MODE-micro (niveau du quartier, cf. chapitre 4).

(B) UNE MÉTHODE CAPABLE D'INTÉGRER DES DONNÉES LIBRES OU AISÉMENT ACCESSIBLES

En plus de la génération automatisée, la capacité de transposabilité de la méthode dépend aussi de l'accessibilité aux données nécessaires à la construction d'un environnement réaliste. La transposabilité d'une méthode de génération basée sur des données qui ne seraient pas disponibles dans la majorité des grandes métropoles de la zone intertropicale serait réduite. L'environnement du modèle développé par Karl *et al.* (2014) est, par exemple, établi en partie par le biais de données cadastrales. Ces données (en l'occurrence fournies par le gouvernement du Queensland où se situe la ville de Cairns, et sur laquelle l'étude est menée) ne sont pas accessibles pour toutes les villes. Ainsi, une méthode développée dans le but de pouvoir utiliser des données d'origines diverses et surtout des données libres d'accès serait à la fois plus souple et plus générique. Ces données pourraient provenir :

- de projets collaboratifs (dont OpenStreetMap (OSM)²² est le représentant le plus connu);
- de traitements effectués sur des images satellite (les images produites par les satellites Landsat par exemple);
- de données administratives produites par les collectivités territoriales;

22. <http://www.openstreetmap.org>

- de données météorologiques produites par des programmes de recherche (e.g. Bioclim²³);

La plupart de ces données sont disponibles sur internet et sont libres d'accès et d'usage. Ces données pourraient être utilisées directement dans le cadre de la génération d'environnements dynamiques à large échelle. En revanche, la génération d'environnements à échelle fine s'avère, une fois de plus, nettement plus compliquée. À Delhi, ville au sein de laquelle Maneerat et Daudé (2016) ont choisi leur terrain d'étude, les données OSM ne sont pas assez précises pour reconstruire l'environnement de manière aussi fine que celui utilisé dans le cadre de notre étude. L'environnement de Maneerat et Daudé (2016) est issu d'un processus de digitalisation. Il aurait également pu être construit par le biais de traitements importants réalisés sur des images satellite de très haute résolution spatiale, ou par le biais d'une base de données vectorielles très précises (similaire à la BDTPO²⁴ de l'Institut Géographique National (IGN)) développée par le Delhi Jal Board²⁵. Cependant, la première solution, consistant à utiliser des images satellite THRS (e.g. Geoeye, Ikonos, Worldview), est trop coûteuse pour un projet visant à développer une méthode transposable. De plus, les traitements lourds, nécessitant de nombreuses interventions et corrections de la part du modélisateur, n'iraient pas dans le sens recherché de la transposabilité. La seconde solution, visant à utiliser des bases de données très précises produites par les collectivités territoriales est, inenvisageable dans certains pays comme l'Inde et la Thaïlande où ces données sont soumises à une forte protection et à un accès restreint, principalement pour des raisons de sécurité.

Là encore, la génération d'environnements réels fins pose des contraintes particulières qui devront être prises en compte dans la conception de la méthode de génération à cette échelle. Les données étant indisponibles ou difficiles à obtenir à haute résolution spatiale, un moyen de disposer d'un environnement à cette résolution serait de les estimer à partir de données moins précises mais disponibles pour toutes les villes de la zone intertropicale. La conception d'une telle méthode constitue un enjeu majeur pour la généralité de la méthode de construction de l'environnement propre du moustique.

2.2.4.3 *Sélection des données : méthode*

Les ressources et les conditions constituant l'environnement propre d'*Aedes aegypti* (les caractères perceptifs) s'inscrivent de manière inégale dans l'espace et dans le temps (cf. section 2.1.4, p. 75). Une partie de ces éléments n'est pas identifiable ou mesurable autrement que par des enquêtes de terrain. Par exemple, les accumulations d'eau calme et claire que constituent les gîtes larvaires potentiels, éléments cruciaux du cycle de vie du vecteur de la dengue, ne peuvent pas être identifiées par le biais de l'analyse d'images satellite (Moloney *et al.* 1998). Leur dénombrement exact nécessite des enquêtes longues et coûteuses.

De ce fait, la répartition spatio-temporelle des caractères perceptifs sera estimée par le biais de proxys. Dans la figure 32 (p. 110), chaque caractéristique

23. <http://worldclim.org/bioclim>

24. <http://www.professionnels.ign.fr/bdtopo>

25. http://www.delhi.gov.in/wps/wcm/connect/DOIT_DJB/djb/home

de l'environnement porteuse de sens pour le moustique a été associée à un élément environnemental dont la répartition spatio-temporelle peut être estimée. La distribution spatio-temporelle de ces proxys environnementaux permettra de reconstruire l'environnement propre du moustique. Les caractéristiques de cet espace définiront ses capacités à répondre aux besoins du moustique dans un endroit donné et à un moment donné. Le CO₂ et le sang par exemple, sont des caractères perceptifs pour le moustique. En milieu urbain, leur présence est principalement liée à un élément environnemental : l'homme. Chacun des proxys présente une distribution spatio-temporelle dynamique. Le modélisateur devra donc chercher à reproduire ces dynamiques.

Les proxys environnementaux ont souvent été utilisés dans la littérature pour étudier la répartition du moustique (cf. chapitre 1). Selon leur nature, ces éléments ne sont pas mesurés de la même manière. La présence des hommes est par exemple caractérisée par les densités de population (des moyennes de nombre d'habitants par unité de surface). La nature de ces proxys peut même varier lorsqu'il s'agit d'exprimer un phénomène commun. Les densités d'habitants peuvent par exemple être données par : habitants/pièce/heure, habitants/parcelle/heure, habitants/zone administrative, etc. Bien que ces jeux de données soient utilisés pour rendre compte d'un même phénomène, ils n'expriment pas la même chose et n'ont pas les mêmes capacités prédictives. Ces capacités dépendent de la nature des données (quel est le phénomène vraiment mesuré?), de leur précision et de leur qualité. Plus généralement, ils doivent être capables de traduire la distribution spatiale ainsi que la distribution temporelle du proxy environnemental en question.

Favoriser les méthodes applicables dans la plupart des contextes. Le modélisateur peut donc sélectionner les jeux de données qu'il va utiliser pour estimer les différents proxys en prenant en compte les contraintes évoquées précédemment : disponibilité, précision, qualité et adéquation avec la situation locale. Pour chaque étude, chaque période, chaque zone étudiée, les jeux de données pourront différer. Des exemples de jeux de données utilisés dans la littérature pour estimer les proxys environnementaux ont été répertoriés (cf. figure 32, p. 110). Dans le cas où aucune base de données de terrain ne serait disponible, le modélisateur pourra utiliser des jeux de données en accès libre pour estimer la répartition des proxys. Cependant, les éléments environnementaux servant de proxys à estimer resteront les mêmes. Nous proposerons donc des méthodes pouvant être appliquées dans la plupart des contextes.

Les facteurs socio-économiques, des facteurs difficiles à prendre en compte. Dans l'idéal, l'utilisation de proxys socio-économiques (e.g. salaire, religion) pourrait contribuer à enrichir l'estimation de la répartition de certaines ressources / conditions. Cependant, l'application d'une telle méthode consisterait à évaluer des liens quantitatifs entre la présence d'une ressource ou d'une condition et celle d'un proxy (e.g. « quelle est la valeur de la relation quantitative unissant? »). Cette opération nécessite des données précises et une connaissance du terrain très fine. Dans le cadre de ce travail, et dans une perspective de généralité, nous avons choisi de limiter le nombre de choix de ce type. Si l'approche conceptuelle que nous proposons ne les exclut pas de façon indéfinie, l'influence des facteurs économiques et sociaux ne sera pas traitée. Cette vision parcimonieuse constitue indéniablement une des limites de ce tra-

vail. Toutefois, leur prise en compte constitue également une perspective de recherche. Un des avantages de la modélisation à base d'agents est de pouvoir intégrer de nouvelles classes d'agents, de nouveaux comportements à des agents déjà existant et de nouvelles interactions entre les agents, sans changer la structure globale du modèle.

Le fait d'orienter le développement du modèle vers l'utilisation de méthodes applicables dans différents contextes devrait permettre de construire un modèle transposable d'un lieu à un autre et d'une période à une autre. Les effets du contexte socio-économique sur l'environnement ne sont pas pris en compte dans la version de MODE présentée dans ce travail. Cette question constitue à la fois une limite de modèle et une perspective de recherche particulièrement intéressante. Bien que les questions de la transposition spatiale et de la transposition temporelle aient été traitées, la question de la transposition scalaire (de l'échelle macro (ville) à l'échelle micro (quartier)) demeure non résolue. La section suivante traite de la génération de l'environnement à ces deux échelles.

2.2.4.4 Méthodes de génération : la transposabilité d'échelle

Quelle que soit l'échelle d'étude, l'environnement propre du moustique reste le même. Notre objectif est de faire interagir l'environnement de MODE avec un modèle comportemental du moustique, MOMA. Nous privilégions donc les interactions comportementales (e.g. « pondre œuf dans un gîte ») à toutes les échelles, par rapport à des estimations basées sur des proxys (e.g. « la densité d'œufs est corrélée à la densité du bâti »).

L'environnement d'*Aedes aegypti* est toujours composé des différents caractères perceptifs identifiés par le biais de l'approche par l'*Umwelt* (cf. section 2.1.4, p. 75). En revanche, la relation de corrélation entre la distribution d'*Aedes aegypti* et la présence des différents facteurs est susceptible de varier (cf. chapitre 1). L'échelle d'étude est définie par le modélisateur en fonction de ses objectifs (cf. section 2.1.3.1, p. 71). Nous avons identifié deux échelles différentes permettant chacune d'étudier la relation environnement / moustique sous des perspectives différentes. L'échelle que nous qualifions ici de « large » fait référence à une résolution de quelques dizaines (voire centaines) de mètres (typiquement : 30-50 m, zone correspondant approximativement à l'espace de vie d'un moustique) pour une étendue de plusieurs dizaines (voire centaines), de km² (étendue qui correspond à la taille d'une grande ville. Cette échelle permet par exemple d'identifier les espaces les plus favorables aux moustiques dans une ville et guider les autorités sanitaires dans les opérations de lutte anti-vectorielle (Karl *et al.* 2014). Ce type d'environnement peut être associé à un modèle comportemental fonctionnant sous forme de stocks (la gestion d'individus moustiques à l'échelle d'une ville nécessiterait des capacités computationnelles bien trop élevées). L'échelle dite « fine » est caractérisée par une étendue plus réduite (celle d'un bloc de bâtiments ou d'un quartier) ne dépassant pas quelques km². Sa résolution est de quelques mètres. Ce type d'environnement peut, une fois couplé avec un modèle individu-centré, être utilisé comme un laboratoire virtuel (Almeida *et al.* 2010).

Les méthodes de génération élaborées dans le but de construire ces deux types d'environnements diffèrent en fonction de la résolution. La génération

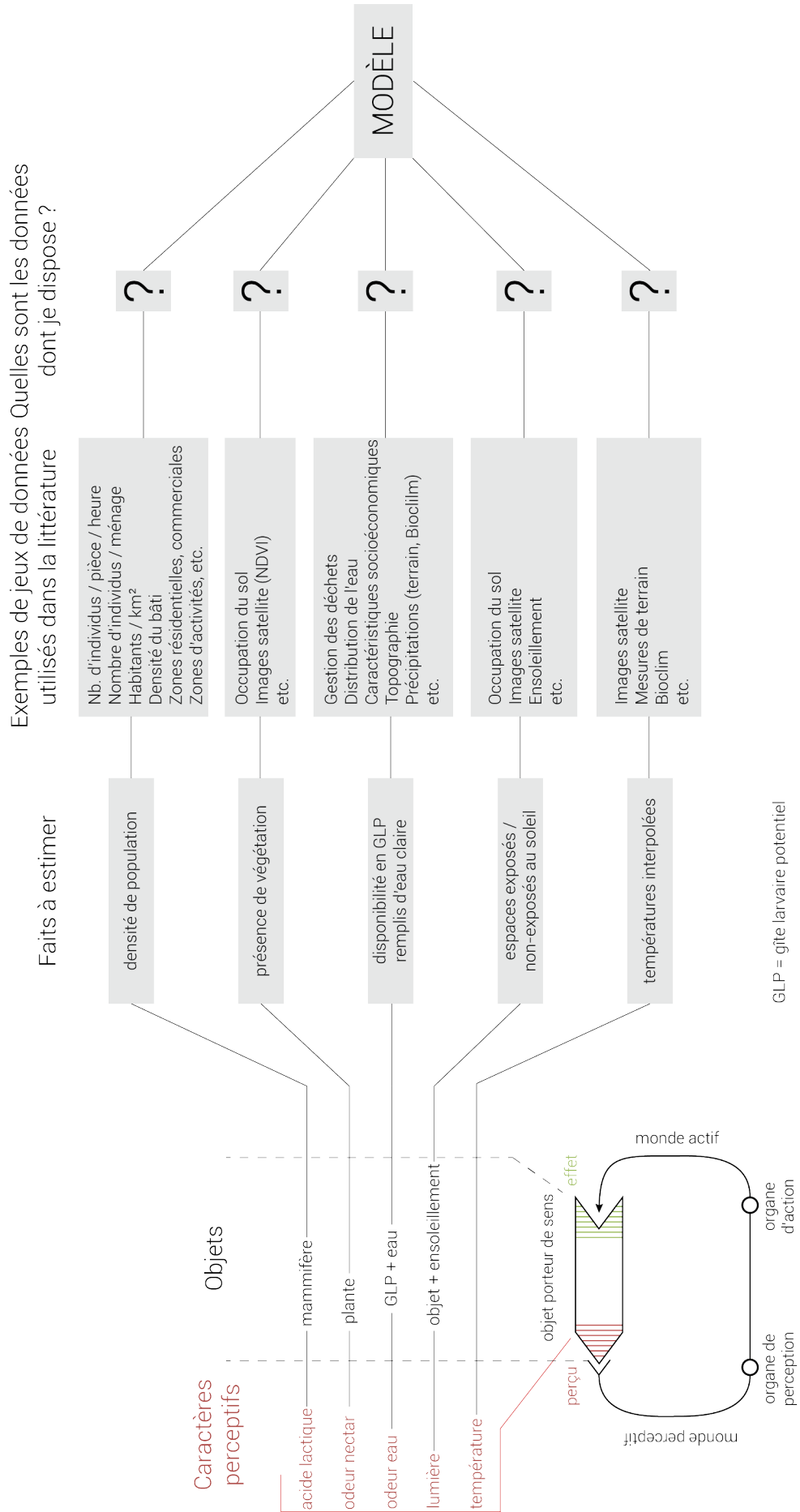


FIGURE 32 – de l'Umwelt au modèle : le processus de sélection des variables environnementales (Odell *et al.* 2003)

d'environnements réels à échelle large pourrait être réalisée par le biais de données disponibles en accès libre pour toutes les villes de la zone intertropicale : à partir des images issues des satellites Landsat dont la résolution correspond à celle qui est attendue pour ce type d'environnement. Comme nous l'avons souligné précédemment, la génération d'environnements à échelle fine est bien plus problématique. Les contraintes principales sont l'automatisation du processus (cf. section 2.2.4.2, p. 105) et la disponibilité des données. Une solution consisterait à exploiter des données libres, collectées à échelle large, pour estimer la distribution de facteurs de répartition du moustique à échelle plus fine. Nous proposons ici de générer ce que nous avons appelé des « environnements synthétiques ».

GÉNÉRATION AUTOMATIQUE D'ENVIRONNEMENTS RÉALISTES À ÉCHELLE LARGE : MODE-MACRO

Ce type de génération consiste à combiner plusieurs bases de données pour estimer la distribution et les dynamiques éventuelles des proxys environnementaux. Les bases de données utilisées dans ce cadre seront principalement issues de traitements réalisés sur des images satellite libres d'accès (Landsat 8 notamment). Le modèle consistera ici en une chaîne de traitements permettant d'obtenir plusieurs bases de données spatio-temporelles décrivant chacune la distribution d'un des proxys. Étant donné qu'il sera basé sur des données mesurées dans le passé, il ne s'agit pas d'un modèle stochastique dans lequel les dynamiques environnementales évolueraient par elles-mêmes. Dans une perspective de maximisation des capacités de transposabilité, l'objectif sera de rendre générique un maximum de processus en les incluant directement dans le modèle.

GÉNÉRATION AUTOMATIQUE D'ENVIRONNEMENTS RÉALISTES À ÉCHELLE FINE : VERS DES ENVIRONNEMENTS SYNTHÉTIQUES (MODE-MICRO)

L'obstacle principal de la génération automatisée d'environnements réalistes à l'échelle fine (niveau micro, celui de l'individu moustique) est la disponibilité de données, à la fois libres et précises, permettant de reconstruire l'environnement propre du moustique (cf. section 2.2.4.2, p. 105). Ainsi, les environnements fins, comme ceux créés par Almeida *et al.* (2010) ou Maneerat et Daudé (2016), incluent des données très fines impossibles à extraire de façon directe à partir d'images de moyenne résolution de type Landsat. La majorité de ces données est liée aux caractéristiques des bâtiments. En mode vecteur, les bâtiments présentent un grand intérêt à être représentés de manière individualisée. Chaque bâtiment présente des caractéristiques particulières pouvant influencer le moustique :

- utilisation (résidentielle/commerciale/industrielle) ;
- nombre d'habitant(s) et/ou de ménage(s) qui y résident ;
- dimensions ;
- nombre d'étages, etc.

D'autres éléments de l'environnement du moustique présentent un intérêt moindre pour un modèle environnemental individu-centré. La végétation par

exemple n'a pas grand intérêt à être représentée de manière individualisée. D'une part, son rôle dans le cycle de vie du moustique est négligeable par rapport à d'autres proxys environnementaux comme la présence des humains ou des gîtes larvaires. D'autre part, sa nature, plutôt continue, est difficile à représenter de manière individuelle.

Les générateurs « d'environnements neutres » évoqués dans la partie 2.2.3.3 (p. 95) pourraient être une solution intéressante. Néanmoins, les environnements qu'ils génèrent sont relativement simples du point de vue de leur composition. Ils présentent plusieurs limites pour la génération de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* à l'échelle micro :

- chaque point de l'espace généré par ces logiciels n'est décrit que par une seule variable (dans l'exemple 29 (p. 98) il s'agit d'occupation du sol). Ceci constitue une limite dans la mesure où dans notre cas, chaque point de l'espace doit pouvoir être associé aux cinq éléments environnementaux principaux influençant *Aedes aegypti* (sans compter les éléments environnementaux dont la localisation est nécessaire pour estimer la présence de ces cinq éléments principaux (e.g. les bâtiments, les routes)).
- nous ne cherchons (pour l'instant) pas à générer des environnements de façon totalement aléatoire. Dans l'exemple de l'environnement généré par NLMpy (cf. figure 29, p. 98), l'espace représenté est divisé en quatre zones très étendues au sein desquelles l'environnement est construit aléatoirement. La division en quatre parties distinctes est réalisée grâce à l'intégration de contraintes spatiales. Dans notre cas, nous disposons déjà, grâce aux méthodes de génération de l'environnement du moustique à l'échelle macro, de données relativement fines par rapport aux données spatiales annexes intégrées à NLMpy. Les logiciels permettant de générer des environnements neutres ne sont pas prévus pour intégrer autant de contraintes.

Néanmoins, l'idée de départ de la génération d'environnements neutres demeure intéressante dans notre cas : générer un environnement fin en tenant compte des données spatialisées disponibles à un niveau plus grossier. Cette idée est également à la base des méthodes de génération de « populations synthétiques ».

Ces méthodes consistent à utiliser des données agrégées décrivant des populations (e.g. nombre total de femmes/d'hommes, stocks par catégories d'âge, stocks d'individus par catégorie socio-professionnelle) pour reconstruire une population constituée d'individus virtuels (populations dites « synthétiques ») (Moeckel *et al.* 2003). Une solution similaire à la génération de populations synthétiques pourrait être adoptée pour résoudre le problème posé par la génération d'environnements fins. L'objectif de cette démarche serait de reconstruire un environnement fin à partir des données agrégées (e.g. données satellite de moyenne résolution). Dans l'idéal, cet « environnement synthétique » tendrait vers l'occupation du sol résultant d'une digitalisation telle que celle réalisée par Maneerat et Daudé (2016). Les distributions des éléments environnementaux ne pouvant pas faire l'objet de désagrégation, comme les gîtes larvaires potentiels, seront générées en utilisant des méthodes d'estimation similaires

à celles qui seront utilisées pour les environnements à échelle large. Les caractéristiques environnementales générées à échelles fines seront également capables d'évoluer dans le temps en fonction des différentes bases de données désagrégées.

Le processus de validation de l'environnement propre du moustique, généré à échelle fine, pourra être réalisé selon deux techniques différentes. Le choix de se tourner vers l'une ou l'autre de ces techniques dépend de la nature des données. La première, la plus simple à mettre en œuvre, peut être utilisée pour valider l'occupation du sol générée à très haute résolution. Cette technique consiste à comparer les données générées à des bases de données existantes de très haute résolution. Nous avons identifié deux types de données :

- les données vectorielles de très haute résolution digitalisées à partir d'images satellite (*e.g.* Worldview, Quickbird, Ikonos) ou issues de bases de données de très haute résolution similaires à la BDTOPPO de l'IGN ;
- les données d'occupation du sol raster issues de traitements automatisés réalisés sur des images THRS.

L'utilisation de ces deux types de données permet en outre de déterminer l'apport d'une méthode de génération d'environnements dits « synthétiques » par rapport à une classification traditionnelle effectuée sur une image THRS.

L'obstacle principal à la transposition de la méthode de génération d'un environnement très fin d'un lieu à un autre est lié à la difficulté posée par l'automatisation du processus. L'environnement synthétique permet de dépasser cette difficulté en conceptualisant un processus capable de générer automatiquement des environnements de résolution fine. Bien que cet environnement puisse respecter les statistiques globales de la zone, d'après les paramètres donnés par l'utilisateur, il ne pourra pas reproduire la situation réelle.

CONCLUSION DU CHAPITRE 2

Finalement, après avoir décrit diverses approches de modélisation de l'environnement du moustique, c'est l'approche « *Umwelt* » et l'approche basée sur les ressources qui ont été sélectionnées pour reconstituer le monde, selon *Aedes aegypti*. La méthode de reconstitution *in silico* de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* développée dans le cadre de ce travail est résumée dans la figure 9 (p. 91). L'élaboration d'un environnement réaliste, calqué sur un terrain d'étude particulier, se déroule en plusieurs étapes successives.

Comme l'explique Georges Canguilhem : « *le milieu dont l'organisme dépend est structuré, organisé par l'organisme lui-même. Ce que le milieu offre au vivant est fonction de la demande* » (Canguilhem 1992). La première étape de la génération de l'environnement du moustique consiste précisément à identifier cette « demande ». L'approche basée sur les ressources (Dennis *et al.* 2003 ; Hartemink *et al.* 2014) nous conduit à adopter la perspective d'*Aedes aegypti*. À cette première approche s'ajoute l'approche par l'*Umwelt* qui formalise le processus de sélection des variables environnementales à représenter dans le modèle pour caractériser la « demande ». La perspective d'Uexküll (1934) nous invite à identifier cette demande par l'intermédiaire de l'analyse des capacités sensorielles

du moustique. Cela permet d'en déduire les ressources et les conditions qui affectent le cycle de vie du moustique. La seconde étape consiste à identifier des proxys environnementaux traduisant la distribution spatiale et les dynamiques temporelles de ces ressources et conditions. Ces proxys peuvent être estimés en croisant différentes bases de données. Grâce à la méthode de génération d'environnements synthétiques, dont le concept a été esquissé dans cette partie, le modèle environnemental résultant peut être généré à différentes résolutions, en mode raster ou en mode vecteur. La résolution du modèle final est indépendante de la résolution des bases de données utilisées en entrée. En revanche, la résolution choisie aura un impact sur les méthodes de traitement utilisées. Dans le cas où certaines caractéristiques de l'environnement ne seraient pas mesurables, ou pas directement calculables par le biais des bases de données disponibles, certains paramètres pourront être fixés par le modélisateur. Cela sera précisé dans les chapitres méthodologiques suivants.

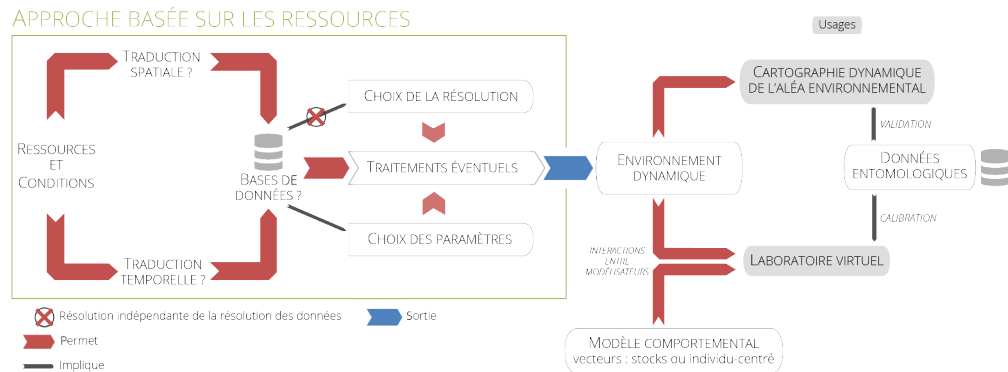


FIGURE 33 – L'approche *Umwelt* pour la reconstitution de l'environnement d'*Aedes aegypti*

Le modèle environnemental généré par le biais de cette méthode est dynamique et spatialement explicite. Le fait qu'il puisse être généré à partir de données libres d'accès et d'usage le rend transposable d'un terrain d'étude à un autre et d'une période à une autre. De plus, le concept d'environnement synthétique permet d'imaginer la génération d'environnements très fins à partir de données libres, généralement disponibles à des échelles plus larges, inadaptées à certains objectifs de modélisation. Les conditions environnementales modélisées pourront être comparées à des données observées (images de très haute résolution spatiale (THRS), données SIG ou données collectées par des enquêtes de terrain). Le modèle sera utilisé de deux façons différentes (cf. figure 33, p. 114). D'abord, il pourra servir à évaluer et cartographier la capacité des différents quartiers d'une ville à favoriser ou défavoriser la présence des moustiques. Les cartes ainsi générées seront utilisées afin d'évaluer l'aléa environnemental du risque représenté par la présence d'un vecteur. Cependant, cette cartographie dynamique ne pourra pas permettre d'appréhender la répartition réelle des moustiques. Ensuite, ce modèle pourra être utilisé en tant qu'environnement d'un modèle comportemental à base d'agents, fonctionnant de manière individu-centrée ou sous forme de stocks dynamiques. Ce couple modèle comportemental / modèle environnemental constituerait un laboratoire virtuel dans lequel différentes hypothèses pourraient être tes-

tées. Le couplage permettrait aussi bien de répondre à des questionnements d'ordre biogéographique (*e.g.* comment les plans de ville favorisent ou défavorisent la prolifération des moustiques?) que de tester l'efficacité de méthodes de lutte (*e.g.* fumigation, veille et prévention communautaire). Les résultats issus de ces simulations peuvent être comparés à des données entomologiques (indices vectoriels, captures de moustiques adultes, dénombrement des œufs) (cf. chapitre 5).

Deuxième partie

MODÉLISATION DE L'ENVIRONNEMENT D'*Aedes*
Aegypti À DIFFÉRENTES ÉCHELLES :
MODE-MACRO ET MODE-MICRO

3

ÉLABORATION D'UN MODÈLE ENVIRONNEMENTAL À L'ÉCHELLE DE LA VILLE : MODE-MACRO

L'approche basée sur les ressources (Hartemink *et al.* 2014) et le concept d'*Umwelt* (Uexküll 1934) nous ont permis de définir précisément la composition et les limites de l'environnement du vecteur d'un système pathogène (cf. chapitre 2, p. 61). Appliquée à *Aedes aegypti*, cette démarche nous a permis d'identifier cinq ressources / conditions essentielles et porteuses de sens pour celui-ci :

- la température de l'air ;
- le nectar ;
- le sang humain ;
- les gîtes larvaires potentiels (et leurs dynamiques de remplissage et de vidange) ;
- l'ombre.

L'estimation de la distribution spatio-temporelle de ces ressources / conditions dans un espace donné (*e.g.* un quartier, une ville) devrait permettre d'évaluer la capacité de cet espace à répondre aux besoins du vecteur. Dans le cadre de cette thèse, l'estimation est réalisée par le biais du modèle MODE. Ce modèle prend ici la forme d'une chaîne de traitements dont le résultat final est un ensemble de bases de données décrivant les caractéristiques de l'espace vécu d'*Aedes aegypti* et leurs évolutions temporelles. Ces bases de données peuvent ensuite être utilisées pour cartographier de façon dynamique l'aléa environnemental du risque vectoriel ou bien être intégrées comme un modèle environnemental couplé à un modèle à base d'agents (*e.g.* MOMA, mo³). Les chapitres précédents (chapitres 1, p. 15 et 2, p. 61) nous ont conduit à identifier certaines exigences découlant de notre volonté de développer un modèle transposable d'un lieu à un autre et d'une période à une autre : le modèle doit pouvoir être appliqué à partir de données aisément accessibles et les traitements choisis doivent tendre vers l'automatisation. Le modèle conceptuel proposé dans le chapitre 2 est transposable d'une échelle à une autre (monde / ville / quartier, etc.) et peut être appliqué à différentes résolutions temporelles (année / mois / jour, etc.). Ainsi, deux modèles ont été développés : MODE-macro et MODE-micro. Le premier, objet du chapitre 3, a été élaboré pour être appliqué sur des villes de plusieurs millions d'habitants.

MODE-micro est présenté dans la première section de ce chapitre. Pour tester la capacité de MODE-macro à être utilisé dans différents contextes urbains, ce modèle a été appliqué aux villes de Bangkok (Thaïlande) et Delhi (Inde). Ces deux villes, particulièrement touchées par les épidémies de dengue, présentent

des environnements très différents. Ces deux cas d'étude, présentés respectivement dans la deuxième et la troisième section de ce chapitre, permettent de dégager les avantages et les inconvénients de MODE-macro.

3.1 MÉTHODES D'ESTIMATION DES RESSOURCES ET DES CONDITIONS NÉCESSAIRES À *aedes aegypti* À L'ÉCHELLE DE LA VILLE : MODE-MACRO

Les ressources et les conditions identifiées sont pour la majorité d'entre elles difficiles à estimer. Comme nous l'avons vu, les distributions des ressources et des conditions perçues par *Aedes aegypti* sont estimées par le biais de proxys présentés dans la figure 32 (p. 110). L'objectif de l'application de MODE-macro est d'estimer ces ressources et conditions au niveau d'une ville en respectant leur hétérogénéité spatiale et temporelle. Cette partie présente des méthodes de traitement basées sur des données libres ou aisément accessibles pouvant être appliquées dans la majorité des villes touchées ou susceptibles d'être touchées par des épidémies d'arboviroses transmises par *Aedes aegypti*. Ces méthodes (et les données qui y sont rattachées), n'ont pas vocation à être systématiquement utilisées lors de l'application de MODE-macro à une zone d'étude. Dans le cas où des données plus précises seraient disponibles, les méthodes et les données présentées dans cette partie pourraient être remplacées.

Plusieurs types de données sont utilisés :

DONNÉES SATELLITES Elles proviennent de traitements réalisés sur des images satellite. Elles sont spatialisées, surfaciques, et leur précision dépend de la résolution de ces images. Il peut s'agir de données caractérisant la nature du sol ou de données météorologiques. La majorité des images utilisées provient du satellite Landsat 8 (résolution = 30 m). Certaines images sont issues des satellites Aqua et Terra (résolution = 1 km).

DONNÉES ADMINISTRATIVES Il s'agit de données statistiques associées à des entités administratives spatialisées. Leur précision est dépendante de l'emprise spatiale des entités administratives en question. Ces données sont issues de recensements (ou de calculs d'extrapolation effectués).

DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES PONCTUELLES Ces données sont collectées par des stations météorologiques. Dans notre cas, ces stations sont gérées par des organismes publics. Néanmoins, il existe des réseaux de stations hébergées par des particuliers dont les données sont mises en accès libre sur internet. Ces réseaux sont particulièrement dense dans les pays du Nord. Ce type de réseaux n'est pas utilisé dans le cadre de MODE-micro mais pourrait faire l'objet d'une perspective de développement.

Les cinq bases de données créées à partir des traitements réalisés sur ces données peuvent ensuite être rassemblées pour obtenir le produit final de MODE-macro. La forme de ce produit dépend des données injectées en entrée. Dans notre cas, les images satellite ont une importance prépondérante : le résultat du modèle prend la forme d'une grille composée de cellules environnement (CE), niveau élémentaire de MODE-macro. Les dimensions spatiales d'une CE

(résolution de l'environnement généré par le modèle), correspondent à la résolution des images satellite les plus précises (30 m × 30 m dans notre cas). Cette résolution est conforme avec la superficie moyenne de « l'espace de vie » du moustique observée par des études de type « capture – marquage – recapture » (Hemme *et al.* 2009). Elle correspond également à la distance de dispersion moyenne maximale de cohortes de moustiques simulée dans un contexte urbain (Maneerat et Daudé 2016, 2017). Cette résolution est également utilisée dans le modèle de Karl *et al.* (2014) au sein duquel plusieurs caractéristiques de l'environnement d'*Aedes aegypti* sont décrites (cf. tableau 9, p. 91). De la même façon, la résolution temporelle du produit final est égale à la résolution temporelle la plus fine parmi les données injectées en entrée. Dans notre cas, cette résolution sera de 12h. Ce pas de temps permet de tenir compte de la DTR (dont l'importance dans le système pathogène de la dengue est suspectée (cf. chapitre 1, partie 1.4.2.1, p. 46)) tout en limitant la taille des données nécessaires. De façon générale, le modèle MODE-macro a été développé avec l'ambition d'être aisément applicable pour plusieurs années consécutives (3 – 5 ans) sur des mégapoles (> 5 millions d'habitants, > 1 000 km²). Le processus de génération d'environnement par MODE-macro est résumé dans la figure 34 (p. 122). Ce processus est précisé dans les sous-sections suivantes.

La validation de MODE-macro pourrait être réalisée par l'estimation de la qualité de l'environnement résultant de l'application du modèle (*e.g.* la répartition de la population est-elle bien estimée?). Cependant, ce dernier étant construit selon la perspective du moustique, la qualité de l'environnement simulé ne peut pas être évaluée directement. Il est difficile de répondre à la question suivante : à quel point l'environnement produit correspond-il à l'environnement propre du moustique? Les méthodes de validation proposées dans ce travail sont donc des méthodes indirectes. La première consiste à confronter l'environnement créé à la distribution mesurée du moustique dans une ville. Néanmoins, peu de villes produisent des données entomologiques suffisamment précises à la fois dans le temps et dans l'espace pour permettre une validation de MODE-macro. Nous proposons donc une autre méthode de validation indirecte qui consiste à comparer la distribution de la dengue, dont les cas sont souvent géoréférencés, avec l'environnement produit par le modèle. Dans ce chapitre, les données d'incidence de la dengue seront comparées à l'évolution temporelle de certaines caractéristiques de l'environnement d'*Aedes aegypti*. Une analyse spatio-temporelle plus poussée des relations entre l'incidence de la dengue à Bangkok et l'environnement généré par MODE-macro est réalisée dans le chapitre 6 (p. 295).

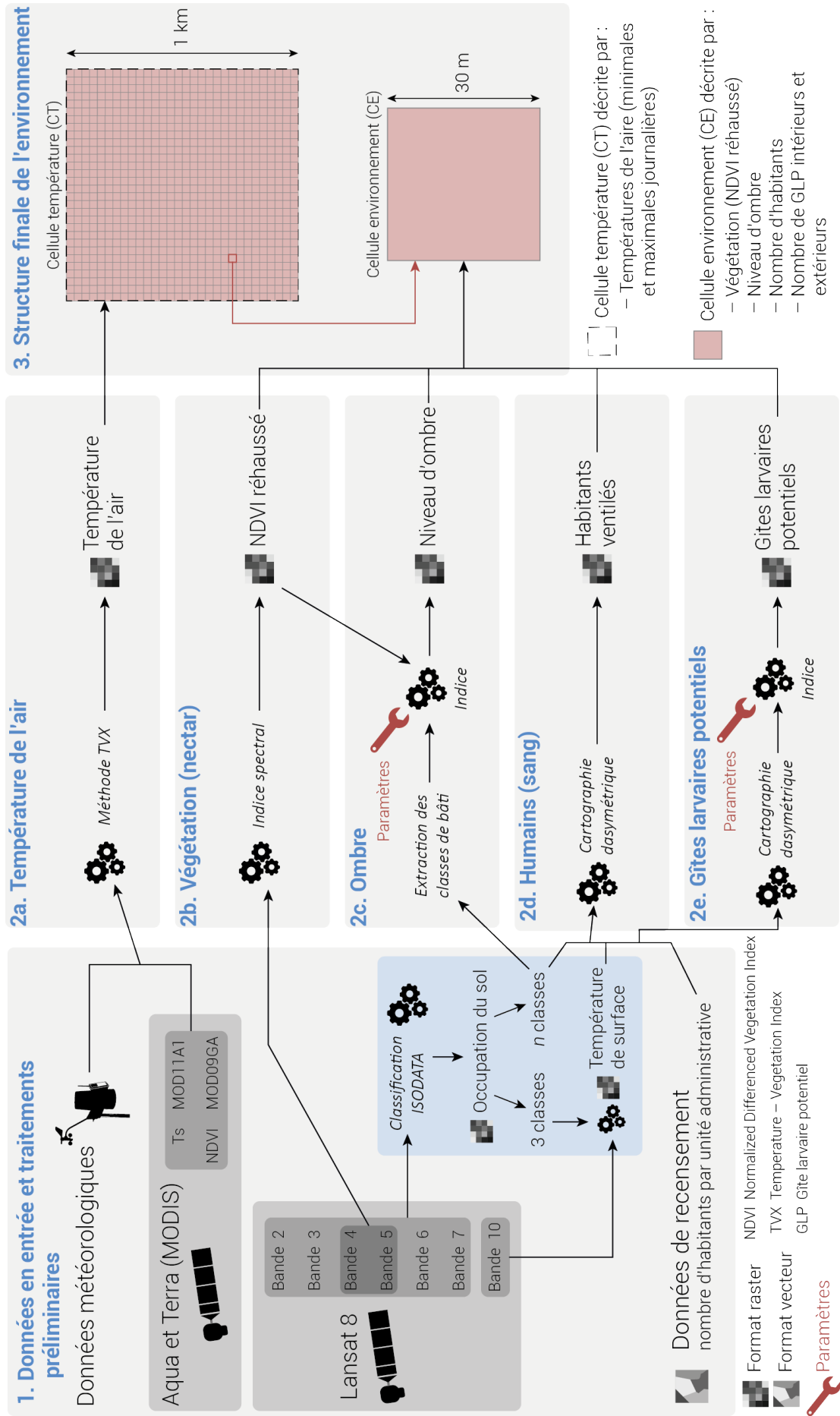


FIGURE 34 – Processus de génération d'environnement par MODE-macro

3.1.1 La température de l'air : les zones de confort d'*Aedes aegypti*

La température de l'air est une donnée couramment utilisée en épidémiologie. Cette variable est par exemple positivement corrélée avec l'incidence de maladies chroniques non infectieuses comme les maladies cardio-vasculaires (Kloog *et al.* 2014), ainsi qu'avec l'incidence de maladies infectieuses à transmission vectorielle (dengue, Zika, paludisme, etc.) (Machault *et al.* 2012).

Les images satellite thermiques permettent d'obtenir des données couvrant de vastes zones à moindre coût par rapport au déploiement de réseaux de capteurs. De plus, ce type d'images est souvent disponible rapidement au regard des temporalités de la diffusion d'une épidémie (plusieurs mois). C'est par exemple le cas des images produites par les capteurs Thermal Infrared Sensor (TIRS) (satellite Landsat 8, deux semaines) et Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) (satellites Aqua et Terra). Ce délai de mise en disponibilité permettrait aux autorités sanitaires d'améliorer la réactivité de leurs systèmes de surveillance (Neteler *et al.* 2011). La plupart des études qui utilisent ce type de données repose sur les températures de surface (Araujo *et al.* 2015). Celles-ci correspondent à la chaleur émise par la surface terrestre et mesurée par le capteur thermique du satellite. Elles peuvent différer de la température de l'air de plusieurs degrés, notamment durant la journée. Bien que différentes en valeurs, les corrélations entre ces deux types de température sont généralement élevées. Plusieurs études mettent en évidence des corrélations positives entre distribution des températures de surface et distribution des maladies ainsi que de leur vecteur(s) respectif(s). Les températures de surface s'avéreraient donc suffisantes pour mettre en évidence les relations spatiales entre dengue et température (Araujo *et al.* 2015) ou pour estimer la distribution spatiale du moustique (Neteler *et al.* 2011). Or, en tant qu'insecte volant, le moustique *Aedes aegypti* est davantage affecté par la température de l'air que par celle du sol. Les études menées en laboratoire s'appuient d'ailleurs sur cette mesure de la température de l'air pour comprendre son rôle sur les comportements des vecteurs (*e.g.* Lambrechts *et al.* (2011)). Un des objectifs de MODE-macro étant d'être couplé à un modèle permettant de simuler les dynamiques vectorielles, c'est la température de l'air qui est utilisée. Dans MODE-micro, la température maximale diurne et la température minimale nocturne sont calculées à partir des températures de surface (diurnes et nocturnes).

3.1.1.1 Estimer la température de l'air (T_a) diurne à partir de la température de surface (T_s) : revue de littérature

De nombreux satellites disposent de capteurs thermiques permettant d'estimer la température de surface (ASTER, AVHRR, SEVIRI, MODIS, TIRS, etc.). Parmi ces capteurs, certains produisent des images à des résolutions temporelles élevées mais à faible résolution spatiale (*e.g.* 15 mn / 3 km pour le capteur SEVIRI embarqué sur METEOSAT-8). C'est l'inverse pour d'autres satellites qui produisent des images à faible résolution temporelle mais de résolution spatiale élevée (*e.g.* 16 jours / 90 m rééchantillonné à 30 m pour TIRS embarqué

sur Landsat 8¹). Le capteur MODIS présente l'avantage de proposer un compromis intéressant dans le cadre de l'étude de la répartition de la dengue et celle d'*Aedes aegypti*. Il est embarqué sur deux satellites : Terra et Aqua. Ces satellites présentent un temps de retour relativement court (1-2 jours) pour une résolution spatiale de 1 km. Cette résolution ne permet pas de réaliser des études à l'échelle micro (selon le système d'échelles proposé par Oke (1987)). Elle permet néanmoins d'observer des différences thermiques intra-urbaines susceptibles d'impacter la qualité environnementale des espaces au regard des besoins du moustique.

Les images thermiques issues de satellites mesurent la température de brillance top-atmosphérique (TOAbt). Une fois corrigée par l'émissivité de surface et par les conditions atmosphériques (selon les méthodes), cette mesure peut être convertie en température de surface. Comme la température de l'air diurne est généralement corrélée à la température de surface (Voogt et Oke 2003), plusieurs méthodes ont été développées pour dériver la première de la seconde.

Zakšek et Schroedter-Homscheidt (2009) ont ainsi identifié trois types d'approches : (1) l'approche thermodynamique basée sur le bilan énergétique des surfaces observées, (2) l'approche *temperature-vegetation index* (TVX), basée sur le *normalized differenced vegetation index* (NDVI) et (3) l'approche statistique. Ces différentes approches ont été décrites (Benali *et al.* 2012 ; Ho *et al.* 2014 ; Zakšek et Schroedter-Homscheidt 2009) :

1. L'approche basée sur le bilan énergétique des surfaces étudiées s'appuie sur des concepts de thermodynamiques (Sun *et al.* 2005). L'hypothèse principale posée par cette méthode est que le cumul du rayonnement solaire capté par la surface et émis par les activités humaines est égale à la somme des flux de chaleur latente et sensible de surface (Benali *et al.* 2012).
2. L'approche TVX repose sur deux hypothèses. La première est que la T_s mesurée d'une canopée entièrement végétalisée est en équilibre thermique avec la température de l'air de cette canopée (Vancutsem *et al.* 2010). À partir de là, la relation de corrélation négative pouvant exister entre la température de surface et la présence de végétation (généralement mesurée par le *normalized differenced vegetation index* (NDVI)) permet d'estimer la température de l'air si la valeur de NDVI de la couverture végétale maximale ($NDVI_{max}$) est connue. Cette corrélation négative n'a pas besoin d'être très forte pour aboutir à des résultats satisfaisants (Stisen *et al.* 2007 ; Zhu *et al.* 2013). La relation statistique entre T_s et NDVI qui permet de déduire la température de l'air est calculée localement par le biais d'une fenêtre mobile dont les dimensions sont définies par l'utilisateur. La seconde hypothèse revient à considérer les conditions atmosphériques et l'humidité du sol comme uniformes dans la fenêtre d'analyse (Stisen *et al.* 2007). L'utilisation d'une fenêtre d'analyse de petite dimension contenant suffisamment de pixels pour produire un modèle de régression linéaire significatif permet de considérer ces conditions comme uniformes

1. Les images thermiques issues de Landsat 8 présentent une résolution spatiale élevée relativement aux autres images thermiques. Cette résolution est cependant grossière par rapport aux images très haute résolution spatiale (THRS).

dans la fenêtre (Nieto *et al.* 2011). Selon les contextes d'études, cette relation statistique est linéaire (Weng 2009). La qualité des estimations est donc dépendante du contexte spatio-temporel de l'étude. L'approche TVX est basée sur les différences de températures entre une surface présentant une canopée active et les autres surfaces moins ou non végétalisées. Le rayonnement incident réchauffant la surface terrestre (de façon différenciée selon la réponse spectrale des surfaces), les différences de température s'observent mieux durant la journée. L'approche TVX peut être utilisée pour estimer la température de l'air diurne.

3. L'approche statistique consiste à construire des équations polynomiales à partir de régressions linéaires (*e.g.* Chen *et al.* (2015), Kloog *et al.* (2014) et Oyler *et al.* (2015)) ou non linéaires (*e.g.* Benali *et al.* (2012), Emamifar *et al.* (2013) et Ho *et al.* (2014)). Ces modèles visent à estimer la température de l'air à partir de la température de surface et/ou à partir de différentes variables annexes telles que l'occupation du sol, l'altitude, la latitude, etc.

Dans les contextes urbains des épidémies de dengue, l'approche TVX (approche n°2) présente des avantages par rapport aux deux autres méthodes exposées (approches n°1 et 3). En effet, l'approche basée sur le bilan énergétique nécessite de nombreuses données annexes rarement disponibles via la télédétection (Benali *et al.* 2012; Ho *et al.* 2014). À l'inverse, l'approche statistique et l'approche TVX nécessitent uniquement des données satellitaires généralement disponibles avec les données thermiques et assez facilement accessibles. En milieu urbain, l'approche statistique permet d'obtenir des résultats très précis du fait de l'introduction dans les modèles de nombreuses variables en plus des températures de surface (Kloog *et al.* 2014). Cependant comme nous l'avons vu, la construction de ce type de modèles nécessite un réseau de stations très dense (59 stations dans Ho *et al.* (2014), de 513 à 2860 dans Kloog *et al.* (2014)). Or, le nombre de stations disponibles dans une ville ou une agglomération de la zone intertropicale n'est pas toujours aussi élevé (*e.g.* 6 stations à Bangkok). L'approche TVX présente l'avantage de pouvoir être appliquée dans de telles zones. Zhu *et al.* (2013) ont ainsi appliqué cette méthode avec succès à partir de données météorologiques issues d'une seule station (Zhu *et al.* 2013).

L'approche TVX a principalement été appliquée sur des terrains d'étude présentant des emprises spatiales vastes (Ho *et al.* 2014). Selon certains auteurs, elle présenterait des limites lorsqu'elle serait appliquée à des terrains très hétérogènes (Weng 2009) comme les milieux urbains. D'autres auteurs soutiennent au contraire que cette approche, parce que basée sur des régressions linéaires locales, doit être appliquée sur des espaces hétérogènes pour éviter de mesurer des relations linéaires principalement imputables au bruit (Nieto *et al.* 2011). Nieto *et al.* (2011) soulignent le fait que les éléments du paysage doivent avoir une dimension égale à celle des pixels de l'image thermique afin d'éviter la réduction de l'information contenue dans chaque pixel. Ces observations poussent alors les auteurs à considérer l'approche TVX comme inadaptée à l'hétérogénéité des espaces urbains (Ho *et al.* 2014). Au vu du peu d'études confirmant cette hypothèse (Kloog *et al.* 2014), notre objectif est donc de l'infirmier ou de la confirmer. Notre hypothèse de base est donc la suivante : si la couverture végétale est suffisante dans la zone d'étude, il est possible de calculer une valeur de $NDVI_{max}$ et d'appliquer l'approche TVX.

Les avantages de l'approche TVX pour l'estimation de la température de l'air diurne en milieu urbain nous poussent à l'utiliser dans le cadre de notre étude sur les épidémies de dengue :

- elle peut être appliquée sur une zone urbaine ne disposant que de très peu de stations ;
- son application ne nécessite que peu de données auxiliaires ;
- pour les terrains sur lesquels elle a été appliquée, elle donne généralement des résultats dont la précision serait suffisante pour un modèle de simulation du cycle de vie d'*Aedes aegypti*.

3.1.1.2 *Aqua et Terra : des satellites offrant une faible résolution spatiale (1 km) mais une forte résolution temporelle (deux images par jour)*

Les images satellite utilisées sont issues d'un capteur MODIS. Deux satellites, lancés par la National Aeronautics and Space Administration (NASA), sont équipés de ce capteur : Terra (lancé en décembre 1999) et Aqua (lancé en mai 2002). En plus de porter des capteurs aux résolutions temporelles et spatiales adaptées à l'analyse spatiale de la dengue et celle d'*Aedes aegypti*, ces satellites n'ont pas les mêmes orbites. Ceci nous permet de choisir un satellite ou l'autre (ou les deux) selon le terrain d'étude. Le satellite Terra passe au-dessus de l'équateur à 10h30, heure locale en nœud descendant et à 22h30 en nœud ascendant tandis que le satellite Aqua y passe à 13h30 en nœud ascendant et à 1h30 en nœud descendant. Notre objectif étant dans un premier temps d'estimer les températures journalières minimales et maximales, nous sélectionnerons le satellite dont les heures de passage seront les plus proches de l'heure présentant la température la plus élevée de la journée (généralement mesurée entre 1 et 2h après le zénith solaire) et de celle présentant la température la plus basse de la journée (généralement mesurée juste avant le lever du soleil, soit entre 5h45 et 6h45 à Bangkok).

Deux jeux de données différents sont utilisés dans cette étude : « *daily land surface temperature and emissivity* » (MOD11A1 pour TERRA et MYD11A1 pour AQUA) et « *daily surface reflectance of bands 1-7* » (MOD09GA pour TERRA et MYD09GA pour AQUA). Ces données sont téléchargées par le biais du package R MRTtools². Les températures de surface nocturnes et diurnes sont extraites des jeux de données thermiques. Les bandes 1 et 2 du jeu de données de réflectance sont utilisées pour calculer un indice de végétation à partir du NDVI (Tucker 1979).

3.1.1.3 *Méthode d'estimation de la température de l'air (Ta) à partir de la température de surface (Ts) issue de données MODIS*

La méthode d'estimation de la température de l'air (Ta) se déroule en trois étapes :

1. la première étape consiste à évaluer les liens entre température de surface mesurée par satellite et température de l'air mesurée par des stations météorologiques (température maximale diurne et température minimale nocturne).

2. <http://r-gis.net/?q=ModisDownload>

2. la deuxième étape a pour objectif d'estimer la température de l'air de la zone d'étude, à toutes les dates où une donnée météorologique est disponible et où au moins la moitié des pixels de l'image thermique n'est pas contaminée par des nuages ou des voiles nuageux.
3. la troisième et dernière étape consiste à valider la température estimée. Cette validation est réalisée grâce aux données issues de stations météorologiques choisies parmi l'ensemble des stations disponibles pour la zone d'étude. Les données issues des stations restantes sont utilisées comme échantillon d'apprentissage (2/3 des stations peuvent être utilisées pour l'apprentissage et 1/3 pour la validation).

COMPARAISON DES T_s ET DES T_a'

Dans un premier temps, les données de T_s sont comparées aux données de température de l'air estimée (T_a'). Cette comparaison est réalisée dans le but de calculer des indicateurs statistiques. Ceux-ci permettront de déterminer lesquelles des températures de l'air estimées ou des températures de surface sont les plus proches des températures de l'air mesurées par les stations. Les valeurs de température de surface (T_s) (jour et nuit) du pixel superposé à chacune des stations sont extraites. Cette opération est réalisée pour toutes les images de la période d'étude pour lesquelles les données existent. Les valeurs des images diurnes sont associées aux T_a' journalières maximales et les valeurs des images nocturnes sont associées aux T_a' journalières minimales. Le nombre de jours pour lesquels des couples T_s et T_a' existent est établi. Si ce nombre dépasse 30 individus, seuil statistique de représentativité de la donnée, les relations statistiques entre T_s et T_a' sont calculées pour l'intégralité de la période d'étude. Trois indicateurs statistiques sont calculés : le coefficient de corrélation de Pearson (r), la moyenne des erreurs absolues (MAE) et la moyenne quadratique des erreurs (RMSE). La MAE et la RMSE sont exprimées de la façon suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T\alpha_i - T\alpha'_i)^2}{n}} \quad (4)$$

$$MAE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |T\alpha_i - T\alpha'_i|}{n}} \quad (5)$$

La RMSE et la MAE permettent d'évaluer la capacité prédictive du modèle de régression. Plus leur valeur est proche de 0, plus le modèle est adapté. La RMSE a l'avantage d'être moins sensible aux valeurs extrêmes que la MAE (Nieto *et al.* 2011).

Finalement, l'apport de la méthode sera considéré comme positif si les estimations des températures de l'air journalières maximales sont significativement meilleures que celles basées sur les températures de surface. La température de l'air minimale (nocturne) étant linéairement corrélée à la température de surface, celle-ci peut être calculée de façon plus directe.

ESTIMATION DE LA TEMPÉRATURE MINIMALE PAR RÉGRESSION LINÉAIRE SIMPLE

L'estimation de la température minimale est réalisée pour l'ensemble des stations. Cette estimation passe par la construction d'un modèle de régression

linéaire basé sur les mesures nocturnes auxquelles des données satellitaires auront pu être associées. L'ensemble des paires T_s et T_a disponibles pour les différentes stations sont rassemblées, puis utilisées pour construire le modèle de régression linéaire simple (où T_s est la variable endogène et T_a est la variable exogène).

$$T_a = a \cdot T_s + b \quad (6)$$

ESTIMATION DE LA TEMPÉRATURE MAXIMALE PAR LA MÉTHODE TVX

Des modèles de régression linéaire entre T_s et NDVI sont calculés par le biais d'une fenêtre mobile de dimension 7×7 sur des pixels de 1 km (la fenêtre mobile a donc une superficie de 49 km^2). Cette fenêtre a permis à plusieurs auteurs d'obtenir des résultats satisfaisants en travaillant sur des images MOD11A1 et/ou MYD11A1 (Zhu *et al.* 2013). Le modèle de régression linéaire simple est calculé pour l'ensemble de la fenêtre mobile. Ses résultats (coefficient (a) et ordonnée à l'origine (b)) sont attribués à la cellule centrale. Le modèle s'exprime de la manière suivante :

$$T_s' = a \cdot \text{NDVI}_{\text{max}} + b \quad (7)$$

Pour chaque cellule, l'ordonnée à l'origine et le coefficient calculés sont utilisés pour estimer la température de l'air de la cellule en prenant pour hypothèse que la T_s à NDVI_{max} est égale à T_a . L'équation est exprimée de la manière suivante :

$$T_a' = a \cdot \text{NDVI}_{\text{max}} + b \quad (8)$$

La valeur de NDVI_{max} varie selon le satellite utilisé et selon les caractéristiques physiques de la surface de la zone étudiée (Stisen *et al.* 2007). Ce paramètre est spécifique à la zone étudiée et aux données utilisées. Nieto *et al.* (2011) proposent une méthode de paramétrage du NDVI_{max} basée sur les valeurs de température observées. Cette méthode n'est applicable que pour les pixels superposés à une station. Elle est donc appliquée pour une période définie et le résultat est spécifique à chaque station. Le NDVI_{max} est calculé pour chaque station et pour l'ensemble de la période d'étude. Les valeurs de NDVI_{max} seront comparées entre elles afin de déterminer la valeur optimale de NDVI_{max} . La méthode proposée par Nieto *et al.* (2011) consiste à réaliser une régression linéaire où $T_a - b$ est la variable endogène et où la pente a est la variable exogène. La valeur de NDVI_{max} , calibrée par station et pour l'ensemble de la période d'étude, correspond à la pente du modèle de régression linéaire associée à chaque station. Ce modèle est exprimé de la manière suivante (Nieto *et al.* 2011) :

$$T_a - b = a \cdot \text{NDVI}_{\text{max}} \quad (9)$$

Le paramétrage du NDVI_{max} est une étape clé dans le processus d'estimation de la température de l'air par la méthode TVX. Shah *et al.* (2012) ont par exemple montré que les erreurs d'estimation de la température de l'air pouvaient varier de plusieurs degrés selon la valeur utilisée pour ce paramètre. Dans le cadre de cette étude, il est probable que les différents jeux de données utilisés produisent des valeurs de NDVI_{max} différentes. Afin de pallier les imprécisions liées au fait que la valeur de NDVI_{max} puisse être différente d'un

type d'occupation du sol à un autre, certains auteurs proposent de calculer et d'attribuer des valeurs différentes pour chaque classe d'occupation du sol. Si cette solution nous paraît idéale, elle ne peut être appliquée que lorsque le nombre de stations est suffisant et que les différents types d'occupation du sol sont représentés. Le nombre de stations disponibles en milieu urbain n'étant généralement pas suffisant pour appliquer cette méthode de paramétrage du $NDVI_{max}$, nous proposons ici une méthode visant à sélectionner une valeur parmi l'ensemble des valeurs de $NDVI_{max}$ calculées pour les différentes stations. Pour chaque station, une valeur de $NDVI_{max}$ est calculée à partir du jeu de données issue de cette station. La valeur de $NDVI_{max}$ associée à chaque station est ensuite utilisée pour estimer les températures sur l'ensemble des autres stations. Cette démarche permet d'évaluer la capacité de chaque valeur de $NDVI_{max}$ calculée à estimer la température de l'air pour chaque station. La valeur permettant d'obtenir la MAE moyenne la plus faible sur l'ensemble des stations est sélectionnée pour l'application finale de l'approche TVX. La valeur moyenne de MAE est préférée à celle de la RMSE pour servir de critère de sélection car le premier indicateur est moins sensible aux valeurs extrêmes que le second (Nieto *et al.* 2011). Notre zone d'étude étant relativement réduite, cette valeur de $NDVI_{max}$ est susceptible d'être la plus représentative de l'ensemble de la zone.

3.1.1.4 Validation des estimations de températures minimales et maximales

Parmi les 6 stations à disposition, 4 sont utilisées pour construire les modèles et 2 sont sélectionnées pour l'étape de validation. Le processus de validation est réalisé en deux étapes :

1. Dans un premier temps, les estimations réalisées à partir des 4 premières stations sont comparées aux températures minimales et maximales journalières observées. Ces comparaisons sont réalisées à partir des indicateurs statistiques cités précédemment : coefficient de corrélation de Pearson (r), RMSE et MAE.
2. Dans un second temps, les estimations du pixel associé aux 2 stations de validation sont extraites et comparées aux données mesurées par ces stations. Les relations statistiques entre ces deux jeux de données sont réalisées à partir des 3 indicateurs cités précédemment.

La comparaison entre les indicateurs statistiques issus de ces deux étapes permet d'évaluer ces capacités de généralité.

3.1.2 La végétation : les zones refuges productrices de nectar

Aedes aegypti peut être attiré par les zones végétalisées pour se reposer, pour pondre ou lorsqu'il recherche du nectar pour se nourrir. Les espaces végétalisés proches des espaces bâtis sont des espaces très producteurs de moustiques (Vezzani *et al.* 2005). Dans le cadre de ce travail, ces espaces sont identifiés grâce à un indice de végétation calculé à partir d'images issues du satellite Landsat 8.

3.1.2.1 Les images OLI (Landsat 8)

Les données produites par le satellite Landsat 8 sont librement accessibles, disponibles pour la quasi-totalité de l'espace terrestre et relativement précises. Elles ont une place prépondérante dans MODE-macro. Si elles sont présentées ici dans leurs grandes lignes, l'activité végétale ne constitue pas le seul facteur environnemental estimé grâce à des images délivrées par ce satellite. La répartition de la population humaine et des GLP seront elles aussi estimées grâce à des données extraites d'images Landsat 8.

Ce satellite, lancé en février 2013, est équipé de deux capteurs différents : Operational Land Imager (OLI) et TIRS. Les bandes spectrales OLI ont une résolution spatiale de 30 m (15 m pour la bande panchromatique). Les images TIRS ont une résolution originale de 90 m mais sont rééchantillonnées à 30 m par l'organisme en charge de la diffusion des données (United States Geological Survey (USGS)). Ajouté à cela, les images Landsat 8 OLI et TIRS sont géométriquement corrigées. Le temps de retour du satellite Landsat 8 est de 16 jours. Théoriquement, cette résolution temporelle permet de produire pour un même lieu un peu plus d'une vingtaine d'images par an.

Afin que tous les pixels puissent être classifiés, les scènes doivent être dépourvues de couverture nuageuse sur la zone d'étude. Cette nécessité constitue une limite de MODE-macro dans la mesure où ce modèle est construit dans le but d'être appliqué dans des régions où la couverture nuageuse est souvent importante (notamment durant la/les saison(s) des pluies). Toutefois, le fait d'utiliser des images OLI prises dans des conditions atmosphériques stables permet de s'affranchir de l'étape de corrections atmosphériques lorsque l'objectif de l'étude n'est pas de comparer des images prises à différentes dates (Bhatti et Tripathi 2014).

LE NDVI

La végétation présente une réponse spectrale particulière qui la rend aisément identifiable sur les bandes infra-rouges des satellites. Le *normalized differenced vegetation index* (NDVI) (Tucker 1979) est un indice permettant de déterminer le niveau d'activité de photosynthèse d'un pixel. Cet indice de végétation est couramment utilisé en télédétection. Il est calculé à partir des bandes spectrales correspondant au rouge et à l'infrarouge d'une image satellite (Landsat 8). Les valeurs produites sont situées entre -1 et 1. Une valeur de 1 indique une forte présence de végétation. Les valeurs négatives indiquent généralement une absence de végétation. Ce faisant, l'ensemble des valeurs négatives sont réhaussées à 0 dans MODE-macro.

$$\text{NDVI} = \frac{\text{PIR} - \text{R}}{\text{PIR} + \text{R}} \quad (10)$$

où :

PIR = bande proche infra-rouge
R = bande rouge

Cet indice donne une mesure de l'activité végétale en s'appuyant sur deux bandes spectrales : les bandes correspondant au rouge et à l'infra-rouge. Le calcul du NDVI est décrit dans la formule 10. La distribution spatiale du NDVI est susceptible de changer de manière saisonnière. Lorsqu'assez d'images sont disponibles, MODE-macro est capable de prendre en compte ce changement en faisant varier le NDVI. Selon le nombre d'images disponibles, deux solutions peuvent être appliquées.

La première solution consiste à faire varier le NDVI de façon proportionnelle entre deux dates pour lesquelles des images sont disponibles. En suivant cette méthode, si une image est disponible au 1^{er} janvier et une autre au 1^{er} mars, l'indice de végétation pourra être estimé pour les jours compris entre les deux dates. Si le NDVI mesuré pour un pixel est de 0,3 au 1^{er} janvier et de 0,5 au 1^{er} mars, le NDVI estimé de ce pixel au 1^{er} février sera approximativement égal à 0,4. La deuxième solution part de l'hypothèse suivant laquelle à années différentes mais à date similaire, la distribution et la valeur du NDVI varient peu. Cette solution consiste à faire varier le NDVI en fonction de la saison. Cette solution consiste à sélectionner l'image prise à la date (jour et mois, sans tenir compte de l'année) la plus proche de la date en cours.

Le choix de l'une ou l'autre de ces solutions est réalisé par le modélisateur. Ce choix doit être effectué en fonction de la disponibilité des données et des caractéristiques de la zone d'étude. Si à dates similaires, le NDVI est susceptible de changer d'une année à l'autre, il peut être préférable d'opter pour la première solution. Si le NDVI demeure stable, le nombre d'images disponibles par saison sera probablement plus élevé, le NDVI simulé aura une probabilité plus forte de se rapprocher de la réalité.

3.1.3 Les humains, proies préférentielles d'*Aedes aegypti*

Les densités humaines représentent des stocks de sang pour le moustique. Il s'agit d'un élément essentiel pour son cycle gonotrophique. MODE-macro estime ces densités au lieu de résidence, le rôle de la mobilité des hôtes dans la propagation des épidémies n'est donc pas abordé ici. Cela exclut également le fait que des zones peu peuplées (en termes de résidents) mais qui accueillent de nombreux visiteurs le jour (e.g. un parc, une gare, un centre-commercial, une école, etc.) puissent être une ressource en sang pour le vecteur. Ceci est géré par MOMOS (cf. section 2.2.4.1, p. 101).

Le niveau d'agrégation des données de recensement des populations pose une première difficulté : dans MODE-macro les cellule environnement (CE) sont définies à une résolution de 30 m × 30 m alors que les données de recensement sont souvent agrégées sur des unités administratives de plusieurs km². Dans la plupart des villes, il est possible d'accéder (plus ou moins aisément) à des bases de données géographiques de population. Ces bases, généralement construites selon un maillage administratif, permettent de calculer des densités de population. Malgré des maillages administratifs souvent bien supérieurs à la finesse attendue pour MODE-macro, une cartographie simple de ces densités permet une première appréciation de la répartition des habitants d'une ville. Néanmoins, ces données ne tiennent souvent pas compte des différences d'occupation du sol. Dans une même zone administrative, certaines

zones (comme des parcs ou des forêts) peuvent être très faiblement peuplées alors que d'autres, au contraire, peuvent présenter des densités de population élevées. De ce fait, la cartographie basée sur les frontières administratives est susceptible d'accentuer les densités de zones très peu peuplées dans la réalité (et inversement). Une première solution à ce problème consisterait à extraire les espaces inhabités grâce à des traitements réalisés sur images satellite. Toutefois cette solution ne tiendrait pas compte du fait que tous les espaces bâtis ne présentent pas les mêmes densités. Toujours grâce au traitement d'images satellite, il est possible de classer les espaces bâtis selon leur réponse spectrale. Dès lors, une hypothèse serait que les espaces bâtis classés dans une même catégorie présentent des densités de population similaires. Si cette hypothèse peut être validée, les données démographiques agrégées pourraient être croisées avec des données issues du traitement d'images satellite. C'est le principe de la cartographie dasymétrique.

La cartographie dasymétrique a été développée par J. K. Wright dans les années 1930 (Li et Weng 2005). Elle est principalement utilisée pour affiner des données démographiques en redistribuant la population par rapport à l'occupation du sol (Yuan 1997). Certaines études ont montré que les températures de surface sont souvent très corrélées aux densités humaines, notamment dans les grosses agglomérations. Ces températures issues de l'imagerie satellite peuvent être utilisées (en plus de l'occupation du sol) pour affiner les modèles d'estimation des populations (Li et Weng 2010). L'application de la méthode de redistribution spatiale des populations par cartographie dasymétrique se déroule en plusieurs étapes. Cette méthode consiste à construire un modèle de régression linéaire permettant d'estimer le nombre d'habitants d'un pixel d'occupation du sol grâce au type de bâti qui lui est associé et à sa température. La démarche de cartographie dasymétrique se décompose en trois étapes consécutives :

- Étape 1 : préparation des données permettant d'estimer la distribution de la population : l'occupation du sol (Landsat 8) et la température de surface³ (Landsat 8) (cette étape est décrit en annexe, p. 331) ;
- Étape 2 : agrégation des estimateurs au niveau censitaire de référence (cf. section 3.1.3.1) ;
- Étape 3 : construction du modèle de régression linéaire permettant d'estimer la population en fonction de l'occupation du sol et de la température de surface (cf. section 3.1.3.2).

3.1.3.1 *Agrégation des estimateurs au niveau censitaire de référence*

Les données d'occupation du sol, comme les données de températures de surface, sont des données raster dont la résolution est de 30 m. Pour pouvoir être mises en relation avec la population d'une unité administrative, ces données doivent être agrégées au niveau administratif en question. Dans un premier temps, ces données sont converties sous forme de points. Les points

3. Ces données de température de surface sont différentes des données MODIS permettant d'estimer la température de l'air. Les données Landsat 8 (30 m) présentent une résolution spatiale plus fine que les données MODIS (1 km). Cependant, la résolution temporelle des premières (16 jours), n'est pas suffisante pour estimer la température de l'air.

situés dans une zone censitaire lui sont attribués. Dans un second temps, les données sont agrégées de façon différente selon leur type : occupation du sol ou températures de surface.

AGRÉGATION DES DONNÉES D'OCCUPATION DU SOL

Les données d'occupation du sol sont agrégées au niveau d'une zone censitaire en comptant le nombre d'occurrences d'une classe d'occupation du sol au sein de cette zone. Un pixel couvre une aire de 900 m^2 ; le nombre de représentants de chaque classe est ensuite multiplié par 900 afin d'obtenir l'aire occupée par chaque classe dans la zone. Certaines classes d'occupation du sol ne sont pas ou très peu habitées. Ainsi, elles peuvent être exclues des estimations. Dans le cadre de MODE-macro, les zones végétalisées, les zones de terre battue, les zones en eau et les zones correspondant à de l'asphalte ne sont pas considérées comme habitables et ne sont donc pas prises en compte. Les habitants seront ventilés uniquement dans les zones considérées comme habitables. Cette démarche nécessite des connaissances du terrain *a priori* afin de pouvoir caractériser les classes et les rassembler lorsque c'est pertinent (du point de vue du terrain d'étude mais aussi du sujet d'étude).

AGRÉGATION DES DONNÉES DE TEMPÉRATURE DE SURFACE

Contrairement aux données d'occupation du sol qui sont qualitatives et nominales, les températures de surface sont des données quantitatives. L'hypothèse que nous posons ici est construite sur le système de relations suivant : pour une zone censitaire donnée, plus le nombre d'habitants est élevé, plus le taux de surfaces bâties est élevé. Or, plus ce dernier est élevé, plus la température cumulée au sein de la zone censitaire en question est élevée (Li et Weng 2010). Les valeurs de température des pixels associés à une zone censitaire sont sommées. Les résultats de ces sommes seront comparés au nombre d'habitants recensés dans chaque zone. La base de données obtenue grâce à cette première manipulation permet d'établir des coefficients de corrélation entre types d'occupation du sol, somme des températures et population totale par zone censitaire. Le principe de cartographie dasymétrique peut être utilisé aussi bien pour ventiler des habitants sur une grille que pour ventiler d'autres entités, comme des ménages.

3.1.3.2 Construction d'un modèle de régression linéaire et estimation des populations par pixel

La troisième étape consiste :

- à choisir les variables explicatives ;
- à construire un modèle de régression linéaire multiple ;
- à appliquer ce modèle à l'ensemble de la zone d'étude ;
- puis à corriger les résultats.

Dans un premier temps, les variables exogènes sont sélectionnées en fonction des taux de corrélation qui les lient à la variable à estimer. Cette corrélation doit être significative ($p < 0.01$). La température de surface étant intimement liée aux conditions météorologiques, celle-ci est susceptible de varier d'une

date à une autre. Ceci peut impacter la corrélation entre cette variable explicative et la population. Ainsi, il est souhaitable de tester cette corrélation pour plusieurs images. L'image permettant d'obtenir la corrélation la plus forte sera sélectionnée. Le modèle de régression est construit en prenant la population totale de chaque zone censitaire comme variable à expliquer et les surfaces de chaque type de bâti ainsi que les sommes de températures comme variables explicatives. L'équation de la droite de régression tirée de ce modèle sera utilisée pour estimer le nombre d'habitants de chaque cellule. La régression linéaire multiple est appliquée sans ordonnée à l'origine. Si c'était le cas, cela reviendrait à suivre l'hypothèse selon laquelle une surface de 0 m² (valeur à l'origine) pourrait héberger des habitants. Une fois ce modèle construit, l'équation de la droite de régression multiple tirée du modèle est utilisée pour estimer le nombre d'habitants dans chaque cellule c .

$$\text{Popest}_c = \text{Coef}_{\text{bâti}} \cdot \text{aire}_c + \text{Coef}_{\text{temp}} \cdot \text{temp}_c \quad (11)$$

où :

- Popest_c = population estimée de la cellule c
- $\text{Coef}_{\text{bâti}}$ = coefficient de régression du type de bâti associé à c
- temp_c = température de c
- $\text{Coef}_{\text{temp}}$ = coefficient de régression de la température

Bien que le coefficient de détermination du modèle puisse être élevé, celui-ci aboutit à une population estimée parfois assez éloignée de la réalité. Les données réelles sont alors utilisées pour déterminer une erreur résiduelle par zone censitaire. Cette erreur connue, les estimations peuvent être corrigées. Cette démarche permet de pallier les limites des données d'entrée pour estimer la distribution des populations. Celle-ci n'est pas uniquement liée à l'occupation du sol et à la température. Le bâti n'est pas uniquement résidentiel et la température n'est pas uniquement liée à la présence humaine. De nombreuses variables peuvent impacter les densités : la centralité, la présence de grands bâtiments commerciaux, la présence d'espaces dédiés au tourisme, etc. La visualisation de cette erreur résiduelle permet de comprendre les limites de la méthode de cartographie dasymétrique spécifiques à la zone d'étude.

Enfin, la population de chaque cellule c est corrigée grâce à la valeur de l'erreur résiduelle correspondant à sa zone censitaire. D'abord, un ratio permettant de corriger les estimations est déterminé en se basant sur les données observées :

$$\text{Popcor}_c = \text{Popest}_c \cdot \frac{\text{Popobs}_D}{\text{Popest}_D} \quad (12)$$

Ensuite, la population estimée par pixel est multipliée par le ratio de la sous-zone administrative à laquelle appartient le pixel. Dans certains cas, il arrive que les coefficients associés à des types d'occupation du sol soient négatifs (Yuan 1997). Ainsi, les populations estimées par pixels sont susceptibles d'être

où :

Popcorr_c = population corrigée de la cellule c

Popest_c = population estimée de c

Popobs_D = population observée du district D dans lequel se situe c

Popest_D = population estimée du district D de c

négatives. Ces populations négatives doivent être corrigées. Yuan (1997) propose de rehausser les valeurs négatives en appliquant les formules suivantes :

$$\text{Popreh}_c = |\text{Popcorr}_{\min}| + \text{Popcorr}_c \quad (13)$$

$$\text{Popfin}_c = \frac{\sum \text{Popreh}}{\text{Poptot}} \cdot \text{Popreh}_c \quad (14)$$

où :

n = nombre de cellules total de la zone d'étude

Popreh_c = population réhaussée de c

Popcorr_c = population corrigée de la cellule c

Popcorr_{\min} = population corrigée minimale

Popfin_c = population estimée finale de c

Poptot = population totale de la zone d'étude

Popreh = population réhaussée totale de la zone d'étude

Cette méthode de correction des valeurs négatives présente l'avantage de respecter les écarts entre les différentes variables de manière proportionnelle. Néanmoins, les résultats produits dépendent entièrement de Popcorr_{\min} . Plus l'écart entre cette valeur et les autres valeurs de population est élevé, plus l'écart-type (σ) du total des valeurs corrigées sera faible. Afin d'éviter un écrasement de la courbe de distribution des valeurs, nous proposons la méthode suivante composée de quatre étapes :

1. Extraction de l'ensemble des valeurs de population corrigées négatives ($\text{Popcorr}_{\text{neg}}$).
2. Parmi les valeurs correspondant à $\text{Popcorr}_{\text{neg}}$, les valeurs non aberrantes ($\text{Popcorr}_{\text{sup}}$) sont séparées des valeurs négatives extrêmes ($\text{Popcorr}_{\text{inf}}$). Les valeurs sont considérées comme extrêmes lorsqu'elles sont inférieures ($\text{borne}_{\text{inf}}$) :

$$\text{Borne}_{\text{inf}} = \sum \text{Popcorr}_{\text{neg}} - \sigma \text{Popcorr}_{\text{neg}} \quad (15)$$

3. Un tableau de fréquences est établi sur les valeurs de $\text{Popcorr}_{\text{sup}}$ arrondies à 10^{-2} . Les fréquences de ce tableau sont utilisées pour pondérer un tirage aléatoire de valeurs situées dans l'intervalle $[\text{borne}_{\text{inf}}; 0]$. Chaque valeur $\text{Popcorr}_{\text{inf}}$ est remplacée par une valeur tirée de cette manière.
4. La dernière étape consiste à réhausser les valeurs par le biais de la méthode proposée par Yuan (1997). Cette méthode permet de remplacer

les valeurs négatives aberrantes par des valeurs négatives plus réalistes correspondant à des pixels très peu peuplés :

$$\text{Popreh}_c = |\text{Popcorr}_{\min}| + \text{Popredis}_c \quad (16)$$

$$\text{Popfin}_c = \frac{\sum \text{Popreh}}{\text{Poptot}} \cdot \text{Popreh}_c \quad (17)$$

où :

- n = nombre de cellules total de la zone d'étude
- Popreh_c = population réhaussée de c
- Popcorr_c = population corrigée de la cellule c
- Popcorr_{\min} = population corrigée minimale
- Popredis_c = population corrigée de c après remplacement des valeurs négatives extrêmes
- Popfin_c = population estimée finale de c
- Poptot = population totale de la zone d'étude
- Popreh = population réhaussée totale de la zone d'étude

Finalement, les ménages, comme les habitants, peuvent être ventilés au niveau des pixels des images satellite utilisées grâce à la méthode de cartographie dasymétrique.

3.1.4 L'eau : un élément essentiel du cycle de vie d'*Aedes aegypti*

3.1.4.1 L'apport de l'eau par les précipitations et le remplissage manuel

La présence d'eau est une condition *sine qua non* de la présence de moustiques. Dans les zones colonisées par *Aedes aegypti* soumises à un climat de mousson, la saison des pluies correspond à la période de prolifération maximale des moustiques (cf. section 1.4.2.2, p. 50). Les données de précipitation utilisées dans MODE-macro sont issues de relevés effectués par une station météorologique en accès libre dans de nombreuses villes. Ces données correspondent à la quantité (mm) de précipitations enregistrées par station et par jour. Les systèmes de stockage d'eau volontairement mis en place par les humains constituent une seconde opportunité pour le développement du moustique. Ces systèmes peuvent être liés à l'absence de réseau d'adduction d'eau ou aux pratiques culturelles telles que l'arrosage des fleurs.

3.1.4.2 Les gîtes larvaires potentiels : liés à la présence humaine

La présence de gîtes larvaires potentiels (GLP) est une donnée difficile à estimer : il est pratiquement impossible de la mesurer de façon directe à partir d'images satellite (Moloney *et al.* 1998) et il est coûteux de collecter cette donnée sur le terrain. En pratique, les enquêtes se concentrent sur les gîtes déjà en eau et positifs à la larve ou à la nymphe. Les gîtes appréciés par *Aedes aegypti* présentent (pour la plupart) une caractéristique commune : leur présence est liée à la présence humaine⁴. Les petits gîtes péri-domiciliaires sont

4. Bien que les GLP soient également liés à la végétation en milieu urbain, celle-ci est mise à part.

ainsi souvent mentionnés dans les études entomologiques et leur répartition dans l'espace urbain est très largement liée à des pratiques sociales différenciées. Ainsi, on trouvera dans certains quartiers d'avantage de pneus usagés, de réservoirs à eau et de déchets solides. Dans d'autres quartiers, on trouvera des coupelles de pots de fleurs ou des récipients-abreuvoir pour les animaux domestiques. Ainsi, la nature quasi-ubiquiste de ces objets peut-être une hypothèse permettant de développer un modèle quantitatif qui met en relation gîtes potentiels et présence humaine.

(A) L'INDICE DE KARL *et al.* (2014)

Karl *et al.* (2014) proposent d'utiliser le nombre de ménages et la végétation pour estimer la présence de gîtes larvaires dans l'environnement en construisant un « *breeding site abundance index* » :

$$B_c = D_c + D_c \cdot V_c + B_{\min} \quad (18)$$

où :

- B_c = *breeding site index* de la cellule c
- D_c = nombre de ménage(s) habitant c
- V_c = degré de couverture végétale de c
- B_{\min} = nombre minimum de GLP (valeur constante)

Dans cette formule, le nombre de ménages (D) est la variable qui impacte le plus le résultat final. Karl *et al.* (2014) tiennent compte de la végétation : elle fournit de l'ombre utile au repos, des niveaux d'évaporation faibles et des gîtes larvaires potentiels. Considérant la présence humaine comme très importante pour la vie du moustique et la présence effective de gîtes larvaires actifs, l'impact de la végétation est ici dépendant du nombre de ménages. Le modèle mixe donc plusieurs aspects de la vie du moustique : l'alimentation (sang), le repos (végétation) et la ponte (gîtes potentiels). L'équation est calibrée à partir de relevés entomologiques réalisés dans la ville de Cairns (Australie).

(B) ESTIMATION DES GÎTES LARVAIRES POTENTIELS DANS MODE-MACRO

Notre démarche de modélisation de la distribution des GLP diffère de celle de Karl *et al.* (2014). Notre objectif est de caractériser les espaces selon leur capacité à héberger des gîtes larvaires potentiels, et non pas réels. Nous ne postulons donc pas à priori que ces gîtes :

- seront mis en eau (cela dépend des précipitations ou des pratiques de gestion de l'eau par les ménages) ;
- seront utilisés par des moustiques pour la ponte.

Contrairement à la capacité des espaces à héberger des gîtes larvaires actifs, le nombre de gîtes potentiels hébergés par un espace ne dépend pas de la présence de moustiques. Cela signifie que nous n'utilisons pas des données entomologiques pour calibrer le modèle permettant d'estimer les gîtes potentiels, car tous les moustiques proviennent d'un gîte, mais tous les gîtes ne produisent pas de moustiques.

Cependant, la méthode d'estimation du nombre de gîtes larvaires potentiels que nous avons développée est similaire à celle de Karl *et al.* (2014) dans le sens où notre expérience de terrain à Bangkok et à Delhi nous pousse à considérer les espaces domestiques et péri-domestiques, et *a fortiori* les humains, comme d'importants producteurs de gîtes potentiels. Ainsi, nous choisissons d'attribuer à la présence humaine une importance prépondérante. Dans MODE-macro, la formule permettant de calculer le nombre de gîtes potentiels dans une cellule environnement (CE) est décrite de la manière suivante :

$$Gpotint_c = D_c \cdot \alpha_c \cdot \Delta \quad (19)$$

$$Gpotext_c = \mu_c + (D_c \cdot \alpha_c)(1 - \Delta) + D_{v(c)} \cdot \beta_{v(c)} \quad (20)$$

où :

- c = cellule de l'environnement
- $Gpotint_c$ = nombre de gîtes de c situés à l'intérieur des bâtiments
- D_c = nombre de ménage(s) habitant c
- α_c = nombre de gîtes créés par un ménage habitant c dans c
- Δ = proportion des gîtes créés dans c et localisés à l'intérieur des bâtiments (défini entre 0 et 1)
- $Gpotext_c$ = nombre de gîtes de c situés à l'extérieur des bâtiments
- μ_c = nombre de gîtes de c créés par la végétation de c
- v = cellules voisines de c (voisinage de Moore, ordre 1)
- $\beta_{v(c)}$ = nombre de gîtes de c situés à l'extérieur des bâtiments créés par les ménages de v

Les paramètres μ , α et β sont des entiers dont la valeur est issue d'une loi de Poisson avec une espérance mathématique λ fixée par l'utilisateur (cf. figure 35, p. 139). Cette valeur dépend du contexte local. Ces paramètres indiquent en moyenne le nombre de gîtes potentiels que l'on trouve par unité de surface dans des espaces non bâtis (μ), par unité de ménage dans les espaces bâtis (α) et par densité de voisinage (β). Notons que la production de gîtes potentiels par unité de ménage est ici homogène, mais un critère de discrimination, selon le statut économique des ménages par exemple, pourrait être introduit. Les tirages aléatoires des valeurs μ , α et β sont effectués pour chaque CE. Ces valeurs expriment respectivement :

LES GÎTES INITIAUX (μ) : Le paramètre μ est un entier aléatoire exprimant le nombre de gîtes que l'on trouve dans les espaces urbains végétalisés en l'absence de bâti ainsi que les gîtes que l'on trouve dans les espaces publics.

LES GÎTES PRODUITS PAR LES MÉNAGES DANS LEUR PROPRE CE (α) : Le nombre de ménages par cellule D est un paramètre déterminant. Nous partons de l'hypothèse selon laquelle plus le nombre de ménages habitants une cellule est élevé, plus le nombre d'objets associés à la vie de ces ménages sera élevé. Cette relation n'est pas forcément valable pour d'autres variables démographiques comme le nombre d'individus brut.

Une famille composée de 5 personnes n'aura pas forcément plus d'objets pouvant servir de gîte qu'une famille de 4 personnes. En revanche, un immeuble dans lequel habitent 5 familles présentera probablement un nombre d'objets total supérieur à celui d'un immeuble dans lequel habitent 4 familles. Les ménages d'une cellule donnée produisent des gîtes à l'extérieur de leur domicile mais également à l'intérieur de celui-ci. La situation des gîtes est importante dans la mesure où ceux-ci ne sont pas mis en eau de la même manière selon qu'ils se situent à l'intérieur ou à l'extérieur. Tous les ménages ne produisent pas exactement le même nombre de gîtes potentiels dans la cellule qu'ils habitent.

LES GÎTES PRODUITS PAR LES MÉNAGES LES CE VOISINES (β) :

En milieu urbain, les ménages ne produisent pas seulement des gîtes dans leur espace péri-domestique. Souvent, les ménages produisent des gîtes dans des espaces situés à la périphérie de cet espace péri-domestique. Le paramètre β représente par exemple les déchets déposés dans un espace habité, sciemment ou non, par les habitants des espaces habités périphériques. Il peut également s'agir d'objets entreposés dans des cellules principalement composées de végétation situées à proximité des habitations (pots de fleurs inutilisés, outils, etc.).

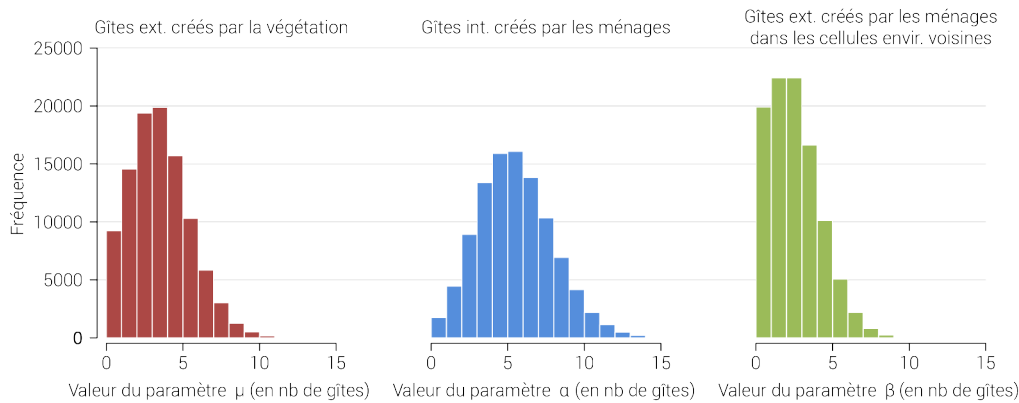


FIGURE 35 – Exemple de valeurs données aux paramètres μ (en rouge), α (en bleu) et β (en vert) permettant d'estimer le nombre de GLP de c (cf. formule 20). Ici, $\lambda_\mu = 4$, $\lambda_\alpha = 5$, $\lambda_\beta = 3$.

(C) ESTIMATION DES DYNAMIQUES DE REMPLISSAGE ET DE VIDANGE DES GLP

Par rapport à une simple prise en compte des précipitations brutes, la simulation de la dynamique des gîtes permet d'enrichir plusieurs aspects du modèle :

1. la simulation, pour les gîtes intérieurs comme pour les gîtes extérieurs, des processus menant à l'accumulation de l'eau durant plusieurs jours consécutifs et favorisant de ce fait l'apparition de nouveaux moustiques adultes ;
2. la simulation du débordement des gîtes situés à l'extérieur menant potentiellement à la perte d'une partie de la population de larves des gîtes actifs.

La dynamique des gîtes potentiels se réalise au travers de deux processus :

- le remplissage naturel (pluviométrie) ou artificiel (arrosage, *air conditioner* (AC) ou collecte d'eau);
- la vidange (évaporation).

L'objectif de cette partie du modèle est d'estimer les périodes durant lesquelles un gîte peut être productif.

LE REMPLISSAGE s'effectue différemment selon la situation du gîte (intérieur / extérieur). Les gîtes intérieurs ont une contenance maximale et une contenance minimale. Lorsque la contenance minimale est atteinte, ces gîtes sont remplis jusqu'à la contenance maximale. Les gîtes extérieurs sont remplis par les précipitations. Si un gîte situé à l'extérieur atteint sa contenance maximale et reçoit encore des précipitations, ce gîte déborde. Les données météorologiques utilisées pour le remplissage des gîtes situés à l'extérieur proviennent de stations météorologiques. La plupart des villes étant équipée d'au moins une station dont les données sont disponibles aisément, cette solution peut être appliquée dans la plupart des cas. Elle présente néanmoins une limite dans la mesure où elle ne tient pas compte de la spatialité des précipitations. Or, celles-ci peuvent être très différentes d'un quartier de la ville à un autre.

L'ÉVAPORATION Les capacités d'un environnement en termes d'évaporation sont susceptibles d'affecter la production de gîtes larvaires potentiels de manière substantielle. À Bangkok par exemple, les précipitations de mousson quasi-journalières provoquent l'apparition de nombreux gîtes potentiels en un temps réduit. La saison de la mousson correspond également à la période de l'année au cours de laquelle le rayonnement solaire est le plus intense. Ainsi, les gîtes en eau les plus exposés au rayonnement se vident rapidement. L'évaporation dépend de nombreux paramètres : l'exposition, l'intensité du rayonnement, la température, l'humidité relative, le vent, l'albédo de la surface de l'eau, la température de l'eau, etc. En milieu urbain, ces paramètres varient fortement au niveau local. Ces variations font de l'évaporation un paramètre difficile à calculer au niveau global sans réaliser des approximations importantes.

Plusieurs formules permettent de calculer la hauteur d'eau évaporée par jour. La plus fréquemment utilisée est celle de Penman (Penman 1948), dont la version standard a été revisitée par Shuttleworth (1993). Cette équation présente le désavantage de nécessiter des variables météorologiques rarement mesurées par les stations classiques (le déficit de pression de vapeur par exemple) (Valiantzas 2006). Les données produites par ces stations se limitent généralement à la température, l'humidité relative, l'intensité du rayonnement solaire et la vitesse du vent (Valiantzas 2006). L'équation de Penman, modifiée par Valiantzas (2006), permet d'estimer les variables manquantes à partir des données produites par les stations classiques. Bien que cette équation simplifiée ne nécessite que des variables fréquemment disponibles, certaines bases de données météorologiques ne contiennent pas toutes les variables nécessaires (les durées d'ensoleillement par exemple). L'équation de Linacre (1977) (cf. formule 22, p. 141) présente l'avantage de ne nécessiter que la température comme donnée d'entrée. Sa simplicité la rend imprécise lorsque les

températures sont extrêmes. Elle est néanmoins bien adaptée à la classe climatique Aw (tropical, sec en hiver (classification de Köppen-Geiger)) Anyadike (1987) dans laquelle s'inscrit une très grande partie des régions touchées par la dengue.

$$T - T_d = 0.0023h + 0,37T + 0,53R + 0,35R_{\text{ann}} - 10,9 \quad (21)$$

$$E_0 = \frac{\frac{700 \cdot (T + 0,006h)}{100 - A} + 15 \cdot (T - T_d)}{80 - T} \quad (22)$$

où :

- T = température moyenne journalière (°C)
- T_d = température moyenne au point de rosée (°C)
- h = altitude (m)
- R = *diurnal temperature range* (DTR) (°C)
- R_{ann} = différence entre la température moyenne du mois le plus chaud de l'année et celle du mois le plus froid
- E₀ = évaporation (mm/jour⁻¹)
- A = latitude (degrés)

Pour déterminer l'évaporation journalière de MODE-macro, nous appliquerons la formule de Linacre (1977) lorsque la classe climatique de la ville étudiée sera de type Aw. Lorsque ce ne sera pas le cas, nous utiliserons une des simplifications de l'équation de Penman proposées par Valiantzas (2006). Si des données de vitesse du vent sont disponibles, nous utiliserons la formule 32 de Valiantzas (2006). Dans le cas contraire, c'est la formule 33 de la même publication qui est utilisée. Cette dernière formule nécessite le calcul préalable de l'intensité des radiations extra-terrestres et terrestres. Les premières sont déterminées selon la latitude de la ville étudiée par les formules 35a ou 35b de Valiantzas (2006). Les secondes sont données par la formule 49. Une partie des radiations terrestres proviennent du rayonnement renvoyé vers la Terre par la couverture nuageuse. L'estimation de ces radiations (cf. formule 49 de Valiantzas (2006)) doit tenir compte de la durée d'ensoleillement (indiquant la présence de nuages). Cette donnée étant parfois indisponible, elle peut être remplacée par des normales climatiques⁵. Il s'agit toutefois d'une approximation supplémentaire dont il faut tenir compte dans l'interprétation des résultats du modèle.

Finalement, le niveau d'eau d'un GLP au jour j est calculé à partir de son niveau au jour j - 1 auquel sont ajoutées les précipitations du jour j et soustrait l'évaporation du même jour.

$$Ne_j = Ne_{j-1} + P_j - Ev_j \quad (23)$$

5. <ftp://ftp.atdd.noaa.gov/pub/GCOS/WMO-Normals/RA-II>

où :

N_{e_j} = niveau d'eau dans un GLP au jour j

P = hauteur de précipitations

E_v = hauteur d'évaporation

Cette formule est valable tant que la hauteur d'eau contenue dans un gîte ne dépasse pas la hauteur maximale pouvant être contenue (la hauteur du gîte)⁶. Cette hauteur est un paramètre particulièrement important puisqu'elle détermine en partie la durée pour laquelle un gîte peut rester en eau. Cette hauteur fait partie des paramètres difficiles à définir au niveau d'une ville. Dans sa version actuelle, MODE-macro utilise la même hauteur pour tous les GLP de la zone d'étude.

3.1.5 Les espaces ombragés

Les espaces ombragés constituent des espaces de repos pour *Aedes aegypti*. Ils permettent aux moustiques de s'abriter des rayons du soleil et de trouver de la fraîcheur lorsque les températures sont trop élevées. En milieu urbain, l'ombre est principalement produite par le bâti. Celui-ci produit non seulement de l'ombre portée qui se déplace en fonction de la position du soleil, mais également des espaces ombragés pérennes : l'intérieur des bâtiments. De façon plus secondaire, la végétation participe aussi à la formation de zones de repos. En plus d'offrir des espaces adaptés au repos, l'ombre permet également d'éviter que l'eau contenue dans les GLP ne soit trop chaude pour les larves.

Une grande partie de l'énergie utilisée par la végétation provient du rayonnement visible qu'elle absorbe par le biais des feuilles. Le rayonnement infrarouge ne pouvant pas être exploité par les plantes pour la photo-synthèse, celui-ci est réfléchi provoquant un pic de réflectance dans ces longueurs d'onde. Ainsi, plus la surface foliaire est importante dans un pixel, plus les valeurs spectrales de ce pixel dans le proche infrarouge sont importantes. Nous posons ici une hypothèse selon laquelle plus la surface foliaire est importante dans un pixel, plus l'ombre portée au sol par la végétation dans ce pixel est importante. Le *normalized differenced vegetation index* (NDVI) permettant de mesurer l'importance de l'activité de photo-synthèse (cf. section 3.1.2.1, p. 130), nous l'utiliserons pour estimer l'ombre produite par la végétation. Le NDVI est en théorie compris entre -1 et 1 (en pratique, les valeurs dépassent rarement 0,8 et sont rarement inférieures à -0,3). Nous considérerons qu'un pixel présentant une valeur de 1 est totalement couvert par une canopée dense ne laissant passer que très peu de lumière. À l'inverse, un pixel non bâti dont la valeur de NDVI serait égale ou inférieure à 0, présenterait un taux très élevé de rayonnement incident au sol. Les valeurs négatives sont donc réhaussées à 0.

En milieu urbain, les bâtiments peuvent être considérés comme les sources d'ombre principales pour *Aedes aegypti*. De façon générale, plus le bâti est

6. À noter que la hauteur d'eau calculée pour une journée ne peut pas être égale à la hauteur maximale du gîte si l'évaporation est supérieure à 0. Le débordement peut néanmoins être pris en compte si cela s'avère nécessaire (dans m^3 par exemple).

dense, plus le rayonnement solaire incident au sol est faible. La classification de l'occupation du sol est utilisée pour différencier les types de bâti (cf. annexe A.1, p. 331). Chacun d'entre eux est associé à un niveau d'ombre défini par l'utilisateur en fonction de ses connaissances du terrain d'étude (acquises directement sur le terrain ou acquises par l'étude d'images de très haute résolution librement consultables). Ce niveau est défini entre 0 et 1 pour une cellule environnement (CE). Comme pour l'ombre générée par la végétation, une valeur de 1 correspond à un taux très faible de rayonnement au sol et inversement pour une valeur de 0.

$$\text{ombre}'_c = \text{NDVIreh}_c + \text{BATIombre}_c \quad (24)$$

$$\text{ombre}_c = \begin{cases} \text{ombre}'_c & x < 1 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (25)$$

où :

- ombre'_c = ombre non corrigée de la cellule c
- NDVIreh_c = NDVI de c réhaussé à 0 lorsqu'il est négatif
- BATIombre_c = ombre produite par le type de bâti associé à c
- ombre_c = ombre estimée de c

D'autres méthodes pourraient être utilisées pour estimer l'ombre produite par le bâti. Celle-ci pourrait par exemple être estimée par le biais d'indice de bâti (comme le NDBI ou le BAEM (Bhatti et Tripathi 2014)).

SYNTHÈSE N° 1

Les différentes méthodes présentées dans cette partie permettent d'estimer la distribution spatio-temporelle des ressources et des conditions identifiées comme essentielles par le biais des approches présentées dans le chapitre 2. Ces méthodes sont principalement basées sur des images satellite Landsat 8 et des images Aqua et Terra (MODIS). Les images produites par ces satellites étant disponibles pour l'ensemble de la zone inter-tropicale (et au-delà : Landsat 8 et MODIS couvrent l'ensemble des terres émergées, quasiment jusqu'au pôles), ces méthodes peuvent être appliquées dans la plupart des villes touchées ou menacées par la dengue ou son vecteur principal. Les applications présentées dans les parties suivantes (à Bangkok d'abord, puis à Delhi), permettent de les mettre à l'épreuve sur deux terrains d'étude présentant des spécificités. L'application de MODE-macro à ces deux agglomérations permettra donc de dégager les avantages et les limites du modèle.

3.2 APPLICATION DE MODE-MACRO À BANGKOK

CHOIX DE LA PÉRIODE D'ÉTUDE

La période d'étude choisie pour l'application de MODE-macro à Bangkok s'étale sur 3 ans entre 2009 et 2011. L'année 2010, sur laquelle est centrée cette période correspond à celle du recensement national Thaïlandais (cf. 3.2.3, p. 157). Ensuite, il s'agit d'années pour lesquelles nous avons pu acquérir des données météorologiques et épidémiologiques. La non disponibilité de données Landsat est une limite importante à prendre en compte concernant le choix de la période d'étude. Les images Landsat sont utilisées pour plusieurs aspects de MODE-macro et ont de fait un impact important sur les résultats. Le satellite Landsat 7 étant dysfonctionnel depuis 2003 et son successeur Landsat 8 ayant été lancé en 2013, la période d'étude n'est pas couverte par un satellite Landsat. Néanmoins, si la population de la ville de Bangkok a légèrement augmenté entre 2011 et 2013, la ville n'a pas connu de changements majeurs susceptibles de modifier les résultats de l'application du modèle.

DESCRIPTION DE LA ZONE D'ÉTUDE

La zone d'expérimentation choisie est la ville de Bangkok située dans la zone intertropicale ($13^{\circ} 45' 22''$ N, $100^{\circ} 30' 06''$ E). Son climat est tropical avec une saison sèche (5 à 44 mm de précipitations) de novembre à mars et une saison humide (160 à 342 mm de précipitations) d'avril à octobre. Les températures sont comprises entre 26 et 30 °C (moyenne de 28 °C). La ville de Bangkok compte 8,3 millions d'individus⁷ pour un territoire administratif de 1 568 km². *Aedes aegypti* est détecté tout au long de l'année avec un minimum durant la saison sèche et un maximum au cours de la mousson.

3.2.1 Estimation de la température de l'air par régression linéaire (nuit) et par la méthode TVX (jour)

LES DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES DISPONIBLES

Les températures journalières moyennes maximales et minimales ont été acquises par le biais du Thai Meteorological Department (TMD). Les enregistrements sont issus de six stations météorologiques standards réparties sur la zone d'étude (cf. figure 37, p. 146). Les stations sont situées en milieu urbain. Une analyse par *buffer* (3 km de rayon) a été réalisée dans le but d'extraire l'occupation du sol autour des stations. Les données d'occupation du sol utilisées dans le cadre de cette analyse sont produites par l'USGS à partir d'images MODIS Terra et Aqua (MCD12Q1 – 500 m – Type 3). Sur les six stations, trois présentent un environnement local composé à plus de 90 % de pixels classés comme urbains (cf. tableau 11, p. 147).

LES DONNÉES MODIS DISPONIBLES

Le satellite AQUA survole Bangkok aux alentours de 2h et 14h (heure locale). Le satellite TERRA passe aux alentours de 10h30 et 22h30 (heure locale). Il est

7. <http://popcensus.nso.go.th/file/popcensus-10-01-56-E.pdf>

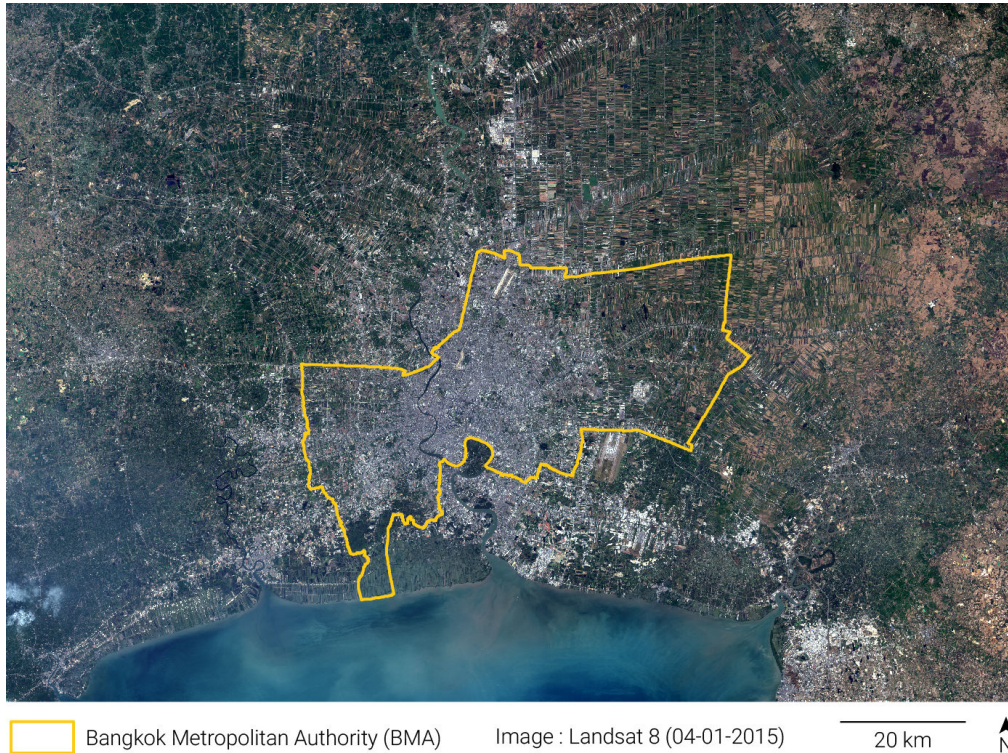


FIGURE 36 – La Bangkok Metropolitan Authority (BMA) et sa périphérie

donc plus pertinent d'utiliser les images provenant du premier satellite pour estimer les températures minimales et maximales journalières à Bangkok.

Après découpage selon les limites de la zone d'étude, 19,8 % des images MYD_{11A1} nocturnes et 17,6 % des images MYDD_{11A1} diurnes contiennent au moins la moitié de pixels valides (comportant des données non nulles, les données nulles correspondant à des nuages). Ces images sont converties en température de surface. Au total, 217 images thermiques nocturnes et 193 images thermiques diurnes sont prises en compte dans les analyses. Ces images ne couvrent pas toujours la totalité de la zone d'étude. Le nombre de mesures valides de T_s varie en fonction des stations. Ce nombre est plus élevé pour les données T_s nocturnes (186 à 190) que pour les données T_s diurnes (95 à 162). Une fois collectées, les données de température de surface sont appariées avec les mesures de température de l'air de chaque station. Certaines stations présentent des jeux de données incomplets : le nombre d'observations de températures maximales et de températures minimales diffère en fonction des stations (entre 1032 et 1095 relevés sur l'ensemble de la période d'étude (1095 jours)). Le nombre de paires T_s / T_a possibles varie donc en fonction des stations et de la période de la journée (jour / nuit) : entre 95 et 162 paires pour le jour et entre 186 et 199 paires pour la nuit (cf. tableau 12, p. 147).

3.2.1.1 Comparaison température de surface (T_s) et Température de l'air (T_a)

Conformément aux relations T_s / T_a identifiées dans de nombreuses études, la comparaison effectuée dans le cadre de cette étude montre des relations différentes selon la période de la journée (cf. tableau 13, p. 148). La relation entre T_s et T_a est plus forte durant la nuit ($r = [0,77; 0,81]$) que durant la journée



FIGURE 37 – Stations météorologiques à Bangkok

($r = [0,69; 0,79]$). Les indices d'erreur résiduelle sont donc plus élevés le jour que la nuit. Malgré des coefficients de corrélation inférieurs à ceux rapportés par certaines études ($r = [0,91; 0,94]$ pour les données nocturnes dans Zhu *et al.* (2013)), les données de T_s nocturnes sont de manière générale assez proches des données de T_a (RMSE = 2,97 °C et MAE = 2,37 °C dans Zhu *et al.* (2013)). La majorité des différences $T_s - T_a$ sont supérieures à -1 °C et inférieures à 1 °C (cf. figure 38, p. 148). Les données de T_s diurnes ont une tendance très marquée à surestimer les T_a . Cette tendance à la surestimation varie selon les stations : la MAE entre T_s et T_a se situe entre 7,04 °C pour la station de Don Muang, à 2,85 °C pour celle de Pathumthani Agromet. Cette observation est également faite dans d'autres études (Zhu *et al.* 2013). La distribution des différences entre T_s diurne et T_a maximale est nettement plus étalée que la distribution des différences calculées entre T_s nocturne et T_a minimale (cf. figure 38, p. 148).

3.2.1.2 Estimation de la température de l'air

ESTIMATION DE LA TEMPÉRATURE MINIMALE (NOCTURNE)

La température de l'air minimum est estimée par un modèle de régression linéaire calculé sur un total de 1440 paires T_s / T_a disponibles pour les diffé-

Nom de la station	Occ. du sol 3 km autour de la station (%)				
	Eau	Végét. basse	Forêt	Non végét.	Urbain
Pathumthani Agromet	0	41,7	0	0	58,3
Don Muang	0	2,6	0	0	97,4
Bangkok Metropolis	0,9	3,6	0,9	0,9	93,7
Klong Toei	0,9	17,8	12,5	0,9	67,9
Bang Na	0,9	0	0	0	99,1
Suvarnabhumi Airport	2,7	70,6	5,4	0	21,4

Tableau 11 – Occupation du sol dans un rayon de 3 km autour des stations météorologiques de la BMA (issue de données extraites du produit MODIS MCD12Q1)

Station météorologique	Nb d'img Ts valides (jour)	Nb d'img Ts valides (nuit)	Nb de mesures Ta valides (jour et nuit)	Nb de paires Ts et Ta (jour)	Nb de paires Ts et Ta (nuit)	
	Calib.	Bangkok Metro.	121	189	1094	121
Bang Na		102	190	1095	102	190
Suvarnabhumi		162	186	1095	162	186
Pathumthani		124	186	1054	110	155
Valid.	Klong Toei	95	191	1095	95	191
	Don Muang	134	199	1032	105	184

Tableau 12 – Disponibilité des données de Ts et de Ta

rentes stations. Le modèle issu de la régression est significatif à $p < 0.001$ (r^2 ajusté = 0,61 (cf. tableau 14, p. 149)).

ESTIMATION DE LA TEMPÉRATURE MAXIMALE (DIURNE)

La méthode TVX est appliquée sur les données de température de surface diurne. Le nombre de paires Ts / Ta disponibles pour les stations utilisées pour la calibration varie entre 102 et 162 selon la station (cf. tableau 12, p. 147). Ces observations sont utilisées dans le but de calibrer le $NDVI_{max}$ de chaque station. Selon Vancutsem *et al.* (2010), la valeur du $NDVI_{max}$ est généralement supérieure à 0,65. Dans notre étude, le $NDVI_{max}$ varie entre les 4 stations (cf. tableau 16, p. 150). Les valeurs ont tendance à être plus faibles que celles calculées dans d'autres études appliquant la méthode TVX à des images MODIS (Zhu *et al.* 2013). Cela peut être expliqué par la forte présence de bâti autour de la majorité des stations. La station de Bang Na, quasiment totalement entourée de bâti dans un rayon de 3 km (cf. tableau 11, p. 147) présente une valeur de $NDVI_{max}$ très faible (0,46) et un r^2 de 0,49. Cette situation met en exergue le fait que la méthode TVX est peu efficace dans les milieux totalement ou quasiment totalement artificialisés. Néanmoins, mise à part la valeur de $NDVI_{max}$ calculée pour la station Bang Na, les valeurs $NDVI_{max}$ sont proches ou supérieures à cette valeur. La variation de cette valeur entre les différentes stations n'est pas surprenante dans la mesure où l'occupation du sol autour de ces stations est différente. Nieto *et al.* (2011) rapportent des valeurs de $NDVI_{max}$ allant de 0,777

Station météorologique		r nuit (Pear- son)	r jour (Pear- son)	RMSE nuit (°C)	RMSE jour (°C)	MAE nuit (°C)	MAE jour (°C)
Calib.	Bangkok Metro.	0,77	0,69	1,75	4,41	1,36	3,97
	Bang Na	0,76	0,77	2,12	6,22	1,58	5,84
	Suvarnabhumi	0,77	0,62	2,11	4,14	1,61	3,56
	Pathumthani	0,81	0,78	1,87	3,35	1,32	2,85
Valid.	Klong Toei	0,70	0,61	2,00	7,19	1,53	6,72
	Don Muang	0,80	0,62	1,83	7,60	1,39	7,04

Tableau 13 – Comparaisons statistiques entre Ts et Ta

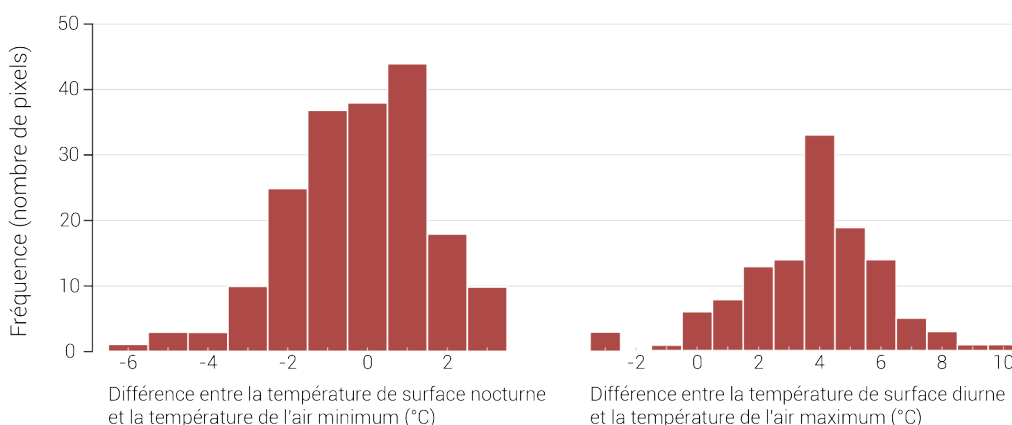


FIGURE 38 – Distribution des différences entre Ts et Ta la nuit et la journée pour la station de Bangkok Metropolis

à 1,162 pour différentes classes d'occupation du sol (ces valeurs sont calculées à partir d'images SEVIRI).

Le nombre de stations n'étant pas suffisant pour calibrer le $NDVI_{max}$ selon l'occupation du sol, la méthode décrite dans la partie 3.1.1.4 (p. 129) est appliquée. L'objectif de cette méthode est de déterminer quelle valeur de $NDVI_{max}$ calculée pour une station (cf. tableau 16, p. 150) aboutit aux meilleures estimations pour l'ensemble des autres stations. Cette méthode permet de déterminer la valeur de $NDVI_{max}$ la plus générique parmi les différentes valeurs calculées.

La méthode TVX permet d'obtenir des résultats très différents selon les stations (cf. tableau 17, p. 150). En croisant les valeurs de $NDVI_{max}$, les MAE calculées par station sont comprises entre 1,09 °C et 5,42 °C. En moyenne, la MAE sur les 4 stations de calibration est comprise entre 2,80 °C et 3,48 °C en fonction de la valeur de $NDVI_{max}$. La valeur de $NDVI_{max}$ calculée pour une station ne produit pas systématiquement les meilleures estimations pour la station en question. Pour la station de Bang Na par exemple, la Ta journalière maximale est mieux estimée à partir du $NDVI_{max}$ calculé pour Pathumthani Agromet (0,74). Ces observations nous ont poussés à appliquer une méthode différente de paramétrage de l'indice $NDVI_{max}$.

Ordonnée à l'origine (b)	4,83919
Pente (a)	0,82502
Erreur résiduelle (°C)	[4,89, 7,48] (médiane= 0,03 et $\sigma = 1,79$)
p-value	<0,001, F-test = 2245 sur 1 et 1438 ddl
r^2	0,6096
r^2 ajusté	0,6093

Tableau 14 – Résultats du modèle de régression linéaire estimant T_a grâce à T_s

Station météorologique	Comparaison T_a' / T_a (°C)		
	r	RMSE	MAE
Bangkok Metro.	0,7	1,73	1,34
Bang Na	0,76	1,83	1,37
Suvarnabhumi	0,77	1,64	1,31
Pathumthani	0,81	1,61	1,23

Tableau 15 – Comparaison statistiques entre T_a et T_a' (températures minimales nocturnes)

3.2.1.3 Validation (comparaison entre T_a et T_a')

L'étape de validation consiste à utiliser la valeur de $NDVI_{max}$ calibrée sur les 4 premières stations pour estimer la T_a pour les 2 dernières stations, sur l'ensemble de la période d'étude (2009-2011). Les résultats de la validation diffèrent selon les stations et selon la période de la journée (diurne ou nocturne). Cependant, les modèles permettent d'améliorer les estimations de la température de l'air dans chacun des cas.

À Klong Toei et à Don Muang, les modèles d'estimations de la température minimale de l'air permettent d'améliorer la MAE de respectivement 0,15 °C et 0,05 °C (cf. tableau 18, p. 151). La méthode TVX appliquée aux données issues des mêmes stations est nettement plus efficace. Elle permet une amélioration de T_a' pour les deux stations de validation. Elle permet par exemple de diminuer la MAE de 4,13 °C à Klong Toei et de 1,81 °C à Don Muang (cf. tableau 18, p. 151). Elle permet également d'augmenter les coefficients de corrélations entre T_a' et T_a . Ces bonnes relations statistiques et l'amélioration de la qualité des T_a' minimales et maximales permettent de valider les modèles de régression et la valeur de $NDVI_{max}$ utilisée pour l'ensemble de la zone.

3.2.1.4 La méthode tvx : efficace à Bangkok ?

TEMPÉRATURE MINIMALE (NOCTURNE)

La température minimale journalière est relativement bien estimée par les températures de surface (MAE = [1,32; 1,61] °C et RMSE = [1,75; 2,12] °C pour l'ensemble des stations (cf. tableau 13, p. 148)). La méthode de régression simple permet d'améliorer légèrement ces estimations (MAE = [1,23; 1,37] °C et RMSE = [1,61; 1,83] °C pour les stations de calibration (cf. tableau 14, p. 149) et MAE = [1,34; 1,38] °C et RMSE = [1,68; 1,76] °C pour les stations de validation (cf. tableau 18, p. 151)). Finalement, bien que statistiquement performante ($r = [0,76; 0,81]$) et significative à $p < 0,001$, la méthode de régression simple ne permet pas d'améliorer les erreurs d'estimations de la température minimale nocturne

Station météorologique	NDVI _{max}	r ² ajusté
Bangkok Metro.	0,63	0,65
Bang Na	0,46	0,49
Suvarnabhumi	0,61	0,92
Pathumthani	0,74	0,75

Tableau 16 – NDVI_{max} calculé pour les stations de calibration

NDVI _{max}	MAE pour les températures estimées par station				
	Bkk Metro	Bang Na	Suvar.	Pathum.	MAE moy.
0,63 (Bkk Metro)	3,57	5,08	1,09	1,7	2,86
0,46 (Bang Na)	3,99	5,42	2,10	2,42	3,48
0,61 (Suvar.)	3,61	5,12	1,10	1,78	2,90
0,74 (Pathum.)	3,32	4,91	1,54	1,44	2,80

NDVI _{max}	RMSE pour les températures estimées par station				
	Bkk Metro	Bang Na	Suvar.	Pathum.	RMSE moy.
0,63 (Bkk Metro)	3,94	5,49	1,37	2,05	2,86
0,46 (Bang Na)	4,37	5,79	2,41	2,85	3,48
0,61 (Suvar.)	3,97	5,52	1,37	2,11	2,90
0,74 (Pathum.)	3,74	5,38	1,91	1,77	2,80

Tableau 17 – Calcul de la MAE et de la RMSE moyenne pour les valeurs de NDVI_{max} calculées pour chaque station

de façon marquée (la diminution maximum de MAE est de 0,64°C (station de Pathumthani)). Ce résultat n'est pas étonnant dans la mesure où durant la nuit, les phénomènes d'advection étant réduits, les températures de surface sont généralement proches de la température de l'air (Dousset 1989).

Bien que la régression linéaire n'améliore pas les estimations de manière importante, ces estimations peuvent tout de même être utilisées en milieu urbain pour prendre en compte la spatialité des températures minimales. Ces températures minimales sont un élément essentiel dans la modélisation des critères environnementaux participant à la distribution spatio-temporelle d'*Aedes aegypti*. Étant donnée la qualité des estimations de T_a (que ce soit des estimations uniquement basées sur la T_s ou des estimations calculées par régression linéaire simple), celles-ci peuvent notamment être utilisées en hiver pour identifier de potentielles poches de chaleur urbaine au sein desquelles le vecteur de la dengue et du Zika pourrait entretenir des populations importantes.

TEMPÉRATURE MAXIMALE (DIURNE)

Par rapport à la température minimale journalière, la température maximale journalière est nettement moins bien estimée par la T_s (MAE = [2,85; 7,04] °C et RMSE = [3,35; 7,60] °C pour l'ensemble des stations (cf. tableau 13, p. 148)). La méthode TVX permet d'améliorer la qualité des estimations de façon plus ou moins importante selon les stations (MAE = [1,09; 5,42] °C et RMSE = [1,37; 5,79] °C pour les stations de calibration (cf. tableau 16, p. 150) et MAE = [2,59; 5,23] °C et RMSE = [3,03; 5,60] °C pour les stations de validation (cf. tableau 18, p. 151)). Ces résultats sont similaires à d'autres études ayant appliqué avec

Températures minimales (nocturnes)						
Station météorologique	Comparaison T_s / T_a			Comparaison T_a / T_a'		
	r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE
Klong Toei	0,70	2,00	1,53	0,70	1,76	1,38
Don Muang	0,80	1,87	1,39	0,80	1,68	1,34

Températures maximales (diurnes)						
Station météorologique	Comparaison T_s / T_a			Comparaison T_a / T_a'		
	r	RMSE	MAE	r	RMSE	MAE
Klong Toei	0,61	7,19	6,72	0,76	3,03	2,59
Don Muang	0,62	7,60	7,04	0,76	5,60	5,23

Tableau 18 – Évaluation de la capacité des T_s et des T_a' à estimer la T_a pour les stations de validation

succès la méthode TVX à des images MODIS (MAE = 3,30 °C et RMSE = 3,79 °C dans Zhu *et al.* (2013) et MAE = 1,47°C et RMSE = 2,46°C dans Shah *et al.* (2012)) ou ayant appliqué cette méthode à d'autres capteurs (MAE = 3,9 et RMSE = 5,0 dans Nieto *et al.* (2011) et RMSE = 2,99 dans Stisen *et al.* (2007)).

Si la valeur de $NDVI_{max}$ permet d'obtenir des résultats de relativement bonne qualité, cette valeur n'est pas forcément optimale pour chaque station. La qualité globale des estimations de la méthode TVX peut être améliorée par le biais d'un processus de calibration du $NDVI_{max}$ tel que celui proposé par Shah *et al.* (2012). Cette méthode vise à calculer le $NDVI_{max}$ *a posteriori* en choisissant la valeur de l'indice permettant les meilleures estimations de température de l'air. Dans le cadre de leur étude, Shah *et al.* proposent de comparer les résultats produits par différentes valeurs de $NDVI_{max}$. La capacité explicative de chaque valeur de $NDVI_{max}$ est ensuite évaluée par le biais de la MAE associée à chaque modèle. Dans notre étude, cette méthode a été appliquée sur l'ensemble des jeux de données de calibration afin d'estimer la valeur de $NDVI_{max}$ la plus représentative de la zone d'étude et de la comparer à la valeur utilisée lors de la calibration (0,74). Les valeurs moyennes (sur les 4 stations de calibration) de MAE et de RMSE sont calculées pour des valeurs de $NDVI_{max}$ situées entre 0,5 et 1 et incrémentées de 0,01 à chaque itération (cf. figure 39, p. 152). Cette méthode permet d'identifier les valeurs de $NDVI_{max}$ (0,701 et 0,688) produisant respectivement la MAE la plus faible (2,8 °C) et la RMSE la plus faible (3,17 °C). Ces valeurs de $NDVI_{max}$ sont très proches l'une de l'autre et permettent d'obtenir des modèles plus performants pour les données de calibration. Cependant, l'application de ces valeurs aux données de calibration n'améliore pas la qualité des estimations pour les stations de validation. Au contraire, la qualité des estimations à Klong Toei et Don Muang (stations de validation) est légèrement plus faible. Par exemple, la MAE de Klong Toei qui était de 2,59 °C avec $NDVI_{max} = 0,74$ passe à 2,81 °C avec $NDVI_{max} = 0,701$.

Cette étude permet de confirmer certaines limites connues de la méthode TVX. D'abord, le résultat de l'étape de paramétrage de la valeur de $NDVI_{max}$ est fonction de nombreux paramètres (occupation du sol autour des stations, qualité des données satellitaires, force des relations T_a / $NDVI$ autour de la station de relevés, capteur, saison). Dans notre étude, une des stations présente

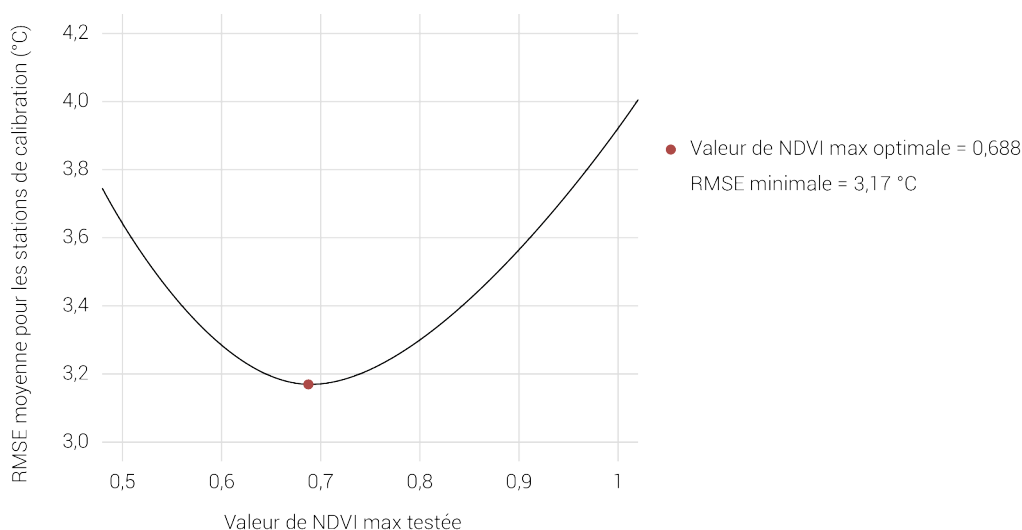
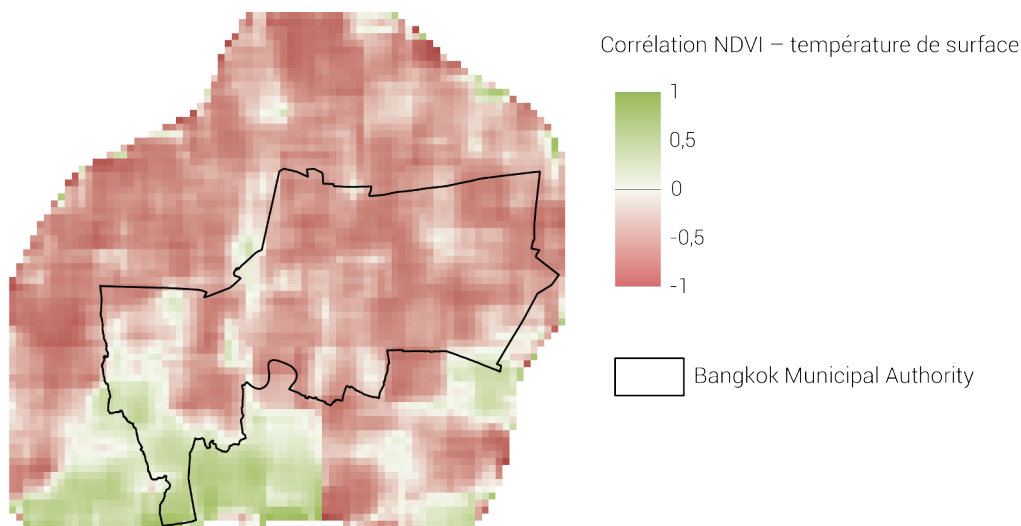


FIGURE 39 – RMSE moyenne selon les différentes valeurs de $NDVI_{max}$ pour les stations de calibration

un $NDVI_{max}$ particulièrement bas (Bang Na, $NDVI_{max} = 0,46$). Les estimations réalisées pour cette station grâce à la méthode TVX sont faiblement supérieures à la simple prise en compte de la T_s pour estimer la T_a (pour la méthode TVX, la MAE est comprise entre 4,91 °C et 5,42 °C alors qu'elle est de 5,84 °C pour l'estimation basée uniquement sur la T_s). C'est également la station pour laquelle les valeurs de MAE sont les plus élevées quelle que soit la valeur de $NDVI_{max}$ utilisée. Dans un *buffer* de 3 km autour de cette station, l'occupation du sol est composée en quasi-totalité de bâti (cf. tableau 11, p. 147). Il est possible que cette prégnance du bâti sur les autres classes d'occupation du sol rende la méthode TVX inadaptée pour cette station. Cependant, les données d'autres stations, pourtant également situées dans des zones où l'occupation du sol est dominée par le bâti (cf. tableau 11, p. 147), donnent de meilleurs résultats (comme à Klong Toei (cf. tableau 18, p. 151) ou à Bkk Metro (cf. tableau 17, p. 150)).

La méthode TVX part de l'hypothèse selon laquelle le NDVI et la température de surface sont corrélées de manière négative. Cette hypothèse de départ n'étant pas confirmée dans la totalité des cas, la méthode TVX peut parfois s'avérer inadaptée pour estimer la température de l'air. Si cette corrélation négative n'a pas besoin d'être forte (elle peut être inférieure à 0,1 sans que les résultats en soient affectés (Stisen *et al.* 2007)), elle doit tout de même exister. Or, les espaces urbains ne présentent pas toujours une couverture végétale suffisamment dense pour permettre l'identification d'une corrélation $T_s / NDVI$. Même si une faible corrélation peut parfois être identifiée, il est possible que celle-ci soit en partie imputable au bruit (Stisen *et al.* 2007). Cette situation est une limite majeure à l'application de la méthode TVX en milieu urbain. C'est précisément pour cette raison que certains auteurs évacuent les possibilités d'application de cette méthode au milieu urbain (Ho *et al.* 2014). Cependant, un nombre important de grandes agglomérations présentent une importante couverture végétale (Fuller et Gaston 2009), et ce phénomène devrait s'accroître avec les moyens mis en œuvre pour lutter contre le changement climatique (Gill *et al.* 2007). La figure 40 (p. 153) présente un exemple de corrélations majo-

ritairement négatives entre le NDVI et la température de surface (T_s) dans l'agglomération de Bangkok (15-01-2009). Cette caractéristique de ville végétalisée est d'autant plus marquée lorsque les conditions climatiques sont favorables, notamment dans les villes tropicales. La ville de Bangkok comporte ainsi de nombreux espaces publics et privés présentant une activité végétale forte (cf. figure 41, p. 154). Par temps clair, une grande partie de l'espace urbain présente généralement des corrélations T_s / NDVI négatives. Cependant, certains espaces tels que les zones d'aquaculture au sud de la ville, les rizières à l'est et à l'ouest et quelques zones plus urbanisées au centre, présentent des corrélations T_s / NDVI positives. Il est probable qu'à ces endroits, mêmes lorsque les conditions atmosphériques sont idéales, la méthode TVX ne soit pas performante. Lorsque les conditions atmosphériques sont moins stables (quelques nuages sur la zone), la distribution spatiale des corrélations est nettement plus hétérogène et de nombreuses zones peuvent être amenées à présenter des corrélations positives du fait des ombres portées qui rafraichissent les surfaces non végétalisées. Les différences de température entre surfaces végétalisées et non végétalisées s'amenuisent et les corrélations deviennent par conséquent plus chaotiques. Aux variations de performance spatiale de la méthode TVX s'ajoutent donc des variations de performance temporelles (Shah *et al.* 2012).



Données : MODIS (Terra), MODD11A1 et MOD09GA (15-01-2009)

FIGURE 40 – Corrélations majoritairement négatives entre le NDVI et la température de surface à Bangkok (au 15-01-2009)

Ce constat ne nous conduit cependant pas à rejeter l'utilisation de la méthode TVX en milieu urbain. En effet, les résultats globaux de notre étude montrent que cette méthode permet d'améliorer les estimations de la température de l'air par rapport à une simple prise en compte de la température de surface. Nous avons également testé la capacité d'un modèle linéaire simple à estimer la T_a journalière maximale à partir de sa relation avec la T_s diurne. Pour les quatre stations de calibration, cette méthode ne permet pas d'obtenir des estimations aussi précises que celles réalisées grâce à la méthode TVX (cf. tableau 19, p. 154).

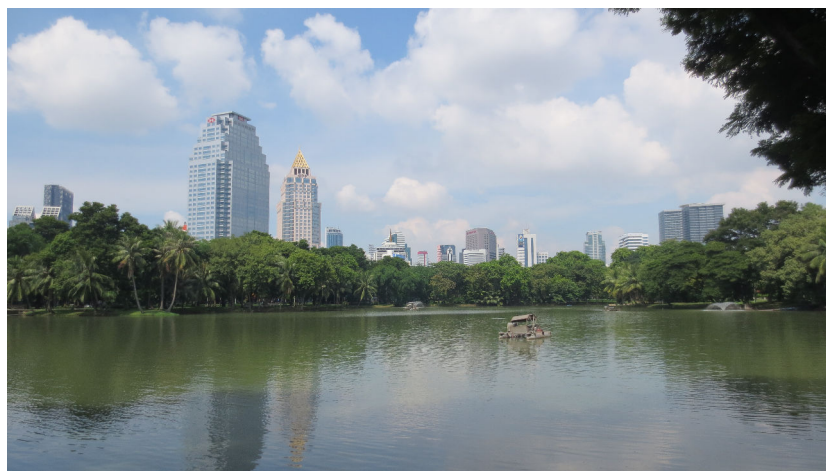


FIGURE 41 – Bangkok, ville verte (Lumphini park)? (photo : Marine Belorgey, 2014).

Station météorologique	Comparaison T_a / T_a'		
	r	RMSE	MAE
Bangkok Metro	0,69	4,42	3,97
Bang Na	0,77	6,23	5,84
Suvarnabhumi	0,62	4,15	3,56
Pathumthani	0,79	3,34	2,84

Tableau 19 – Estimation de la température journalière maximale par régression linéaire simple

Malgré les résultats probants de l'application de la méthode TVX à l'agglomération de Bangkok pour la période 2009 – 2011, et outre ses limites générales, l'utilisation de cette méthode pour estimer la T_a en milieu urbain présente des limites. Une des caractéristiques du climat urbain est l'existence de plusieurs couches atmosphériques (Voogt et Oke 2003). La ville présente des surfaces horizontales et verticales qui modifient les caractéristiques physiques des basses couches de l'atmosphère. En milieu urbain, les stations météorologiques sont généralement installées dans des endroits dégagés pour respecter les normes données par la Meteorological World Association (MWA). Ces stations ne sont pas représentatives de l'espace urbain. La relation température de surface / NDVI y étant observée est potentiellement différente ailleurs dans la ville. De plus, Stisen *et al.* (2007) soulignent le fait que l'ombre portée par les objets est susceptible d'affecter la température. Cette modification locale des conditions thermiques n'est pas prise en compte par la méthode TVX. En perspective, il serait intéressant d'évaluer précisément l'efficacité de la méthode TVX pour estimer les températures micro-locales en milieu urbain.

L'estimation de la température de l'air à partir des températures de surface à Bangkok entre 2009 et 2011 (par le biais de la méthode TVX pour la température diurne ou par l'intermédiaire d'une régression simple pour la température nocturne) permet d'obtenir des résultats globalement satisfaisants. La qualité des estimations varie cependant selon les stations : $MAE = [1,09; 5,42]$ °C pour l'estimation des températures de l'air maximales diurnes et $MAE = [1,32; 1,61]$ °C pour l'estimation des températures minimales nocturnes. Par rapport à une simple utilisation des températures de surface, la méthode d'estimation de la

température de l'air présentée ici permet de se rapprocher des données observées, notamment pour les températures diurnes. Ho *et al.* (2014) affirment que la méthode TVX n'est pas adaptée au milieu urbain. Dans le cadre de ce travail, nous avons démontré qu'elle permet d'obtenir des résultats satisfaisants dans la zone urbaine de Bangkok sur la période 2009-2011 (ces résultats sont similaires, voire meilleurs que les résultats des études menées sur des terrains d'étude ruraux). Ces résultats satisfont aux mêmes critères de qualité obtenus dans d'autres études menées sur des zones moins urbanisées et plus vastes. Ceci confirme que la méthode d'estimation de la température de l'air par la méthode TVX est adaptée aux zones urbanisées comprenant un taux important de surfaces végétalisées. Cette méthode pourrait être appliquée dans des espaces où peu de données météorologiques sont disponibles (comme à Bangkok).

Une autre limite des méthodes d'estimation de la température de l'air présentées ici réside dans le fait que ces méthodes ne puissent être déployées que lorsque les conditions atmosphériques optiques sont optimales, notamment lorsque la couverture nuageuse est très faible. Or le moustique *Aedes aegypti* est présent principalement dans des régions du globe dont le climat présente une ou plusieurs périodes durant laquelle/lesquelles les précipitations et la couverture nuageuse sont fortes. À Bangkok, cette situation rend les méthodes d'estimation de la température de l'air inapplicables durant une grande partie de l'année. Cependant, c'est probablement durant l'hiver que les écarts de température entre la ville et sa périphérie ont l'impact le plus important sur les dynamiques vectorielles (cf. section 6.2, p. 311). Ces méthodes d'estimation de la température de l'air apparaissent donc comme profitables dans un contexte de lutte anti-vectorielle et de contrôle sanitaire dans les pays de la zone inter-tropicale. Elles sont susceptibles de permettre l'identification d'espaces favorables au maintien des populations d'*Aedes aegypti*, ainsi qu'aux virus qu'ils transmettent (dengue et Zika), durant les périodes les plus froides.

3.2.2 Estimation de la végétation à Bangkok

LES IMAGES LANDSAT 8 À BANGKOK

La première image de l'agglomération de Bangkok prise par le satellite Landsat 8 date du 20 avril 2013. Malgré la vingtaine d'images produites annuellement, la majorité des images de cette zone est inexploitable dans le cadre de MODE-macro : la plupart des images sont voilées par des nuages. Entre le 20 avril 2013 et le 8 novembre 2016, 6 clichés sont exploitables : 2 en 2014, 3 en 2015 et 1 en 2016. Mis à part le dernier datant du 12 avril 2016, les images exploitables sont toutes prises dans une période allant de début janvier à début février. C'est la période durant laquelle le voile nuageux est le moins important à Bangkok.

LE NDVI BANGKOK

Le NDVI est calculé à partir des bandes correspondant aux spectres rouge et infrarouge de l'image Landsat 8 datant du 4 janvier 2015. Les valeurs du NDVI

de cette image (cf. figure 43, p. 156)⁸ varie de -0,22 à 0,57 sur le territoire de la BMA. Bangkok apparaît comme un territoire présentant une couverture végétale importante, notamment dans la périphérie rurale (champs végétalisés). Dans le centre de Bangkok, les espaces végétalisés sont fragmentés. Ils correspondent essentiellement à des parcs et des jardins. Les parcs, comme celui de Lumpini situé en plein centre de la ville (cf. 41, p. 154) ou celui de Chatuchak, situé plus au nord (cf. 42, p. 156), sont souvent très végétalisés. Les axes de transport apparaissent distinctement du fait des zones de bâti dense qui les bordent. Le Chao Phraya, qui scinde le territoire de la BMA en deux parties, apparaît également très nettement.



FIGURE 42 – Chatuchak park à Bangkok (photo : Renaud Misslin, 2014)

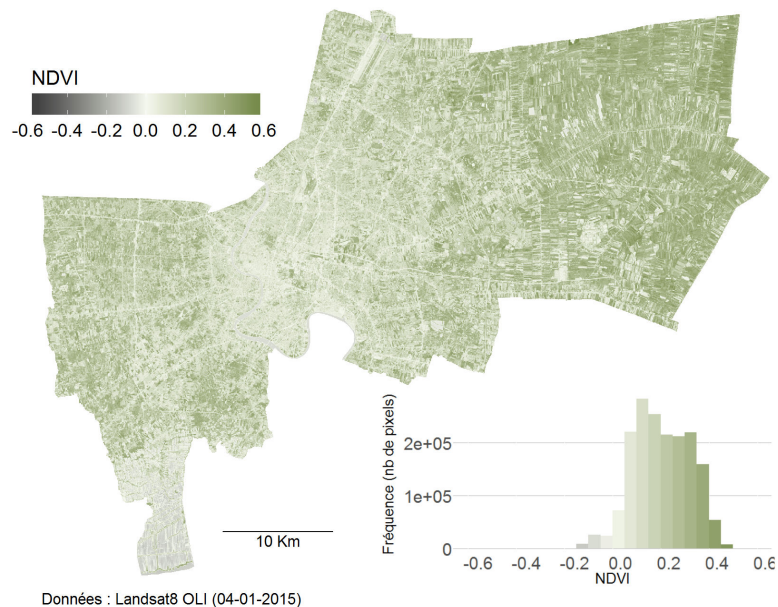


FIGURE 43 – NDVI à Bangkok (04-01-2015)

8. Les cartes présentant les résultats de l'application de MODE-macro à Bangkok et à Delhi sont données en grand format en annexes (à partir de la page 338).

3.2.3 Densité de population et des ménages : la cartographie dasymétrique

Les données démographiques utilisées pour estimer la répartition de la population à Bangkok sont produites par le National Statistical Office of Thailand (NSO). Cet organisme public réalise un recensement national tous les 10 ans⁹. Les données dont nous disposons sont issues du recensement de 2010. Celles-ci nous ont été fournies par la BMA au niveau du kwaeng (≈ sous-district). Les données démographiques utilisées sont le nombre d'habitants (cf. figure 44, p. 157) et le nombre de ménages par kwaeng. De manière générale, les kwaeng centraux et les kwaeng les plus périphériques (notamment ceux de l'est rural) sont moins densément peuplés.

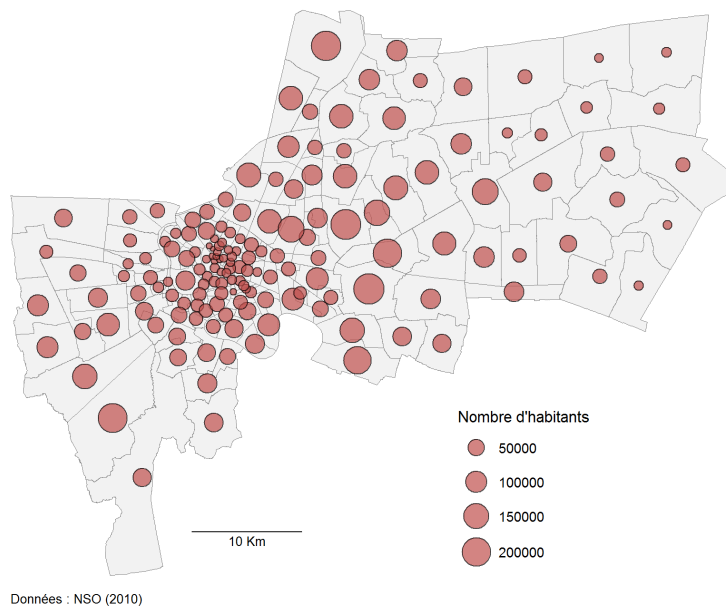


FIGURE 44 – Nombre d'habitants par kwaeng à Bangkok (NSO, 2010)

3.2.3.1 Préparation des données : cartographie de l'occupation du sol et estimation des températures de surface à partir d'images Landsat 8 OLI et TIRS

L'OCCUPATION DU SOL : UNE VILLE DENSÉMENT BÂTIE ET UNE PÉRIPHÉRIE RURALE

La méthode de classification isodata est appliquée sur une image datant du 04-01-2015. La méthode de classification par isodata nous a permis d'identifier 8 classes d'occupation du sol différentes (cf. figure 45, p. 158). Une matrice de confusion (cf. A.1, p. 331) est calculée en comparant les données issues de la classification à des données de « vérité terrain ». Ces dernières sont issues d'une analyse de l'occupation du sol autour de points générés aléatoirement dans chaque classe (cf. tableau 20, p. 158). Pour chaque classe, 40 points sont générés. Le nombre total de point obtenus pour la classification de Bangkok est

9. <http://popcensus.nso.go.th/en/index.php>

donc de 320. L'image étant composée de 1 758 434 pixels, les pixels inspectés manuellement représentent approximativement 0,018 % du total.

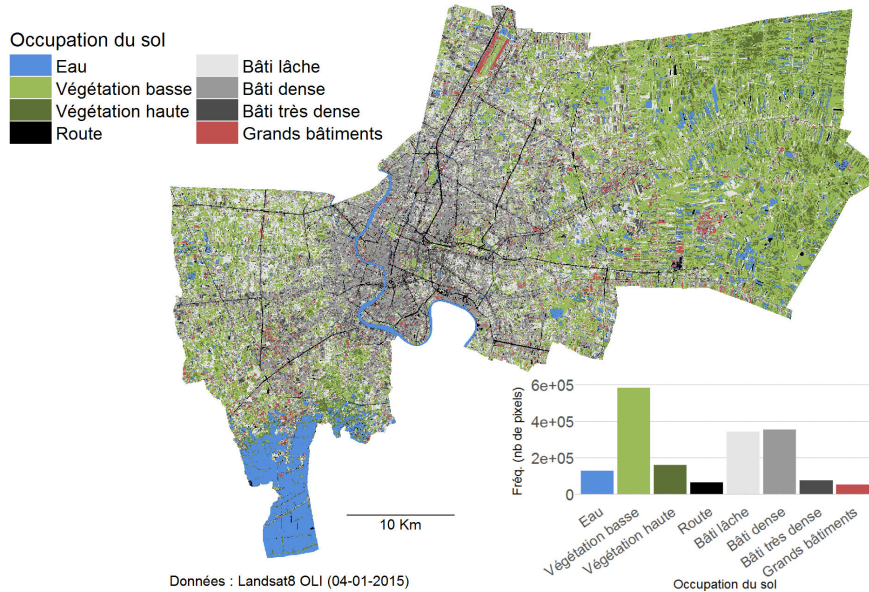


FIGURE 45 – Occupation du sol à Bangkok (04-01-2015)

		Données de référence								Omis.
		Bâti dense	Bâti lâche	Bâti très dense	Eau	Grand bâtiment	Route	Végé. basse	Végé. haute	
Données classifiées	Bâti dense	32	0	0	1	0	4	3	0	20%
	Bâti lâche	2	30	0	0	0	1	6	1	25%
	Bâti très dense	4	0	31	0	0	4	0	1	22,5%
	Eau	1	0	0	38	0	0	1	0	5%
	Grd bâtiment	4	0	2	0	24	0	8	2	40%
	Route	3	0	2	9	0	26	0	0	35%
	Végé. basse	0	3	0	0	0	0	32	5	20%
	Végé. haute	0	0	0	0	0	0	16	24	40%
Commission		30%	9%	14%	21%	0%	26%	51%	27%	

Tableau 20 – Matrice de confusion de la classification de l’occupation du sol à Bangkok

La concordance observée de la classification est de 0,74 (IC 95% [0,69 ; 0,79] et p-value < 2,2e-16) et la valeur de l’indice kappa est de 0,7. Comme cela a été décrit dans la première partie de ce chapitre, l’occupation du sol sera utilisée pour estimer les températures de surface et pour estimer la répartition de la population. Les résultats de la classification doivent donc être analysés au regard de ces deux objectifs.

- Pour l’estimation des températures de surface, l’enjeu principal de la classification est d’éviter les confusions entre trois grandes classes de bâti : l’eau, les espaces « naturels » (végétation et sol nu) et le bâti. De ce point



FIGURE 46 – Bâti lâche et espaces végétalisés dans le khet de Sathon (Bangkok) (photo : Renaud Misslin, 2015)

de vue, les résultats que nous avons obtenus sont satisfaisants. L'eau présente une erreur de commission modérée avec les espaces bâtis (21 %). De la même façon, les classes de bâti présentent des taux de commission faibles avec la classe d'eau et les classes de végétation d'eau. Enfin, les classes de végétation présentent des taux de commission moyens (51 % et 27 %), mais les erreurs sont principalement liées à des échanges internes à la catégorie « espaces naturels » (dont les seuls représentants à Bangkok sont les classes de végétation) (cf. tableau 20, p. 158).

- Pour l'estimation des populations, l'enjeu principal de la classification est de réduire les erreurs d'omission au niveau des classes de bâti (qui seront considérées comme habitées) et d'éviter la présence de pixels appartenant à d'autres classes que le bâti dans les classes de bâti. Entre classes de bâti, l'enjeu est moindre, il vise principalement à éviter que deux classes aux caractéristiques trop éloignées échangent des pixels. La classe de bâti lâche est celle qui présente la plus grande part de commission avec des classes non habitées (17 %). Cette situation est due au fait que les pixels de bâti lâche sont par définition des mixels¹⁰ présentant les caractéristiques des pixels de classes non bâties (souvent des classes de végétation) (cf. figure 46, p. 159). Ce taux d'erreur demeure toutefois acceptable dans la mesure où le bâti lâche, de par ses caractéristiques, est compliqué à extraire à cette résolution. La réduction de la part d'erreurs d'omission dans les classes de bâti est un aspect important pour l'estimation de la répartition des habitants. Cette part d'erreurs d'omission est élevée (entre 30 et 25 %) mais demeure acceptable pour la ventilation des populations par cartographie dasymétrique.

La classe d'eau regroupe des pixels correspondant à des zones d'aquacultures (actives ou inactives) au sud-ouest, au Chao Phraya (le fleuve traversant le centre de la ville du nord vers le sud, cf. 47 (p. 160)) et à des rizières et cultures de plantes hydrophytes (lotus par exemple). Les pixels classés comme végétation basse occupent la majorité de l'espace administré par la BMA. Ces pixels

10. Un mixel est un pixel présentant une signature spectrale mixte.



FIGURE 47 – Chao Phraya à Bangkok (photo : Renaud Misslin, 2015)

correspondent dans leur grande majorité à des parcelles agricoles (cultures sèches ou riz mature, cf. 48 (p. 161)). Certains pixels compris dans cette classe correspondent à des étendues de graminées. C'est par exemple le cas des pixels de végétation basse situés au centre-ville. Les pixels classés comme « végétation haute » correspondent pour la plupart à des zones arborées (plantations de bananiers par exemple) ou à des rizières à l'activité végétale forte. Au centre de Bangkok, ces pixels correspondent à de grands parcs. La classe « route » rassemble des pixels correspondant à des routes dont la largeur dépasse la trentaine de mètres. Certains pixels, mal classés, correspondent à des zones ombragées au moment de la prise de vue. Ces pixels sont pour la plupart situés au centre-ville, où les bâtiments sont les plus hauts et les plus présents. Le bâti est principalement concentré au centre, de part et d'autre des grands axes routiers (notamment les classes de bâti dense et très dense). Le bâti lâche et le bâti dense couvrent des surfaces similaires alors que le bâti très dense occupe une place moindre. D'un point de vue spectral, les pixels appartenant à cette classe sont très similaires à ceux formant la classe de bâti dense. Les pixels de bâti lâche sont globalement plutôt situés en périphérie. Ils forment une classe distincte des deux autres classes de bâti dans la mesure où la végétation y est bien plus présente. Ces pixels de bâti lâche ont globalement une réponse spectrale assez marquée sur la bande infrarouge. La dernière classe correspond à de très grands bâtiments dont le toit renvoie une très grande partie du rayonnement visible et infrarouge. Il s'agit généralement de toits métalliques couvrant des entrepôts, des usines, des centres commerciaux ou des stades.

TEMPÉRATURES DE SURFACE : UN ÎLOT DE CHALEUR URBAIN MARQUÉ

La figure 49 (p. 161) présente les températures de surfaces estimées au 4 janvier 2015 (Landsat 8). Celles-ci seront intégrées au modèle de régression afin d'estimer la distribution de la population. La distribution des températures de surface à Bangkok laisse apparaître un îlot de chaleur urbain marqué. Les surfaces les plus chaudes ($> 30\text{ }^{\circ}\text{C}$) correspondent aux surfaces bâties, pour la plupart situées au centre de la zone administrée par la BMA. Les zones les plus froides ($< 21\text{ }^{\circ}\text{C}$) correspondent en majorité aux zones en eau. Entre ces deux extrêmes, les températures les plus courantes se situent aux alentours de $27\text{ }^{\circ}\text{C}$.



FIGURE 48 – Rizière à proximité d’un lotissement à Nong Chok (nord-est de Bangkok)
(photo : Renaud Misslin, 2014)

Cette température est proche de la température moyenne de l’air sur l’année (28 °C).

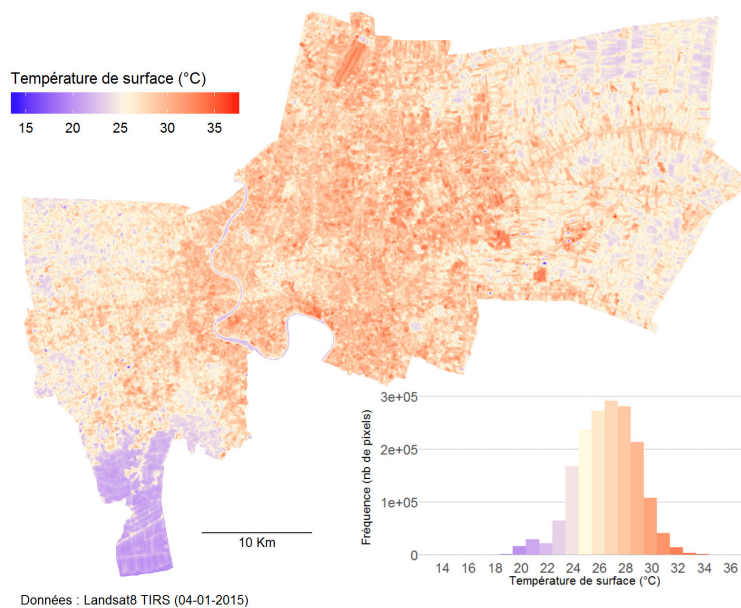


FIGURE 49 – Températures de surface estimées à Bangkok (04-01-2015)

La comparaison de la carte d’occupation permet de constater que la température de surface est liée à l’occupation du sol. Des exceptions sont visibles, notamment dans l’hyper-centre de la ville où les températures de surface apparaissent comme légèrement inférieures à celles d’autres quartiers aussi densément bâtis. Cette situation peut paraître paradoxale puisque cet hyper-centre est non seulement densément bâti mais regroupe également de nombreuses activités émettrices de chaleur (trafic, climatisation, etc.) dans un espace restreint. Cette image est comparée aux autres images de température de surface estimée à Bangkok.

Classe d'occupation du sol	r bâti / habitants	r bâti / ménages
Bâti très dense	0,83 (p < 2,2e-16)	0,80 (p < 2,2e-16)
Bâti dense	0,94 (p < 2,2e-16)	0,92 (p < 2,2e-16)
Bâti lâche	0,66 (p < 2,2e-16)	0,62 (p < 2,2e-16)

Tableau 21 – Coefficients de corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des superficies occupées par les classes de bâti dans chaque kwaeng

3.2.3.2 Agrégation des estimateurs au niveau censitaire de référence : le kwaeng

Le niveau censitaire que nous utilisons à Bangkok est le kwaeng. La capitale thaïlandaise est composée de 160 kwaengs dont la taille peut varier de manière importante (min = 0,15 km² ; max = 74 km² ; médiane = 4,9 km² ; écart-type = 11,9 km²). Les kwaengs les plus vastes correspondent à des zones périphériques au sein desquelles les densités de population (cf. figure 50, p. 162) et de ménages sont très faibles. À l'inverse, les kwaengs qui présentent les superficies les plus petites sont situés plutôt dans le centre urbain et présentent des densités de population et de ménages importantes. Certains kwaengs centraux présentent des situations particulières : c'est par exemple le cas du kwaeng de Phra Borom Maha Ratchawang qui abrite, entre autres, le palais royal, de nombreux temples, des ministères et des parcs. Malgré sa superficie importante et sa situation centrale, le nombre d'individus résidant dans ce kwaeng est très faible.

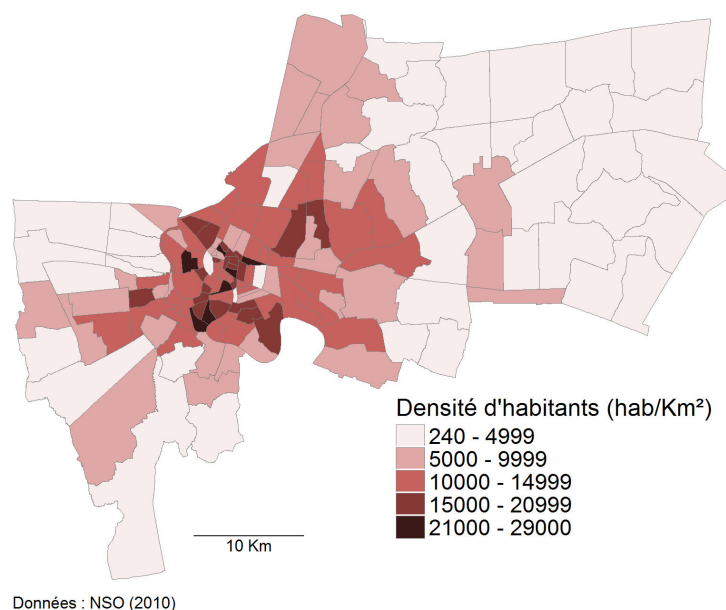


FIGURE 50 – Densités de population par kwaeng à Bangkok (NSO, 2010)

Globalement, la superficie occupée par les classes de bâti dans un kwaeng est corrélée au nombre d'habitants de ce kwaeng (cf. tableau 21, p. 162). De façon surprenante, la superficie occupée par le bâti très dense est moins corrélée aux variables démographiques que ne l'est la superficie occupée par la classe

Date	Ts moy. (°C)	r Ts / habitants	r Ts / ménages
17-01-2014	29,8	0,874	0,842
02-02-2014	30,8	0,875	0,844
04-01-2015	28,2	0,877	0,847
20-01-2015	28,8	0,873	0,841
05-01-2015	36,9	0,868	0,836
12-04-2016	36,7	0,868	0,838

Tableau 22 – Corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des températures dans chaque kwaeng

de bâti dense. Les pixels caractérisés comme bâti très dense se trouvent majoritairement dans l’hyper-centre de la ville. Celui-ci est occupé aussi bien par des bâtiments résidentiels que des bâtiments commerciaux (type centres commerciaux). Un pixel de bâti très dense est susceptible de correspondre à une zone bâtie non habitée. Ce cas de figure est moins important pour la classe de bâti dense qu’on trouve aussi bien au centre-ville que dans la périphérie. Enfin, la superficie occupée par la classe de bâti lâche entretient une relation statistique moins nette avec les variables démographiques. Cette relation demeure toutefois significative et forte.

Si les températures moyennes et leurs valeurs locales changent d’une date à l’autre, leur distribution relative est similaire : les températures les plus chaudes correspondent aux zones bâties et les températures les plus froides correspondent aux zones en eau. Ainsi, les corrélations entre la distribution des variables démographiques et celle des températures ne varient que très peu en fonction des dates de prise de vue. Néanmoins, seule la corrélation la plus forte est exploitée dans la suite de l’application de la méthode de cartographie dasymétrique. Celle-ci correspond à l’image du 4 janvier 2015 (cf. tableau 22, p. 163).

3.2.3.3 Construction du modèle de régression linéaire et estimation de la distribution des populations

Deux modèles de régression linéaire multiple sont construits :

- l’un pour expliquer le nombre d’habitants par kwaeng ;
- l’autre pour expliquer le nombre de ménages.

Les variables explicatives utilisées sont les 3 classes de bâtis identifiées (le bâti lâche, le bâti dense et le bâti très dense) ainsi que les températures de surface issues des traitements de l’image datant du 4 janvier 2015.

L’application de ces modèles à chaque kwaeng permet d’estimer le nombre d’habitants et le nombre de ménages par unité administrative. Les estimations peuvent être ensuite comparées aux données démographiques réelles. Cette comparaison est réalisée en calculant le ratio données estimées / données réelles. Plus le ratio est proche de 1, plus l’estimation est bonne. Lorsque le rapport est supérieur à 1, le modèle surestime la population. Lorsqu’il est inférieur à 1, la population est sous-estimée. Si ce ratio est négatif, cela signifie que la population estimée est négative. Cette situation est susceptible de survenir

	Modèle habitants	Modèle ménages
Coef. bâti très dense	-0,010851	-0,0078 *
Coef. bâti dense	-0,002577	-0,0026
Coef. bâti lâche	-0,023474***	-0,0108 ***
Coef. températures	0,722538***	0,3235 ***
Err. résid. stand.	16370 sur 156 DF	6895 sur 156 DF
R ₀ ² (p-value)	0,9496 (< 2,2e-16)	0,9304 (< 2,2e-16)
F test	735,1 sur 4 et 156 ddl	521,7 sur 4 et 156 ddl

Tableau 23 – Coefficients et résultats associés aux régressions linéaires multiples

malgré le fait que la distribution des populations soit intimement liée à l'ensemble des variables explicatives choisies. Les relations entre les variables explicatives, parfois caractérisées par une autocorrélation forte, peuvent produire des variations résiduelles négatives. Dans la mesure où toutes les variables sont significativement corrélées à la distribution des populations et qu'il est possible de corriger les populations estimées (cf. section 3.1.3.2, p. 133), cela ne pose pas d'inconvénient.

Finalement, la cartographie de ces ratios permet de poser des hypothèses quant à la source des erreurs calculées (cf. figure 51, p. 164).

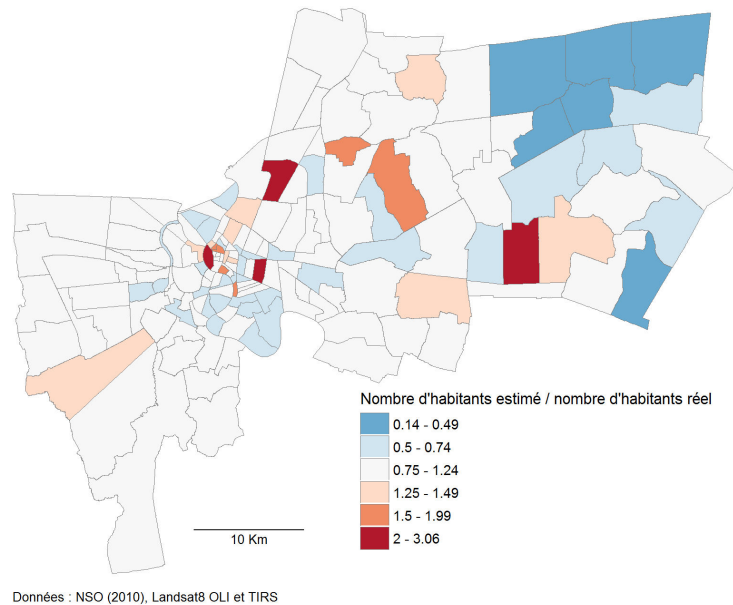


FIGURE 51 – Taux d'erreur des estimations du nombre d'habitants par kwaeng

La comparaison de la figure 51 (p. 164) et de la figure 52 (p. 165) met en évidence que l'estimation du nombre d'habitants par kwaeng est meilleure que celle du nombre de ménages (plus de kwaengs présentent des ratios d'erreur situés entre 0,75 et 1,25 pour l'estimation du nombre d'habitants). Néanmoins, les distributions des erreurs d'estimation sont similaires, le niveau d'erreur de l'estimation du nombre de ménages étant généralement amplifié. Ainsi, il est probable que les causes de la surestimation / sous-estimation du nombre

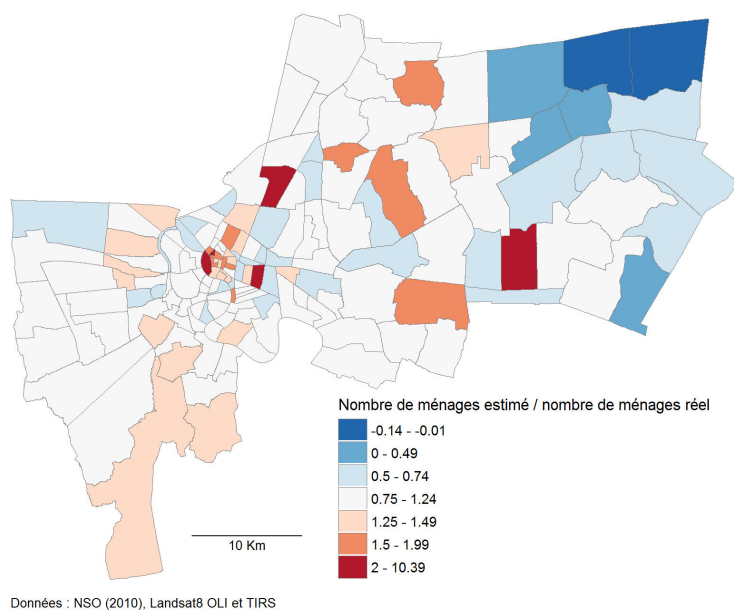


FIGURE 52 – Taux d’erreur des estimations du nombre de ménages par kuaeng

d’habitants soient similaires à celles de la surestimation / sous-estimation du nombre de ménages.

Le nombre d’habitants et le nombre de ménages des sous-districts situés à l’ouest sont généralement sous-estimés. Comme nous l’avons vu précédemment, l’occupation du sol de ces kuaengs est dominée par la végétation (cf. figure 45, p. 158) et les densités de population y sont faibles (cf. figure 50, p. 162). Plusieurs hypothèses permettent d’éclairer cette situation :

- d’une part, les zones bâties sont moins étendues et plus dispersées que dans la partie centrale et dans la partie ouest de la BMA. La partie est du territoire de la BMA rassemble des kuaengs plus éloignés du centre que ceux de la partie ouest. Ces caractéristiques rendent leur identification spectrale plus compliquée qu’ailleurs. La plupart des habitations étant situées à proximité de zones végétalisées, de nombreux pixels comportant une part de bâti sont classés dans les catégories de végétation.
- d’autre part, la majorité des districts de Bangkok sont très urbanisés et présentent pour la plupart des profils démographiques très différents de ces districts périphériques. Les premiers étant majoritaires, ce sont eux qui participent le plus à la construction du modèle linéaire. Le comportement des districts semi-ruraux n’est donc pas pris en compte correctement et leur population est de ce fait mal estimée.

Les situations sont plus variées au centre-ville. Certains sous-districts de l’hyper-centre présentent des sous-estimations relativement fortes du nombre d’habitants et du nombre de ménages. Ces sous-districts sont marqués par des densités de population très élevées. Les ensembles bâtis de ces sous-districts se démarquent par leur verticalité. Cette dernière est une variable explicative de la densité très importante au centre des grandes villes. Cependant, celle-ci n’a pas été prise en compte dans le cadre de l’estimation des populations :

un pixel comportant de nombreux gratte-ciels est considéré comme aussi bâti qu'un pixel contenant des bâtiments d'un ou deux étages très proches les uns des autres. Il paraît donc logique de trouver des sous-districts présentant des populations sous-estimées au centre de la ville. Toujours au centre, un second ensemble de sous-districts se démarque sur la rive gauche du méandre formé par le Chao Phraya. Celui-ci regroupe plusieurs kwaengs présentant des nombres d'habitants et des nombres de ménages légèrement surestimés par le modèle (*e.g.* Bowon Niwet, Tala Yot, Wat Thep Sirin). Comme les précédents, ces kwaengs sont densément peuplés. La classification spectrale nous a conduit à considérer ces kwaengs comme dominés par le bâti dense et très dense. Néanmoins, à la différence de kwaengs un peu plus périphérique et en plus d'être densément peuplés, ces sous-districts centraux sont aussi très commerciaux. Une hypothèse permettant d'expliquer cette surestimation de la population dans ces sous-districts serait donc qu'une partie des espaces identifiés comme bâti n'est probablement pas consacrés à l'habitat.

Enfin, quatre kwaengs se démarquent sur la figure 51 (p. 164) et sur la figure 52 (p. 165) par la surestimation forte de leur population et de leur nombre de ménages. Ces sous-districts comportent de nombreux pixels considérés comme bâtis par l'algorithme de classification spectrale. Cependant, ils sont également peu peuplés (relativement à leur surface classée comme bâti). Le kwaeng de Chatuchak, situé au nord du centre-ville est le siège d'une gare de triage et d'un marché hebdomadaire dont les emprises s'étendent sur une surface importante. Celui de Phra Borom Maha Ratchawang, situé au cœur du centre-ville de Bangkok, contient de nombreux bâtiments religieux (temples), le palais royal, et plusieurs bâtiments administratifs (ministères) peu ou pas habités. Le kwaeng de Pathum Wan, situé légèrement plus à l'est, abrite le campus de l'Université de Chulalongkorn. Le dernier kwaeng, Khlong Sam Prawet, situé à l'est de la ville, est principalement agricole mais abrite une zone industrielle et commerciale d'une étendue de plusieurs km².

Finalement, les modèles produisent des résultats globalement satisfaisants : la majorité des kwaengs ont des ratios d'erreur situés entre 0,75 et 1,25. Ces kwaengs partagent des caractéristiques communes d'occupation du sol : il s'agit principalement de kwaengs majoritairement résidentiels dont l'occupation du sol est constituée à la fois de bâti et de végétation. Ces kwaengs étant nombreux, ils ont un impact important sur les coefficients calculés par la régression linéaire. Le modèle est de ce fait bien adapté à ces sous-districts.

Les ratios de correction sont multipliés aux résultats obtenus par l'application des coefficients des deux régressions (habitants et ménages) au niveau des pixels. Ceci permet d'obtenir une population (habitants ou ménages) correspondant à la réalité observée. Pour les habitants comme pour les ménages, certains pixels présentent des valeurs négatives. La méthode présentée dans la partie 3.1.3.2 (p. 133) permettant de corriger ces valeurs négatives est appliquée à tous les pixels (cf. tableau 24, p. 167).

La distribution des habitants (cf. figure 53, p. 167) et la distribution des ménages (cf. figure 54, p. 167) sont similaires. La méthode de désagrégation des données censitaires étant basée sur les mêmes données d'occupation du sol et de température de surface pour les deux jeux de données démographiques,

	Modèle hab.	Modèle mén.
Nb de val. modifiées	2865	617
Nb valeurs modifiées / Nb de pixels négatifs (%)	1,3 %	0,28 %
Nb valeurs modifiées / Nb total de pixels (%)	0,8 %	0,04 %

Tableau 24 – Corrections appliquées sur les pixels présentant des valeurs estimées négatives à Bangkok

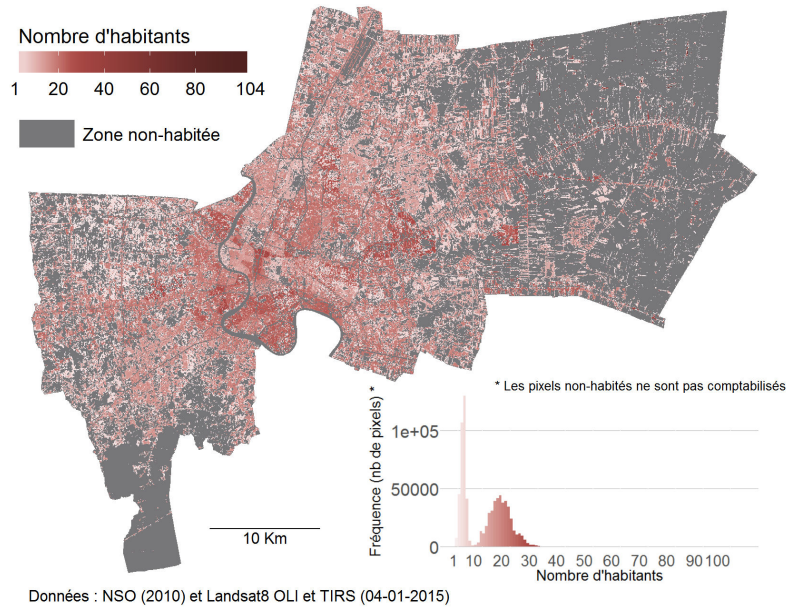


FIGURE 53 – Répartition estimée de la population à Bangkok

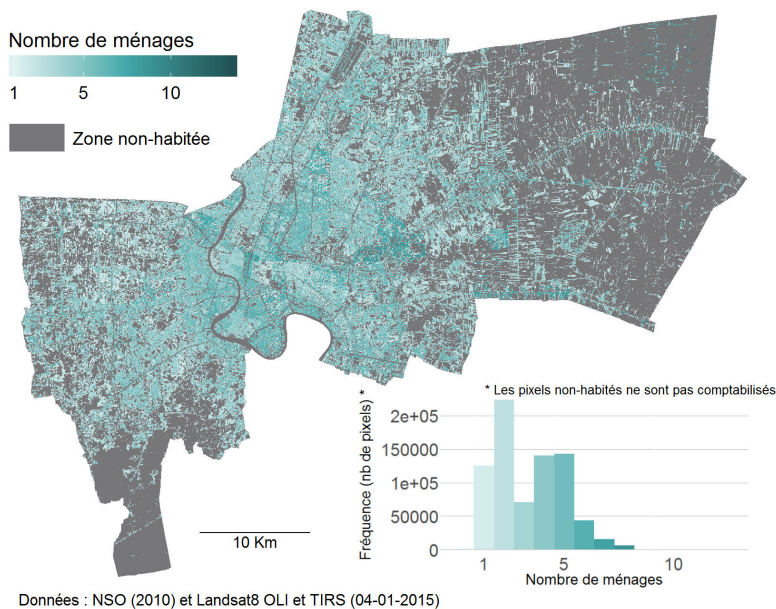


FIGURE 54 – Répartition estimée des ménages à Bangkok

l'opération ne modifie pas en profondeur les similitudes observées précédemment sur les cartes de densité. Dans les deux cas, une différence très nette oppose les kwaengs les plus densément bâtis du centre et de l'ouest au kwaengs plutôt ruraux de la périphérie est et de la pointe sud. Ces figures (n° 53 et 54) laissent également entrevoir le fait que les délimitations de la BMA ne correspondent pas exactement à l'aire urbaine de la ville de Bangkok. Des zones, probablement densément bâties et peuplées, paraissent ne pas être comprises dans le territoire administré par la BMA (au nord et au sud du centre-ville). Cette situation entraîne peut-être une sous-représentation des pixels associés à des densités moyennes de population par rapport à la distribution des densités par pixel qui pourrait être observée si toutes les périphéries étaient prises en compte. Le fait de baser les limites de la zone d'étude sur des frontières administratives plutôt que sur une réalité physique réelle est un des biais de MODE-macro. Ces pixels de densités moyennes présentent un niveau de végétation active plus élevé qu'ailleurs. Cette combinaison « forte présence relative de végétation active – présence humaine » pourrait entraîner des dynamiques particulières et importantes pour le développement et la propagation des populations de moustiques. Malgré ce biais potentiel, les données de population des provinces voisines de Bangkok (Nonthaburi au nord et Sumat Prakan au sud) n'étant pas disponibles au niveau des kwaengs, celles-ci ne seront pas prises en compte dans la suite de ce travail.

Le nombre d'habitants et le nombre de ménages par pixel présentent tous deux une distribution bi-modale pour l'ensemble de la zone (cf. histogrammes des figures 53 et 54 (p. 167 et 167)). Les pixels concernés sont surtout situés dans les kwaengs périphériques (notamment à l'ouest). Cette bi-modalité des distributions statistiques est liée à la surreprésentation des pixels de bâti lâche dans les kwaengs. D'après la matrice de confusion présentée dans le tableau 20 (p. 158), il semblerait qu'une partie de ces pixels devrait être associée à la classe de végétation basse. Une autre partie de ces pixels, nettement moins importante que la première, devrait être associée à d'autres classes de bâtis (route, grands bâtiments, bâti dense et bâti très dense). La classe de bâti lâche, hétérogène par nature (rassemblant de nombreux mixels), est la classe de bâti la moins bien identifiée par la classification de l'occupation du sol réalisée. Ces erreurs se répercutent sur les résultats de l'estimation de la répartition des habitants et des ménages.

Une analyse plus détaillée de ces cartes révèle des densités de population (habitants et ménages) homogènes au sein des kwaengs, notamment pour ceux du centre-ville qui présentent une occupation du sol très homogène. Cela s'explique par le fait qu'un coefficient général ait été appliqué en fonction du type de bâti, puis qu'un coefficient, spécifique à chaque kwaeng cette fois, ait été appliqué pour corriger la première estimation. Deux kwaengs présentant des occupations du sol similaires sont donc susceptibles de présenter des densités finales différentes. Deux hypothèses peuvent être avancées pour expliquer ces différences observées à occupation du sol égale :

- les estimations réalisées par le NSO ne correspondent pas exactement à la réalité ;

- ces différences sont dues à des variations de bâti intra-kwaeng n'ayant pas pu être prises en compte par la méthode de classification utilisée (au niveau du type de bâti et de sa hauteur notamment).

Si ces hypothèses sont difficilement vérifiables, celles-ci laissent tout de même apparaître les limites de la cartographie dasymétrique prise de façon globale mais également les limites plus spécifiques liées à l'utilisation de données catégoriques d'occupation du sol. En réduisant de manière drastique l'espace des possibles formé par la combinaison des différentes bandes spectrales, la catégorisation du bâti en 3 classes est susceptible de masquer des différences intra-classes importantes pour l'estimation de la distribution des populations. En d'autres termes, au lieu d'améliorer l'information, la classification peut dégrader l'information. L'intégration d'indices spectraux comme le *normalized differenced built-up index* (NDBI) ou le *built-up area extraction method* (BAEM) (Bhatti et Tripathi 2014) pourrait conduire à une ventilation moins catégorique de la population.

Du point de vue du moustique, la figure 53 (p. 167) permet d'identifier des espaces présentant des potentialités élevées de repas sanguins. Les fortes densités de population pourraient contribuer à favoriser le développement des populations de moustiques. Comme cela a été évoqué précédemment, les zones habitées plus périphériques pourraient également s'avérer à risque, du fait de la combinaison de la présence humaine et d'une végétation active relativement dense. Toujours du point de vue d'*Aedes aegypti*, la distribution des ménages a un impact très important dans le cadre de MODE : c'est en majeure partie d'après le nombre de ménages par cellule environnement (CE) que le nombre de gîtes par CE est estimé.

3.2.4 Les gîtes larvaires à Bangkok : distribution et dynamiques

3.2.4.1 Estimation du nombre de gîtes par CE à Bangkok

Le nombre de ménages par cellule environnement (CE) calculé par la méthode dasymétrique est un paramètre essentiel au calcul du nombre de GLP par cellule (cf. formule 20, p. 138). Les zones en eau (canaux, rizières, étangs) sont les seules dans lesquelles il n'est *a priori* pas possible de trouver de GLP. Les paramètres $\lambda\mu = 4$, $\lambda\alpha = 6$, $\lambda\beta = 3$ utilisés à Bangkok sont fixés à partir de la littérature (Tsuda *et al.* 2006)¹¹ et de notre expérience de terrain. Les valeurs choisies permettent d'obtenir une moyenne de 17,8 gîtes par CE et un écart-type de 28,5 sur l'ensemble de la ville (min. = 0, Q1 = 4, méd. = 8, Q3 = 17, max. = 452). Comme attendue, l'analyse de sensibilité a montré que le nombre de GLP moyen global varie très peu d'une simulation à l'autre en fixant les valeurs de μ , α et β . À titre d'exemple, pour 100 simulations réalisées avec les valeurs de paramètres ci-dessus, l'écart-type du nombre de GLP moyen produits au cours des simulations ne dépasse pas 0,01.

Les zones les plus pourvues sont principalement situées au centre-ville et dans les espaces d'habitat pavillonnaire situés aux alentours de celui-ci (cf. figure 55, p. 170). Les valeurs minimales, moins de 10 gîtes, se trouvent dans les

11. Tsuda *et al.* (2006) ont obtenu une moyenne de 6,48 gîtes larvaires potentiels (GLP) à Chiang Mai, une ville située au nord de la Thaïlande.

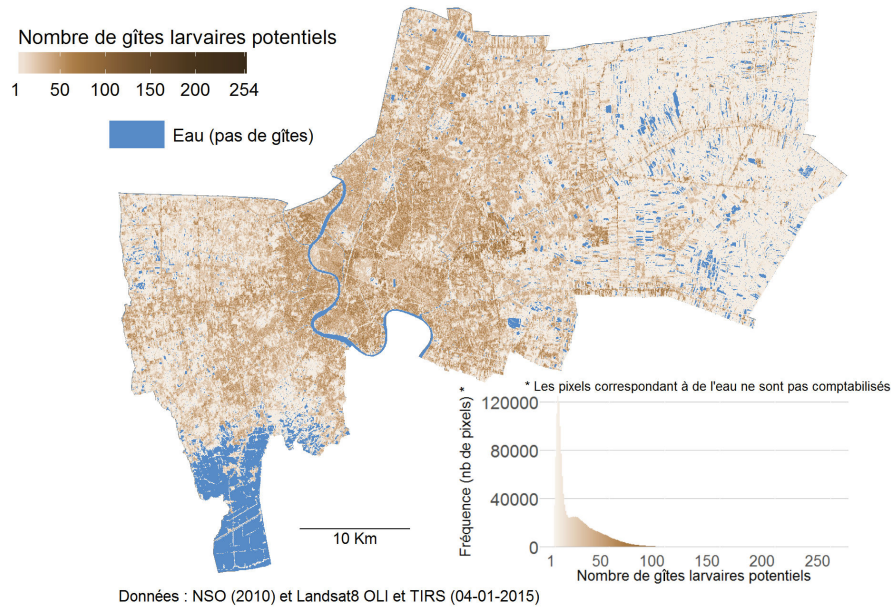


FIGURE 55 – Répartition estimée des GLP à Bangkok

cellules végétalisées et éloignées des zones habitées, comme dans la périphérie est et la périphérie ouest, ou dans des zones urbaines bâties mais peu denses, telle que le kwaeng de Phra Borom Maha Ratchawang, rassemblant le palais royal, des temples et des ministères. Comme le montre l’histogramme de la figure 55, les valeurs faibles (< 10 gîtes) sont très nombreuses par rapport aux valeurs plus fortes, plus étalées. Cette distribution est marquée par un pallier (≈ 20 gîtes). Ce dernier est lié à la bi-modalité de la distribution des ménages (cf. figure 54, p. 167), lissée ici par les trois tirages aléatoires des valeurs de μ , α et β .

3.2.4.2 Estimation de la dynamique des gîtes

Les données de précipitations sont issues d’une station météorologique située au centre de Bangkok. Elles sont collectées pour la période 2009–2012. Ces données sont à la base des dynamiques de remplissage des gîtes larvaires potentiels situés à l’extérieur des bâtiments (cf. figure 56, p. 170).

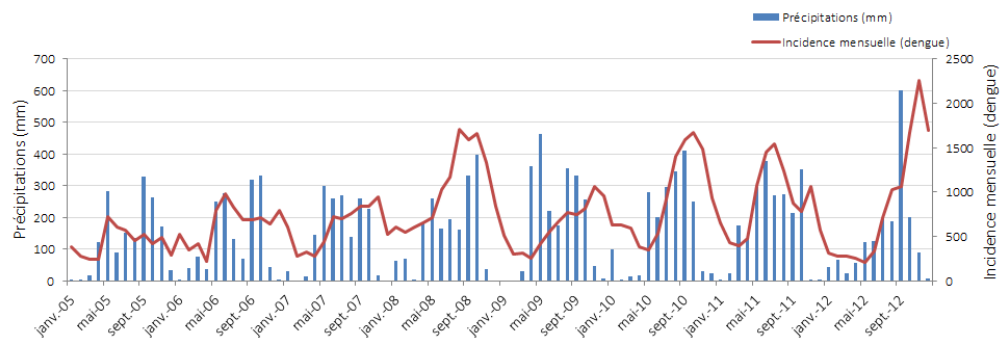


FIGURE 56 – Précipitations et incidence de la dengue à Bangkok (2005–2012)

La figure 56 (p. 170) permet d'appréhender la relation entre incidence de la dengue et précipitations. Ces dernières se répartissent principalement durant la période de mousson. Celle-ci s'étale sur une période allant de 6 à 8 mois selon les années. C'est durant cette période que la transmission de la dengue est la plus forte. Si l'incidence commence à augmenter à partir des premières pluies, le pic d'incidence ne survient la plupart du temps qu'à la fin de la mousson. Ce décalage entre le mois le plus humide et le mois le plus propice à la transmission est dû au laps de temps nécessaire aux moustiques pour pondre, éclore, passer au stade aérien puis devenir capable de transmettre le virus.

Le climat de Bangkok (Aw – tropical, sec en hiver) est bien adapté à l'application de l'équation de Linacre (Anyadike 1987) permettant d'estimer l'évaporation. La dynamique des gîtes extérieurs est établie grâce aux précipitations et à l'évaporation journalière. La figure 57 (p. 171) présente les résultats de cette dynamique pour l'année 2010 et permet de les comparer à l'évolution de la dengue pour la même année. D'après cette simulation, les précipitations de janvier 2010 n'ont pas d'impact apparent sur le nombre de cas de dengue. De la même façon, les pluies de pré-mousson ayant eu lieu au début du mois de mai n'ont pas permis de remplir les gîtes de façon durable et n'entraînent pas de hausse directe de l'incidence. À partir de la fin du même mois, la fréquence des précipitations est plus courte et leur hauteur plus élevée. Alors qu'il baissait depuis le mois de janvier, le nombre de cas de dengue commence à augmenter en juin. La période de 4 mois durant laquelle le niveau d'eau est supérieur à 0 pour le gîte de 200 mm correspond à celle au cours de laquelle l'incidence de la dengue augmente.

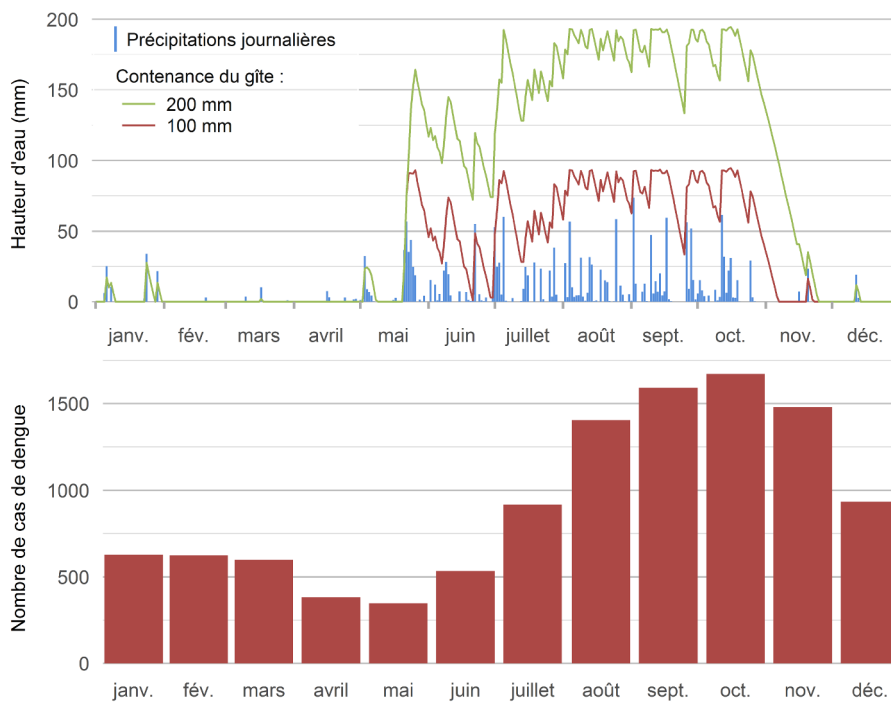


FIGURE 57 – Hauteur d'eau de précipitation et estimation de l'évolution du niveau d'eau dans des gîtes de différentes tailles et évolution du nombre de cas de dengue sur l'année 2010 à Bangkok

	Valeur de BATIombre
Bâti lâche	0,5
Bâti dense	0,7
Bâti très dense	0,8
Grand bâtiment	1

Tableau 25 – Corrections appliquées sur les pixels présentant des valeurs estimées négatives à Bangkok

La comparaison de la dynamique simulée d'un gîte et de l'évolution de l'incidence de la dengue témoigne de l'intérêt de la prise en compte de l'accumulation de l'eau dans les gîtes plutôt que des simples précipitations. Pour que les précipitations aient un effet sur l'incidence de la dengue, il est essentiel que le niveau d'eau soit resté supérieur à 0 mm pendant au moins 8 jours. C'est la durée minimum entre l'éclosion d'un œuf d'*Aedes aegypti* et le passage du moustique au stade aérien. À ce stade, la femelle est capable de transmettre un virus d'un humain à un autre. Cette durée incompressible apparaît donc comme un paramètre particulièrement important à prendre en compte pour cartographier l'aléa environnemental du risque vectoriel de façon dynamique.

3.2.5 Les espaces ombragés à Bangkok

La classification de l'occupation du sol à Bangkok a permis d'identifier 4 classes de bâti différentes (cf. section 3.2.3.1, p. 157). Chacune des classes de bâti a été associée à un niveau d'ombre différent (cf. tableau 25, p. 172). La classe de bâti produisant le niveau d'ombre le plus faible est celle de bâti lâche ($\text{ombre}_c = 0,5$). Les bâtiments sont espacés, ils n'occupent donc qu'une partie des CE. Ils dépassent rarement 3 étages, ce qui produit des ombres portées de faible superficie. Les classes de bâti dense et très dense sont proches à Bangkok, d'où la relative proximité des niveaux d'ombre choisis. Les bâtiments composant ces classes occupent la majorité de l'espace des CE auxquelles ils sont associés. Le reste de l'espace peut être occupé par des routes, des petits parcs, des parkings, etc. Les bâtiments dépassent souvent les 3 étages et produisent donc des ombres portées de superficie importante. Enfin, les cellules appartenant à la classe « grand bâtiment » sont caractérisées par la présence de hangars ou d'usines, couvrant une grande partie de l'espace. L'ombre produite par les autres classes d'occupation du sol ne provenant que de leur valeur de NDVI, leur niveau d'ombre estimé est beaucoup plus faible. Les classes d'eau présentent quant à elles un niveau d'ombre nul.

L'estimation de la répartition des espaces ombragés est réalisée grâce à celle de la végétation et celle du bâti. Le bâti ayant une importance prépondérante, celui-ci se démarque de façon assez nette par rapport aux autres classes d'occupation du sol (cf. figure 59, p. 173). Néanmoins, la différence entre centre-ville et périphérie urbanisée est plus ténue que celles qui ont pu être observées entre ces deux espaces pour d'autres distributions estimées (celle des humains ou celle des GLP en particulier). Le graphique de fréquence montre une séparation nette entre les espaces végétalisés ($[0,2 < \text{ombre}_c < 0,5]$) et les espaces bâtis ($[0,6 < \text{ombre}_c \leq 1]$) (cf. figure 58, p. 173). Cette séparation s'exprime par

une bi-modalité du graphique présenté sur la figure 58. Elle est principalement due au fait que le niveau d'ombre associé aux espaces végétalisés (donné par le NDVI) ne dépasse que très rarement le score de 0,5.

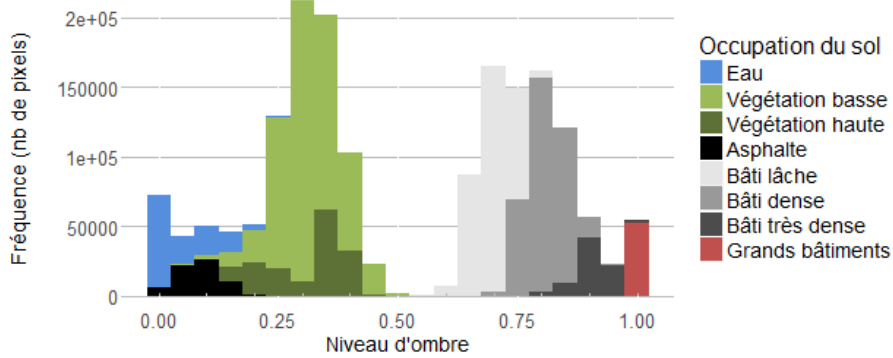


FIGURE 58 – Niveau d'ombre associé aux différentes classes d'occupation du sol à Bangkok

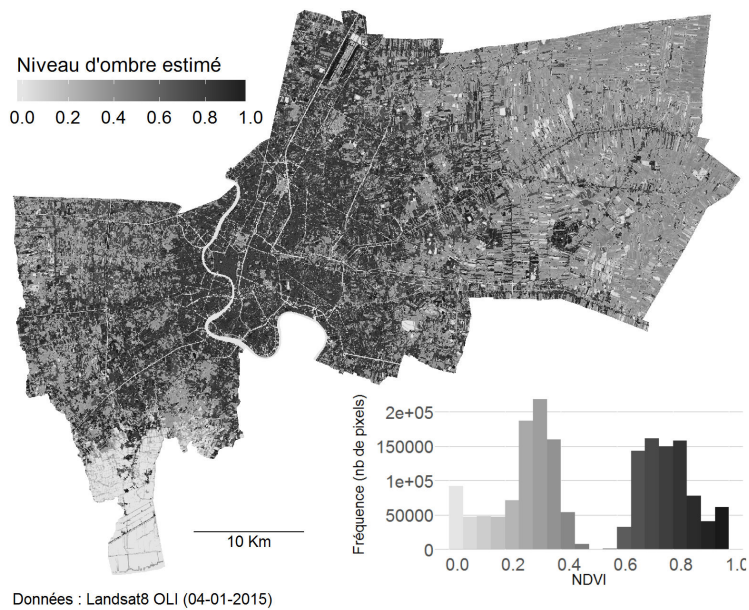


FIGURE 59 – Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Bangkok

SYNTHÈSE N° 2

Finalement, l'application de MODE-macro à Bangkok nous a permis d'estimer l'ensemble des ressources et des conditions indispensables à *Aedes aegypti*. L'estimation de leur distribution a été réalisée dans l'espace pour toutes les ressources. En revanche, l'une de ces ressources n'a pas pu être évaluée dans le temps : la végétation. Ceci constitue une première limite de MODE-macro :

les images Landsat 8, bien que disponibles partout, ne sont pas disponibles pour toutes les saisons. Cette limite est toutefois atténuée par le fait que dans ces régions, la végétation change peu d'une saison à l'autre (elle varie peu à Bangkok par exemple). Cette situation pourrait être accentuée dans les villes situées aux limites nord et sud de la zone occupée par *Aedes aegypti*. Cette première limite a pu être dégagée grâce à l'application de MODE-macro à la ville de Bangkok. L'application du modèle à la ville subtropicale de Delhi dont le climat est très différent permettra d'en dégager d'autres limites.

3.3 APPLICATION DE MODE-MACRO À DELHI

CHOIX DE LA PÉRIODE D'ÉTUDE

La période d'étude sur laquelle nous avons choisi de travailler à Delhi s'étend sur 3 ans entre 2008 et 2010. Ce choix est entièrement lié aux données météorologiques auxquelles nous avons pu avoir accès. La limite de ce choix est la même que celle à laquelle nous sommes confrontés pour l'application de MODE-macro à Bangkok : la période d'étude est éloignée de la période pour lesquelles les images Landsat 8 sont disponibles. La période allant de 2008 à 2010 a été le théâtre de changements importants à Delhi. Durant le mois d'octobre 2010, la capitale indienne a accueilli les Jeux du Commonwealth. De nombreux aménagements ont vu le jour au cours de notre période d'étude. Les infrastructures de transport (construction d'un métro, élargissement de voies de circulation, agrandissement de l'aéroport, etc.) ont notamment connu des changements importants.

DESCRIPTION DE LA ZONE D'ÉTUDE

Delhi est localisée au nord-ouest de l'Inde, dans la zone intertropicale (28° 36' 32"N, 77° 07' 18"E). Elle est située sur la limite entre deux zones climatiques. Son climat est donc mixte, à la fois subtropical humide (Cwa) et semi-aride (BSh). Deux saisons peuvent être identifiées : une saison sèche (9 à 25 mm de précipitations) d'octobre à mai, et une saison humide (70 à 237 mm de précipitations) de juin à septembre. Les températures moyennes sont comprises entre 14,3 °C en janvier et 33,4 °C en juin¹². Lors du dernier recensement (ORGCC¹³, 2011), la ville comptait 16,8 millions individus¹⁴ pour un territoire administratif de 1483 km². D'après l'Organisation des Nations Unies (ONU), l'aire urbaine de Delhi rassemblerait plus de 26 millions d'individus, ce qui en ferait la deuxième aire urbaine la plus peuplée au monde¹⁵. Comme c'est le cas à Bangkok, *Aedes aegypti* est détecté tout au long de l'année avec un minimum durant la saison sèche et un maximum au cours de la mousson.

Le Territoire de Delhi rassemble plusieurs municipalités : New Delhi Municipal Council (NDMC) (la capitale de l'Inde), le Delhi Cantonment Board (DCB) (une enclave relevant du Ministère de la Défense indien) et la Municipal Corporation of Delhi (MCD) qui occupe la plus grande portion du Territoire et rassemble la majorité de la population. Dans ce travail, nous nous intéressons au Territoire de Delhi dans son intégralité.

12. http://www.hko.gov.hk/wxinfo/climat/world/eng/asia/india/new_delhi_e.htm

13. Office of the Registrar General and Census Commissioner (ORGCC).

14. <http://www.census2011.co.in/census/state/delhi.html>

15. http://www.un.org/en/development/desa/population/publications/pdf/urbanization/the_worlds_cities_in_2016_data_booklet.pdf

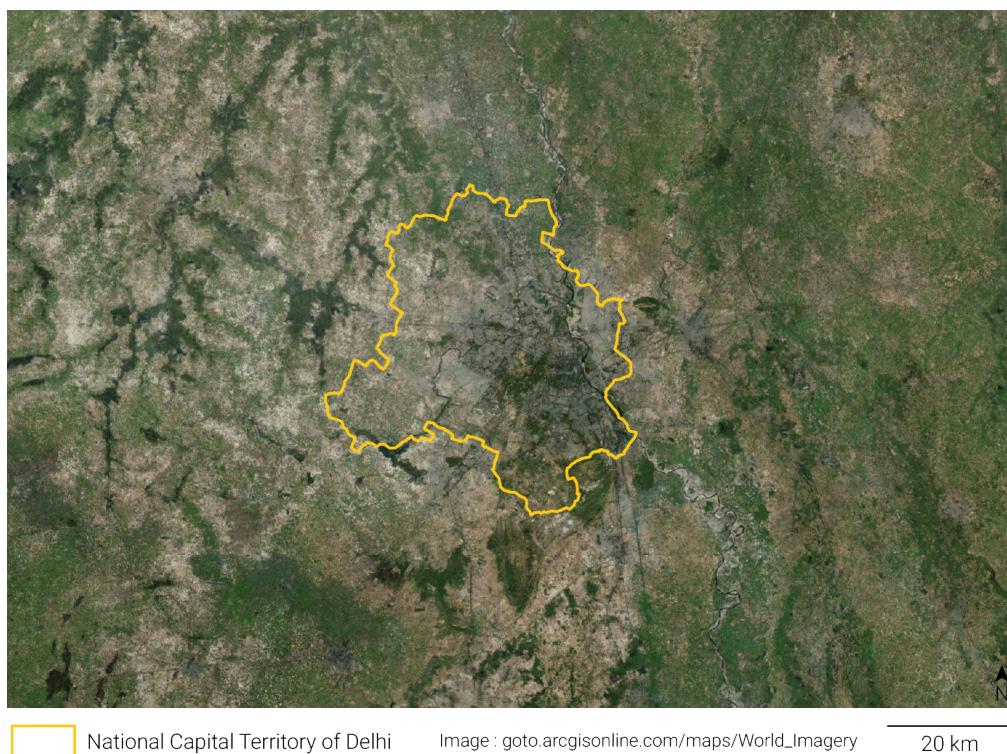


FIGURE 60 – Le Territoire de Delhi et sa périphérie

3.3.1 Températures de l'air à Delhi : un estimation limitée par la non disponibilité des positions des stations

La méthode TVX permettant d'estimer la distribution spatiale de la température de l'air est basée sur les relations observées entre des données issues de stations météorologiques, des données de NDVI et des données issues d'images thermiques. Cette méthode nécessite des données issues de plusieurs stations météorologiques ainsi que l'emplacement exact¹⁶ de ces stations. La ville de Delhi est équipée de 6 stations météorologiques disséminées sur son territoire. Cependant, les emplacements de ces stations ne sont pas communiqués par l'organisme responsable de la diffusion des données (Delhi Pollution Control Committee (DPCC))¹⁷. Ainsi, la méthode TVX ne peut pas être appliquée à Delhi.

Deux solutions s'offrent à nous :

- utiliser les données issues d'une station et appliquer une valeur thermique globale à l'ensemble de la ville ;
- utiliser des données MODIS de température du sol sans les modifier.

Ces deux solutions ont chacune des avantages et des inconvénients.

L'utilisation de données de température issues d'une station météorologique permettra d'avoir des données fines de température de l'air mais limitera la

16. Cet emplacement doit être disponible à précision inférieure au km (les données MODIS ont une résolution de 1 km). La seule carte à laquelle nous avons accès est consultable sur le site suivant : <http://www.dpccairdata.com/dpccairdata/display/index.php>

17. Malgré plusieurs demandes réalisées auprès du DPCC de Delhi dans le cadre du projet AEDESS, les coordonnées géographiques de l'emplacement des stations n'a pas pu être obtenu.

capacité du modèle à répondre à l'objectif de différenciation des espaces intra-urbains. Comme nous l'avons vu, les poches de chaleur sont susceptibles de participer au maintien des populations vectorielles durant la saison froide. L'utilisation de données de température du sol MODIS permettrait de localiser ces poches. En revanche, ces données seraient probablement éloignées de quelques degrés de la température de l'air. La fenêtre thermique optimale pour le moustique étant assez peu étendue, une différence de quelques degrés peu être synonyme de température adéquate dans le modèle, alors que la température réelle serait trop froide ; ou de température trop chaude dans le modèle, alors que la température réelle serait adéquate. Dans le cadre de l'application de MODE-macro à Delhi, nous utiliserons la température de l'air mesurée par une station météorologique située dans la partie sud de la ville (Safdarjung Airport)¹⁸ (cf. figure 61, p. 177). La ville de Delhi est située dans un environnement sec présentant une part importante de sol nu. Les températures de surface de ce type d'occupation du sol peuvent être très élevées, notamment en été. Ces températures seraient trop éloignées de la température de l'air pour que les erreurs qui en découlent puissent être considérées comme légères.

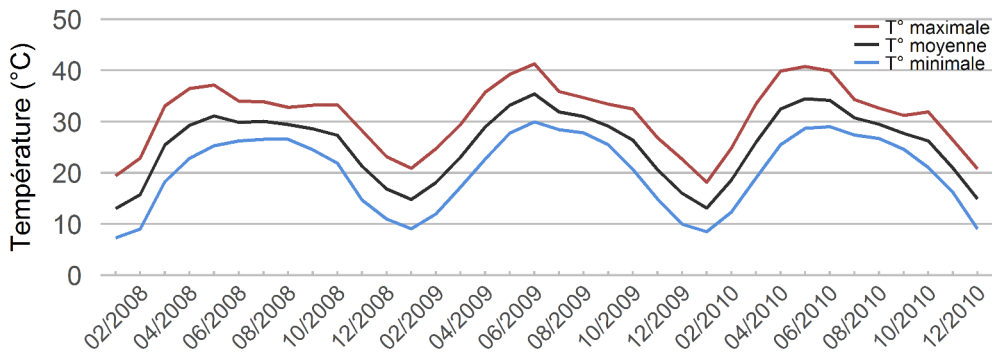


FIGURE 61 – Températures à Delhi (Safdarjung Airport – 2008–2010)

3.3.2 Estimation de la végétation à Delhi

LES IMAGES LANDSAT 8 À DELHI

La plupart des scènes Landsat 8 prises au-dessus de Delhi sont partiellement ou totalement voilées. Nous avons néanmoins pu recueillir des images prises à onze dates différentes pour Delhi : deux en 2013, quatre en 2014, deux en 2015 et trois en 2016. Nous avons, dans la mesure du possible, essayé d'étaler ces images en fonction des années mais surtout en fonction des saisons. Les mois pour lesquels aucune image n'a été trouvée sont décembre et janvier, durant lesquels un voile de pollution couvre généralement la ville, tout comme le mois de juillet, période durant laquelle les nuages de mousson occultent les scènes.

LE NDVI À DELHI

Le nombre d'images disponibles étant relativement élevé et couvrant les différentes saisons, nous proposons d'introduire un dynamisme saisonnier de la végétation. L'image utilisée dans le modèle pour cartographier la végétation

18. <https://www.wunderground.com/global/stations/42182.html>

évoluera au cours de l'année. Pour un jour j , les données de NDVI choisies correspondent à la date (jour et mois) la plus proche de celle du jour j (indépendamment de l'année).

L'évolution temporelle du NDVI est liée à celle des précipitations. L'activité végétale augmente progressivement durant les mois de mousson (juin – septembre). À partir de la fin de la mousson, le NDVI continue d'augmenter dans les cultures de la périphérie rurale de Delhi. Dans les espaces végétalisés du centre-ville, l'activité végétale baisse progressivement pour atteindre un minimum durant la période la plus sèche (avril – mai). Les cultures sont très actives en janvier – février. La récolte a lieu courant mars, date à partir de laquelle la température augmente fortement et le NDVI devient très faible dans la périphérie rurale.

La végétation est très inégalement répartie au sein des espaces bâtis. Les quartiers de New Delhi et de South Delhi (au sud du centre-ville) sont très végétalisés. La végétation se trouve aussi bien le long des grandes artères que dans les nombreux parcs et jardins. Les quartiers du nord, de l'ouest et de l'est, moins aisés, sont moins végétalisés. Sur les images satellite, les quartiers du nord, de l'est et de l'ouest de la ville ressortent très nettement de part leur très faible végétalisation. Du point de vue d'*Aedes aegypti*, les quartiers de South Delhi sont susceptibles d'offrir des conditions optimales en termes de nectar, d'ombre et de fraîcheur apportée par la végétation. La ville de Delhi présente la particularité d'héberger en son centre une forêt très étendue. Celle-ci correspond au terrain militaire administré par le DCB. Si elle n'est probablement pas un lieu optimal pour les moustiques (très faibles densités humaines, peu de gîtes potentiels), elle apporte probablement de la fraîcheur aux espaces bâtis environnants. Durant les mois d'avril, mai et juin, lorsque les températures sont très élevées, ces îlots de fraîcheur sont susceptibles de favoriser le développement des moustiques.

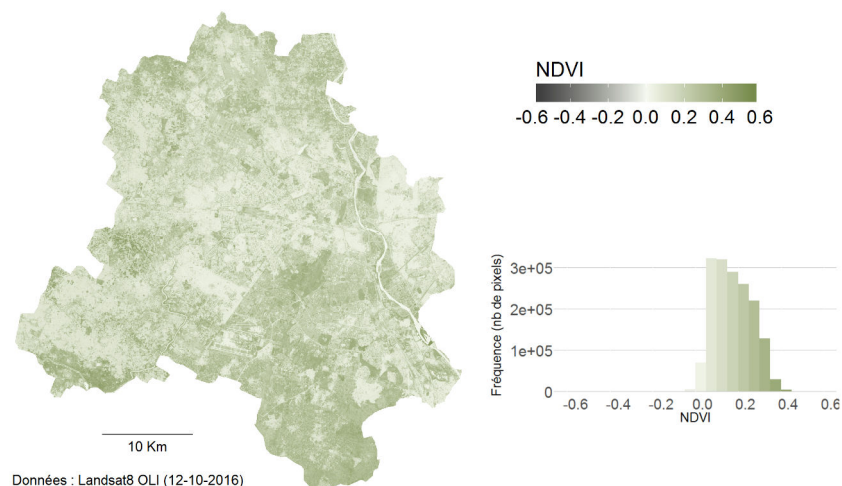


FIGURE 62 – NDVI à Delhi (12-10-2016)

3.3.3 Densité de population et ménages : la cartographie dasymétrique

Les données de population utilisées pour estimer la répartition des habitants et des ménages à Delhi proviennent du recensement national conduit par le ministère indien des affaires intérieures en 2011¹⁹. Les données de population sont agrégées au niveau du ward, l'unité administrative la plus fine auxquelles les données démographiques sont disponibles. Le ward le plus faiblement peuplé, situé dans la municipalité du DCB, rassemble 1 633 habitants (ward n°276). Le ward le plus peuplé est situé sur le territoire de la MCD, à l'ouest du centre-ville (ward n°122) et est habité par 145 715 habitants. Mis à part certains wards très faiblement peuplés ou très fortement peuplés, les habitants sont répartis de manière homogène dans la ville (min = 1 633, Q1 = 47 206, méd. = 54 093, Q3 = 63 789, max = 145 715) (cf. figure 63, p. 179).

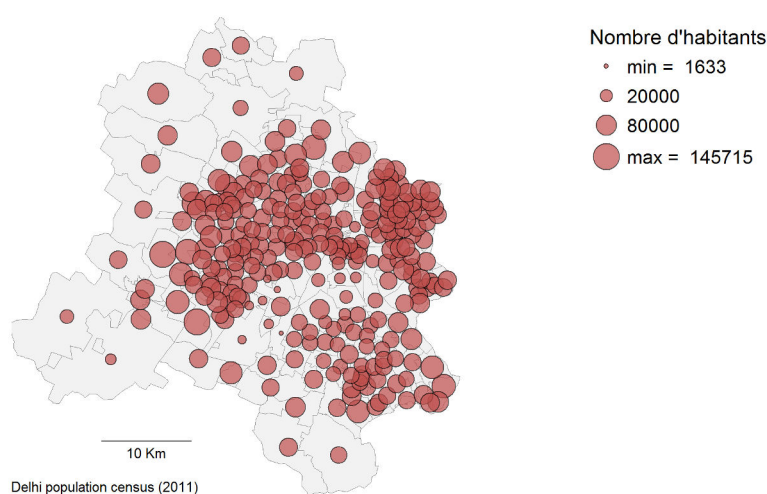


FIGURE 63 – Nombre d'habitants par ward à Delhi (ORGCC, 2011)

3.3.3.1 Préparation des données : cartographie de l'occupation du sol et estimation des températures de surface à partir d'images Landsat 8 OLI et TIRS

DELHI, UNE VILLE À L'OCCUPATION DU SOL HÉTÉROGÈNE

La méthode de classification isodata est appliquée sur une image datant du 02-09-2013. La méthode de classification par isodata nous a permis d'identifier 9 classes d'occupation du sol (cf. figure 64, p. 180). La matrice de confusion est établie en comparant les données issues de la classification à des données de « vérité terrain » issues d'une analyse de l'occupation du sol autour de points générés aléatoirement dans chaque classe (cf. tableau 26, p. 181). Pour chaque classe, 40 points sont générés. Le nombre total de points obtenus pour la validation de la classification de Delhi est donc de 360 (9 classes × 40 points). L'image classifiée étant composée de 1 651 966 pixels, les pixels inspectés manuellement représentent approximativement 0,022 % du nombre total de pixels.

19. <http://www.censusindia.gov.in/2011-Common/CensusData2011.html>

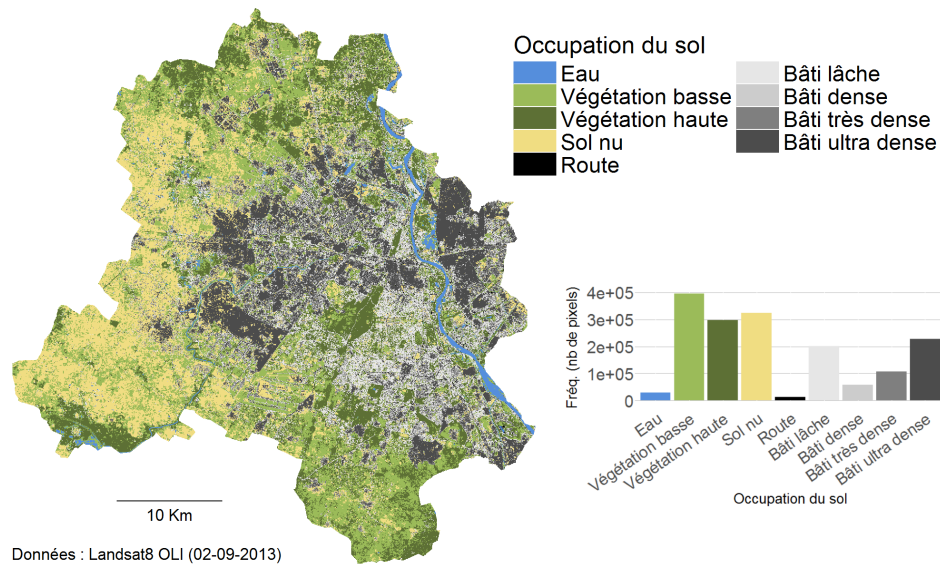


FIGURE 64 – Occupation du sol à Delhi (02-09-2013)

La concordance observée de la classification est de 0,78 (IC 95% [0,74 ; 0,82] et p-value < 2,2e-16) et la valeur de l'indice kappa est de 0,76. Comme cela a été réalisé pour Bangkok, les résultats de la classification doivent être analysés au regard de leurs rôles dans le cadre de la cartographie dasymétrique. L'objectif de la classification est double :

- distribuer la population dans les classes de bâti et éviter de placer des individus dans des pixels correspondant en réalité à des zones non bâties ;
- séparer le bâti en plusieurs classes, chacune pouvant supporter des densités de population différentes.

Les erreurs de commission des classes de bâti sont faibles : peu de pixels non bâtis sont récupérés dans des classes de bâti (11 %). Ces pixels sont pour la plupart récupérés dans les classes de route et de sol nu. Peu d'échanges ont lieu au sein du groupe des classes de bâti. Une classe diffère largement des autres au niveau spectral ce qui facilite son identification : la classe de bâti ultra-dense. Tout en restant acceptables ([12,5 ; 35] %), les erreurs de commissions sont plus fortes que les erreurs d'omission entre les classes de bâti et les autres. Cela signifie que certains espaces qui devraient être habités ne se verront pas affecter d'habitants dans la suite de la démarche de cartographie dasymétrique. Ces erreurs sont compensées en partie par les erreurs de commission. Par exemple, la classe de bâti très dense récupère 3 pixels dans la classe de sol nu. De l'autre côté, 2 pixels qui devraient appartenir à la classe de bâti très dense sont associés au sol nu. Le sol nu est la seconde classe la plus représentée (19,6 % du nombre total des pixels). C'est la classe qui pose les problèmes d'omission les plus importants (en se mélangeant au bâti lâche notamment). Cette situation se retrouve notamment dans les villages de la périphérie rurale de Delhi (cf. figure 65, p. 181). La classification a été réalisée sur une image datant de la fin de la saison de mousson (09-02-2014). Une solution

		Données de référence									Omis.
		Bâti dense	Bâti lâche	Bâti très dense	Bâti ultra-dense	Eau	Route	Sol nu	Vég. basse	Vég. haute	
Données classifiées	Bâti de.	34	1	0	0	0	3	1	0	1	15%
	Bâti lâche	0	26	0	0	0	5	9	0	0	35%
	B. tr. de.	2	0	32	0	0	4	2	0	0	20%
	B. ult. de.	0	0	4	35	0	1	0	0	0	12,5%
	Eau	0	0	0	0	37	0	1	2	0	7,5%
	Route	3	2	2	0	0	23	8	2	0	42,5%
	Sol nu	3	2	3	0	0	0	29	2	1	27,5%
	Vég. bas.	0	0	1	0	0	0	0	36	3	10%
	Vég. hau.	0	0	0	0	0	1	0	9	30	25%
Commission		19%	16%	24%	0%	0%	38%	42%	27%	29%	

Tableau 26 – Matrice de confusion de la classification de l'occupation du sol à Delhi

qui permettrait de réduire ces erreurs d'omission de pixels bâtis consisterait à réaliser la classification sur des images prises juste avant les récoltes, à la fin du mois de mars. Malgré leur importance, ces erreurs concernent plutôt les villages périphériques. Les quartiers les plus centraux, qui composent la majorité des espaces bâtis et abritent la plus grande partie de la population, ne présentent pas ce type d'erreur d'omission. Malgré les conséquences qu'elles entraîneront au niveau local, celles-ci auront un impact résiduel sur le modèle de régression par rapport à celui des quartiers centraux.

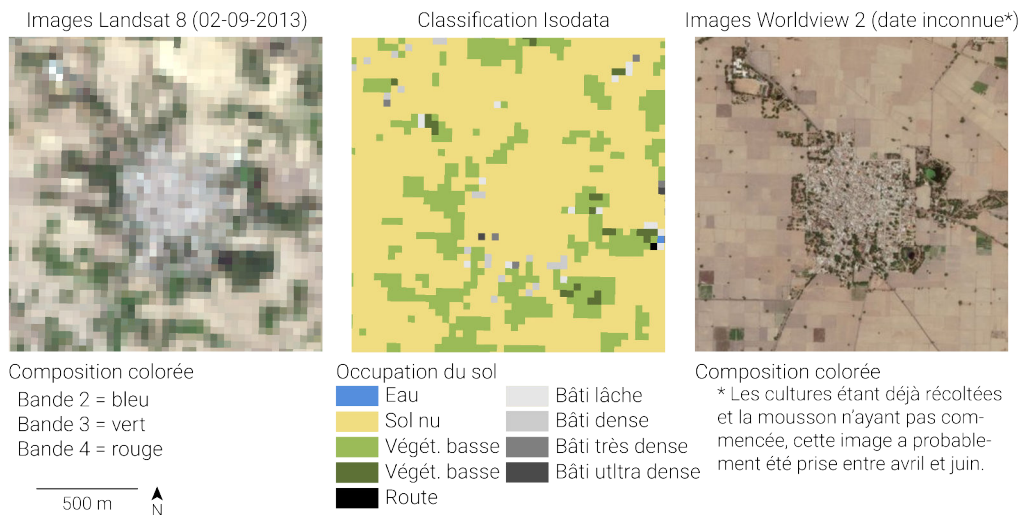


FIGURE 65 – Le bâti lâche identifié comme du sol nu à Delhi

TEMPÉRATURES DE SURFACE : DES TEMPÉRATURES HÉTÉROGÈNES

Les températures de surface estimées pour le Territoire de Delhi à la date du 09-02-2014 rendent compte d'une grande hétérogénéité thermique dans la ville (cf. figure 66, p. 182). L'image du 09-02-2014, utilisée dans le cadre de la cartographie dasymétrique (cf. section 3.3.3.2, p. 183), a été prise durant la période la plus chaude de l'année vers 11h, heure locale. À cette période de l'année,

les champs de la périphérie rurale sont à nu. Exposé depuis le lever du soleil, le sol nu peut atteindre des températures très élevées à cette heure-ci (max = 38 °C sur la figure 66 dont les données datent du mois de février (saison froide)). Les bâtiments voient leur température augmenter nettement moins rapidement. Leur température est liée aux caractéristiques environnementales de leur voisinage (*e.g.* présence de végétation, rues étroites) et en fonction de leurs caractéristiques physiques (*e.g.* matériaux de construction, albédo). Les capacités thermiques des différents types d'occupation du sol permettent d'expliquer la situation observée sur la figure 66 (p. 182). La partie ouest du Territoire de Delhi, largement dominée par des champs nus à cette saison, apparaît très chaude par rapport aux zones bâties du centre et de l'est. Les zones en eau (la Yamuna notamment) se démarquent clairement par leurs températures plus fraîches que les zones bâties. La figure 66 (p. 182) ne permet pas d'identifier la présence d'un îlot de chaleur urbain (ICU) à Delhi (l'ICU est un phénomène nocturne, or l'image a été prise vers 11h, heure locale). À Delhi, les températures pré-mousson sont très (trop) élevées pour *Aedes aegypti*. Le fait que la ville constitue un îlot de fraîcheur par rapport à la campagne environnante²⁰ la rend peut-être plus favorable au moustique (surtout dans les quartiers végétalisés de South Delhi). La situation s'inverse en hiver, lorsque les champs de la périphérie sont encore végétalisés. Entre novembre et mars, durant la période inter-épidémique mais avant les fortes chaleurs, le phénomène est inversé : les températures de surface sont plus chaudes au centre que dans la périphérie. Les températures de l'air approchent parfois 0 °C : cette situation est susceptible de favoriser le maintien des populations de moustiques dans les poches de chaleur que représentent les quartiers densément bâtis durant cette période (Misslin *et al.* 2016).

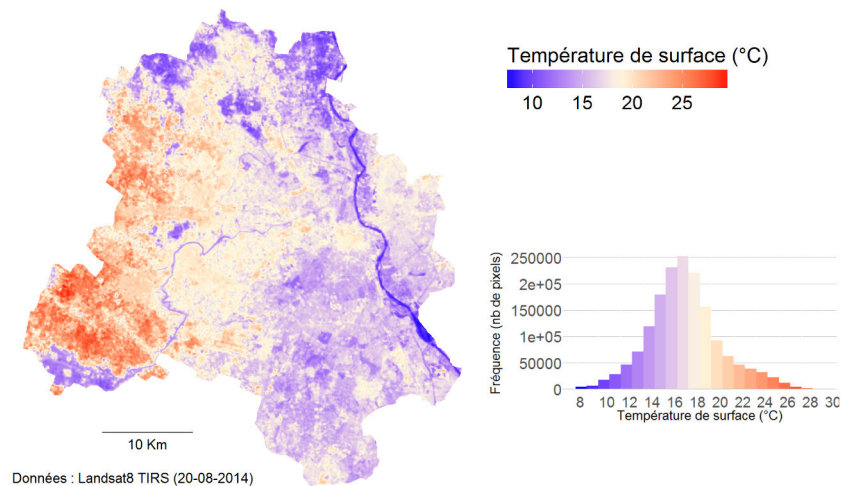


FIGURE 66 – Températures de surface estimées à Delhi (20-08-2014)

20. La température de l'air en milieu urbain est tout de même très élevée pour le moustique, celle-ci étant souvent supérieure à 40 °C durant la journée au cours des mois de mai et juin.

3.3.3.2 Agrégation des estimateurs au niveau censitaire de référence : le ward

Le niveau censitaire que nous utilisons dans le cadre de l'application de la méthode de cartographie dasymétrique à Delhi est le ward. La ville est découpée en 289 wards. Les wards de la périphérie présentent des superficies élevées par rapport aux wards centraux. Ces derniers étant plus nombreux, la majorité des wards présentent des superficies faibles (min = 0,29 km² ; max = 86,3 km² ; médiane = 2,1 km² ; écart-type = 10,4 km²).

Les mégapoles indiennes occupent les premiers rangs des classements des villes les plus densément peuplées²¹. Bien que l'aire urbaine de Delhi soit une des plus peuplées au monde²², elle présente des densités faibles par rapport aux autres mégapoles mondiales (172^{ème} rang mondial, 11 000 hab/km²). Ce chiffre masque d'importantes hétérogénéités internes. Dans certains wards (à Old Delhi par exemple), les densités dépassent les 100 000 habitants par km² (max = 163 800 hab/km²). Ces quartiers font partie des espaces les plus densément peuplés de la planète. Ils se situent dans la partie est de la ville, au sud, au centre (Old Delhi) et à l'ouest (*e.g.* Pujabi Bagh, Uttam Nagar) (cf. figure 67, p. 183). Comme à Bangkok, les wards de la périphérie présentant les surfaces les plus grandes sont également les moins densément peuplés. Les wards correspondant aux municipalités du DCB et du NDMC réunissent également des wards à faibles densités de population (au sud de Old Delhi). Enfin, les wards de South Delhi, qui rassemblent les quartiers aisés de la capitale indienne (Defence Colony par exemple), présentent des densités moyennes ou faibles. La distribution de la densité des ménages est fortement corrélée à celles des densités d'habitants ($r = 0,99$ avec $p\text{-value} < 2,2e-16$).

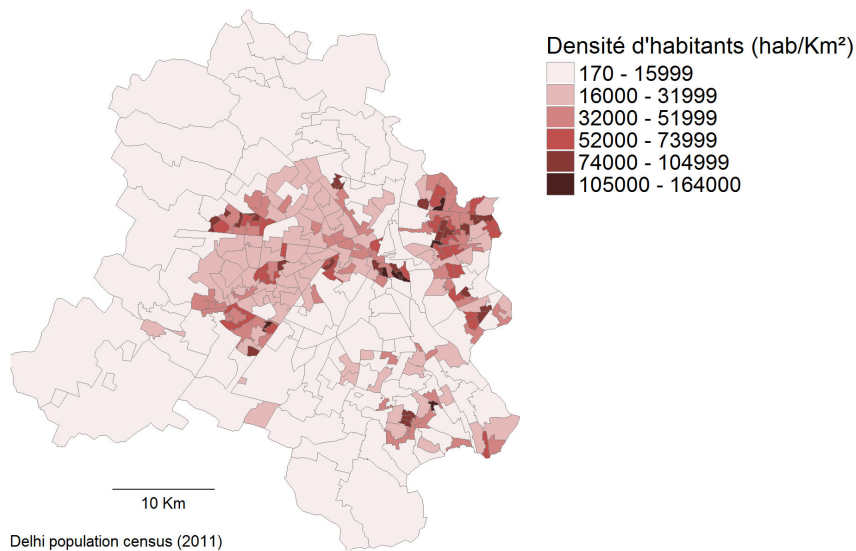


FIGURE 67 – Densités de population par ward à Delhi (ORGCC, 2011)

21. <http://www.demographia.com/db-worldua.pdf>

22. 3^{ème} rang mondial, 25 735 000 habitants

Classe d'occupation du sol	r bâti / habitants	r bâti / ménages
Bâti ultra-dense	0,63 (p < 2,2e-16)	0,59 (p < 2,2e-16)
Bâti très dense	0,25 (p < 2,2e-16)	0,28 (p < 2,2e-16)
Bâti dense	0,04 (p < 2,2e-16)	0,10 (p < 2,2e-16)
Bâti lâche	-0,12 (p < 2,2e-16)	-0,04 (p < 2,2e-16)

Tableau 27 – Coefficients de corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des superficies occupées par les classes de bâti dans chaque ward

Date	Ts moy. (°C)	r Ts / habitants	r Ts / ménages
29-05-2013	44,1	0,236	0,272
09-02-2014	14	0,228	0,269
13-03-2014	19,8	0,241	0,280
16-05-2014	27,1	0,241	0,275
20-08-2014	17,6	0,255	0,288
17-04-2015	22	0,246	0,281
11-11-2015	19,7	0,234	0,272
21-05-2016	21,8	0,249	0,279
06-06-2016	25,7	0,242	0,279
12-10-2016	27,7	0,237	0,274

Tableau 28 – Coefficients de corrélations de Pearson entre variables démographiques et cumul des températures dans chaque ward

Les classes de bâti sont pour la plupart moins corrélées à la population qu'à Bangkok (cf. tableau 27, p. 184). Ces résultats n'empêchent pas l'application de la méthode dasymétrique mais dégradent la qualité des résultats. La distribution de la population qui résultera de l'application de cette méthode sera probablement plus proche de la réalité qu'une cartographie classique des densités de population. Cependant, cette distribution de la population ventilée sera parfois très éloignée de la réalité au niveau local (dans les villages périphériques non identifiés par la classification par exemple). Ceci constitue une des limites de notre approche.

Les cumuls des températures de surface sont faiblement corrélés à la distribution des populations et à celle des ménages à Delhi (selon les dates, r est compris entre 0,228 et 0,255 pour la population et entre 0,269 et 0,288 pour les ménages) (cf. tableau 28, p. 184)²³. Comme nous l'avons vu, la distribution des populations est très hétérogène à Delhi. Deux quartiers présentant des cumuls de température similaires peuvent présenter des populations très différentes. Malgré cette faible corrélation, la prise en compte de la température permet d'améliorer légèrement les résultats des modèles. L'image datant du 20-08-2014 est celle qui présente les coefficients de corrélation les plus importants lorsque les cumuls des températures sont comparés aux variables démographiques. C'est celle qui sera utilisée dans le cadre de la construction du modèle de régression.

23. En raison d'anomalies (moyenne de 8,1 °C ce qui est très éloigné des moyennes saisonnières (≈ 30 °C)), l'image thermique datant du 02-09-2013 n'est pas prise en compte ici. Ces anomalies ne semblent pas affecter les bandes spectrales du capteur OLI.

	Modèle habitants	Modèle ménages
Coef. bâti ultra-dense	0,086807 ***	0,0176406 ***
Coef. bâti très dense	0,004027	0,0003462 0,0003462
Coef. bâti dense	0,077893 ***	0,0188428 ***
Coef. bâti lâche	0,031198 ***	0,0069261 ***
Coef. températures	-1,333263 **	-0,2889751 **
Err. résid. stand.	24420 sur 284 ddl	5052 sur 284 ddl
R_0^2 (p-value)	0,84 (< 2,2e-16)	0,83 (< 2,2e-16)
F test	294,1 sur 5 et 284 ddl	286,1 sur 5 et 284 ddl

Tableau 29 – Coefficients et résultats associés aux régressions linéaires multiples appliquées à Delhi

3.3.3.3 Construction du modèle de régression linéaire et estimation de la distribution des populations

Les résultats des régressions linéaires appliqués à Delhi sont globalement satisfaisants ($R_0^2 = 0,84$ pour le modèle permettant d'estimer le nombre d'habitants et $R_0^2 = 0,83$ pour le modèle permettant d'estimer le nombre de ménages) (cf. tableau 29, p. 185). Une fois encore, les résultats sont moins satisfaisants que pour la ville de Bangkok. Cela est probablement lié à l'hétérogénéité du bâti et à celles des densités de population pouvant être observées à Delhi. Dans cette ville, des espaces appartenant à une même classe d'occupation du sol peuvent présenter des densités de population très différentes.

Les cartographies des résidus présentées dans les figures 68 (p. 186) et 69 (p. 186) permettent d'évaluer la qualité des estimations par ward. Les résultats sont similaires pour l'estimation des habitants et pour celle des ménages. De façon générale, les modèles surestiment les populations des wards les moins densément peuplés (ceux de la périphérie est, du DCB et les wards situés sur la rive droite de la Yamuna à l'ouest et au sud de Old Delhi). Les sources d'erreur sont multiples : dans certains cas, le sol nu (dont les caractéristiques spectrales sont parfois très proches de celles du bâti) est parfois confondu avec des zones d'habitation. C'est le cas dans les wards situés à l'extrême nord du Territoire de Delhi. Dans d'autres cas, comme pour les wards de la rive droite de la Yamuna, au sud de Old Delhi, les zones bâties identifiées ne correspondent pas à des espaces résidentiels mais à des zones industrielles. Enfin, les surestimations observées dans les wards du DCB sont probablement liées à des causes similaires à celles constatées dans les wards industriels : du bâti, en réalité inhabité, est considéré comme résidentiel par l'approche dasymétrique.

Les wards à la population sous-estimée sont dispersés en groupes au nord et très regroupés au sud de Delhi. Ils partagent un point commun : ils comportent tous des quartiers au bâti mixte, moyennement dense dont les caractéristiques de densité sont moins bien prises en compte par les modèles.

Les causes et les effets des erreurs liées aux modèles sont particulièrement importantes à prendre en considération. Malgré les corrections réalisées sur les estimations, ces erreurs ne peuvent pas être corrigées en totalité. À titre d'exemple, le ward présentant les sous-estimations les plus fortes pour les deux modèles, situé à l'extrême est du Territoire de Delhi, à une population estimée relativement mal répartie sur son territoire. Étant donné que certaines

zones bâties sont ignorées par la classification (cf. figure 65, p. 181), les habitants / ménages de ce ward sont regroupés sur des espaces restreints. Cette situation produit des densités estimées plus importantes que les densités réelles tout en laissant des espaces vides qui devraient être habités. L'inverse peut se produire lorsque l'importance des espaces bâtis est surestimée ou lorsque des populations sont allouées à des espaces industriels, commerciaux ou administratifs.

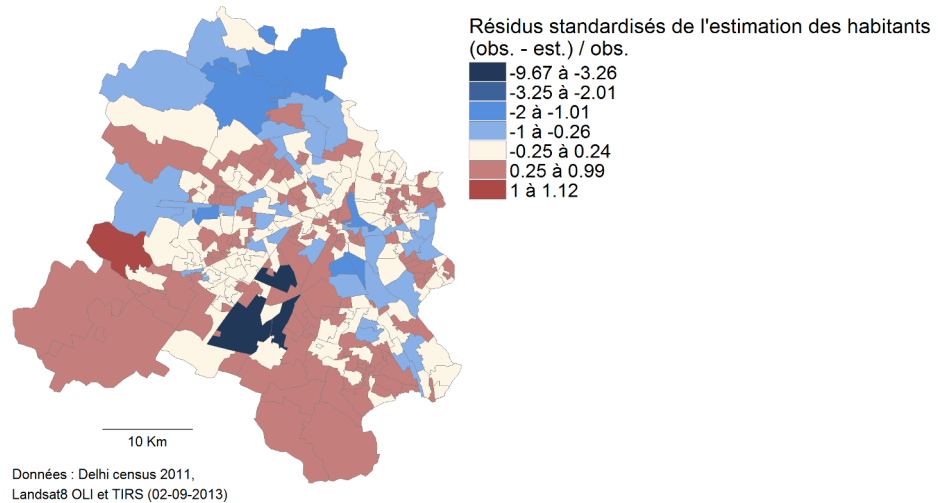


FIGURE 68 – Résidus standardisés des estimations du nombre d'habitants par ward (les populations surestimées sont représentées en bleu, les populations sous-estimées en rouge)

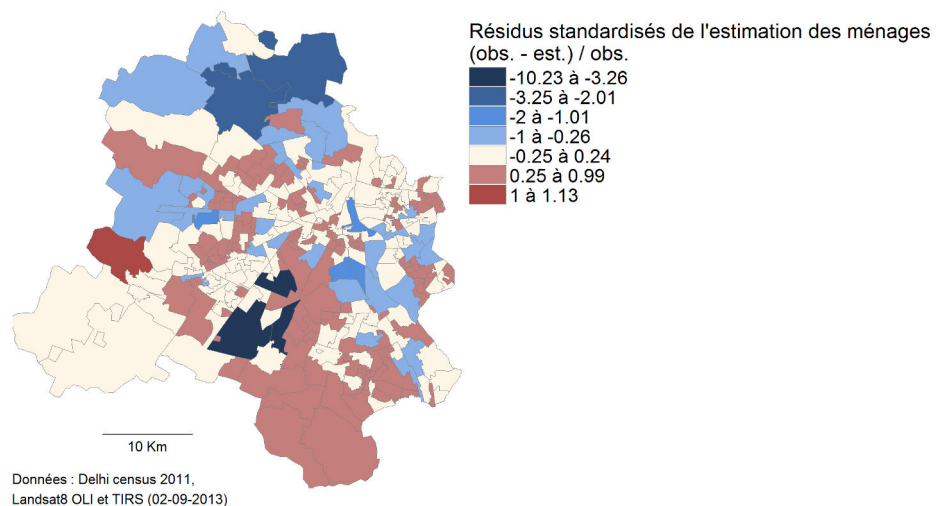


FIGURE 69 – Résidus standardisés des estimations du nombre de ménages par ward (les populations surestimées sont représentées en bleu, les populations sous-estimées en rouge)

	Modèle habitants	Modèle ménages
Nb de val. modifiées	814	803
Nb valeurs modifiées / Nb de pixels négatifs (%)	0,05 %	0,05 %
Nb valeurs modifiées / Nb total de pixels (%)	0,73 %	0,73 %

Tableau 30 – Corrections appliquées sur les pixels présentant des valeurs de population négatives à Delhi



FIGURE 70 – Cultures maraîchères sur les rives de la Yamuna (au niveau de Old Delhi) (photo : Renaud Misslin, 2013)

Les densités de population obtenues après correction des pixels présentant des valeurs négatives extrêmes (cf. tableau 30, p. 187) sont comprises entre 1 et 81 pour les habitants et 1 et 16 pour les ménages. Comme cela a été évoqué précédemment, la ville de Delhi présente quelques quartiers très densément peuplés visibles sur les cartes générées à partir des résultats des estimations de la répartition des habitants (cf. figure 71, p. 188) et de celle des ménages (cf. figure 72, p. 188). La plupart de ces quartiers sont situés dans la partie nord de la ville. Il s'agit des quartiers les plus pauvres de la capitale indienne. Ces fortes densités les rendent particulièrement vulnérables à *Aedes aegypti*. La répartition de la population à Delhi est marquée par une très forte hétérogénéité spatiale. Contrairement aux abords du Chao Phraya à Bangkok, ceux de la Yamuna sont très peu peuplés (cf. figure 70, p. 187). Le fleuve constitue une véritable coupure environnementale entre la partie ouest et la partie est de la ville. Ces cartes de répartition de la population (cf. figures 71 et 72) révèlent également une coupure entre la partie nord et la partie sud de la ville. Ces deux parties sont reliées par des espaces présentant des densités de population très faibles, voire nulles.

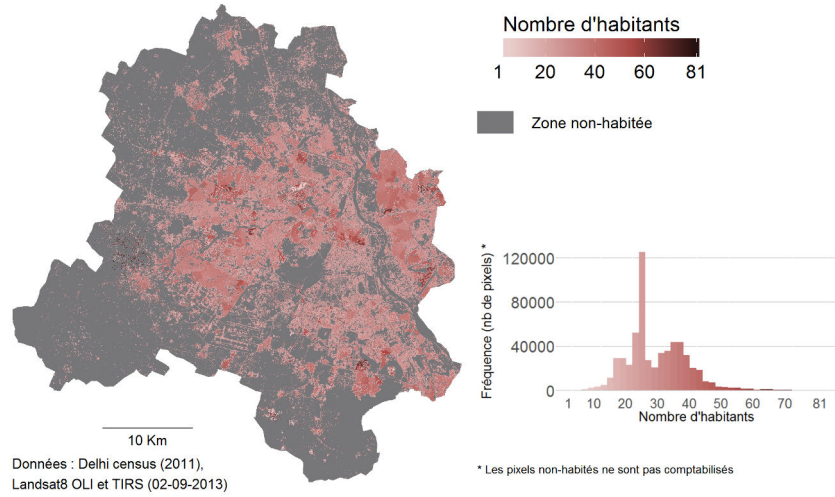


FIGURE 71 – Répartition estimée de la population à Delhi

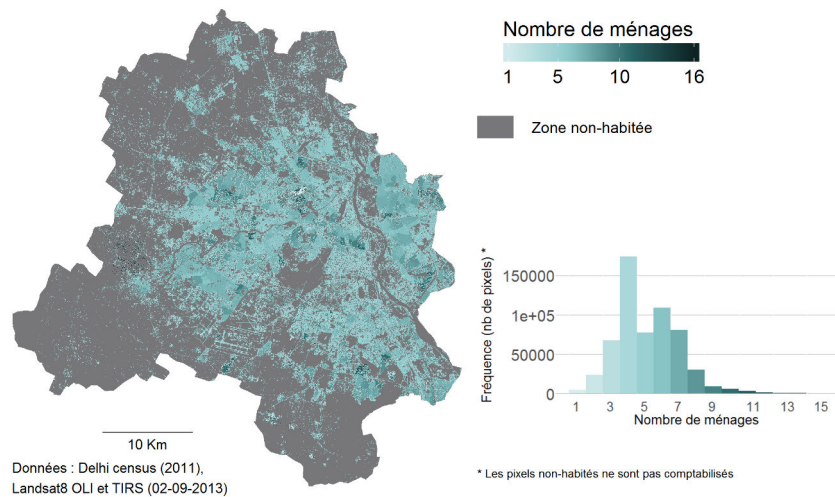


FIGURE 72 – Répartition estimée des ménages à Delhi

3.3.4 Les gîtes larvaires : distribution et dynamiques à Delhi

3.3.4.1 Estimation du nombre de gîtes par CE à Delhi

Comme c'était le cas à Bangkok, le nombre de GLP par CE à Delhi est calculé (cf. formule 20, p. 138) pour tous les types d'occupation du sol sauf les zones en eau. Les paramètres $\lambda\mu = 4$, $\lambda\alpha = 3$, $\lambda\beta = 3$ sont fixés par le biais de notre expérience de terrain. Ces paramètres permettent d'obtenir une moyenne de 15,8 gîtes par CE et un écart-type de 16,5 sur l'ensemble de la ville (min. = 0, $Q_1 = 4$, méd. = 8, $Q_3 = 24$, max. = 181).

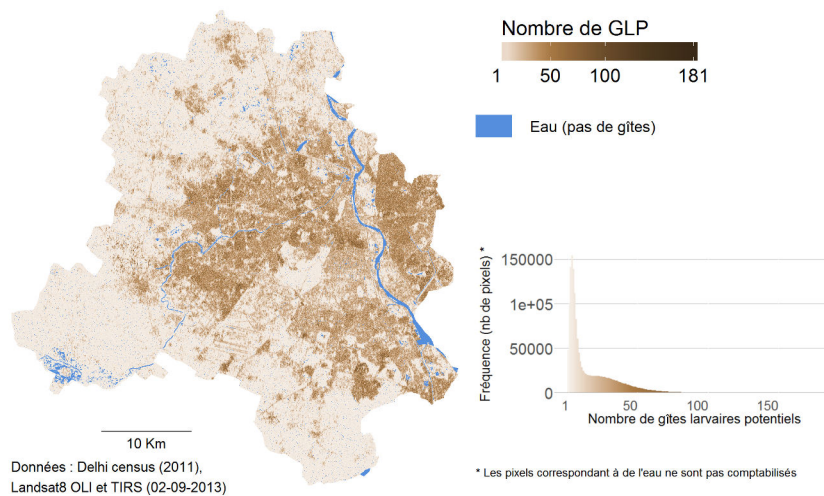


FIGURE 73 – Répartition estimée des GLP à Delhi

Les valeurs sélectionnées pour les paramètres permettant d'estimer la répartition des GLP à Delhi affaiblissent les écarts entre zones bâties et zones non bâties par rapport à ce qui avait été estimé pour Bangkok (cf. figure 73, p. 189). Ceci est dû aux paramètres $\lambda\alpha$ (le nombre de gîtes produits par les ménages dans leur propre CE) dont la valeur sélectionnée à Bangkok était de 6 (du fait des très nombreux pots de fleurs installés dans les rues et dans les jardins dans la capitale thaïlandaise). La distribution des GLP dépendant principalement de celle des ménages, leurs répartitions respectives sont proches. Comme pour les autres facteurs environnementaux influençant le cycle de vie du moustique, la distribution des GLP à Delhi est hétérogène. De façon générale, les quartiers les plus pourvus en GLP sont les quartiers les plus densément bâtis (bâti très dense et bâti ultra-dense sur la figure 64, p. 180).

LES PRÉCIPITATIONS : UN IMPACT FORT SUR L'INCIDENCE DE LA DENGUE

Les données de précipitations sont issues de la station météorologique de l'aéroport de Safdarjung. Elles sont collectées pour la période 2008-2010. Comme à Bangkok, la période de mousson se détache très clairement par rapport à l'ensemble des précipitations annuelles. Chaque année, l'augmentation des précipitations est suivie d'une augmentation plus ou moins importante de

l'incidence de la dengue (avec un délai de 2 à 3 mois suivant les premières fortes pluies) (cf. figure 74, p. 190). Bien que des gîtes soient probablement disponibles à l'intérieur des bâtiments durant toute l'année, l'incidence de la dengue semble liée aux précipitations à Delhi. Les températures extrêmes (trop froides en hiver, trop chaudes en mai – juin) couplées au manque d'eau entre novembre et juin constituent des contraintes importantes pour *Aedes aegypti*.

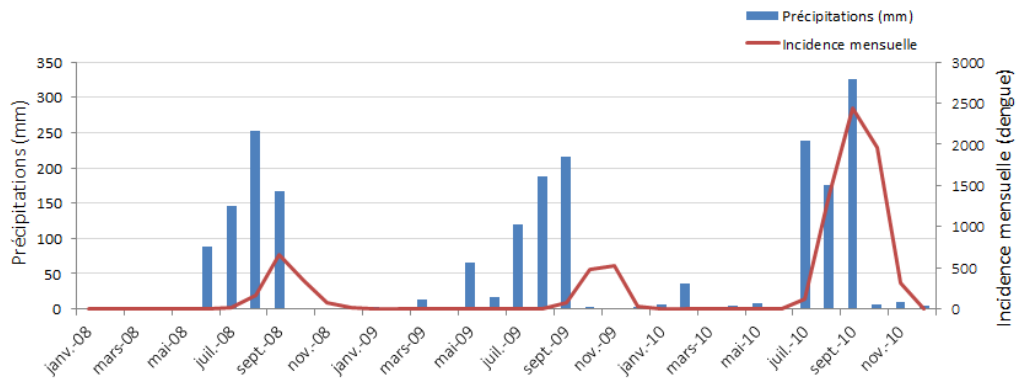


FIGURE 74 – Précipitations et incidences de la dengue à Delhi (source : National Vector Borne Disease Control Programme) (2008–2010)

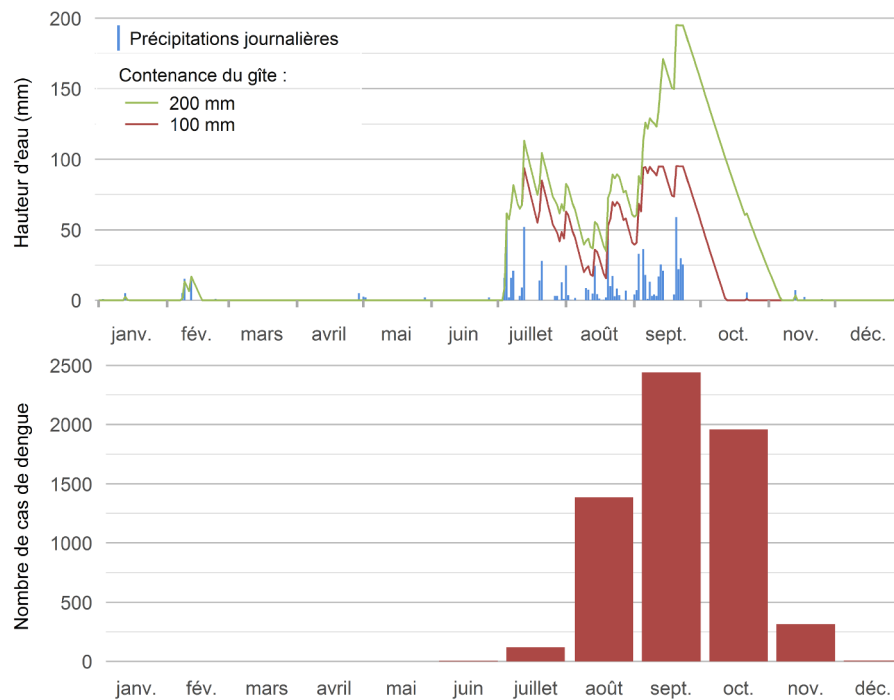


FIGURE 75 – Hauteur d'eau des précipitations mensuelles, estimation de l'évolution du niveau d'eau dans des gîtes de différentes tailles et évolution du nombre de cas de dengue sur l'année 2010 à Delhi

Le choix de la formule permettant d'établir le niveau d'évaporation journalier est réalisé en fonction du climat de la zone d'étude. Le climat subtropical humide (Cwa) / semi-aride (BSh) de Delhi n'est pas adapté à l'application de la formule de Linacre. L'évaporation est estimée par le biais de l'équation de

Penman simplifiée par Valiantzas (2006). Celle-ci nécessite des données de durée d'ensoleillement non disponibles dans la base de données météorologiques utilisée. Ces données d'ensoleillement sont remplacées par des données calculées à partir de normales climatiques²⁴. La figure 75 (p. 190) permet de comparer pour l'année 2010 l'incidence mensuelle de la dengue aux dynamiques de deux gîtes (100 mm et 200 mm de contenance maximale). L'incidence de la dengue, nulle entre janvier et juin 2010, augmente à partir de juillet pour atteindre son maximum en septembre. Comme à Bangkok, le nombre de cas de dengue demeure élevé tant que les larves peuvent se développer. Les précipitations faibles à partir de la fin du mois de septembre n'empêchent pas l'apparition de cas en novembre. Si ce n'est probablement pas la seule raison, le fait que certains gîtes extérieurs soient encore susceptibles de produire des moustiques adultes en octobre pourraient contribuer à la survenue de cas le mois suivant. L'analyse de ces données de l'incidence de la dengue à Delhi doit cependant être réalisée avec prudence : selon Daudé et Vaguet (2015), certains hôpitaux ne transmettent pas leurs données correctement, ce qui provoque une forte sous-estimation du nombre de cas.

24. <ftp://ftp.atdd.noaa.gov/pub/GCOS/WMO-Normals/RA-II/IN/42182.TXT>

3.3.5 Les espaces de repos à Delhi

Quatre classes de bâti différentes ont été identifiées à Delhi (cf. section 3.3.3.1, p. 179). La classe de bâti lâche contient principalement des bâtiments isolés très souvent entourés de végétation. D'après les valeurs choisies pour estimer l'ombre à Delhi (cf. tableau 31, p. 192), cette classe de bâti produit plus d'ombre que la végétation. Les autres classes de bâti, notamment les classes de bâti dense et très dense, s'approchent de la valeur maximale de niveau d'ombre (≈ 1) (cf. figure 77, p. 193). Il s'agit d'espaces bâtis composés de rues très étroites et d'immeubles de plusieurs étages. Les quartiers concernés font partie des lieux les plus densément peuplés au niveau mondial et les zones ouvertes (comme les parcs) y sont rares (cf. figure 76, p. 192).



FIGURE 76 – Rue étroite à Hauz-Rani (Delhi) (photo : Somsakun Maneerat, 2014)

	Valeur de BATIombre
Bâti lâche	0,3
Bâti dense	0,6
Bâti très dense	0,8
Bâti ultra-dense	0,9

Tableau 31 – Valeurs de BATIombre pour chaque classe de bâti à Delhi

Contrairement à Bangkok, la végétation connaît une saisonnalité à Delhi : l'ombre portée par les végétaux est susceptible d'évoluer au cours de l'année.

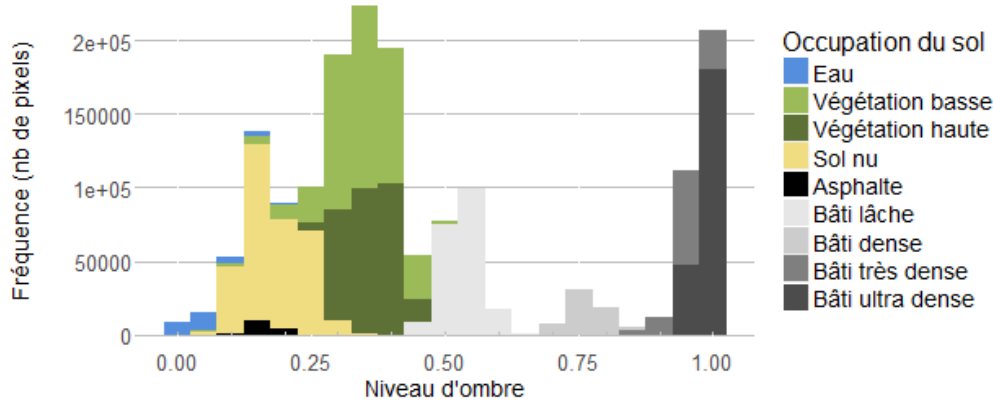


FIGURE 77 – Niveau d'ombre associé aux différentes classes d'occupation du sol à Delhi

Cette particularité, peut être prise en compte dans MODE par le biais des différentes images de NDVI (cf. section 3.3.2, p. 177).

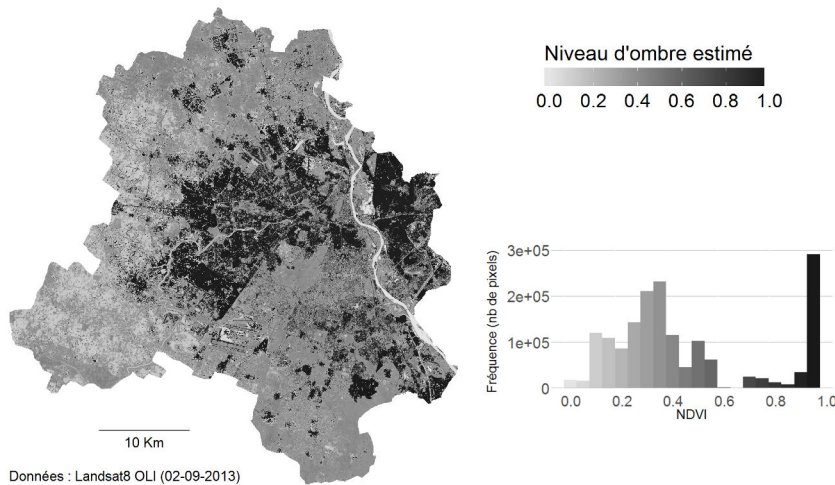


FIGURE 78 – Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Delhi

SYNTHÈSE N° 3

Delhi est une ville très hétérogène à une échelle très fine : des quartiers très pauvres, présentant des environnements spécifiques (densités de population élevées, nombreux espaces ombragés, nombreux GLP (stockage de l'eau), côtoient des quartiers plus aisés présentant également des particularités (densité plus faibles, végétation, GLP liés aux *air coolers*). Cette forte hétérogénéité met en valeur un des avantages de MODE-macro : même à l'échelle d'une ville de plusieurs millions d'habitants, ce modèle est capable de faire ressortir des hétérogénéités locales. La question de l'hétérogénéité locale soulève également une limite importante de MODE-macro : si ce modèle tient compte de l'hétéro-

généité démographique, il n'est pour l'instant pas conçu pour prendre l'hétérogénéité sociale et économique en considération. Or, selon le contexte, celle-ci peut avoir un impact important sur la distribution spatiale d'*Aedes aegypti*.

CONCLUSION DU CHAPITRE 3

MODE-macro permet de créer les bases de données nécessaires à la reconstruction de l'environnement d'*Aedes aegypti* à l'échelle d'une ville. La précision spatio-temporelle de cet environnement dépend largement des données d'entrée. À Bangkok, le géoréférencement des stations météorologiques rend possible l'application de la méthode TVX, laquelle permet d'estimer les variations spatiales de la température de l'air. À Delhi, les nombreuses images Landsat 8 disponibles permettent d'obtenir une végétation dynamique dans le temps, ce qui est particulièrement pertinent au vu du cycle végétatif des plantes dans la capitale indienne. En perspective, si le modèle était appliqué à une ville française, l'utilisation de données de bâti issues de la BDTOPO améliorerait probablement la qualité des estimations de la distribution de la population. Ainsi, MODE-macro n'est pas un modèle figé. Les méthodes proposées dans la partie 3.1 (p. 120) peuvent être remaniées en fonction des données disponibles en entrée. Ces méthodes constituent néanmoins une base pouvant être appliquée à des contextes urbains très différents à partir de données majoritairement libres d'accès. La majorité de ces méthodes est entièrement automatisée²⁵. À titre d'exemple, la méthode TVX est appliquée de façon automatique, du téléchargement des données jusqu'à la cartographie des résultats. L'identification des classes d'occupation du sol à partir des images Landsat 8 est la seule méthode nécessitant – pour l'instant – une intervention manuelle. Celle-ci pourrait être automatisée en basant le processus d'identification sur une banque de signatures spectrales. Cela accentuerait peut-être les erreurs de classification, limites de l'automatisation soulignées dans la partie 3.3.3.1 (p. 179).

MODE-macro a été développé pour représenter la distribution spatio-temporelle des ressources et des conditions influençant *Aedes aegypti* sur le temps court. Les évolutions environnementales représentées dans le modèle sont cycliques et saisonnières. Une perspective serait d'intégrer des variations s'inscrivant dans des intervalles temporels plus longs (e.g. changements dans l'occupation du sol). Cela permettrait d'étudier leurs impacts sur les dynamiques vectorielles et sur la diffusion des épidémies, comme cela a été réalisé par Vanwambeke *et al.* (2007).

Finalement, MODE-macro permet de créer une série de bases de données caractérisant les aspects les plus importants de l'espace vécu d'*Aedes aegypti*. Ces données peuvent être utilisées directement dans un modèle à base d'agents comme MO³, dans lequel le comportement du moustique est simulé à l'échelle d'une ville. En revanche, la cartographie de l'aléa environnemental associé au

25. Un exemple d'application de MODE-macro à Bangkok peut être téléchargé à l'adresse suivante : http://www.misslin.com/renaud/MODE-macro_gen_data.pdf. Cet exemple est donné sous la forme d'un script R exécutable depuis un ordinateur disposant d'une bonne connexion internet.

risque vectoriel requiert une étape de combinaison de ces bases de données. Ces deux types d'utilisation seront présentés dans le chapitre 6 (p. 295). S'il peut être utilisé comme support environnemental de la simulation du comportement d'*Aedes aegypti* à l'échelle d'une ville, MODE-macro n'est pas assez précis pour être couplé à un modèle comme MOMA qui nécessite des données environnementales extrêmement fines. La génération de ce type de données fait l'objet du chapitre suivant.

4

GÉNÉRATION D'ENVIRONNEMENTS SYNTHÉTIQUES : MODE-MICRO

Plusieurs modèles à base d'agents permettant de simuler le comportement d'*Aedes aegypti*, construits à partir d'observations de terrain, sont décrits dans la littérature (Almeida *et al.* 2010; Gunaratne *et al.* 2016; Karl *et al.* 2014; Ma-nerat et Daudé 2016). Ces modèles sont développés dans le but d'être utilisés en tant que laboratoires *in silico* pour :

- éprouver des hypothèses difficiles à tester dans la réalité;
- interroger les relations qu'entretiennent le moustique et son environnement;
- et en fin de compte, améliorer les connaissances sur lesquelles se basent l'organisation des campagnes de lutte anti-vectorielle.

Au regard de ces objectifs et des caractéristiques très contextuelles des relations environnement \leftrightarrow moustique dégagées dans le chapitre 1, les modèles décrivant le comportement des moustiques présenteraient un intérêt à être développés indépendamment d'un terrain d'étude particulier et à pouvoir être appliqués à différents espaces urbains. Cela permettrait par exemple d'observer par la simulation un vaste spectre de conditions environnementales potentiellement favorables à l'implantation et la diffusion du vecteur.

Les modèles cités ci-dessus sont appliqués sur des contextes environnementaux réalistes. Les caractéristiques de ces environnements sont décrites en fonction des besoins du moustique. Les auteurs de ces modèles ont donc été confrontés aux questions soulevées par la nécessité de décrire l'environnement de façon fidèle : sous quelle forme représenter l'espace (vecteur / raster)? Quelle résolution adopter? Quelle(s) méthode(s) utiliser pour construire l'environnement? Les solutions adoptées par les différents auteurs peuvent être classées en deux grandes catégories :

1. La première catégorie rassemble les environnements construits de manière semi-automatique, à un niveau spatial grossier (relativement aux dimensions moyennes de l'espace de vie du moustique). Les étapes de construction nécessitent une intervention limitée du modélisateur pour aboutir à une résolution finale supérieure ou égale à 10 m (Deng *et al.* 2008; Gunaratne *et al.* 2016; Karl *et al.* 2014; Misslin et Daudé 2016). L'avantage principal de ce type de solutions réside dans la rapidité de leur mise en œuvre pour des zones d'étude très larges. Cependant, les dimensions des entités élémentaires des modèles issues de l'application de cette première catégorie de solutions ne sont pas adaptées à l'échelle de l'individu moustique.

2. La seconde catégorie de solutions consiste à construire un environnement de très haute résolution spatiale par le biais de la digitalisation (recueil manuel de données environnementales sur des images satellite de très haute résolution) et par l'intermédiaire d'enquêtes de terrain (Almeida *et al.* 2010; Maneerat et Daudé 2016). Ce type de solutions présente l'avantage de permettre une concordance entre les dimensions de l'espace de vie d'*Aedes aegypti* en milieu urbain et la dimension des entités élémentaires du modèle environnemental qui en résulte.

Plusieurs études ont montré qu'en moyenne les moustiques ne sont pas retrouvés à plus de 30 m de leur lieu de naissance (Hemme *et al.* 2009; Maneerat et Daudé 2016). La compréhension de la façon dont la structure d'un environnement affecte le cycle de vie du moustique pourrait donc être enrichie par une étude détaillée de cet environnement à une résolution inférieure à 30 m. Cette exigence peut même être amplifiée lorsque l'objectif est d'étudier les comportements du moustique de manière individu-centrée (comme c'est le cas dans MOMA) : l'environnement doit alors être détaillé à une résolution plus fine que le rayon de perception du moustique (10 m). Almeida *et al.* (2010) et Maneerat et Daudé (2016) utilisent des environnements dont la précision est inférieure au mètre. La génération manuelle de données environnementales aussi précises présente un caractère chronophage, notamment lorsque la zone d'étude est large (relativement à la résolution choisie). Le traitement automatique d'images satellite de très haute résolution spatiale (résolution < 1 m) pourrait permettre de dépasser le problème posé par le choix à effectuer entre niveau de détail élevé et simplicité / rapidité de construction des bases de données environnementales. Cependant, les coûts élevés de ce type de données limiteraient la capacité de transposition de la méthode de construction des bases de données environnementales. De ces observations découle une question déjà abordée dans le chapitre 2 : comment construire un environnement dynamique très fin, de manière automatisée, en partant de données libres ou aisément accessibles ?

Le principe de « l'environnement synthétique », proposé dans le chapitre 2 (cf. section 2.2.4.4, p. 111) a pour but de pallier cette limite : il permet la génération automatique d'environnements à échelle fine. De manière générale, il consiste à générer un environnement de très haute résolution spatiale en se basant sur des données agrégées, de préférence libres, disponibles à une échelle plus large. La génération d'environnements synthétiques donne donc au modélisateur la possibilité de produire automatiquement des données qui répondent à ses attentes en termes d'échelle. Le concept de l'environnement synthétique présente un intérêt particulier pour les études menées dans des pays du Sud, sur des étendues larges, pour lesquelles les données d'occupation du sol fines (la localisation des bâtiments notamment) n'existent pas (même sur OSM) ou sont soumises à des accès restreints. L'obstacle posé par la non disponibilité de données fines est un problème classique pour la construction de modèles réalistes et spatialement explicites en géomatique (et de façon plus générale, en géographie). En modélisation à base d'agents, l'utilisation de données représentant des espaces réels – ou au moins réalistes – permet d'éprouver des hypothèses impossibles à tester sur le terrain. De nombreux domaines de modélisation sont susceptibles d'utiliser ce type d'environnements : le domaine de

la mobilité ou celui de l'étalement urbain par exemple. Dans le cadre de ce travail, le principe de la génération d'environnements synthétiques est appliqué à la reconstitution de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* dont le comportement est modélisé au niveau individuel par MOMA (Maneerat et Daudé 2016) (cf. section 2.2.4.1, p. 103).

La première partie de ce chapitre présente les détails de la méthode permettant de générer l'environnement propre du moustique. La seconde partie présente les méthodes qui seront employées pour comparer l'environnement généré par MODE-micro à d'autres bases de données (des données de bâti). La troisième partie consistera à appliquer et à tester les capacités de MODE-micro dans le khet de Bangkhutien, à Bangkok.

4.1 MÉTHODE DE GÉNÉRATION DES ENVIRONNEMENTS SYNTHÉTIQUES : CONSTRUCTION AUTOMATIQUE DE L'ENVIRONNEMENT DU MOUSTIQUE À TRÈS HAUTE RÉ-SOLUTION

MODE-micro a pour but de générer de manière automatisée les caractéristiques environnementales nécessaires au moustique *Aedes aegypti* (tel qu'il est développé dans le modèle MOMA) dans le cadre de la réalisation complète de son cycle de vie. Plutôt qu'une laborieuse construction de ces environnements à partir d'enquêtes de terrain, nous utilisons des images satellite et des données agrégées pour atteindre cet objectif. Ceci nous permet de construire de manière automatique et efficace une grande variété d'environnements. Ces environnements peuvent être utilisés pour simuler les dynamiques des populations vectorielles selon une grande variété de contextes locaux réalistes.

L'application de MODE à une résolution adaptée à celle de MOMA implique une redéfinition des objectifs de représentation de chacun des éléments environnementaux constituant l'environnement propre d'*Aedes aegypti* (ces éléments doivent-ils être représentés de manière individuelle? À quelle résolution? Avec quelles dynamiques?). Dans le cas où les bases de données décrites dans le chapitre 3 ne suffiraient pas pour répondre à nos attentes, nous proposerons l'utilisation d'autres bases de données, qui pallieraient les limites des premières.

Comme nous le verrons dans les sections suivantes, la source de données principale utilisée dans MODE-micro demeure le satellite Landsat 8. Celui-ci présente l'avantage de fournir des données accessibles librement, dont la résolution correspond à la superficie de l'espace de vie d'un moustique *Aedes aegypti*. Les cellules environnement (CE), déjà évoquées dans le chapitre 3, constituent des éléments majeurs du modèle. Il s'agit d'objets vectoriels dont les dimensions (30 m × 30 m) et la position dans l'espace correspondent à celles des pixels des images Landsat 8. Lorsque cela sera à la fois possible et souhaitable, nous nous attacherons à proposer des méthodes permettant de préciser l'organisation de l'environnement à l'intérieur de ces cellules. Ce sera notamment le cas pour les bâtiments, les routes et le réseau hydrographique. MODE-micro

est donc constitué de quatre types « d'objets » représentant des éléments de l'environnement :

- les cellules environnement CE ;
- les bâtiments
- le réseau routier ;
- et le réseau hydrographique ¹.

Le terme « objet » est ici utilisé dans le sens que lui donne le paradigme de la programmation orientée objet. Chaque objet environnemental est localisé dans l'espace et est caractérisé par différentes variables propres à sa nature. Ces variables et leur dynamiques potentielles sont présentées dans les pages qui suivent. L'organisation générale de MODE-micro est résumée en conclusion de cette section (cf. figure 81, p. 217). Nous l'avons vu, le développement de MODE-micro est réalisé dans le but de faciliter son couplage avec MOMA. Les objets fourniront donc aux agents moustiques, des informations concernant leurs capacités à répondre à leurs besoins : la température, le sang humain, les gîtes larvaires potentiels (GLP) et le niveau d'ombre. Les questions relatives à la prise en compte du nectar seront traitées dans la section 4.1.2 (p. 201).

4.1.1 La température

Dans MODE-macro, les variations temporelles de température sont représentées à une résolution spatiale de 1 km², qui correspond à la résolution du satellite MODIS. En milieu urbain, des variations thermiques peuvent être identifiées à une résolution plus fine. Par exemple, les bâtiments présentant une inertie thermique forte peuvent être plus frais que leurs alentours durant les heures les plus chaudes de la journée et plus chauds durant la nuit. Comme cela a été évoqué dans le chapitre 1, la présence de végétation peut également provoquer des variations thermiques sur de courtes distances. Si l'utilisation de données thermiques précises pourrait être intéressante pour représenter un environnement à l'échelle du moustique, leur collecte demeure néanmoins difficile : peu de zones urbaines sont équipées de réseaux de stations météorologiques suffisamment denses et les images satellite thermiques en accès libre ne permettent pas de d'accéder à des résolutions spatiales plus fines que le kilomètre, tout en conservant une résolution temporelle suffisante (cf. section 3.1.1, p. 123). En l'absence de données plus précises, nous conservons la même source de données thermiques dans MODE-micro que celle qui est utilisée dans MODE-macro : les capteurs MODIS. Cette donnée pourrait néanmoins être précisée par l'intermédiaire de proxys et de techniques de désagrégation. Si cette option n'est pour l'instant pas développée dans MODE-micro, elle constitue une perspective intéressante pour ce modèle.

La température est actuellement la seule variable environnementale qui varie à une résolution temporelle inférieure à la journée. Cette variation est calculée directement par MOMA à partir d'une formule prenant en entrée la température minimale et la température maximale journalière. Ces deux données sont

1. Le réseau routier et le réseau hydrographique sont des objets uniques. Ils ne sont pas divisés en tronçons. Ils sont néanmoins considérés comme des objets dans MODE-micro (et définis comme des agents dans GAMA).

issues des données de température de l'air, estimées à partir des images satellite thermiques de MODIS (cf. 3.1.1, p. 123).

4.1.2 Le nectar

Le nectar est produit par la végétation active. De façon générale, la présence de plantes sécrétant du nectar affecte les comportements du moustique (Martinez-Ibarra *et al.* 1997). D'après Qualls *et al.* (2016), le nectar est une ressource importante pour le moustique mais globalement négligée dans la littérature. En effet, la végétation n'est pas toujours prise en compte dans les modèles à base d'agents permettant de simuler le comportement du moustique (cf. section 2.2.2.1, p. 86). Lorsque la végétation est prise en compte, elle est rarement considérée comme une source alimentaire potentielle pour le moustique et elle n'est jamais représentée de manière dynamique. Elle est parfois considérée comme une source d'ombre (*e.g.* Maneerat et Daudé (2016)) (cf. 4.1.5, 213).

Comme dans les autres modèles, la présence de nectar n'est pas prise en compte dans MOMA. La consommation de nectar par les femelles *Aedes aegypti* est un comportement peu étudié. Il est donc difficile à modéliser. Toutefois, cette ressource fait partie des cinq ressources et conditions que l'approche par le RBHC nous a conduit à considérer comme importantes pour la présence du vecteur de la dengue. Par conséquent, bien que le nectar ne soit pas utile dans la version actuelle de MOMA, nous avons choisi de le représenter dans MODE-micro.

La distribution du nectar est liée à celle des plantes à fleurs qui le produisent. Dans MODE-micro, la distribution de ces plantes est estimée par le biais du NDVI (cf. 3.1.2.1, p. 130). Ce dernier est une mesure d'activité chlorophyllienne : il ne traduit pas forcément la présence de plantes à fleurs. Néanmoins, le NDVI, établi à partir des images satellite Landsat 8, demeure pour l'instant la méthode d'estimation de la présence de nectar la plus intéressante pour MODE-micro. Comme nous l'avons vu dans l'introduction de cette section, chaque CE peut être géographiquement associée à un pixel d'une image Landsat 8. Le niveau de nectar est donc donné entre 0 et 1 par le NDVI dont les valeurs négatives sont réhaussées à 0 (cf. section 3.1.2). Plus la valeur de NDVI d'une CE est proche de 1, plus cette cellule produit de nectar. Comme dans la version macro de MODE, une perspective d'évolution serait de rendre la végétation dynamique en constituant une série de données de NDVI calculées à partir d'images prises à différentes périodes de l'année.

4.1.3 Le sang : distribution des humains

La principale source de sang pour *Aedes aegypti* étant l'humain, la répartition de ce dernier constitue un facteur majeur de la répartition du moustique. Au niveau intra-CE, la répartition des humains peut être approchée à partir de la répartition des bâtiments qu'ils habitent. Les bâtiments sont d'autant plus importants à prendre en compte qu'à ce niveau d'analyse, ils constituent une contrainte majeure aux déplacements du moustique (Maneerat et Daudé 2016). Les modèles individu-centrés de Maneerat et Daudé (2016) et Almeida *et al.* (2010), les plus précis en termes d'environnement, s'attachent à représenter les

bâtiments de façon individualisée. De ce point de vue, les traitements manuels ou automatisés d'images très haute résolution spatiale (THRS) présentent des avantages importants. Les limites de l'utilisation de ces traitements et de ces images nous conduisent à intégrer à MODE-micro une méthode permettant de générer des bâtiments individualisés de façon synthétique. D'un point de vue général, afin de répondre à nos attentes en termes de répartition de proies humaines pour le moustique, l'objectif de cette méthode est :

- d'estimer la répartition de ces bâtiments individuels ;
- d'estimer le nombre de ménages et d'humains qui y habitent.

La localisation et la caractérisation de bâtiments individuels passe en premier lieu par une réflexion portant sur le lien entre les données disponibles (images satellite, données OSM et Google Maps, données démographiques, etc.) et la présence de ces bâtiments. Comment les bâtiments pourraient être localisés et caractérisés à partir de ces données ? Les données permettant de déduire les informations les plus directes par rapport à la présence de bâtiments sont les données issues de traitements d'images satellite. Les bâtiments en eux-mêmes ne peuvent pas être identifiés par le biais des images Landsat 8. Toutefois, il est possible d'estimer le niveau de bâti au sein d'une CE. Dès lors, le véritable défi posé par l'estimation de la répartition des bâtiments est de descendre à une précision interne à la cellule de 30 m × 30 m.

Les indices de végétation et de bâti peuvent apporter une première information : les cellules présentant un indice de végétation fort et un indice de bâti faible contiennent peu ou pas de bâtiments. Les données de réseaux routiers, téléchargeables par le biais de OSM ou Google Maps, peuvent être utilisées pour préciser les espaces non bâtis intra-CE. D'abord, les routes peuvent être considérées comme des espaces non bâtis : les bâtiments ne peuvent pas être placés sur les routes. Cette observation est également valable pour le réseau hydrographique : les bâtiments ne peuvent pas être placés sur les zones en eau. Celles-ci peuvent également être obtenues via OSM ou Google Maps. Ensuite, en posant au préalable une hypothèse selon laquelle les bâtiments sont généralement alignés le long des routes, les réseaux routiers peuvent être utilisés pour déterminer l'orientation des bâtiments. Une seconde hypothèse peut être posée concernant les bâtiments : le nombre et/ou la hauteur des bâtiments (nombre d'étages) d'une zone spécifique dépend du nombre de personnes résidant dans cette zone. Si cette hypothèse se vérifierait probablement pour les zones résidentielles, elle présente évidemment des limites pour l'estimation du nombre de bâtiments dans les zones commerciales et industrielles. Cependant, les données démographiques sont généralement renseignées au lieu d'habitation et les données permettant de déterminer l'importance des activités commerciales dans une zone (*e.g.* POI Google Maps) sont difficiles à acquérir (Cébeillac *et al.* 2017a). Dans le cadre de ce travail, tous les bâtiments seront considérés comme résidentiels. La mise en place d'une méthode incluant des POI dans le but de préciser le type d'utilisation d'un bâtiment (résidentiel, commercial, industriel, scolaire, etc.) est une des perspectives de développement de MODE-micro.

Nous utiliserons donc des données satellites, des données OSM et des données démographiques, pour estimer le niveau de bâti contenu dans une zone de 30 × 30 m, l'orientation des bâtiments, leur nombre d'habitants et le nombre d'étages.

Les humains occupent une place prépondérante dans le cadre du modèle environnemental. Leur présence et leur densité favorisent celles des moustiques. Ils sont à la fois une source de sang indispensable à la reproduction et d'importants producteurs de gîtes larvaires (l'estimation de la distribution des GLP est détaillée dans la section ??, p. ??). La capacité des humains à remplir ces deux fonctions peut être évaluée par une caractéristique principale : leur distribution spatio-temporelle. De nombreuses caractéristiques viennent complexifier cette capacité : l'utilisation de méthodes de protection individuelle, les connaissances du cycle de vie du moustique et les actions de lutte anti-vectorielles réalisées à l'échelle du ménage (ne pas laisser des récipients devenir des GLP), etc. Cependant, la lutte vectorielle réalisée au niveau individuel ou au niveau du ménage est difficile à mesurer dans la réalité. Dans le cadre de MODE-micro, les individus seront localisés dans des bâtiments. Une perspective d'évolution de MODE-micro sera d'être couplé à MOMOS afin de donner des emplois du temps aux humains, ce qui permettra de simuler leur mobilité. Les déplacements des humains ne sont donc pas pris en compte dans MODE-micro.

La question à laquelle nous souhaitons répondre concernant la répartition des humains est la même que pour les bâtiments : comment leur localisation peut-elle être estimée à partir des données dont nous disposons (données démographiques, données Landsat 8)? En ville, les humains forment des ménages composés d'une ou de plusieurs personnes. Le nombre de personnes par ménage peut être déduit des données démographiques si celles-ci contiennent des informations sur le nombre de ménages. Dans le cas contraire et/ou suivant la précision de l'information donnée, le nombre de personnes par ménage peut être fixé grâce à un ou plusieurs paramètre(s) donné(s) par l'utilisateur.

Ces ménages habitent des bâtiments. Les bâtiments ayant été localisés dans l'étape précédente, la localisation des ménages peut passer par une association de ces derniers avec les bâtiments. Une des caractéristiques des bâtiments est leur nombre d'étages. Toujours dans une optique de recherche de simplicité, nous posons une nouvelle hypothèse selon laquelle un étage n'est habité que par un seul ménage (composé d'une ou plusieurs personnes, le nombre maximum de personnes étant borné par l'utilisateur). Cette hypothèse de départ pourra être modifiée dans une perspective d'évolution du modèle. Par exemple, une hypothèse complémentaire pourrait être que certains bâtiments, notamment au centre-ville, puissent présenter des superficies larges et accueillir plus d'un ménage par étage.

Finalement, l'estimation de la répartition des bâtiments et de leurs habitants se déroulera en cinq étapes successives :

- Première étape : les CE sont classées en deux catégories : les CE qui pourront contenir des bâtiments et les CE qui ne pourront pas en contenir ;
- Deuxième étape : les zones bâties sont précisées à l'intérieur des CE par l'intermédiaire des réseaux routiers et hydrographiques (OSM et Google Maps) ;
- Troisième étape : création des bâtiments (les espaces libres sont remplis jusqu'à ce qu'aucun autre bâtiment ne puisse y être placé) ;

- Quatrième étape : création des ménages composés d'individus sur la base des cartes dasymétriques présentées dans la partie 3.1.3 (p. 131) ;
- Cinquième étape : les ménages ainsi créés sont logés dans les bâtiments, les bâtiments qui demeurent vides à la fin du processus sont supprimés.

Les étapes de téléchargement et de traitements de données sont implémentées avec le logiciel R. Les étapes de génération d'environnements synthétiques sont implémentées avec le logiciel GAMA. Ce logiciel de simulation à base d'agents n'est pas, à l'origine, développé pour être utilisé comme un SIG (croisements d'information géographique). Néanmoins, GAMA permet de manipuler des objets (dans le sens de la programmation orientée objet) et de réaliser aisément des opérations spatiales. Les cinq étapes de traitement de données et de génération d'environnements synthétique sont présentées dans les sections suivantes.

4.1.3.1 *Étape 1 : classification des Cellules Environnement*

L'objectif de cette première étape est de classer les CE en deux groupes : un premier rassemblant les cellules bâties et un second rassemblant les cellules non bâties. Le fait qu'un pixel (correspondant à une CE) soit bâti ou non peut être déterminé en analysant sa réponse spectrale. Quatre grandes classes d'occupation du sol se distinguent très souvent en milieu urbain : la végétation, l'eau, le sol nu et le bâti (regroupant aussi bien les bâtiments que les routes). Comme nous le verrons, les zones en eau peuvent être délimitées de manière très précise par d'autres sources de données. Dans notre cas, identifier si un pixel est bâti ou non revient donc à déterminer s'il s'agit plutôt de végétation ou de sol nu ou plutôt de bâti. Les classifications qualitatives de l'occupation du sol, comme celles utilisées dans MODE-macro, sont efficaces lorsqu'elles sont appliquées au niveau d'une ville. Leur intérêt est plus restreint lorsqu'elles sont appliquées au niveau d'une zone d'étude de quelques kilomètres carrés. Au sein d'une zone de cette dimension, les erreurs inhérentes à l'application de méthodes de classification non dirigées en milieu urbain sont susceptibles d'avoir des effets importants sur l'environnement généré. La méthode que nous proposons ici permet de tenir compte de l'incertitude générée par les « mixels », pixels contenant plusieurs classes d'occupation du sol.

La présence de végétation peut être évaluée directement par le biais du NDVI. La présence de bâti sur des images Landsat 8 peut elle aussi être évaluée directement par le biais d'un indice : la NDBI. Nous utiliserons une version de cet indice adaptée aux bandes spectrales de Landsat 8 (Bhatti et Tripathi 2014). Enfin, la présence de sol nu peut être évaluée par un indice spécifique appelé *normalized differenced soil index* (NDSI). L'utilisation d'un indice évaluant la présence de sol nu dépend du terrain d'étude. Certaines villes, comme Bangkok, sont quasiment dépourvues de sol nu alors que dans d'autres villes, cette classe d'occupation du sol occupe une place majeure dans le paysage urbain (à Delhi par exemple).

La NDBI et le NDVI sont systématiquement pris en compte afin de déterminer si une cellule est bâtie ou non. En fonction du contexte, le NDSI peut s'ajouter aux deux premiers indices. La base de données à traiter est donc composée de 2 ou 3 rasters couvrant la zone d'étude. L'algorithme de classification utilisé est

celui de la classification K-means. Cette méthode présente l'avantage de nous permettre de choisir le nombre de classes qui en résulte. Dans le cadre de ce travail, nous présentons une méthode basée sur l'obtention de deux classes différentes : le bâti et le non bâti. Ces deux classes peuvent ensuite être représentées sous forme de deux nuages de points composés des différents pixels de la zone (chaque pixel ayant une valeur de NDBI et une valeur de NDVI). Les centroïdes respectifs de ces deux nuages sont ensuite établis (un exemple de ces centroïdes est présenté sur la figure 79, p. 205).

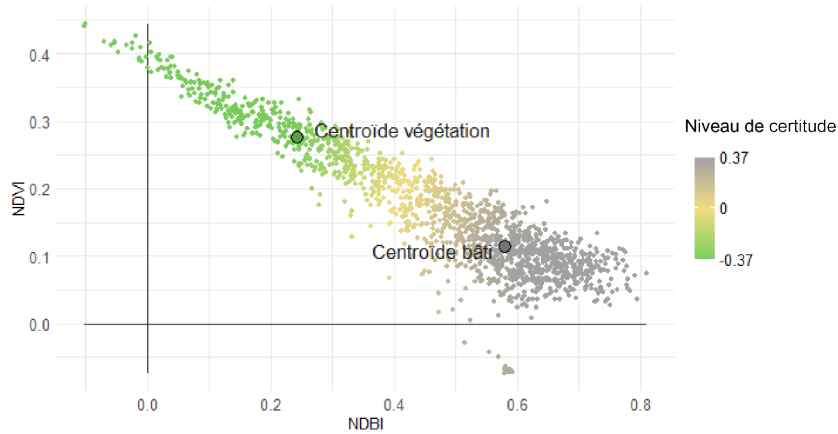


FIGURE 79 – Niveau de certitude de la classification associé à un extrait de 1 500 points dans le khet de Bangkhutien (Bangkok)

Une fois la classification effectuée, l'objectif est d'établir, pour chaque cellule, le niveau de certitude de son appartenance à l'une ou l'autre des classes d'occupation du sol. Cette étape est réalisée en évaluant la distance euclidienne entre un pixel et les barycentres (centroïdes) des deux nuages de points. Pour chacun des pixels, la distance entre le pixel et le centroïde n°1 est soustraite à la distance entre le pixel et le centroïde n°2. Cette opération diffère selon le nombre de dimensions de l'espace étudié (ici, nous ne prenons en compte que le NDBI et NDVI, le nombre de dimensions est donc de deux) (cf. formule 26).

$$nc_p = \sqrt{(x_p - x_{c2})^2 + (y_p - y_{c2})^2} - \sqrt{(x_p - x_{c1})^2 + (y_p - y_{c1})^2} \quad (26)$$

où :

- nc_p = niveau de certitude de classification du pixel p
- $c2$ = centroïde n°2
- $c1$ = centroïde n°1
- x = valeur de NDBI du pixel p
- y = valeur de NDVI du pixel p

Les pixels pour lesquels le niveau de certitude de la classification est élevé auront une valeur fortement positive ou fortement négative (relativement aux autres pixels). Plus le niveau de certitude est faible, plus la valeur du pixel est proche de 0. Cette dernière valeur équivaut à un pixel situé exactement à mi-chemin entre les deux centroïdes. Ces pixels sont représentés en jaune

dans l'exemple de la figure 79 (p. 205). En milieu urbain, les pixels présentant un niveau de certitude faible correspondent aux pixels mixtes présentant à la fois des caractéristiques spectrales associées au bâti et des caractéristiques spectrales associées à la végétation. L'ensemble de cette première étape est réalisé automatiquement sur R^2 . Le raster issu de cette étape est une des données d'entrée du modèle implémenté sur GAMA³. Dans cette partie de MODE-micro, l'indice du niveau de certitude de la classification (nc_p) est utilisé pour pondérer un tirage aléatoire sur les pixels dans le but de les classer en deux catégories : bâti et non bâti.

4.1.3.2 Étape 2 : précision des espaces potentiellement bâtis et non bâtis

Les CE considérées comme potentiellement bâties à la fin de l'étape précédente sont rassemblées en un objet vectoriel unique sur GAMA. L'objectif de l'étape n°2 est de préciser cet objet en lui retirant les espaces appartenant aux réseaux routiers et hydrographiques. Aucun bâtiment ne pourra être placé sur ce type d'espaces. En plus de ne pas accueillir de bâtiments, ces réseaux présentent un caractère structurant pour l'espace urbain. Leur prise en compte permet de reconstituer précisément les formes d'un quartier (les îlots bâtis et la position des bâtiments).

Les réseaux hydrographiques intra-urbains et les réseaux routiers sont difficiles à identifier à partir d'images satellite de moyenne résolution. D'abord, ces réseaux ont des emprises spatiales très variables. Si les zones en eau ont des signatures spectrales particulières les rendant aisément identifiables dans les espaces urbains, elles n'ont pas toujours une superficie assez importante pour être identifiées sur des images de moyenne résolution. À Bangkok par exemple, la largeur de certains canaux et/ou la couverture végétale susceptible de les masquer, les rend indétectables sur ce type d'images. En milieu urbain, les routes les plus larges sont détectables si leur signature spectrale permet de les différencier du bâti. Cependant, les routes étroites sont souvent difficiles à identifier. Certaines ne sont pas assez larges pour ressortir assez clairement sur des pixels de moyenne résolution et d'autres, selon l'angle de prise de vue, peuvent être en partie cachées par des bâtiments. Si ces réseaux peuvent être difficiles à identifier sur des images satellite, ils sont en revanche disponibles à des échelles très fines dans des bases de données géographiques telles qu'OSM et Google Maps.

LES DONNÉES OPENSTREETMAP

Les bases de données OSM permettent d'accéder aisément et librement à des données décrivant des réseaux routiers ou hydrographiques. De ce fait, il s'agit de données complémentaires aux images satellite permettant de préciser l'occupation du sol. Ces bases sont généralement assez précises dans les grandes villes mais présentent des limites. D'une part, les données OSM étant actualisées par les utilisateurs, elles ne sont pas forcément toujours à jour. Le réseau hydrographique évoluant moins rapidement que le réseau routier⁴, il est

2. <https://cran.r-project.org/>

3. <http://gama-platform.org/>

4. Le réseau routier évolue assez rapidement dans les zones périphériques : lorsqu'un lotissement est construit, celui-ci est raccordé au réseau routier.

moins concerné par cette première limite. D'autre part, les données ne sont pas toujours fournies dans des formats adaptés à nos objectifs. Pour la ville de Bangkok par exemple, les données hydrographiques OSM sont distribuées sous forme de polygones auxquelles aucune information de largeur n'est associée. La largeur des canaux de cette ville étant susceptible de varier de moins d'un mètre à plusieurs dizaines de mètres, il nous paraît important d'obtenir des données permettant de prendre en compte ces variations. Cette limite est également valable pour les réseaux routiers. Cependant, les réseaux routiers contiennent des attributs permettant de caractériser les routes (et donc d'en estimer la largeur).

LES DONNÉES GOOGLE MAPS

Les données Google Maps permettent de pallier en partie ces limites. Les réseaux hydrographiques et les réseaux routiers sont représentés par des surfaces et respectent la réalité de manière fine (notamment pour le réseau hydrologique, les routes ayant tendance à être plus larges qu'en réalité, surtout pour les plus étroites). La limite principale de ces données est qu'elles ne sont pas disponibles aussi aisément que les données OSM. Les bases sont téléchargeables sous forme d'images par le biais d'applications développées à partir des API fournies par Google. Les conditions d'utilisation de ces applications et les limites de téléchargement imposées sont restrictives. Les données sont précises mais ne sont disponibles qu'en mode raster. Bien que ces données soient difficilement accessibles, elles répondent en partie à nos objectifs. Dans le cadre de ce travail, une méthode d'extraction automatique des données Google Maps a été implémentée sur R. Les images sont téléchargées en série pour construire un tuilage sur une zone d'étude définie. Ces tuiles sont assemblées puis classifiées par le biais d'une K-means. Les différents types d'occupation du sol étant toujours de la même couleur, ils sont dissociables les uns des autres. Les classes sont donc caractérisées de manière automatique. De ce raster peuvent ensuite être extraites différentes classes d'occupation du sol : les réseaux routiers et hydrographiques constituent des classes spécifiques pouvant être importées dans MODE-micro.

Les données extraites de Google Maps sont injectées en format raster en entrée de la partie de MODE-micro implémentée sur GAMA. Les réseaux hydrographiques et routiers sont joints pour former un objet vectoriel unique. Ce dernier étant issu d'un raster, sa forme est très volumineuse : ses contours sont très anguleux et sont donc constitués de nombreux points différents. Les opérations spatiales réalisées sur une telle forme sont susceptibles d'allonger fortement la durée d'exécution du modèle. Dans GAMA, la soustraction des réseaux à l'espace potentiellement bâti est donc précédée d'une simplification de la forme vectorielle associée aux réseaux. L'outil GAMA permettant de réaliser cette opération requiert une valeur indiquant le niveau de simplification effectué. Cette valeur est fixée par l'utilisateur de MODE-micro. Elle est donc considérée comme un paramètre (TOL_SIMP_NON_BATI) important du modèle : les formes prises en compte dans le modèle étant modifiées, la valeur du paramètre est susceptible d'avoir un effet sur le résultat final. Un second paramètre dont la valeur est fixée par l'utilisateur permet de définir la taille d'une *buffer* construit autour des routes Google Maps afin de d'agrandir leur superficie originale (BUF_ESPACE_NON_BATI). Sur Google Maps, les routes secon-

daïres ont une largeur qui ne correspond pas systématiquement à la largeur réelle. Ce paramètre permet d'apporter des corrections aux données Google Maps. Une fois la simplification et la correction de la superficie des routes appliquées, la forme vectorielle associée aux réseaux routiers et hydrographiques est soustraite à celle associée à l'espace potentiellement bâti.

4.1.3.3 *Étape 3 : création des bâtiments*

Une fois l'objet vectoriel correspondant aux espaces potentiellement bâtis créé, celui-ci est intégralement rempli par des bâtiments individuels. Le processus de construction des bâtiments est réalisé en deux phases consécutives :

1. définition des caractéristiques d'un bâtiment ;
2. placement du bâtiment.

LES CARACTÉRISTIQUES DES BÂTIMENTS

Les bâtiments présentent plusieurs caractéristiques du point de vue du moustique : leur forme, leur superficie, leur hauteur⁵. Dans MODE-micro tous les bâtiments sont considérés comme rectangulaires. Dans une perspective de raffinement du modèle, une bibliothèque de formes pourrait être proposée. La définition de la superficie des bâtiments constitue un point particulièrement délicat de ce modèle. En effet, de nombreux facteurs ayant potentiellement un impact sur cette caractéristique peuvent être identifiés. Par exemple, la distance au(x) centre(s)-ville(s), l'histoire et la culture architecturales locales, le revenu des ménages de la zone étudiée, le rôle du bâtiment (résidentiel, industriel, commercial) ou la distance aux grandes artères sont autant de variables susceptibles d'avoir un impact sur la superficie. Dans une perspective de généralité, il est difficile de proposer une méthode d'estimation de la taille des bâtiments qui soit transférable d'une ville à une autre ou même d'un quartier à un autre. De ce fait, les solutions proposées ici visent plutôt une approche simple susceptible d'évoluer par la suite. Deux solutions permettant de calculer la superficie des bâtiments sont proposées :

1. la première solution est basée sur la similarité : tous les bâtiments sont créés avec les mêmes dimensions (largeur et longueur). Celles-ci sont données par l'utilisateur par deux paramètres : T_BAT_LONG et T_BAT_LARGE (cf. tableau 33, p. 216). Ces paramètres peuvent être fixés par l'utilisateur pour une zone précise en fonction de ses connaissances du terrain d'étude ou grâce à des mesures pouvant être réalisées sur Google Earth. Cette méthode est potentiellement bien adaptée à des zones résidentielles au sein desquelles le bâti est très uniforme. C'est par exemple le cas dans certains quartiers de Bangkok, notamment dans les zones pavillonnaires périphériques de construction récente (cf. figure 80, p. 209).
2. la seconde solution est basée sur la relation nombre de ménage – densité : dans certains quartiers, comme celui de Hauz Rani à Delhi, décrit par S. Maneerat (Maneerat 2016), les dimensions (longueur et largeur) des

5. La porosité des bâtiments du point de vue du moustique (la facilité avec laquelle un moustique peut pénétrer dans un bâtiment) est également une caractéristique influençant la distribution d'*Aedes aegypti*. Faute de données adaptées, cette caractéristique n'est pas prise en compte dans MODE-micro.

bâtiments résidentiels sont susceptibles d'être liées en partie à la densité. Cette relation, quoique observable sur le terrain n'est pas forcément due à un lien de cause à effet. Il s'agit plutôt de caractéristiques concomitantes du bâti, toutes deux liées aux attentes des ménages aisés en termes de logement. Néanmoins, cette relation étant observable sur le terrain, nous la prendrons comme base d'une seconde solution (cf. figure 80, p. 209).



FIGURE 80 – Différentes solutions de placements des bâtiments pour différents types de bâti. La solution (1) serait probablement adaptée à l'image A, alors que la solution (2) conviendrait à l'image B.

Certains bâtiments, appelés « bâtiments graines » servent de modèles pour la construction des bâtiments voisins. Les dimensions de ces « bâtiments graines » sont définies par l'une des deux méthodes décrites ci-dessous. Les bâtiments voisins en sont des copies exactes. Cela permet de construire des blocs de bâtiments homogènes, situation parfois observée dans la réalité.

Cette solution est basée sur la relation entre la densité et l'aire des bâtiments. La densité est exprimée par la moyenne du nombre de ménages habitant une CE et les CE avoisinantes à une distance d'ordre 1 à n (l'ordre maximum n est défini par le paramètre N_CELL_BAT_VOISINS). Cette relation est une fonction affine $f(x) = -a + bx$ dont les constantes a et b sont données par l'utilisateur. Le paramètre « a » correspond à la superficie perdue par bâtiment lorsqu'on ajoute 1 au nombre de ménages moyen. Le paramètre « b » correspond à la superficie d'un bâtiment lorsque le nombre moyen de ménages est nul. La surface d'un bâtiment est maximale lorsque le nombre de ménages moyen par CE est de 1. Cette surface maximale est donc égale à $a + b$. Les constantes « a » et « b » sont fixées par l'utilisateur. Il s'agit de paramètres : respectivement T_BAT_INTERCEPT et T_BAT_COEF. Cette fonction affine permet de calculer la surface du bâtiment à construire. Les dimensions de ce bâtiment sont également déterminées par un ratio longueur / largeur (l / L). La valeur de ce ratio est donnée par un tirage aléatoire effectué entre 1 et RATIO_TBAT_MAX, un paramètre fixé par l'utilisateur. Nous posons le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} \frac{l}{L} = \text{ratio_bat} \\ l * L = \text{aire_bat} \end{cases} \quad (27)$$

où l équivaut à la largeur du bâtiment et L à la longueur de celui-ci. Deux relations sont déduites de ce système :

$$l = \sqrt{\text{ratio_bat} * \text{aire_bat}} \quad (28)$$

$$L = \frac{\text{aire_bat}}{l} \quad (29)$$

LES POSITIONNEMENTS DES BÂTIMENTS

Le positionnement des bâtiments dans l'espace est réalisé de manière incrémentale : les bâtiments sont placés un à un dans l'espace disponible créé au cours de la 2^{ème} étape. Lors de la construction d'un bâtiment, l'espace qu'il occupe est soustrait à l'espace disponible total. De ce fait, aucun nouveau bâtiment ne peut intersecter un bâtiment construit préalablement. Dans un premier temps, l'objectif de l'algorithme est de remplir tout l'espace disponible, jusqu'à ce que le positionnement de bâtiments devienne impossible.

Le processus de positionnement des bâtiments se déroule en plusieurs phases :

1. la première phase consiste à découper l'espace disponible en mailles carrées dont la longueur des côtés est fixée par un paramètre (cf. l'entrée « L_MAILLE » dans le tableau 33 (p. 216)).
2. la deuxième phase consiste à placer de manière aléatoire le « bâtiment graine » dans l'espace disponible de chaque maille. Si l'espace disponible d'une maille est trop étroit pour accueillir un bâtiment graine, aucun bâtiment ne sera construit dans cette maille.
3. ces bâtiments sont utilisés dans une troisième phase ayant pour but de copier les bâtiments graines (copie des caractéristiques, notamment longueur et largeur) et de créer de nouveaux bâtiments autour des bâtiments graines. Ces bâtiments sont directement accolés aux bâtiments graines. Dans une maille, la création et le placement de nouveaux bâtiments se poursuivent tant que la maille présente encore des espaces disponibles au sein desquels un bâtiment peut être placé sans être superposé à un ou plusieurs autre(s) bâtiment(s).

4.1.3.4 Étape 4 : création des ménages

Les CE (dont la répartition correspond à celle des pixels Landsat 8) se voient associées : un stock de ménage et un stock d'individus. La valeur de ces stocks dépend des données issues des cartes dasymétriques dont la réalisation est présentée dans le chapitre 3.

La méthode de création des ménages est itérative. À chaque itération, chaque CE soustrait un ménage à son stock de ménages, tire un nombre d'habitants en suivant une loi de Poisson⁶, p. 216) et crée un nouvel agent ménage dont une des variables est son nombre d'habitants. Le nombre d'habitants maximum vivant dans un ménage est donné par le paramètre MAX_HAB_MEN (cf. tableau

6. Le paramètre λ de cette loi est un paramètre constant fixé par le modélisateur (cf. ESP_MEN dans le tableau 33).

33, p. 216). Si le nombre d'habitants tiré dépasse la valeur de ce paramètre ou dépasse (ou est égal) au nombre d'habitants restant dans le stock, le tirage est effectué une nouvelle fois. Le nombre d'habitants tiré est ensuite soustrait au stock d'habitant de la cellule. Si la valeur du stock d'habitant(s) restant dans une CE est égale à celle du nombre de ménage(s), le nombre d'habitants tiré est de 1. L'opération est répétée jusqu'à ce que les stocks d'habitants et de ménages soient égaux à 0. À la fin de l'opération, chaque ménage est associé à une CE de la zone d'étude. Ces ménages sont tous composés d'au moins un individu.

4.1.3.5 *Étape 5 : logement des ménages*

L'étape suivante consiste à placer les ménages dans les bâtiments générés durant la troisième étape. Les ménages sont placés les uns après les autres par les CE. Si la distribution dasymétrique des ménages est satisfaisante à l'échelle de la ville, elle peut paraître trop catégorique au niveau de précision auquel est réalisé MODE-micro. En effet, certaines cellules classifiées comme de la végétation dans MODE-macro sont susceptibles d'avoir été considérées comme potentiellement bâties dans la deuxième étape de cette phase d'initialisation de MODE-micro. De plus, l'estimation de la distribution des ménages à l'échelle de la ville est susceptible d'entraîner des situations de voisinages dans lesquelles deux cellules bâties contigües présenteraient des nombres de ménages très différents. De ce fait, cette étape a pour but (1) de placer des ménages dans des cellules ne comportant aucun ménage d'après les données démographiques initiales issues de la cartographie dasymétrique et (2) de lisser le nombre de ménages par cellule afin que deux cellules contigües ne présentent pas de différences trop élevées. Cette étape peut être réalisée de plusieurs manières selon les hypothèses posées au départ. Trois scénarios ont été conçus.

1. **Scénario de logement n°1** : D'abord, les CE remplissent les bâtiments dont le centroïde se situe à l'intérieur de leur géométrie. Une fois ces bâtiments remplis, les ménages sont placés dans un bâtiment vide dont le centroïde est situé dans une cellule voisine pouvant être d'ordre 1 à n. Le niveau maximum de l'ordre (n) est donné par un paramètre : N_CELL_BAT_VOISINS. Si une CE dispose encore de ménages à placer une fois que tous les bâtiments situés dans les CE d'ordre 1 à n sont remplis, elle les place aléatoirement dans les bâtiments situés dans les CE d'ordre 1 à n. À chaque ménage ajouté dans un bâtiment, un étage est construit. Le nombre d'étages d'un bâtiment ne comportant pas de ménages est nul. Dans le cas où une CE comporterait encore des bâtiments non occupés à la fin de ce processus, ces derniers seraient détruits.
2. **Scénario de logement n°2** : À la différence du scénario 1, les CE remplissent non seulement les bâtiments (vides ou non) dont le centroïde se situe à l'intérieur de leur géométrie mais aussi les bâtiments situés dans les CE voisines pouvant être d'ordre 1 à n (l'ordre (n) est donné par un paramètre : N_CELL_BAT_VOISINS).
3. **Scénario de logement n°3** : L'objectif de ce scénario est d'uniformiser le bâti et de minimiser le nombre de bâtiments non habités à la fin de l'initialisation. Ce scénario est basé sur le scénario n°2 dans lequel les

ménages sont placés dans des bâtiments situés dans leur CE initiale ou dans les CE d'ordre 1 à n par rapport à cette CE initiale. Cependant, au lieu de placer les ménages de manière aléatoire, ceux-ci sont placés en priorité dans les bâtiments présentant le nombre d'étages le moins élevé.

Les ménages ainsi placés sont utilisés dans le calcul du nombre de gîtes larvaires par bâtiments et par CE.

4.1.4 Les gîtes larvaires produits par les ménages et la végétation

D'après l'hypothèse formulée dans le chapitre 3, les gîtes larvaires potentiels (GLP) sont produits principalement par les ménages. Nous partirons de la même hypothèse dans le cadre de MODE-micro. En plus des gîtes créés par les ménages, MODE-micro tient compte des gîtes créés par la végétation. La localisation individuelle des GLP ne présente pas d'intérêt majeur pour MODE-micro. Selon leur situation, les GLP seront donc associés aux bâtiments ou aux cellules caractérisant l'occupation du sol. Leur estimation sera réalisée grâce à une formule similaire à celle développée pour MODE-macro (cf. formule 20, p. 138).

L'estimation du nombre de GLP est réalisée grâce à l'ensemble d'équations présenté dans le chapitre 3 (cf. section 3.1.4.2, p. 137). Ces équations permettent d'estimer le nombre de GLP situés à l'intérieur des bâtiments et le nombre de gîtes situés à l'extérieur des bâtiments en se basant principalement sur le nombre de ménages (D). Comme pour MODE-macro, l'idée générale suivie ici fait des ménages les principaux producteurs de gîtes larvaires. Étant donné que dans MODE-micro les ménages sont logés dans des bâtiments spécifiques, il est possible de calculer et d'appliquer l'estimation du nombre de gîtes intérieurs au niveau du bâtiment. Chaque bâtiment applique donc l'équation 19 permettant d'aboutir au nombre de gîtes intérieurs (cf p. 138). Les CE calculent ensuite leur nombre de gîtes extérieurs en appliquant l'équation 20 (p. 138). Le nombre de gîtes créés par les voisins est déterminé à partir du nombre de ménages habitants les CE voisines. L'espérance mathématique λ de μ , α et β correspond respectivement aux paramètres suivants (cf. tableau 33, p. 216) :

- ESP_GLP_NON_BATIS_U;
- ESP_GLP_MEN_INTEXT_A;
- ESP_GLP_VOIS_EXT_B.

Comme dans MODE-macro, les gîtes situés à l'extérieur des bâtiments sont remplis par les précipitations et se vident par évaporation. Les gîtes situés à l'intérieur des bâtiments sont remplis automatiquement lorsque leur niveau d'eau est nul. Les dynamiques de remplissage et de vidange sont estimées de la même manière que dans la version macro du modèle (à partir des données de précipitations et d'évaporation). Tous les gîtes représentés dans MODE-micro ont les mêmes dimensions. Une perspective d'évolution du modèle serait de développer une méthode permettant de générer des gîtes de différentes tailles.

4.1.5 L'ombre créée par les bâtiments et la végétation

Le repos est un des comportements de base du moustique. Dans MOMA, un niveau d'ombre est associé à chaque type d'occupation du sol. Lorsqu'un agent moustique cherche à se reposer, il interroge les « objets spatiaux » de son entourage et choisit sa destination à partir des valeurs de niveau d'ombre qu'il perçoit. Ces valeurs sont définies par l'utilisateur pour chaque type d'occupation du sol en amont du processus de modélisation. Dans MODE-micro, le niveau d'ombre est donné pour chaque élément de l'environnement (CE, réseau routier, réseau hydrographique, bâtiment) entre 0 et 1. Une valeur de 1 correspond à un objet au sein duquel l'ombre portée couvre totalement l'espace. Inversement, un objet présentant une valeur de 0 ne porte aucune ombre au sol. La façon d'estimer le niveau d'ombre d'un objet dépend de son type :

- Bâtiment : il est considéré que les bâtiments ne laissent pas passer de lumière. Le niveau d'ombre qui leur est associé est systématiquement de 1. Les bâtiments ne projettent pas d'ombre au-delà de leurs limites.
- CE : les CE permettent de caractériser les espaces qui ne sont ni des routes, ni de l'eau, ni des bâtiments. Il s'agit de jardins, de parcs, de terrains vagues, d'espaces interstitiels entre les bâtiments, etc. L'ombre n'étant pas projetée par les bâtiments, l'hypothèse sur laquelle est basée l'estimation de l'ombre associée à ces espaces est qu'elle est essentiellement liée à la présence de végétation. La présence de cette dernière peut être estimée par le biais du NDVI. Dans une CE, plus le NDVI est élevé, plus le niveau d'ombre est important. Les valeurs de NDVI négatives sont réhaussées à 0 afin d'obtenir un niveau d'ombre compris entre 0 et 1.
- Réseau routier et réseau hydrographique : le niveau d'ombre associé aux espaces dévolus à ces réseaux est systématiquement de 0. Une perspective de développement de MODE-micro serait de découper ces réseaux en tronçons en fonction des CE. Le niveau d'ombre associé au CE pourrait également être associé à ces tronçons. Cela permettrait par exemple de tenir compte de la végétation bordant les routes.

SYNTHÈSE

Enfin, la reconstruction de l'environnement d'*Aedes aegypti* par MODE-micro peut être décomposée en plusieurs étapes. Celles-ci sont résumées dans la figure 81 (p. 217). Les données en entrée (cf. tableau 32, p. 214), sont celles de MODE-macro, auxquelles sont ajoutées des données Google Maps et Open Street Map. En revanche, les méthodes utilisées dans MODE-micro impliquent l'utilisation (et donc l'analyse) de paramètres thématiques ou fonctionnels. L'ensemble des paramètres utilisés est présenté dans le tableau 33 (p. 216).

La description des méthodes de génération des différents éléments environnementaux constituant l'environnement propre du moustique nous a permis d'identifier plusieurs perspectives d'évolution pour le modèle tel qu'il est

Caractéristique de l'environnement	Type	Résol. spatiale	Résol. temporelle	Unité ou domaine de déf.	Source
Route	Polylignes	< 1 m	Ø	Ø	OSM
Occupation du sol (routes, eau)	Raster	< 50 cm	Ø	Classes d'occupation du sol	Google Maps
Indice de probabilité de bâti	Raster	30 m	Ø	[0, 1]	OLI (capteur de Landsat 8)
Ménages et individus	Raster	30 m	Ø	0 à n ménages, 0 à k individus	OLI (Landsat 8) et recensement NSO ⁷
Végétation (NDVI)	Raster	30 m	Ø	[0, 1]	OLI (Landsat 8)
Températures	Raster ou tableau	1 km ou global	12h	°C	MODIS (Terra et Aqua)
Précipitations	Tableau	Global	1 jour	0 à n ml.	TMD
Horaires de coucher et de lever de soleil	Tableau	Global	Ø	24h	Calculé

Tableau 32 – Les données utilisées en entrée de MODE-micro

construit dans sa version actuelle. D'abord, les températures utilisées dans MODE-micro sont données à une résolution de 1 km. En milieu urbain, les températures peuvent varier à des niveaux plus fins : MODE-micro pourrait tenir compte de ces différences en intégrant par exemple la méthode de désagrégation de données MODIS développée par Bindhu *et al.* (2013). Ensuite, le développement des méthodes d'estimation des ressources sanguines (les individus) a été principalement orienté vers l'estimation de la distribution du bâti. De nombreuses précisions pourraient être apportées sur la composition des ménages et leur emploi du temps : en effet, la durée horaire passée dans un lieu ou dans un autre pourrait avoir un impact sur les dynamiques des populations de moustiques. Ces caractéristiques des hôtes sont développées dans le modèle MOMOS qui permet de générer des agendas uniques pour des agents humains. Une troisième perspective de raffinement du modèle serait d'utiliser des données socio-économiques et des données décrivant les fonctions des bâtiments (administratif, scolaire, résidentiel, etc.) pour préciser la méthode permettant d'estimer le nombre de gîtes intérieurs et extérieurs. Ces données peuvent être récupérées par le biais de POI Google pour décrire les types de lieux fréquentés par les hôtes selon les jours de la semaine et les heures de la journée (Cébeillac *et al.* 2017b). Enfin, les formes des bâtiments sont limitées dans l'état actuel de développement du modèle. Une perspective serait de sélectionner des formes dans une bibliothèque afin de diversifier les bâtiments. Néanmoins, ces formes ne devraient pas présenter d'impact important sur les populations de moustiques estimées.

Dans son état actuel, MODE-micro permet de générer des ménages (composés d'habitants) logés dans des bâtiments rectangulaires dont la superficie peut dépendre de la densité de la zone dans laquelle ils sont localisés. La majorité

des gîtes larvaires créés dans le modèle est liée à la présence des ménages. Une partie moins importante de ces gîtes est créée par la végétation. Enfin, la température de l'air est déterminée par le biais de données MODIS à une résolution de 1 km^2 , l'ombre est produite par les bâtiments (à l'intérieur) et par le couvert végétal (estimé par le biais du NDVI). L'objectif de la partie suivante est de présenter une méthode permettant de confronter cet environnement généré par MODE-micro à un environnement observé.

Nom dans le modèle	Signification	Type	Unité	Domaine de définition théorique	Contexte d'utilisation
BUF_ESPACE_NON_BA	Buffer dessiné autour des données Google Maps	Float	m	$[0; \infty[$	Initialisation des zones bâties
TOL_SIMP_NON_BATI	Paramètre de tolérance de la simplification	Float	m	$[0; \infty[$	Initialisation des zones bâties
L_MAILLE	Largeur des mailles carrées découpant l'espace libre	Float	m	$[0; \infty[$	Positionnement des bâtiments
T_BAT_LONG	Longueur des bâtiments	Float	m	$[0; \infty[$	Construction des bâtiments
T_BAT_LARG	Largeur des bâtiments	Float	m	$[0; \infty[$	Construction des bâtiments
T_BAT_INTERCEPT	Ordonnée à l'origine de la fonction d'estimation de la surface d'un bât.	Float	∅	$[0; \infty[$	Construction des bâtiments
T_BAT_COEF	Coefficient b de la fonction d'estimation de la surface d'un bât.	Float	m ²	$[- \infty; 0]$	Construction des bâtiments
RATIO_TBAT_MAX	Valeur maximum du ratio longueur / largeur	Float	∅	$[1; \infty[$	Construction des bâtiments
MAX_HAB_MEN	Max hab. ménage	Integer	Ménage	$[0; \infty[$	Construction des ménages
ESP_MEN	λ tirage Poisson du nb d'hab. par ménage	Float	∅	$[0; \infty[$	Construction des ménages (tirage Poisson nb. hab.)
H_ETAGE	Hauteur étage	Float	m	$[1; \infty[$	Calcul de la hauteur des bâtiments
N_CELL_BAT_VOISINS	Ordre de voisinage de Moore (par rapport au CE) max. auquel un men. peut être logé	Int	CE	$[0; \infty[$	Logement des ménages
RATIO_GLP_INT_MIN	Ratio min. de GLP intérieurs	Float	∅	$[0; 1]$	Calcul du nombre de GLP (δ)
RATIO_GLP_INT_MAX	Ratio max. de GLP intérieurs	Float	∅	$[0; 1]$	Calcul du nombre de GLP (δ)
ESP_GLP_ESP_NON_BA	λ pour tirage Poisson nb de GLP initiaux par CE	Int	GLP	$[0; \infty[$	Calcul du nombre de GLP (μ)
ESP_GLP_MEN_INTEXT	λ pour tirage Poisson nb de GLP d'une CE produits par les men. de cette CE	Int	GLP	$[0; \infty[$	Calcul du nombre de GLP (α)
ESP_GLP_VOIS_EXT_B	λ pour tirage Poisson nb de GLP d'une CE produits par les men. des CE voisines	Int	GLP	$[0; \infty[$	Calcul du nombre de GLP (β)

Tableau 33 – Paramètres d'utilisation de MODE-micro

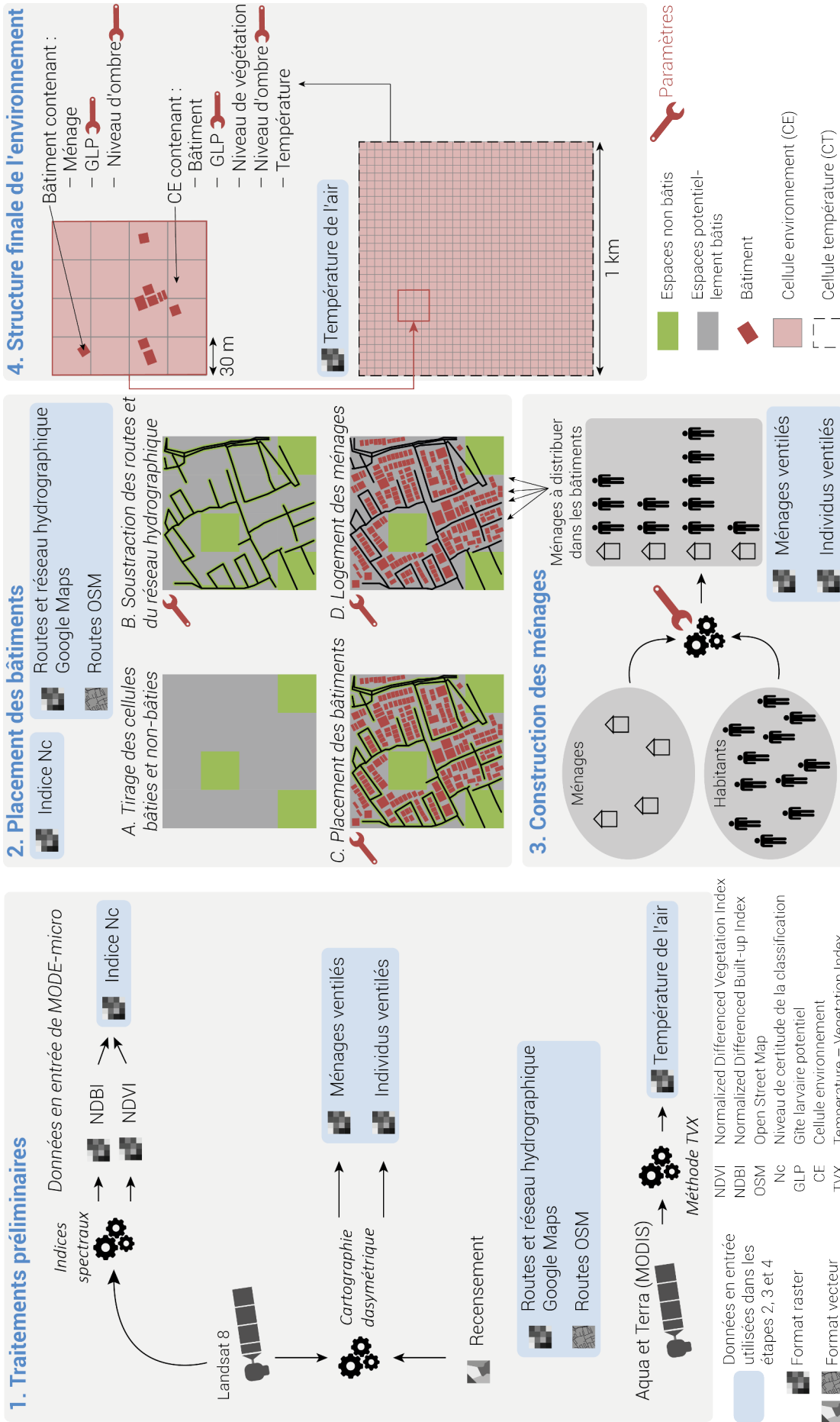


FIGURE 81 – Processus de génération d'environnement par MODE-micro

4.2 COMPARER UN ENVIRONNEMENT SYNTHÉTIQUE À UN ENVIRONNEMENT OBSERVÉ

La démarche de confrontation de l'environnement généré par MODE-micro à d'autres bases de données environnementales est réalisée dans le but d'identifier les forces et les faiblesses du modèle. Cette démarche implique que ces bases de données annexes n'aient pas été utilisées dans le processus de génération de l'environnement synthétique. Il peut s'agir de données produites par des enquêtes de terrain (*e.g.* dénombrements des GLP, mesures microclimatiques) collectées par le biais de questionnaires dont le mode de passation peut varier (*e.g.* recensement). Il peut aussi s'agir de données issues de l'analyse d'images satellite (*e.g.* extraction du bâti sur images THRS). La confrontation des données de sortie du modèle avec des données très fines fournies par les collectivités territoriales locales, digitalisées ou collectées sur le terrain serait pourtant le seul procédé permettant de comparer les éléments environnementaux générés à des données réelles. Cela constitue à la fois une limite forte de ce travail de modélisation et une perspective de recherche riche, aussi bien du point de vue de MODE-micro que de l'idée plus générale de génération d'environnements synthétiques. Toutefois, le chapitre 5 (p. 259) présentera un protocole (THERMA) d'étude visant à collecter les différentes données permettant de mettre en place une démarche de comparaison plus profonde de l'environnement généré par MODE-micro avec un environnement réel. À l'origine du projet, nous souhaitions pouvoir tester MODE-micro dans le khet de Bangwa au sein duquel ce protocole devait être appliqué. Pour plusieurs raisons exposées dans le chapitre 5, la zone d'application de ce protocole a été déplacée à Wat Puranawat (cf. chapitre 5) et fortement réduite en termes de superficie. La superficie de cette zone étant trop faible, MODE-micro est appliqué dans une troisième zone (dans le khet de Bangkhutien) pour laquelle nous avons pu obtenir des données de bâti très précises. De ce fait, le bâti est la seule caractéristique MODE-micro que nous puissions comparer à une autre source de données.

Le service SIG de la BMA produit des données très fines de bâti sur l'ensemble de son territoire. Ces données représentent des bâtiments dont les contours ont été extraits d'images satellite et corrigés manuellement. Les bâtiments y sont référencés de façon individualisée et peuvent donc être comparés aux bâtiments placés par MODE-micro. Cette couche riche en information est difficilement accessible pour les chercheurs n'ayant pas la nationalité thaïlandaise. Même pour les Thaïlandais, ce produit reste difficile d'accès du fait de son prix pouvant être rédhibitoire ($\approx 3\ 000$ €). L'administration thaïlandaise nous a toutefois transmis un extrait de cette couche de bâti couvrant le khet de Bangkhutien, situé à l'extrême sud-ouest de la capitale (cf. figure 83, p. 225). C'est cette couche d'information que nous utiliserons dans le cadre du processus de comparaison des données de bâti obtenues en sortie de MODE-micro avec des données décrivant un environnement réel.

Plusieurs indicateurs de qualité sont utilisés dans le cadre de cette étape de confrontation du bâti estimé au bâti observé. La zone d'étude est découpée

grâce à une grille composée de cellules de 500×500 m. Les indicateurs sont calculés à la fois au niveau global et au niveau local (le mode de calcul de certains indicateurs diffère entre leur application globale et locale). Les cellules de cette dimension ont l'avantage d'être suffisamment larges pour regrouper un nombre élevé de bâtiments, ce qui permet de lisser les effets de potentielles erreurs micro-locales. Ces cellules demeurent toutefois assez fines pour révéler les erreurs liées à des caractéristiques environnementales particulières. Le fait de calculer les indicateurs à la fois globalement et localement permet non seulement d'obtenir des résultats pour l'ensemble de la zone d'étude, mais aussi d'évaluer les variations spatiales locales qui peuvent exister à l'intérieur de cette zone. Ceci est particulièrement intéressant dans la mesure où les erreurs sont susceptibles de découler de situations locales particulières. Identifier les sources de ces erreurs locales nous permettra de proposer des perspectives d'évolution pour MODE-micro. L'intégralité de cette méthode d'analyse des résultats est implémentée sur R. Les différents indicateurs sont présentés ci-dessous.

4.2.1 Le nombre de bâtiments

Ce premier indicateur consiste à comparer le nombre de bâtiments générés au nombre de bâtiments réels. Au niveau local, cette comparaison est effectuée par le biais de la différence entre le nombre de bâtiments simulés et le nombre de bâtiments observés. Cette différence est calculée pour chaque cellule de la grille. Du fait du nombre élevé d'individus (cellules des grilles de découpage), un coefficient de corrélation de Pearson entre le nombre de bâtiments observés et le nombre de bâtiments estimés est calculé sur toute la zone d'étude.

Rappelons que les nombres de bâtiments aux niveaux global et local sont des indicateurs importants pour évaluer la présence potentielle de gîtes larvaires potentiels (GLP). En effet, pour un nombre de ménages donné dans une CE donnée, plus le nombre de bâtiments est élevé, plus les GLP intérieurs seront répartis de manière homogène dans l'espace. Si cette même CE ne contient qu'un seul bâtiment avec le même nombre de ménages, tous les GLP intérieurs seront regroupés sur une superficie potentiellement plus restreinte. Les effets « barrières » produits par ces bâtiments sur les déplacements du moustique sont également un facteur environnemental important pour *Aedes aegypti*. Dans MOMA, la capacité de dispersion des populations de moustiques est impactée par cette longueur cumulée de murs que constituent les bâtiments (Maneerat et Daudé 2016). Cette capacité de dispersion correspond à la distance euclidienne parcourue en moyenne par les moustiques issus d'une même population, de leur lieu de naissance à leur lieu de mort. D'après les résultats issus des simulations effectuées avec MOMA, plus la longueur cumulée de murs est grande, moins la capacité de dispersion des moustiques est élevée. De ce fait, dans une situation où tous les bâtiments d'une cellule présenteraient des périmètres de tailles égales, plus le nombre de bâtiments serait élevé, plus la capacité de dispersion des populations de moustiques diminuerait. Si cette capacité des populations de moustiques est susceptible d'être influencée par le nombre de bâtiments, les caractéristiques de ces derniers sont également susceptibles d'avoir un impact et sont donc tout aussi importants à évaluer. Les

méthodes de calcul des indicateurs globaux et locaux évaluant les estimations du nombre de bâtiments sont présentés dans la section suivante, de manière commune avec les indicateurs permettant de caractériser les erreurs d'estimation liées à l'aire des bâtiments.

4.2.2 L'emprise au sol des bâtiments

L'emprise au sol des bâtiments est une caractéristique importante à évaluer. Ce second indicateur a donc pour but de comparer l'aire occupée par les bâtiments dans chacun des deux jeux de données. Comme pour le premier, il est basé au niveau local (par cellule des grilles de référence) sur une différence entre l'aire cumulée des bâtiments simulés contenus dans une cellule et celle des bâtiments observés de cette même cellule. Ici aussi, un coefficient de corrélation de Pearson est calculé pour obtenir un indicateur au niveau global.

L'aire des bâtiments influence les capacités de déplacement des moustiques. Par exemple, une CE contenant n bâtiments de petite superficie équi-répartis dans la cellule sera probablement plus facile à traverser qu'une CE contenant n bâtiments de grande superficie équi-répartis dans la cellule. Dans le cas d'un couplage MODE-micro / MOMA, l'aire d'un bâtiment pourrait également impacter la capacité des moustiques à trouver des GLP contenant de l'eau. Dans MOMA, un moustique situé dans un bâtiment à accès à tous les gîtes de ce bâtiment, indépendamment de sa position dans ce bâtiment. Les GLP situés à l'intérieur des bâtiments se vident et se remplissent continuellement, même durant la période sèche. De ce fait, à nombre de bâtiments égal, plus l'aire de bâti est importante dans une CE, plus l'aire des surfaces contenant des GLP disponibles toute l'année est importante.

Les erreurs d'estimation en termes d'aire totale de bâti et de nombre de bâtiments sont calculées de la même façon. Dans un premier temps, l'espace d'étude est découpé par une grille composée de cellules de $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$. Dans un second temps, le nombre de bâtiments ainsi que la superficie qu'ils couvrent sont déterminés pour chaque cellule de $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$ (pour le bâti estimé, puis pour le bâti observé). Nous obtenons donc une série d'individus statistiques (les cellules de $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$), décrits par quatre variables : aire de bâti estimée, aire de bâti observée, nombre de bâtiments estimés, nombre de bâtiments observés. Dans un troisième temps, les données estimées sont comparées aux données observées par le biais de l'erreur quadratique moyenne (RMSE, formule 30). Cet indicateur permet d'évaluer l'erreur moyenne sans donner trop d'importance aux cas particuliers. Deux valeurs de RMSE sont obtenues en sortie du modèle : RMSE_{aire} et RMSE_n. Ces valeurs sont calculées à chaque fois que le modèle est lancé. Les médiane calculées à chaque application du modèle doivent donc être agrégées dans un quatrième et dernier temps. Les valeurs finales de RMSE_n et RMSE_{aire} utilisées pour l'analyse correspondent à la RMSE médiane (RMSE_n ou RMSE_{aire}) calculée pour un jeu de paramètres donné.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n}} \quad (30)$$

où :

- i = Cellule de la grille de comparaison (500 × 500 m de côtés)
- y = Nombre ou aire totale de bâtiments observés dans i
- y' = Nombre ou aire totale de bâtiments estimés dans i

N'ayant pas de séries statistiques à comparer au niveau local, nous utilisons des indices évaluant la distance relative entre les valeurs observées et les valeurs estimées. Ces indices sont appelés $Inbr$ et $Iaire$ et sont présentés dans les formules 31 et 32.

$$Inbr = \frac{Nbat_{obs} - Nbat_{est}}{Nbat_{obs}} \quad (31)$$

où :

- $Nbat_{obs}$ = Nombre de bâtiments observés dans c
- $Nbat_{est}$ = Nombre de bâtiments estimés dans c

$$Iaire = \frac{AIREbat_{obs} - AIREbat_{est}}{AIREbat_{obs}} \quad (32)$$

où :

- $AIREbat_{obs}$ = Aire totale occupée par les bâtiments observés dans c
- $AIREbat_{est}$ = Aire totale occupée par les bâtiments estimés dans c

4.2.2.1 *localisation des bâtiments*

Cette étape de la démarche de comparaison consiste à évaluer la capacité de MODE-micro à reproduire la distribution spatiale réelle des bâtiments. Celle-ci influence la distribution des populations de moustiques virtuels à plusieurs égards : les bâtiments sont habités par des humains susceptibles de devenir des proies, ils contiennent des GLP en eau, ils impactent les déplacements du vecteur et ils modifient les conditions thermiques de leur environnement proche.

La correspondance spatiale entre les bâtiments simulés et les bâtiments observés est mesurée au niveau global ainsi qu'au niveau local. Deux couples d'indicateurs sont utilisés :

LE RATIO DE CONCORDANCE (R_c) : Cet indicateur est inspiré d'une méthode proche de l'indice kappa de Cohen (1960) développée par Taillandier *et al.* (2016) permettant de mesurer l'erreur d'estimation des résultats de simulation d'étalement urbain par rapport à des données vectorielles de référence. L'erreur est donnée par le rapport du nombre de bâtiments réels n'intersectant pas de bâtiments simulés et du nombre de bâtiments réels total (avec une marge d'erreur acceptée donnée par un *buffer* d'une distance paramétrée). Selon Taillandier *et al.* (2016), le fait d'appliquer un *buffer* d'une distance donnée permet d'obtenir une méthode proche, par essence, à une méthode basée sur la logique floue.

Deux listes sont constituées. Leur taille (nombre d'entrées) dépend du nombre de bâtiments observés et simulés. Dans la première liste, chaque entrée du tableau correspond à un bâtiment observé. Si le bâtiment observé ou son *buffer* intersecte un bâtiment simulé, la valeur de l'entrée est de 1 ($Bat_inter = 1$). Dans le cas inverse, la valeur est nulle. Le principe est le même pour la seconde colonne du second tableau, si le bâtiment simulé intersecte un bâtiment observé, la valeur est de 1. Dans le cas inverse, la valeur est de 0. Le ratio de concordance est ensuite calculé de la façon suivante (pour n bâtiments observés ou simulés, on calcule respectivement Rc_{obs} et Rc_{sim}) :

$$Rc = \frac{\sum_{i=1}^n Bat_inter_i}{n} \quad (33)$$

Dans l'exemple présenté dans la figure 82 (p. 222) et le tableau 34 (p. 223), les résultats respectifs de Rc_{obs} et Rc_{sim} diffèrent. Pour la liste n°1 (bâtiments observés), $Rc_{obs} = 0,75$. Il est légèrement inférieur pour la liste n°2 ($Rc_{sim} = 0,4$). Cette différence traduit une légère surreprésentation des bâtiments simulés : certains de ces bâtiments n'intersectent pas de bâtiments observés. Les indicateurs Rc_{obs} et Rc_{sim} sont calculés au niveau global ainsi qu'au niveau local. D'une part, ceci permet de se faire une idée de la qualité globale des estimations. D'autre part, ceci permet d'identifier des zones présentant des résultats particuliers produits par des conditions environnementales spécifiques. Cela pourrait permettre d'identifier les forces et les limites du modèle : quelles sont les caractéristiques des zones au sein desquelles les bâtiments sont bien positionnés ? Quelles sont les caractéristiques des zones au sein desquelles les bâtiments sont surreprésentés ? Quelles sont celles des zones où les bâtiments sont sous représentés ?

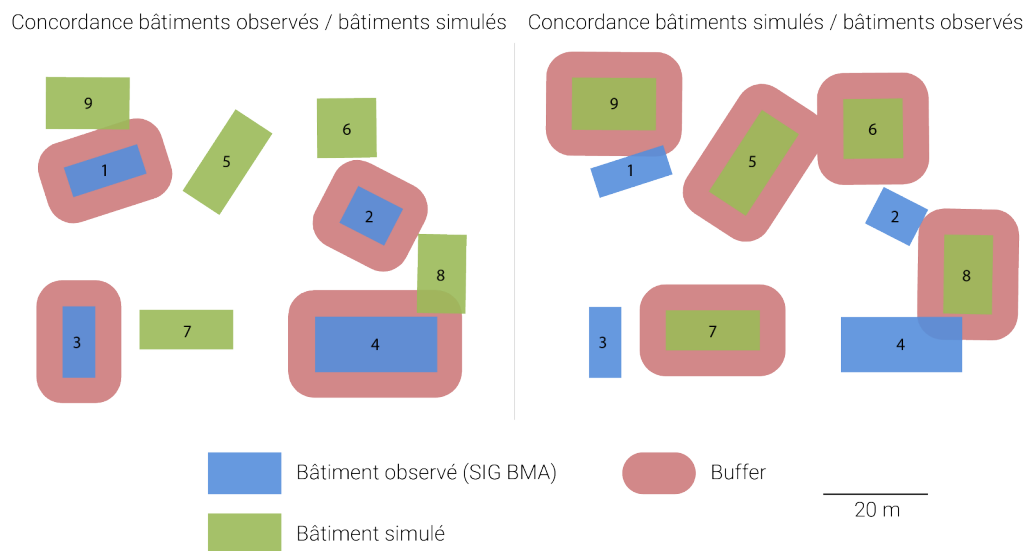


FIGURE 82 – Comparaison d'un bâti observé et d'un bâti estimé

Malgré l'utilisation d'un *buffer* permettant d'ajouter une caractéristique floue à l'indicateur, ce dernier peut être considéré comme trop rigide. Soit la distance d d'un *buffer* autour d'un bâtiment observé O . Deux bâtiments simulés $S1$ et $S2$ situés respectivement à $d + 1$ et $d + 100$ de O . Les

Liste n°1 : observé / simulé		Liste n°2 : simulé / observé	
Bât. observé	bat_inter	Bât. simulé	bat_inter
Bat. n° 1	1	Bat n° 5	0
Bat n° 2	1	Bat n° 6	0
Bat n° 3	0	Bat n° 7	0
Bat n° 4	1	Bat n° 8	1
		Bat n° 9	1
Total	3	Total	2

Tableau 34 – Exemple de calcul du ratio de concordance

bâtiments S_1 et S_2 n'intersectent pas le *buffer* de distance d tracé autour de O . Les positionnements respectifs de ces bâtiments sont considérés comme tout autant incorrects l'un que l'autre. Or, selon l'hypothèse posée au départ, le bâtiment S_1 , beaucoup plus proche de O que ne l'est le bâtiment S_2 , peut être considéré comme mieux positionné. De ce fait, il pourrait être intéressant de pondérer le ratio R_c par la distance qui sépare un bâtiment observé d'un bâtiment simulé.

LE RATIO DE CONCORDANCE PONDÉRÉ PAR LA DISTANCE (R_{cp}) : Le principe du calcul du R_{cp} est globalement le même que celui du R_c dont il est inspiré. Le R_{cp} permet de tenir compte de la distance séparant un bâtiment observé d'un bâtiment simulé au lieu de simplement tenir compte des superpositions bâtiment observé / bâtiment estimé. Cette distance (appelée d) est comprise entre la distance minimale (d_{min} , fixée par l'utilisateur) à partir de laquelle le bâtiment est considéré comme bien positionné, et inférieure à la distance maximale (d_{max}) à partir de laquelle le bâtiment est considéré comme mal positionné. Si $d < d_{min}$, $R_{cp} = 1$. Si $d > d_{max}$, $R_{cp} = 0$. Enfin, pour n bâtiments observés ou simulés, si $d_{min} \leq d \leq d_{max}$:

$$R_c = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{Bat_inter_i * d_{min}}{d}}{n} \quad (34)$$

Comme c'était le cas pour le R_c , le R_{cp} est calculé dans un premier temps pour les bâtiments observés ($R_{c_{obs}}$) et dans un second temps pour les bâtiments simulés ($R_{c_{sim}}$). Ajouté à cela, cet indicateur est calculé au niveau global mais également au niveau local. L'analyse des similarités et des différences locales de $R_{c_{obs}}$ et $R_{c_{sim}}$ permettront également d'analyser les forces et les faiblesses de l'algorithme de positionnement des bâtiments. Dans l'exemple de la Figure 4, $R_{c_{obs}} = 0,90$ et $R_{c_{sim}} = 0,83$ (avec $d_{min} = 5$ m et $d_{max} = 20$). Ce résultat peut paraître étonnant dans la mesure où pour ces mêmes données, $R_{c_{obs}} = 0,75$ et $R_{c_{sim}} = 0,4$. La comparaison des valeurs des indicateurs R_c et R_{cp} montrent qu'en tenant compte de la distance et sur la base des valeurs fixées pour les constantes d_{min} et d_{max} , les résultats de l'estimation apparaissent comme meilleurs, notamment concernant la concordance bâtiments simulés / bâtiments observés. Cette situation est principalement due au fait que les bâtiments 5 et 7 n'ont pas de voisins situés à moins de 5 m.

Le R_c est donc bas. Toutefois, leurs voisins les plus proches sont situés respectivement à 7,7 m (bat. n°1) et 8,5 m (bat. n°3). Cette proximité, relative à d_{min} , est prise en compte par le R_{cp} pour calculer la qualité de positionnement des bâtiments par MODE-micro.

Enfin, les indices R_c et R_{cp} peuvent être lus et comparés de la manière suivante :

- Si $R_{c_{obs}}$ ou $R_{cp_{obs}}$ est supérieur à $R_{c_{est}}$ ou $R_{cp_{est}}$, il y a une probable surreprésentation des bâtiments estimés. Par rapport à leur nombre total, il y a plus de bâtiments observés pouvant être appariés que l'inverse.
- Si $R_{c_{est}}$ ou $R_{cp_{est}}$ est supérieur à $R_{c_{obs}}$ ou $R_{cp_{obs}}$, il y a une probable surreprésentation des bâtiments observés. Par rapport à leur nombre total, il y a plus de bâtiments observés pouvant être appariés que l'inverse.
- Plus $R_{c_{est}}$ ou $R_{cp_{est}}$ sont similaires à $R_{c_{obs}}$ ou $R_{cp_{obs}}$ et plus l'ensemble de ces indices est proche de 1, plus l'estimation de la répartition du bâti est proche de la réalité.

4.3 APPLICATION DE MODE-MICRO À BANGKHUTIEN (THAÏLANDE)

Le khet de Bangkhutien est situé à l'extrême sud de la capitale Thaïlandaise. (cf. figure 83, p. 225). D'après les données issues du recensement de 2010, il rassemble près de 280 000 habitants répartis dans 95 000 ménages pour une aire de 123 km² (≈ 2 280 hab/km²). Le sud de la zone est largement dominé par des espaces en eau. La plupart d'entre eux sont dédiés à l'aquaculture (crevettes, notamment) mais certains de ces espaces ne sont aujourd'hui plus exploités. La population se concentre donc principalement au nord, au sein d'une zone d'approximativement 50 km². Cette zone bâtie est représentée sur la figure 83 (p. 225). L'objectif de cette partie est d'appliquer MODE-micro aux espaces bâtis du khet de Bangkhutien.

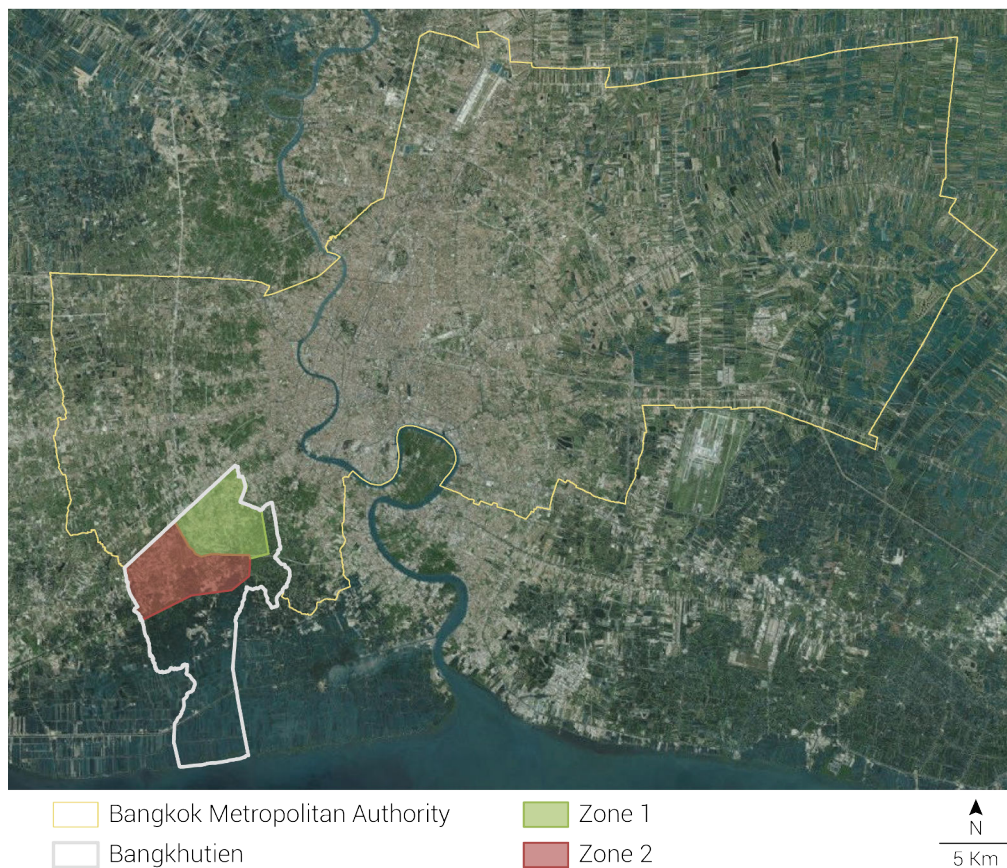


FIGURE 83 – Localisation des deux zones d'étude

La zone d'étude est délimitée manuellement dans le but de ne garder que les espaces les plus bâtis. La couche de bâtiments évoquée dans la partie 4.2 (p. 218) est découpée selon les limites de cette zone. Seuls les bâtiments situés à l'intérieur de cette zone seront utilisés. Une fois la zone délimitée, la zone d'étude est divisée en deux parties (cf. figure 83, p. 225). La phase d'application de MODE-micro sera réalisée en deux étapes. Dans un premier temps, nous appliquerons le modèle à la zone n°1. Nous étudierons les résultats globaux

et locaux des différents indicateurs permettant d'évaluer la qualité de l'estimation du bâti. Les autres caractères environnementaux générés ne pouvant pas être confrontés à d'autres sources de données, nous présenterons les résultats de leurs estimations sans les comparer à la réalité observée⁸. Les valeurs de certains paramètres difficiles à fixer dans le cadre d'une première application du modèle seront calibrées lors de cette première étape de l'application de MODE-micro. Dans un second temps, nous appliquerons le modèle à la zone d'étude n°2 (cf. figure 83, p. 225), en utilisant les valeurs de paramètres calibrées dans la zone n°1. Nous analyserons les valeurs des indicateurs globaux et locaux afin de mieux comprendre les forces et les faiblesses du modèle et de dégager des perspectives d'évolution.

4.3.1 Application de MODE-micro à Bangkhutien (Zone 1)

La figure 84 (p. 227) présente les différentes données injectées en entrée de MODE-micro. La zone d'étude est dense, mise à part sa partie sud-est qui apparaît comme peu bâtie. La carte représentant la distribution de l'indice du niveau de certitude de la classification (nc) permet d'identifier les zones densément bâties et les terrains entièrement végétalisés. Entre ces deux types de zones apparaissent des pixels dont la valeur est proche de 0. Ces pixels sont ceux pour lesquels l'appartenance à l'une ou l'autre des classes est la moins sûre. Il existe une probabilité pour que ces pixels soient à la fois bâtis et végétalisés. Ainsi, le fait d'imposer une classification binaire pourrait conduire à des erreurs plus élevées dans les pixels présentant un nc proche de 0. Enfin, la comparaison des réseaux routiers tirés de Google Maps et d'Open Street Map témoigne de l'intérêt de l'utilisation simultanée de ces deux sources de données. Dans la périphérie de Bangkok, le réseau routier Google Maps est plus fourni que le réseau Open Street Map qui ne contient souvent que les axes majeurs. Néanmoins, ces routes vectorielles sont particulièrement intéressantes pour déterminer l'orientation des bâtiments.

8. Le chapitre 5 présente THERMA, un protocole de collecte de données sur le terrain ayant pour objectif de permettre cette comparaison données observées / données estimées.

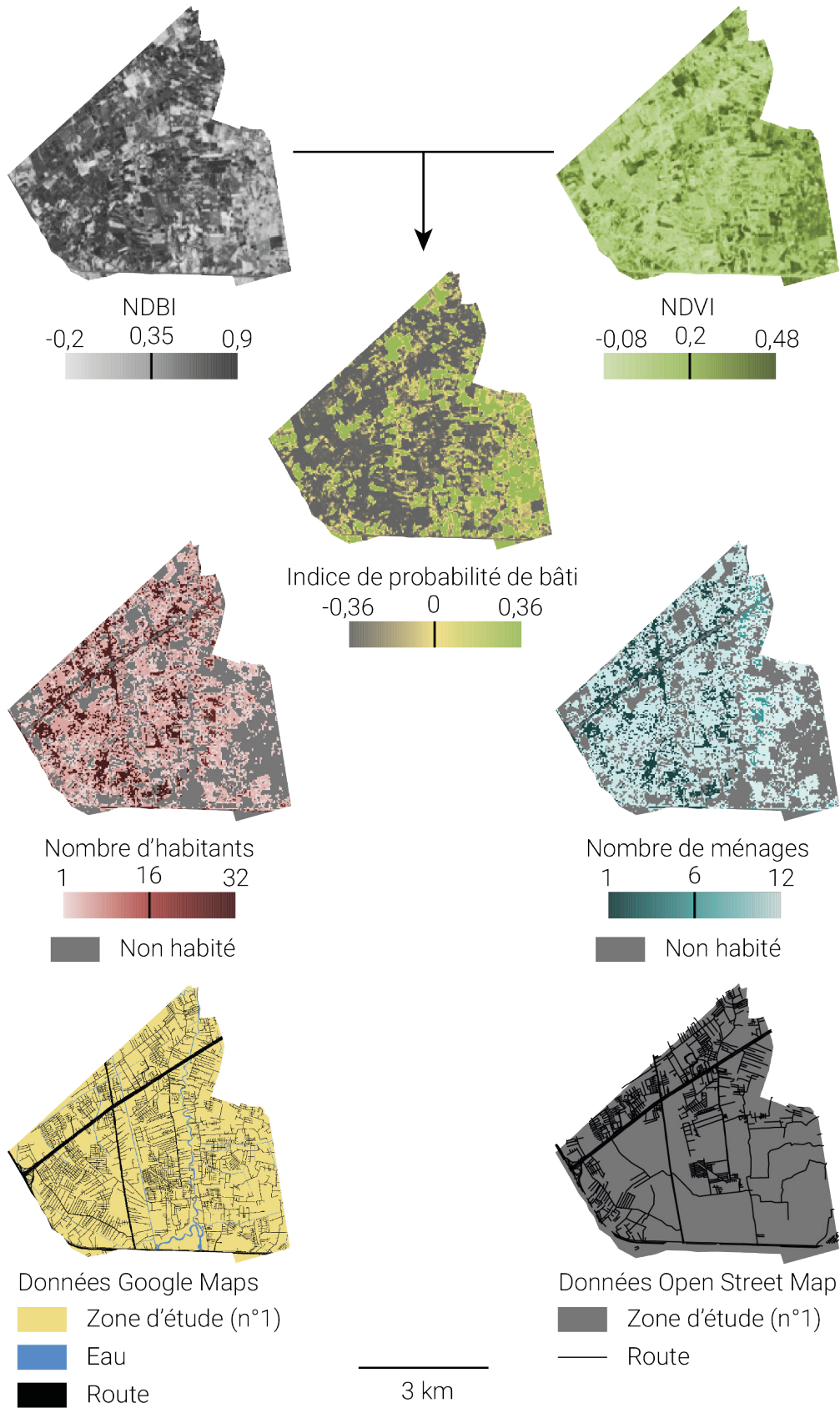


FIGURE 84 – Données requises en entrée pour l’application de MODE-micro à la zone 1 de Bangkhutien

Scénario ménages	Scénario bâtiments	RMSE nb. de bâtiments	RMSE aire des bâtiments	Rc _{sim}	Rc _{obs}	Rcp _{sim}	Rcp _{obs}
1	1	917,9	61 994,9	0,62	0,63	0,73	0,78
2	1	914,2	61 811,8	0,61	0,65	0,72	0,80
3	1	914,6	61 689,6	0,61	0,65	0,73	0,80
1	2	852,7	58 260,6	0,63	0,59	0,76	0,75
2	2	854,3	58 351,6	0,63	0,60	0,75	0,76
3	2	853,9	58 433,2	0,63	0,59	0,75	0,75

Tableau 35 – Effet médian des combinaisons de scénarios sur les sorties du modèle⁹

Scénario ménages	Scénario bâtiments	RMSE nb. de bâtiments	RMSE aire des bâtiments	Rc _{sim}	Rc _{obs}	Rcp _{sim}	Rcp _{obs}
1	1	5,93	482,4	0,013	0,035	0,01	0,03
2	1	5,26	501	0,013	0,018	0,007	0,025
3	1	6,62	561,4	0,013	0,018	0,017	0,0164
1	2	4,92	790,4	0,006	0,026	0,018	0,029
2	2	4,69	935,9	0,01	0,021	0,017	0,016
3	2	5,14	783	0,01	0,013	0,019	0,017

Tableau 36 – Écart-types des sorties des estimations pour chaque combinaison de scénarios

4.3.1.1 Analyse des résultats globaux sur la zone 1

ANALYSE DE LA SENSIBILITÉ AUX SCÉNARIOS

Les scénarios de répartition des ménages et de création des bâtiments sont importants d'un point de vue thématique. Ils permettent d'orienter le modélisateur vers des choix de méthodes de placement des ménages et de création des bâtiments adaptées au contexte local. Les effets des différentes combinaisons de scénarios sur les sorties du modèle sont données dans le tableau 35 (p. 228). Le tableau 36 (p. 228) permet de comparer les écart-types des sorties de l'ensemble des itérations de chaque couple de scénarios. Le meilleur couple de scénarios sera utilisé dans la suite de l'analyse de sensibilité. Douze itérations sont réalisées sur chaque combinaison possible. Les valeurs des autres paramètres sont constantes pour l'ensemble des estimations (ces valeurs sont données dans le tableau 37 (p. 230)).

Globalement, les scénarios de création des bâtiments ont un effet beaucoup plus important sur les résultats du modèle que les scénarios de répartition des ménages. Les écarts-types des différents résultats sont faibles et stables d'un couple de scénarios à l'autre. La combinaison de scénarios présentant les meilleurs résultats est celle qui rassemble le scénario de placement des ménages n°1 et le scénario de création des bâtiments n°2. Ce dernier scénario a une importance prépondérante sur le résultat. Lorsqu'il est appliqué, les longueurs et largeurs des bâtiments construits dans une cellule sont déterminées par la densité de population de cette cellule. La relation statistique entre ces

deux variables est donnée par des paramètres dont la valeur est constante et fixée par le modélisateur. Ceux-ci seront testés dans l'analyse de sensibilité des paramètres. Pour cette analyse, les scénarios choisis sont le n°1 pour la répartition des ménages et le n°2 pour la création des bâtiments.

ANALYSE DE LA SENSIBILITÉ AUX PARAMÈTRES

Dans le cadre de cette première analyse de sensibilité, nous étudierons l'effet des variations de six paramètres différents. Lorsque les effets d'un paramètre sont testés, les autres demeurent constants. Bien que cette méthode d'analyse fasse abstraction des relations entre les différents paramètres, elle permet d'évaluer le comportement du modèle par rapport aux valeurs des paramètres de manière simple, sans nécessiter d'importants moyens de calculs. Parmi les six paramètres testés, quatre ne font pas référence à un phénomène réel. Ces paramètres ont néanmoins un rôle fonctionnel important dans le modèle lié à la méthode d'implémentation employée. Leurs valeurs étant difficiles à fixer en s'appuyant sur notre connaissance du terrain, celles-ci sont testées dans le cadre de cette analyse de sensibilité. Il s'agit des paramètres `N_CELL_BAT_VOISINS`, `L_MAILLES`, `TOL_ESPACE_NON_BATI` et `BUF_ESPACE_NON_BATI` dont la signification et les caractéristiques sont décrites dans le tableau 33 (p. 216). Les plages de variations de chaque paramètre et les valeurs constantes sur lesquelles ont été réalisées les expérimentations sont décrites dans le tableau 37 (p. 230). Les deux autres paramètres testés (`COEF_TAILLE_BAT` et `INTERCET_TAILLE_BAT`) ont une réalité thématique liée à l'hypothèse selon laquelle la superficie des bâtiments diminue de manière linéaire avec l'augmentation de la densité d'habitants. Malgré cette réalité thématique, les valeurs de ces paramètres font référence à une relation statistique compliquée à évaluer sur la base de connaissances de terrain. Leur effet est donc testé dans le cadre de cette analyse de sensibilité.

L'étendue du domaine de définition testé pour chacun des paramètres est donnée dans le tableau 37 (p. 230). Le domaine de définition de chaque paramètre est exploré par l'intermédiaire de dix valeurs données à intervalles réguliers. Lorsqu'un paramètre est exploré, les autres paramètres demeurent fixes (cf. « valeurs constantes » dans le tableau 37). L'environnement est généré douze fois pour chacune de ces positions dans l'espace des paramètres. Ainsi, pour six paramètres, dix valeurs par paramètres et douze générations, MODE-micro est exécuté 720 fois. Ce nombre limité d'exécutions a été choisi délibérément pour pouvoir obtenir un ensemble exploitable de résultats, en effectuant les exécutions sur un ordinateur standard (processeur Intel Core i5 CPU 2600k 3.40 GHz avec 8 Go de RAM). Quoique modeste, cette analyse de sensibilité permet de dégager les grandes lignes des effets de chaque paramètre. L'objectif final est de définir un jeu de valeurs de paramètres globalement optimales pour la zone n°1. Ce jeu de valeurs sera ensuite appliqué à la zone n°2 dans le but de mieux comprendre les comportements du modèle. Le bâti de la zone n°2 étant légèrement différent de celui de la zone n°1 (cf. section 4.3.3.2, p. 245), les valeurs optimales des différents paramètres pourraient être légèrement différentes.

Les résultats de l'exploration de l'espace des paramètres sont présentés dans les figures 85 (p. 232) et 86 (p. 233). Globalement, ces résultats varient assez

Nom du paramètre	Utilité*	Domaine de définition ¹⁰	Pas appliqué	Valeur constante
N_CELL_BAT_VOISINS	Fonctionnelle	[1;10]	1	5
L_MAILLE	Fonctionnelle	[30;80]	5	55
TOL_SIMP_NON_BATI	Fonctionnelle	[0,5;10,5]	1	5,5
BUF_ESPACE_NON_BATI	Thématique	[0,5;10,5]	1	5,5
COEF_TAILLE_BAT	Thématique	[-12;-1]	1	- 6,25
INTERCEPT_TAILLE_BAT	Thématique	[150;250]	10	200

Tableau 37 – Valeurs de paramètres testées pour la comparaison des résultats de MODE-micro à la distribution observée du bâti à Bangkhutien. * Utilité fonctionnelle = paramètre ayant pour objectif d’augmenter les performances du modèle ou lié à la méthode d’implémentation utilisée ; Utilité thématique = paramètre faisant référence à un phénomène réel dépendant d’une hypothèse posée par le modélisateur.

peu. Les paramètres ont donc des effets restreints sur les résultats du modèle. Il est néanmoins possible d’identifier pour chaque paramètre une valeur qui optimiserait les résultats sur les différents indices de qualité. Cette valeur est identifiée par un indice global de qualité appelé Igq qui rassemble 4 des 6 indicateurs de qualité. Les courbes des indicateurs Rc_{obs} et Rcp_{obs} d’un côté et Rc_{est} et Rcp_{est} de l’autre présentent respectivement des formes très similaires (cf. figures 85 et 86). Afin de ne pas prendre deux fois la même information en entrée, l’Igq ne prend en compte que Rcp_{obs} et Rcp_{est} en plus des indicateurs RMSEn et RMSEaire (cf. formule 35). La méthode de calcul de l’Igq consiste à indiquer les différents indicateurs entre 0 et 1 (plus un indicateur est proche de 1, plus le phénomène estimé est proche de la réalité) puis à les additionner. L’indice global de qualité (Igq) est donc compris entre 0 et 4 inclus.

$$\begin{aligned}
 Igq = & \frac{RMSEaire_{vp} - RMSEaire_{min}}{RMSEaire_{max} - RMSEaire_{min}} + \frac{RMSEn_{vp} - RMSEn_{min}}{RMSEn_{max} - RMSEn_{min}} \\
 & + 1 - \frac{Rcpobs_{vp} - Rcpobs_{min}}{Rcpobs_{max} - Rcpobs_{min}} + 1 - \frac{Rcpest_{vp} - Rcpest_{min}}{Rcpest_{max} - Rcpest_{min}} \quad (35)
 \end{aligned}$$

où :

- vp = valeur du paramètre étudié
- RMSEaire = RMSE calculée pour l’aire des bâtiments
- RMSEn = RMSE calculée pour le nombre de bâtiments
- Rcpobs = Ratio de concordance pondéré pour les bât. observés
- Rcpest = Ratio de concordance pondéré pour les bâtiments estimés

Les résultats du calcul de l’Igq et les valeurs optimales des paramètres sont donnés dans le tableau 38 (p. 231). D’après les résultats de l’Igq et les courbes présentées sur les figures 85 et 86, c’est le paramètre BUF_ESPACE_NON_BATI qui varie le plus fortement¹¹. Ce paramètre, exprimé en mètres, correspond à

11. À noter que la plage de variation des paramètres que nous avons défini a un impact important sur la forme de la courbe associée à chaque indicateur de qualité des résultat du modèle.

Nom du paramètre	Valeur optimale	Valeur d'Igq
N_CELL_BAT_VOISINS	5	2,51
L_MAILLE	40	2,52
TOL_SIMP_NON_BATI	10,5	2,75
BUF_ESPACE_NON_BATI	1,5	3,23
COEF_TAILLE_BAT	-9	2,49
INTERCEPT_TAILLE_BAT	190	2,64

Tableau 38 – Valeurs de paramètres optimales définies par le biais du calcul d'un indice global de qualité (Igq) sur la zone n°1

la taille du *buffer* dessiné autour des routes et des cours d'eau issus de Google Maps. La zone comprise dans ce *buffer* est ajoutée aux zones non bâties que constituent les routes et les cours d'eau. Ce paramètre permet donc de préciser leur emprise spatiale. Les données de Google Maps apparaissent donc ici comme fiables du point de vue de leur emprise : la correction à apporter pour optimiser les résultats de MODE-micro est minime (1,5 m). Si le paramètre BUF_ESPACE_NON_BATI semble avoir un effet sur les six indicateurs de qualité, d'autres paramètres n'impactent qu'un seul indicateur. C'est par exemple le cas du paramètre INTERCEPT_TAILLE_BAT, l'ordonnée à l'origine de la droite permettant de calculer la surface des bâtiments par rapport au nombre d'individus habitant la CE dans laquelle est construite le bâtiment. La valeur de ce paramètre impacte très fortement la RMSE associée au nombre de bâtiments alors qu'elle a un effet restreint sur les autres indicateurs.

La série de cartes présentée dans la figure 88 (p. 236) permet de comparer le bâti estimé et le bâti observé dans la zone n°1. Les deux répartitions sont similaires d'un point de vue global. Toutefois, il est possible de constater de nombreuses différences au niveau local. Certains quartiers paraissent accueillir plus de bâtiments estimés que de bâtiments observés et inversement. En fin de compte, même lorsque ces paramètres prennent leur valeur optimale, l'amélioration des valeurs des indicateurs semble limitée à un certain seuil sur les indices de qualité. Ces erreurs d'estimation sont donc indépendantes de la valeur des paramètres que nous avons cherché à optimiser. La compréhension de ces erreurs passe par une analyse au niveau local : quelles sont les caractéristiques des environnements réels pour lesquels MODE-micro reste très éloigné de la réalité ?

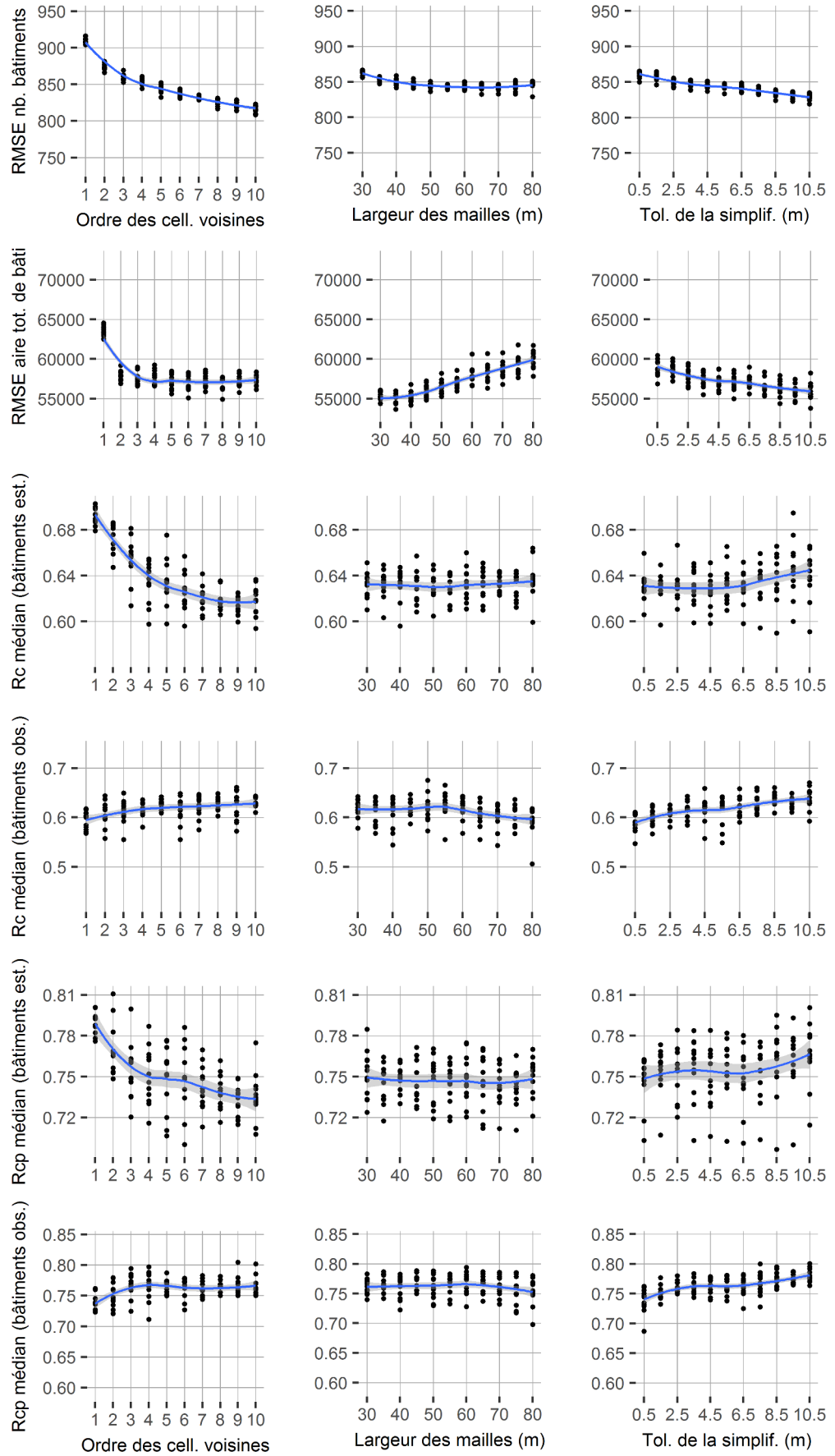


FIGURE 85 – Résultats de l'analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres (1)

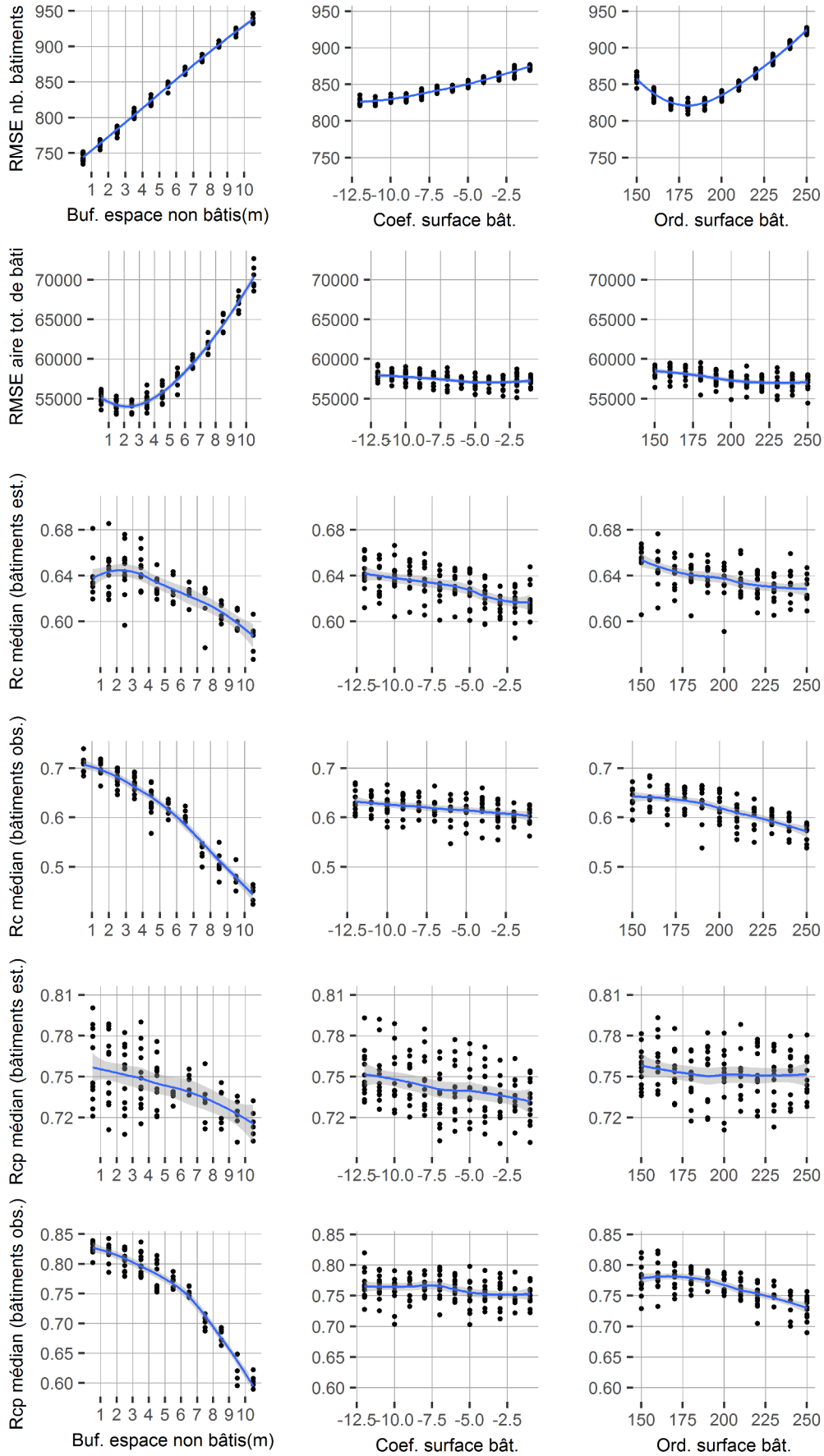


FIGURE 86 – Résultats de l'analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres (2)

4.3.1.2 Analyse des résultats locaux sur la zone 1

L'analyse locale des résultats est réalisée par l'intermédiaire d'une grille d'une résolution de 500×500 m (cf. 4.1.3.1, p. 204). Dans un premier temps, 50 estimations sont réalisées sur la zone n°1. Pour l'ensemble de ces estimations, les valeurs choisies pour les six paramètres calibrés sont celles qui permettent d'optimiser les résultats au niveau global (cf. tableau 38, p. 231). Dans un second temps, les quatre ratios de concordance présentés précédemment ($R_{c_{obs}}$, $R_{c_{est}}$, $R_{cp_{obs}}$ et $R_{cp_{est}}$) sont appliqués à chaque cellule de la grille pour chacune des 50 estimations. Le nombre de bâtiments estimé et l'aire occupée par ces bâtiments sont également comparés à la réalité pour chaque cellule de la grille par l'intermédiaire de deux indices : respectivement $Inbr$ et $Iaire$ (formules 31 et 32). Dans un troisième temps, les médianes respectives de ces six indicateurs sont calculées pour chaque cellule de la grille. Les six indicateurs finaux correspondent donc à une médiane calculée sur cinquante valeurs. Enfin, les cellules dont la superficie est inférieure à $250\,000\text{ m}^2$ (superficie d'une cellule complète de 500×500 m de côté) sont éliminées.

Les résultats du calcul des indicateurs locaux sont présentés dans la figure 87 (p. 235)¹². Cette série de cartes témoigne d'une autocorrélation spatiale forte au niveau des erreurs. Une hypothèse permettant d'expliquer cette situation serait que certains ensembles de caractéristiques environnementales font émerger des niveaux d'erreurs spécifiques sur les différents indicateurs. Si de telles classes existent, l'analyse des caractéristiques environnementales des cellules auxquelles elles correspondent permettrait de mieux comprendre les erreurs d'estimation de la répartition du bâti par MODE-micro.

La caractérisation du type d'erreur associé aux différentes cellules est réalisée par le biais d'une analyse en composante principale suivie d'une classification par K-means. Quatre des six indicateurs locaux de concordance sont pris en considération : $Inbr$, $Iaire$, $R_{c_{est}}$ et $R_{cp_{obs}}$.

Les résultats de l'analyse en composante principale sont présentés dans le tableau 39 (p. 236) et sur la figure 89 (p. 237). La part de variance expliquée par les deux premières composantes étant particulièrement forte ($> 95\%$), nous nous attacherons à la description du comportement des différentes variables par rapport à ces deux axes. La position des cellules par rapport à ces deux axes permet d'identifier quatre groupes distincts¹³. Comme la série de cartes de la figure 87 (p. 235) le laissait imaginer, la répartition spatiale des différents types d'erreur est très structurée.

- La classe la plus représentée (38 cellules sur 74) correspond aux cellules vertes de la figure 89 (p. 237). Le bâti estimé de ces cellules est généralement assez proche de la réalité. Ce sont des cellules au sein desquelles le bâti observé est plutôt homogène et dense. Il faut cependant noter

12. Les cartes des indicateurs $R_{c_{obs}}$ et $R_{c_{est}}$ étant respectivement similaires aux cartes correspondant aux $R_{cp_{obs}}$ et $R_{cp_{est}}$, seules ces dernières sont présentées.

13. Le nombre de classes est un paramètre de l'algorithme de clusterisation K-means. Ce nombre de classes a été choisi avec comme objectifs de minimiser la variance intra-classe et de maximiser la variance inter-classe, tout en gardant un nombre de classes faible dans le but de faciliter leur caractérisation.

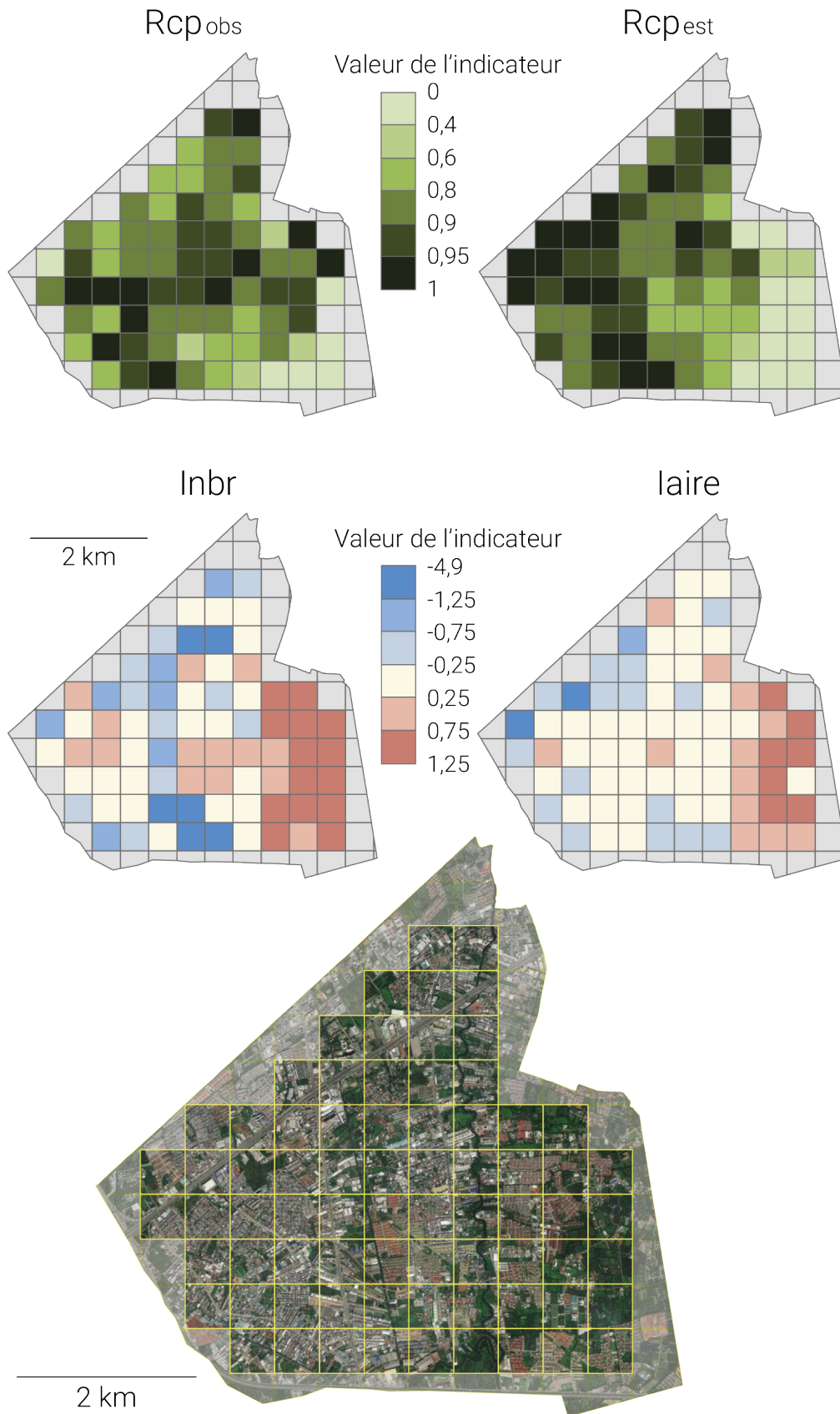


FIGURE 87 – Résultats locaux dans la zone n°1 de Bangkhutien (Bangkok)

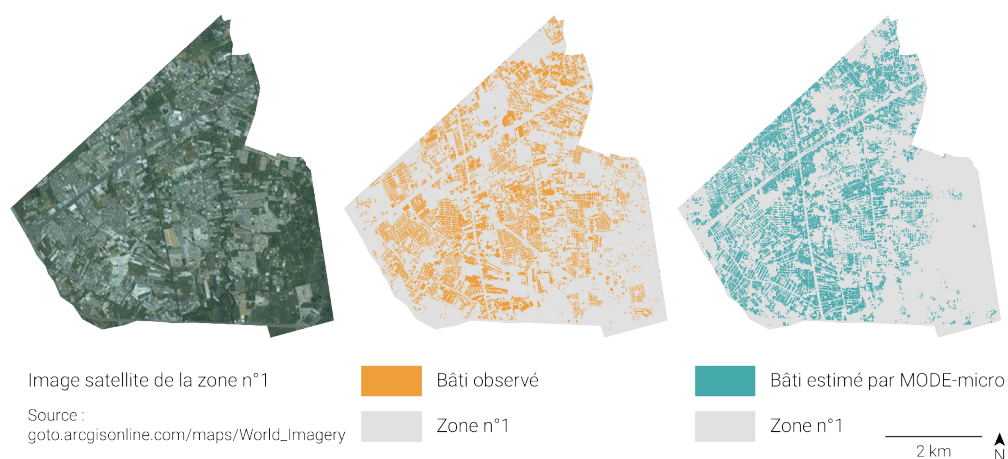


FIGURE 88 – Bâtiments observés et estimés par MODE-micro dans la zone d'étude n°1 à Bangkhutien (Bangkok)

Nom de l'indicateur	CP 1	CP 2
Inbr	0,92	0,39
Iaire	0,32	-0,77
Rc _{obs}	-0,15	0,35
Rc _{est}	-0,16	0,37
Part de variance expliquée	81,8 %	14 %

Tableau 39 – Coefficients de corrélation entre les indicateurs et les deux premières composantes de l'analyse en composante principale

que dans ces cellules, Rc_{est} est généralement supérieur à Rc_{obs} . Ceci témoigne d'une sur-représentation des bâtiments observés par rapport aux bâtiments estimés. Dans des zones présentant pourtant des niveaux de bâti dense, certains bâtiments sont très éloignés les uns des autres. Cette situation est probablement liée au fait que les zones séparant ces groupes de bâtiments soient considérées comme non constructibles du fait de la présence d'une route. Le fonctionnement du placement des bâtiments est basé sur le positionnement aléatoire d'un bâtiment « graine » au sein de chaque îlot d'espace bâti. Si ce premier bâtiment est placé à mi-distance entre la route, la place restante entre la route et le bâtiment sera peut-être insuffisante pour que d'autres bâtiments puissent être placés dans cet espace pourtant libre. Le sud-ouest de la cellule présentée sur la figure 90.a (p. 239) est par exemple concerné par ce type d'erreurs. Ces dernières pourraient être en partie évitées en optimisant le placement des bâtiments de manière à réduire les espaces libres.

Une seconde explication à la sur-estimation du bâti est liée au fait que certaines zones non bâties (e.g. terrains vagues) sont considérées comme probablement bâties par l'indice du niveau de certitude de la classification (nc). Cette source d'erreur est peu fréquente sur notre zone d'étude car peu de terrain sont laissés à nu. Cependant, l'application de MODE-micro à d'autres villes, comme Delhi, devra être précédée d'une amélioration du modèle sur ce point.

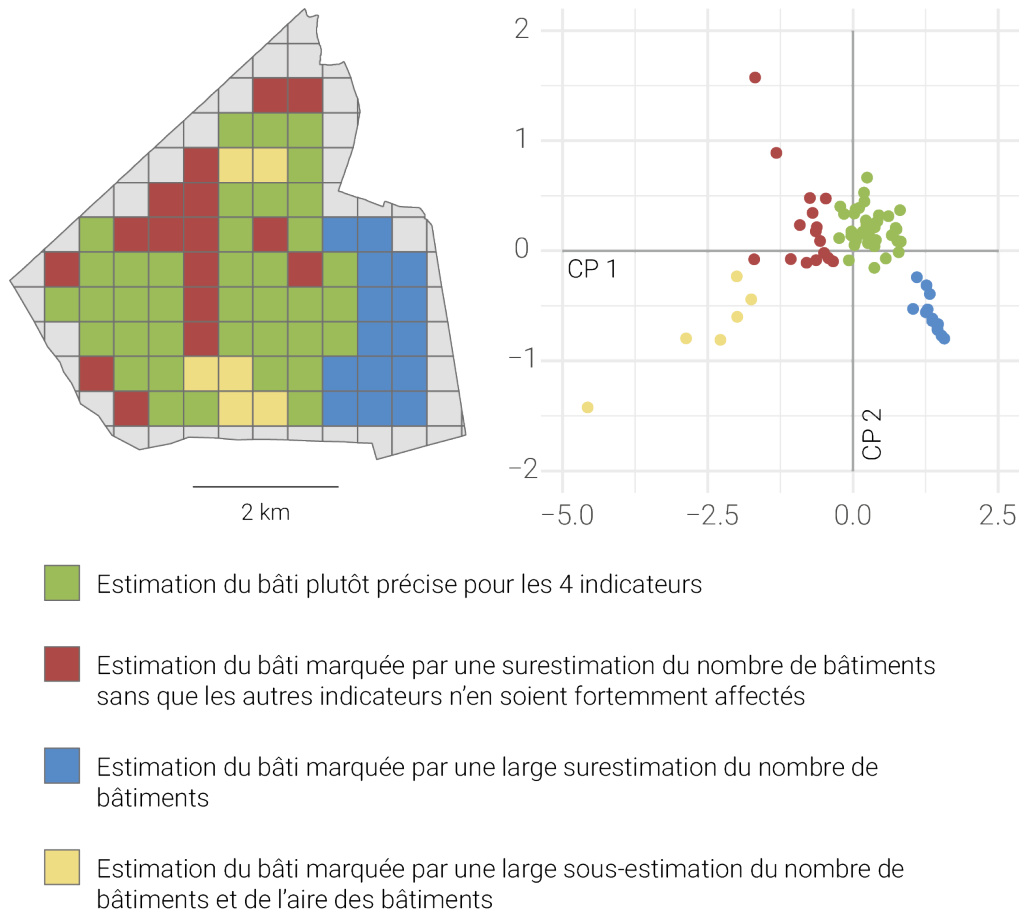


FIGURE 89 – Caractérisation des cellules selon les résultats locaux des quatre indicateurs de concordance bâti observé – bâti estimé (Zone 1, Bangkhutien)

Enfin, le non référencement de certains lotissements construits après la dernière mise à jour de la base de données¹⁴ permet également d'expliquer la sur-estimation du bâti par rapport à la couche de bâti digitalisée. Cette situation, dont un exemple est visible au nord de la zone présentée sur la figure 90.a (p. 239), provoque une baisse injustifiée des indicateurs I_{aire} , I_{nbr} et $R_{cp_{obs}}$.

- La seconde classe, représentée en rouge sur la figure 89 (p. 237), est composée de cellules au sein desquelles les indicateurs font état d'erreurs plus importantes que pour la première classe. Cette seconde classe rassemble 16 cellules sur 74. Le bâti compris dans ces cellules est généralement lâche. Une grande partie d'entre elles sont occupées par des bâtiments présentant une emprise au sol importante. MODE-micro n'est pour l'instant pas capable d'estimer la présence de ce type de bâtiments (e.g. entrepôts, centre commerciaux). De ce fait, des petits bâtiments sont construits à leur place par le modèle. L'indice de concordance I_{nbr} associé à ces cellules est généralement assez faible, alors que les autres indices présentent des résultats proches (quoique légèrement inférieurs)

14. Cette date ne nous a pas été transmise mais la dernière mise à jour de cette base est probablement antérieure à 2013. En effet, la construction du lotissement non référencé apparaissant sur la figure 90.a (p. 239) a été terminée entre début 2013 (images d'archive Google Earth).

à ceux de la classe rassemblant le plus de cellules. Un exemple de ce type d'erreur est présenté sur la figure 90.b (p. 239).

- La troisième classe (en bleu sur la figure 89 (p. 237)) rassemble des cellules présentant des niveaux d'erreur importants (14 cellules sur 74), aussi bien en terme d'aire de bâti et de nombre de bâtiments qu'en terme de localisation des bâtiments. Les cellules sont toutes regroupées au sud-est de la zone d'étude. Elles ont plusieurs points communs susceptibles d'expliquer ces niveaux d'erreur élevés. D'abord, cette zone sud-est est largement dominée par des lotissements récents (la plupart de ces lotissements apparaissent après 2005 sur les images d'archive de Google Earth). Les îlots constructibles de ces lotissements sont souvent assez étroits, ce qui pourrait expliquer le fait que peu de bâtiments y sont construits (la même remarque a été formulée pour la première classe de cellule (classe bleue)). Un exemple de ce type d'erreur est présenté sur la figure 90.c (p. 239). Très peu de bâtiments couvrent le lotissement, pourtant très dense, situé dans la partie centrale de la cellule. Les lotissements situés à l'ouest de la cellule sont plus fournis en bâtiments mais ceux-ci demeurent très éparses par rapport à la réalité.
- La quatrième et dernière classe regroupe peu de cellules (6 sur 74). Ces six cellules sont marquées par la présence de bâtiments ayant une emprise importante au sol. Comme nous l'avons signalé pour la seconde classe de cellule (rouge), MODE-micro n'est pour l'instant pas conçu pour estimer la présence de ces bâtiments. Ces erreurs mènent à une large surestimation de l'aire de bâti et du nombre de bâtiments ainsi que des valeurs d'indice plus fortes sur Rcp_{est} que sur Rcp_{obs} .

Finalement, malgré des erreurs locales, la répartition des bâtiments est satisfaisante dans la majorité des cellules. Un exemple de zone où cette répartition est globalement satisfaisante est présenté dans la figure ?? (p. ??). Sur cette zone, le bâti estimé couvre la majorité du bâti observé, mis à part les bâtiments situés au sein de la zone végétalisée du nord-ouest.

4.3.2 Les autres données estimées (Zone 1)

La distribution des bâtiments individuels est la seule caractéristique environnementale générée par MODE-micro que nous sommes en mesure de comparer à d'autres sources de données. Cette caractéristique ne fait pas partie de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* tel que nous l'avons défini (comme ont montré Maneerat et Daudé (2016), les bâtiments ont néanmoins un impact important sur la diffusion des populations de moustiques en milieu urbain). La localisation des bâtiments est une étape permettant d'estimer la distribution d'une caractéristique importante de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* : le sang, lié à la présence d'humains. À l'instar des gîtes larvaires potentiels et du niveau d'ombre produit par les bâtiments, ce caractère de l'environnement est généré à très haute résolution par MODE-micro. Les distributions des autres caractéristiques de l'environnement propre d'*Aedes aegypti* sont estimées à des résolutions plus faibles qui ne changent pas entre la version micro et la version macro du modèle : la température et la végétation (le nectar). Les distributions estimées par MODE-micro pour la zone n°1 de la végétation (qui produit de



FIGURE 90 – Erreurs types d'estimation du bâti dans la zone n°1

l'ombre), des humains et des gîtes larvaires potentiels (GLP) intérieurs et extérieurs sont présentées sur la figure 92 (p. 241).

Les résultats présentés sur la figure 92 (p. 241) sont issus d'une estimation réalisée avec les valeurs de paramètres calibrés précédemment. Les valeurs maximales du nombre d'habitants par bâtiment et du nombre de gîtes larvaires sont susceptibles de changer d'une estimation à l'autre en conservant les mêmes valeurs de paramètre. Néanmoins, ces variations sont minimales : le nombre de ménages et le nombre d'habitants sur l'ensemble de la zone ne varient pas et nous avons pu constater précédemment que le nombre de bâtiments est stable.

Les distributions des habitants par bâtiment et des gîtes intérieur (par bâtiment) et extérieur (par cellule environnement) correspondent aux résultats

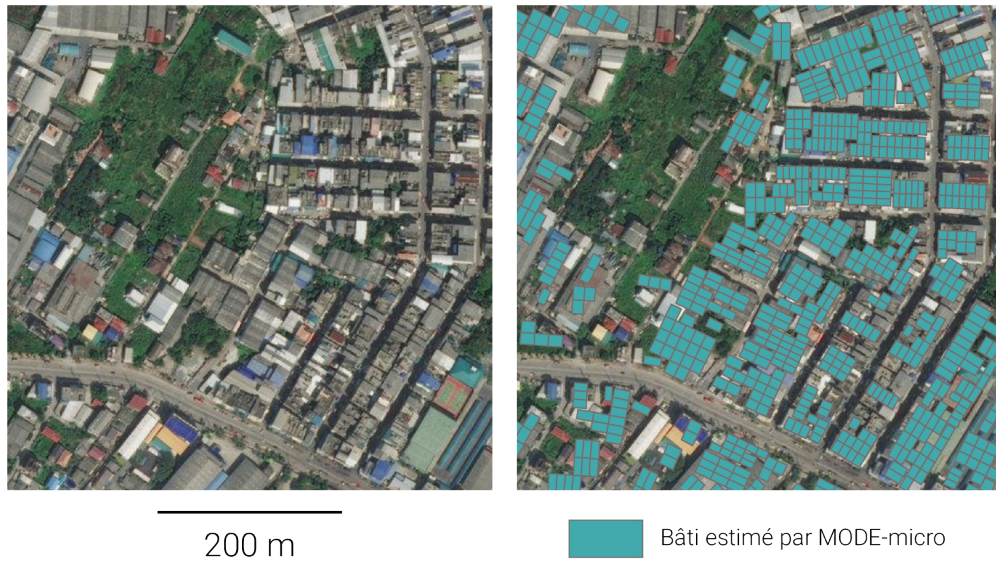


FIGURE 91 – Erreurs types d'estimation du bâti dans la zone n°1

attendus par rapport aux données d'entrée. Les zones les plus densément peuplées d'après ces données (cf. figure 84, p. 227) correspondent aux zones au sein desquelles les bâtiments sont les plus peuplés et les gîtes sont les plus nombreux. Au total, 35 765 bâtiments ont été générés dans la zone. D'après les estimations réalisées par le modèle, le bâtiment le plus peuplé est habité par 63 individus. Le bâtiment le plus pourvu en gîtes larvaires potentiels en contient 120. Si ces chiffres ne sont pas directement vérifiables, nous pouvons tout de même noter que leur ordre de grandeur correspond à ce qui pourrait être observé dans la réalité. De la même façon, la cellule environnement la plus pourvue en gîtes potentiels extérieurs ne présente pas un nombre aberrant de gîtes (463 au maximum sur une CE de 900 m²). Ces valeurs maximales sont isolées : la médiane du nombre d'habitants par bâtiment est de 3 ($\sigma = 2,8$) et celle du nombre de gîtes par bâtiment est de 5 ($\sigma = 11,8$). Enfin, la médiane du nombre de gîtes extérieurs par CE est de 3 ($\sigma = 27,6$).

Finalement, les différentes caractéristiques environnementales générées par MODE-micro ne paraissent globalement pas aberrantes. Comme les populations synthétiques (Gargiulo *et al.* 2010), l'environnement synthétique respecte des caractéristiques environnementales agrégées données à un niveau supérieur (ici, celui de la CE). Cependant, les données décrivant le nombre d'habitants et de ménages par CE sont déjà désagrégées en amont : leur niveau de référence est celui du kwaeng, niveau à la résolution bien plus grossière que celle du bâtiment. De ce fait, bien que les valeurs ne paraissent pas aberrantes au niveau local, les distributions des habitants et des ménages (et donc des gîtes) par bâtiment cumulent potentiellement des erreurs liées à leur estimation au niveau micro et d'autres liées à leur estimation au niveau macro. Cette accumulation d'erreurs potentielles est difficile à maîtriser et à évaluer du fait des données auxquelles nous avons accès et des méthodes que nous utilisons. Si elles ne permettent pas d'évaluer les distributions estimées de l'ensemble des caractéristiques de l'environnement propre d'*Aedes aegypti*, la distribution observée des bâtiments permet d'évaluer la qualité d'une partie importante des résul-

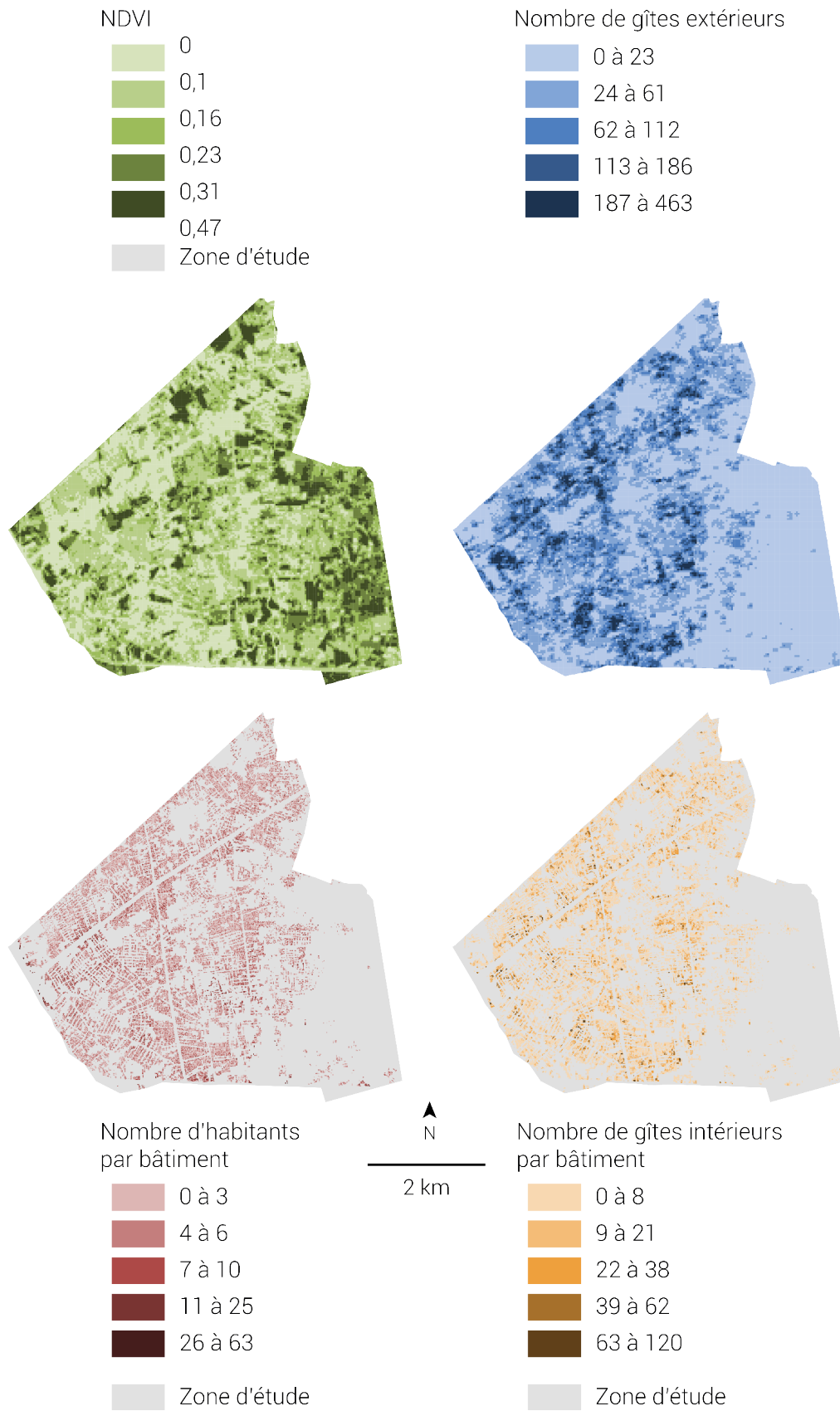


FIGURE 92 – Le niveau de végétation, le nombre d’habitants par bâtiment et les gîtes larvaires potentiels estimés par MODE-micro

tats du modèle. En effet, les bâtiments individuels étant le lieu de résidence des ménages, ils portent des informations essentielles (mais incomplètes) à la fois sur la distribution des ressources en sang et sur celle des GLP. Dans le cadre de l'application de MODE-micro à Bangkhutien, la confrontation bâtiments observés – bâtiments estimés permet de dégager des enseignements généraux sur la qualité des estimations réalisées par le modèle.

4.3.3 Application de MODE-micro à Bangkhutien (Zone 2)

Les valeurs de paramètres choisies pour la zone n°1 ont été optimisées grâce aux données du bâti observé dans cette zone. Or, MODE-micro n'a pas vocation à être systématiquement calibré avec des données tiers. Son application à d'autres zones d'étude contraint l'utilisateur à fixer ses valeurs de paramètres à partir de ses connaissances du terrain mais également grâce à sa connaissance du modèle et de ses comportements. Nous proposons donc d'approfondir l'analyse des résultats produits par MODE-micro, non seulement pour mieux comprendre l'effet des paramètres sur les sorties mais aussi pour dégager des perspectives de possibles évolutions. Dans un premier temps, nous appliquons MODE-micro à la zone n°2 de Bangkhutien en gardant les valeurs de paramètres fixées dans la zone n°1. Nous analysons les erreurs locales et globales et les comparons à celles que nous avons pu mesurer dans la zone n°1. Dans un second temps, nous calibrons les valeurs des six paramètres sur la zone n°2. Les valeurs des paramètres ainsi calibrées sont comparées aux valeurs de paramètres fixées pour la zone n°1. Cette comparaison est réalisée au regard des différences environnementales identifiées entre les deux zones.

La zone n°2 est légèrement plus étendue que la zone n°1 (leur superficie est respectivement de 30 km² et 25 km²) (cf. figure 93, p. 243). Cette seconde zone d'étude est plus périphérique que la première par rapport au centre-ville de Bangkok : le bâti y est plus lâche et plus discontinu. Le sud de la zone est occupé par des activités d'aquaculture.

4.3.3.1 Analyse globale et locale des résultats de la zone n°2

MODE-micro est appliqué à la zone n°2 de Bangkhutien avec les valeurs de paramètres données dans le tableau 38 (p. 38). En moyenne, les indicateurs de concordance de localisation sont plus faibles dans la zone n°2 que dans la zone n°1 (cf. tableau 40, p. 244). En revanche, les indicateurs de nombre de bâtiments et d'aire de bâti sont meilleurs dans la zone 2 que dans la zone 1. Une explication générale peut être avancée pour expliquer cette contradiction apparente : le nombre de bâtiments observés est plus élevé dans la zone 1 que dans la zone 2. En effet, le nombre de bâtiments observés pour la zone n°1 est de 39 462 alors qu'il est seulement de 25 219 pour la zone n°2. Les médianes du nombre de bâtiments estimés (pour 50 estimations) sont de 35 652,8 pour la zone n°1 et de 25 450,3 pour la zone n°2. Ces résultats globaux, notamment ceux de la zone n°2, montrent l'intérêt de calculer la RMSE médiane plutôt que le ratio nombre de bâtiments observés au total / nombre de bâtiments estimés au total : ce calcul cacherait des erreurs locales qui ont tendance à se compenser au niveau global. Du fait de l'échelle très fine à laquelle MODE-micro estime la répartition du bâti, nous avons fait le choix de nous intéresser

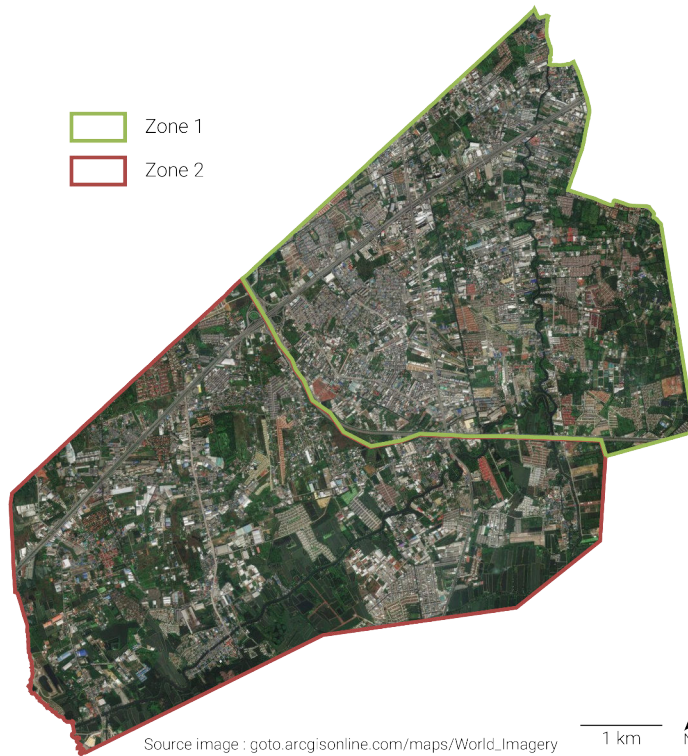


FIGURE 93 – Zone n°1 et n°2 pour l’application de MODE-micro à Bangkhutien (Bangkok)

plutôt aux erreurs locales qu’aux erreurs globales. Les RMSE calculées doivent donc être lues relativement au nombre de bâtiments observés par zone d’étude. Elles ne sont donc pas réellement comparables. La qualité des estimations en termes de nombre et d’aire dans les deux zones pourra être analysée au niveau local. C’est à ce niveau que sont calculés les ratios I_{aire} et I_{nbr} .

Si la comparaison des indicateurs globaux $RMSE_{aire}$ et $RMSE_{nbr}$ ne porte pas d’information permettant d’analyser les différences entre les séries d’estimations réalisées dans les deux zones d’études, les médianes des indicateurs R_c et R_{cp} peuvent être comparées au niveau global. Les valeurs de ces derniers montrent que malgré une bonne estimation du nombre et de l’aire des bâtiments dans la zone n°2, les bâtiments estimés intersectent plus rarement les bâtiments observés que dans la zone n°1. En termes d’organisation et de distribution du bâti, les estimations de la zone n°2 sont donc probablement plus éloignées de la réalité que celles de la zone n°1. Là encore, seule l’analyse des résultats locaux permet de comprendre réellement les causes de ces erreurs. Les résultats locaux sont présentés sur la figure 94 (p. 249).

Comme le montre la planche cartographique (cf. figure 94) de la page 249, le nombre de bâtiments par cellule de 500×500 m a tendance à être légèrement sous-estimé dans la zone n°2. En revanche, comme c’était le cas dans la zone n°1, l’aire occupée par le bâti paraît mieux estimée que le nombre de bâtiments dans la zone n°2. Une hypothèse pour expliquer cela est que les grands bâtiments observés dans la réalité sont couverts par plusieurs bâtiments de plus faible superficie dans les données estimées. L’aire de bâti est donc mieux estimée que le nombre de bâtiments. *A contrario*, certaines cellules présentent un

Nom de l'indicateur	Zone 1	Zone 2
RMSE _n	273,77	139,81
RMSE _{aire}	19 282,16	15 790,39
Rc _{obs}	0,71	0,48
Rc _{est}	0,71	0,47
Rc _{obs}	0,82	0,60
Rc _{est}	0,85	0,66

Tableau 40 – Médianes des indicateurs globaux de concordance bâti observé – bâti estimé sur les deux zones d'étude de Bangkhutien sur 50 estimations (réalisées avec les valeurs de paramètres optimales de la zone n°1)

nombre de bâtiments très largement surestimé par rapport à la réalité dans la zone n°2, situation que nous avons également rencontrée dans la première zone d'étude. Cette surestimation est due à la présence de nombreux quartiers récents et non pris en compte dans les données observées (cf. figure 95, p. 250). C'est le cas de nombreuses cellules situées au centre et à l'est de la zone n°2. Les indicateurs de concordance de localisation entre bâtiments estimés et bâtiments observés sont extrêmement faibles dans ces quartiers ne présentant aucun bâtiment observé mais de nombreux bâtiments estimés. Ils sont en revanche très élevés dans les parties les plus densément bâties de la zone n°2 (au nord-ouest et au sud-est notamment). En terme d'erreur, nous pouvons noter la présence d'un type d'erreur que nous n'avions pas rencontré dans la zone n°1 : la présence de bâtiments au sein de cellules largement dominées par l'aquaculture. Bien que ces zones soient en eau de façon permanente, les plans d'eau ne sont pas référencés comme tels dans Google Maps. De ce fait, ils ne peuvent pas être considérés comme non bâtis par le modèle. Les grandes étendues d'eau étant aisément identifiables sur des images Landsat, une perspective d'évolution de MODE-micro serait de les exclure des zones bâties au moment du calcul de l'indice Ncp permettant de séparer les CE bâties des CE non bâties ¹⁵.

De façon générale, les résultats paraissent légèrement moins bons dans la zone n°2 que dans la zone n°1. Ces deux zones sont géographiquement proches mais différentes en termes de bâti. MODE-micro y produit des résultats différents. Comme pour la zone n°1, l'étude du comportement du modèle dans l'espace des paramètres pourrait nous permettre d'expliquer cette situation.

Dans la partie 4.3.1.1 (p. 229), nous avons présenté une méthode de calibration permettant de déterminer quelles étaient les valeurs optimales de 6 paramètres pour l'application de MODE-micro dans la zone n°1. La partie suivante présente une application de cette méthode à la zone n°2.

15. Dans la figure 79 (p. 205), un amas de quelques points présentent des valeurs de NDVI négatives ($\approx -0,1$) et des valeurs de NDBI élevées ($\approx 0,6$). Ces points correspondent à des pixels dominés par l'eau et pourraient être aisément isolés. Il s'agit d'une perspective de développement intéressante pour MODE-micro.

4.3.3.2 Pourquoi les indicateurs de concordance calculés pour la zone n°2 (avec les valeurs de paramètres optimales de la zone n°1) présentent-ils des valeurs plus faibles que les indicateurs calculés pour la zone n°1 ?

L'application à la zone n°2 des valeurs de paramètres optimales de la zone n°1 produit des résultats plus éloignés de la réalité pour la zone n°2. Plusieurs hypothèses peuvent être avancées pour expliquer cela :

- **Première hypothèse** : les données observées sont moins à jour dans la zone n°2 que dans la zone n°1 (certains lotissements ne sont pas référencés);
- **Deuxième hypothèse** : le modèle ne réagit pas de la même façon aux paramètres fonctionnels (cf. tableau 37, p. 230) (ce qui peut être vu comme un problème important étant donné que ces paramètres n'ont pas de signification réelle et ne sont donc pas censés avoir un impact majeur sur le modèle);
- **Troisième hypothèse** : le bâti n'est pas organisé de la même façon dans la zone n°2 et dans la zone n°1; il ne répond donc pas exactement aux mêmes règles exprimées par les valeurs des paramètres thématiques (cf. tableau 37, p. 230);
- **Quatrième hypothèse** : les scénarios d'implantation des bâtiments et de logement des ménages choisis correspondent mieux à la zone n°1 qu'à la zone n°2.

Ces quatre explications sont probablement chacune valables à leur niveau. Cependant, il serait difficile d'évaluer leur impact respectif sur les résultats. Les différences peuvent néanmoins être analysées au regard des résultats d'une analyse de sensibilité réalisée sur la zone n°2 et des valeurs de paramètres optimales pour cette zone.

Première hypothèse : cette hypothèse a probablement un impact sur les résultats : elle contribue à faire baisser le score de certaines cellules de comparaison (cellules de 500 × 500 m). Toutefois, le résultat final de chaque indicateur correspondant (au niveau global) à la médiane des résultats locaux, l'impact des cellules concernées n'est probablement pas très important.

Deuxième hypothèse : le fait que le modèle ne présente pas les mêmes résultats dans les deux zones est peut-être lié au fait que les paramètres fonctionnels ne réagissent pas de la même manière dans les deux zones. Le paramètre TOL_SIMP_NON_BATI présente des valeurs optimales très différentes entre les deux zones. Cependant, la figure 85 (p. 232) pour la zone n°1 et la figure 96 (p. 252) pour la zone n°2 montrent que ce paramètre n'a pas un rôle très important sur les indicateurs (la plupart des courbes qui lui sont associées sont plates). Le fait qu'il n'ait pas d'impact particulier sur le modèle est plutôt positif du point de vue de l'optimisation du temps de calcul : les formes peuvent être simplifiées sans que l'impact sur le modèle soit excessif. La situation est légèrement différente pour le paramètre L_MAILLE dont l'usage dans le modèle est lui aussi fonctionnel. Si, à l'instar du paramètre TOL_SIMP_NON_BATI, son impact sur le modèle est limité, les valeurs optimales de ce paramètre sont en revanche très proches pour les deux zones. N_CELL_BAT_VOISINS,

le troisième et dernier paramètre fonctionnel, présente des valeurs optimales différentes pour les deux zones. Ce paramètre a pour intérêt de lisser les erreurs liées à la répartition plus grossière des populations par la cartographie dasymétrique. Le fait que sa valeur optimale soit plus basse dans la zone n°2 que dans la zone n°1 est peut-être dû au fait que la cartographie dasymétrique ait pu donner de meilleurs résultats sur la zone n°2. Finalement, cette analyse des effets des paramètres fonctionnels montre que les paramètres fonctionnels jouent leur rôle technique sans que leur impact sur la répartition finale du bâti ne soit trop important. Ces paramètres n'expliquent donc probablement qu'une faible part de la différence des résultats entre la zone n°1 et la zone n°2.

Troisième hypothèse : certains paramètres de MODE-micro ont une signification thématique : ils expriment une caractéristique réelle de l'environnement. C'est le cas des paramètres BUF_ESPACE_NON_BATI, COEF_TAILLE_BAT et INTERCEPT_TAILLE_BAT. Selon la troisième hypothèse permettant de répondre à la question posée au début de cette section, les valeurs des paramètres thématiques fixées sur la zone n°1 ne correspondraient pas à la réalité de la zone n°2. Cette hypothèse peut être traitée de deux façons différentes : (1) en comparant les valeurs optimales de la zone n°1 aux valeurs optimales de la zone n°2 et (2) en comparant les résultats des indicateurs médians globaux obtenus sur les deux zones à partir de leur jeu de paramètres optimaux respectifs.

Le premier de ces trois paramètres intervient pour corriger la largeur des routes données par Google Earth et le deuxième et le troisième sont utilisés dans le calcul de la superficie des bâtiments par rapport aux densités des CE dans lesquelles ils sont situés. Les deux zones présentant des organisations de bâti légèrement différentes, il est possible que ces paramètres puissent avoir un impact sur la qualité des résultats. Afin d'apporter des éléments de réponse à cette question, nous avons réalisé la même démarche d'exploration de l'espace des paramètres que celle présentée précédemment pour la zone n°1. Les résultats de cette exploration sont présentés dans le tableau 41 (p. 247). Les effets de la modification graduelle des paramètres sur les différents indicateurs sont présentés sur la figure 96 (p. 252) et la figure 97 (p. 253). Comme c'était le cas pour la zone, les valeurs optimales des paramètres sont sélectionnées par le biais du calcul de l'Igq (cf. formule 35 (p. 230)). Ces valeurs optimales des paramètres diffèrent légèrement entre les deux zones.

Le paramètre BUF_ESPACE_NON_BATI a un impact très fort sur les indicateurs. Son rôle est attendu sur la plage de valeurs testées : plus le *buffer* permettant d'agrandir les zones non bâties associées aux routes est grand, plus l'espace disponible diminue. Les différences des valeurs optimales de la zone n°1 (1,5 m) et de la zone n°2 (0,5 m) sont minimales. D'après la forme des courbes associées à cet indicateur (cf. figure 86 (p. 233) et la figure 97 (p. 253)), il semblerait intéressant d'explorer plus en détail la partie négative (< 0 m) de l'espace de paramètre. Il serait peut-être bénéfique pour les résultats de MODE-micro de permettre à l'utilisateur de réduire la part d'espace allouée aux routes issues de Google Maps. Finalement, bien que ce paramètre est un impact important sur le modèle, le fait que les valeurs optimales de celui-ci soient très proches pour les deux zones nous pousse à ne pas le considérer comme la cause principale des différences observées entre les deux zones. Les valeurs optimales des deux paramètres utilisés dans le cadre du calcul de l'emprise

Nom du paramètre	Zone n°1		Zone n°2	
	Val. optimale	Val. d'Igq	Val. optimale	Val. d'Igq
N_CELL_BAT_VOISINS	5	2,53	2	2,53
L_MAILLE	40	2,55	30	2,27
TOL_SIMP_NON_BATI	10,5	2,76	6,5	2,33
BUF_ESPACE_NON_BATI	1,5	3,25	0,5	3,06
COEF_TAILLE_BAT	-9	2,52	-11	2,42
INTERCEPT_TAILLE_BAT	190	2,66	160	2,5

Tableau 41 – Valeurs de paramètres optimales définies par le biais du calcul d'un indice global de qualité (Igq) sur la zone n°2

au sol des bâtiments (COEF_TAILLE_BAT et INTERCEPT_TAILLE_BAT) sont légèrement différents entre les deux zones (cf. tableau 42, p. 247). L'ordonnée à l'origine INTERCEPT_TAILLE_BAT et les coefficient COEF_TAILLE_BAT optimaux étant tous les deux plus faibles dans la zone n°2 que dans la zone n°1, il est possible que les bâtiments soient plus petits dans la zone n°2 et que leur superficie diminue plus rapidement en fonction de l'augmentation de la densité de population.

Finalement, l'utilisation de paramètres thématiques et fonctionnels optimaux n'améliorent pas la qualité des résultats de manière très importante. L'optimisation des valeurs de paramètres pour la zone n°2 permet d'obtenir de meilleurs résultats en terme de correspondance spatiale entre le bâti observé et le bâti estimé¹⁶. Comme le montre le tableau 42 (p. 247), des différences importantes subsistent malgré l'utilisation de paramètres optimisés dans les deux zones. Ceci pourrait être dû au fait que l'espace des paramètres ait été trop restreint, notamment pour le paramètre BUF_ESPACE_NON_BATI.

Quatrième hypothèse : les scénarios d'implantation des bâtiments et de logement des ménages utilisés ont été sélectionnés à partir des résultats du modèle sur la zone n°1. Il s'agit du scénario n°1 pour le placement des ménages et du scénario n°2 pour la création des bâtiments. D'après les résultats présentés dans le tableau 43 (p. 248), le scénario de logement des ménages n°1 et le scénario d'implantation des bâtiments n°2 donnent, comme pour la zone n°1, les meilleurs résultats en terme de localisation du bâti.

Nom de l'indicateur	Zone 1	Zone 2
RMSE _n	273,77	147,24
RMSE _{aire}	19 282,16	17 011,42
Rc _{obs}	0,71	0,53
Rc _{est}	0,71	0,49
Rcp _{obs}	0,82	0,66
Rcp _{est}	0,85	0,68

Tableau 42 – Médianes des indicateurs globaux de concordance bâti observé – bâti estimé sur les deux zones d'étude de Bangkhutien sur 50 estimations (les jeux de valeurs de paramètres appliqués à chaque zone correspondent à leurs jeux de valeurs optimales respectifs)

16. À noter que pour la zone n°2, les indicateurs de concordance d'aire de bâti et de nombre de bâtiments sont très légèrement meilleurs avec les valeurs de paramètres optimisées pour la zone n°1 qu'avec ceux de la zone n°2.

Scénario ménages	Scénario bâtiments	RMSE nb. de bâtiments	RMSE aire des bâtiments	Rc _{sim}	Rc _{obs}	Rcp _{sim}	Rcp _{obs}
1	1	141,6	20 502,6	0,51	0,45	0,63	0,65
2	1	141	20 509,6	0,48	0,43	0,62	0,63
3	1	141,1	20 512,4	0,49	0,43	0,62	0,63
1	2	147,1	17 069,6	0,54	0,49	0,66	0,68
2	2	146,2	16 898,8	0,52	0,47	0,65	0,65
3	2	146,6	16 824,3	0,50	0,47	0,64	0,67

Tableau 43 – Effets médians des combinaisons de scénarios sur les sorties du modèle pour la zone n°2

Deux hypothèses semblent pouvoir être vérifiées : la première, d’après laquelle les incohérences dans les données observées influencent les résultats, et la seconde, qui explique que les valeurs des paramètres thématiques et les intervalles testés ne soient pas bien adaptés à la zone n°2. Ces deux hypothèses expliquent, au moins en partie, la différence entre les résultats de l’application de MODE-micro sur la zone n°1 et sur la zone n°2. L’exploration de ces hypothèses a également permis d’identifier des perspectives d’évolution éventuelles pour le modèle. Les effets de la première cause de contradiction entre les données de la Bangkok Metropolitan Authority (BMA) et MODE-micro seraient difficiles à corriger autrement que manuellement. En revanche, l’impact de la seconde source d’incohérences entre bâti observé et bâti estimé pourrait probablement être réduit. Des modifications pourraient être apportées à la méthode de correction des espaces non bâtis autour des routes issues de Google Maps (le paramètre concerné BUF_ESPACE_NON_BATI ayant un impact important sur le modèle) et la méthode permettant d’estimer la surface des bâtiments pourrait être améliorée.

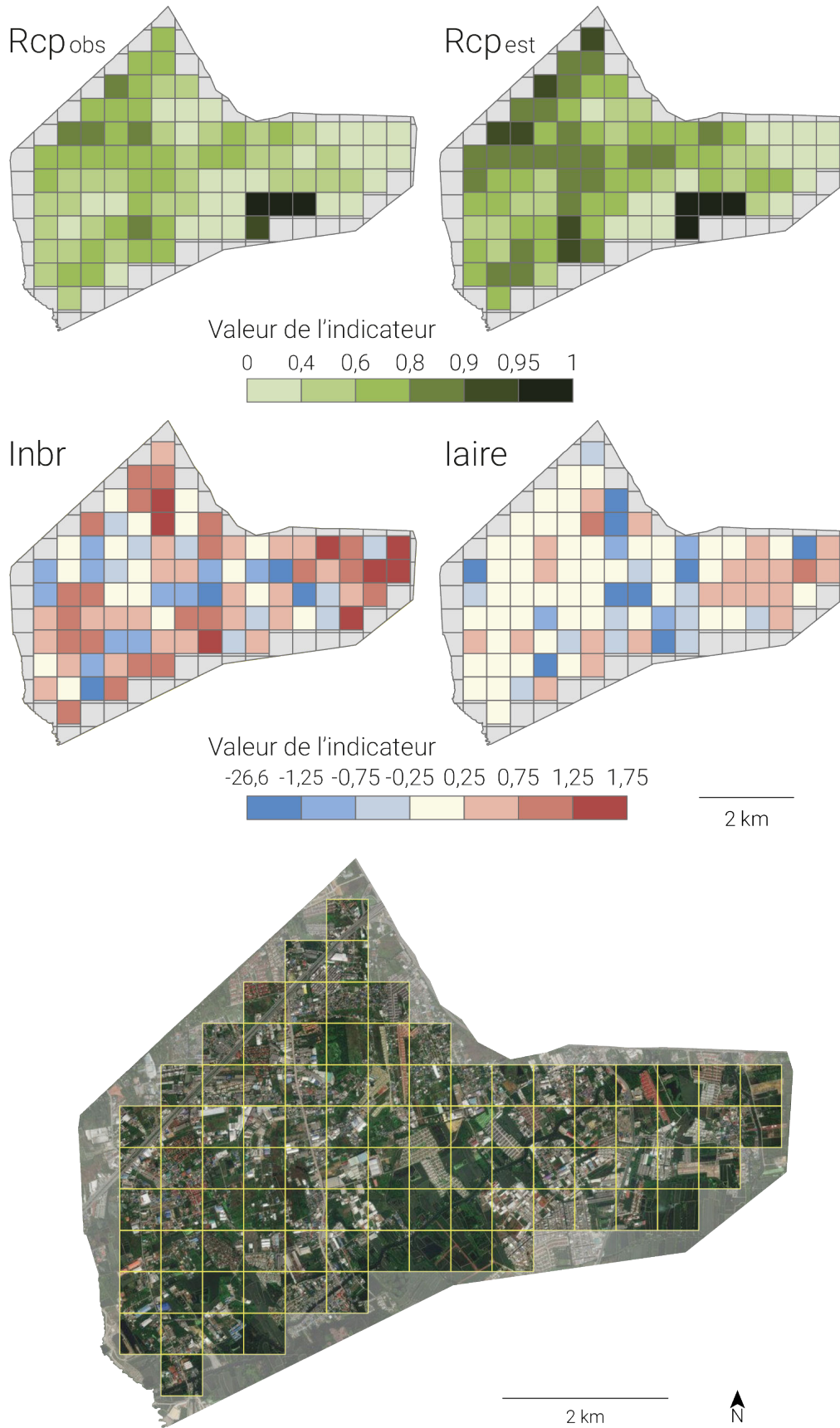


FIGURE 94 – Résultats locaux dans la zone n°2 de Bangkhutien (Bangkok)

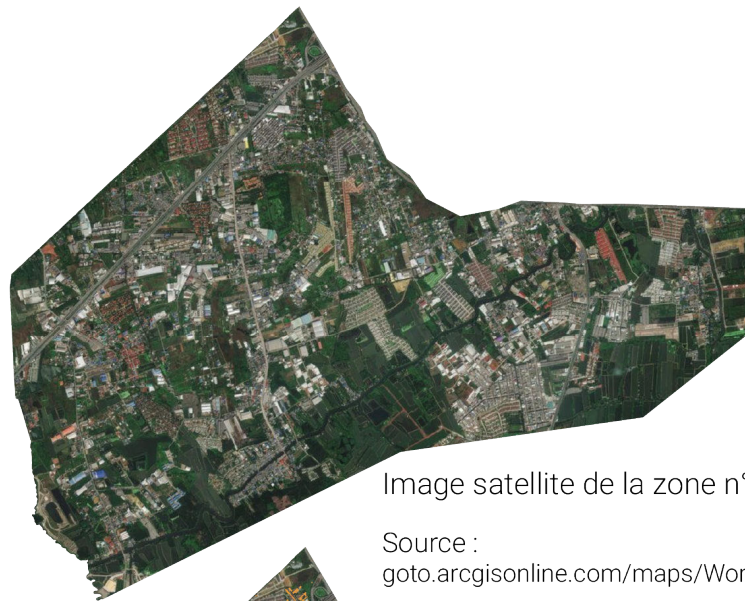
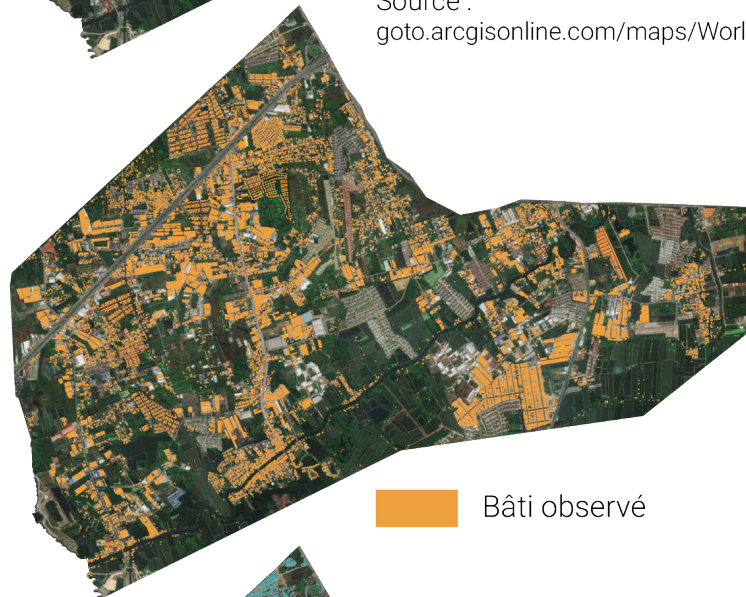


Image satellite de la zone n°1

Source :
goto.arcgisonline.com/maps/World_Imagery



 Bâti observé



 Bâti estimé par MODE-micro

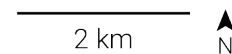


FIGURE 95 – Bâtiments observés et bâtiments estimés par MODE-micro dans la zone d'étude n°2 à Bangkhutien (Bangkok)

4.3.3.3 *Les perspectives d'évolution de MODE-micro identifiées grâce à l'application du modèle à Bangkhutien*

Finally, the application of MODE-micro to Bangkhutien has allowed us to identify several perspectives for the evolution of the model. The most recurrent error, both in zone n°1 and in zone n°2, is due to the incapacity of MODE-micro to estimate the presence of large buildings (immovables). This can have a significant impact in cities like Bangkok where, even in the periphery, this type of building is common. This estimation could be achieved by analyzing clusters of small buildings once all the households have been logged. These clusters could be transformed into large buildings in which several households could live on one floor, which is not the case in the current model. A second solution, complementary to the first, would be to identify pixels whose spectral response corresponds to that of large buildings. These latter have in fact specific spectral characteristics that make them easily identifiable. However, it is also worth noting that these buildings do not always have a residential function. Warehouses, commercial centers or stadiums can have similar spectral responses and ground footprints. The POI Google, mentioned in section 4.1.2 (p. 201), could be used to determine the function of the buildings¹⁷.

Another type of error, visible in the example of class n°1 of figure 90 (p. 239), is linked to the random placement of the building seed in the middle of a block. If this building is not placed at the edge of the road, it is probable that the final number of buildings in the block is underestimated compared to reality. This problem raises the question previously mentioned (in the list of typical errors given in section 4.3.1.2 (p. 234)) of the optimization of the placement of building seeds. This optimization is part of the improvements to be brought to MODE-micro.

A final transformation would consist in correcting the problem of the non-take into account of water zones, observed in the study zone n°2. As we have seen, this problem could be easily corrected by identifying upstream the cells whose spectral response corresponds to that of water.

It is also worth noting that the explorations of the parameter space carried out on the two study zones are reduced. In fact, the respective effects of the six parameters have been analyzed by varying only one parameter at a time. This method allows to highlight the general effects of the parameters but hides a large part of the parameter space. A perspective of this work is to explore the parameter space thanks to a supercomputer hosted by the Centre Régional Informatique et d'Applications Numériques de Normandie (CRIANN).

17. The function of the buildings is used in the current versions of MOMA and MOMOS to determine their hourly frequency. This function is not taken into account in MODE-micro.

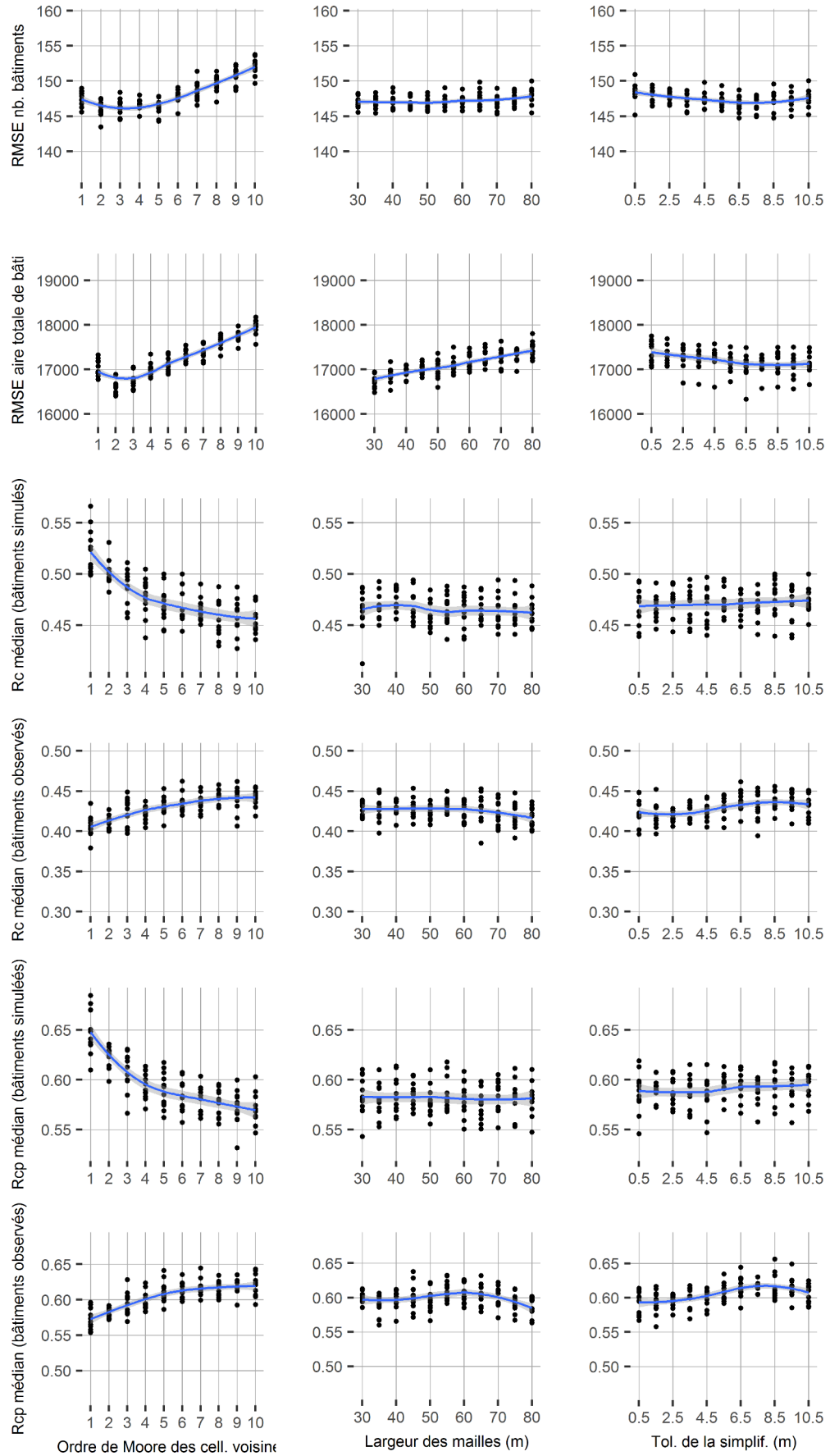


FIGURE 96 – Résultats de l’analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres pour la zone n°2 (1)

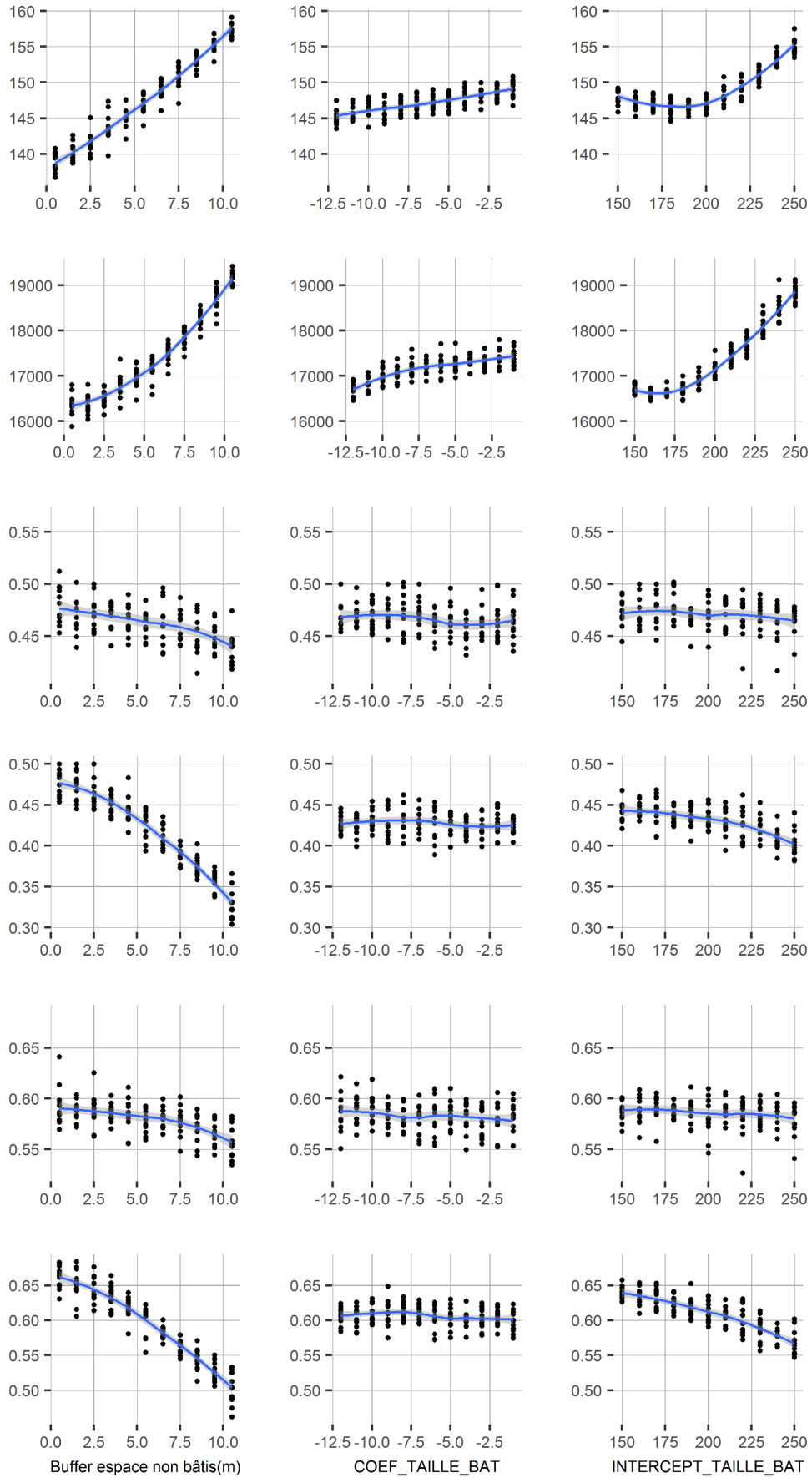


FIGURE 97 – Résultats de l'analyse de sensibilité de MODE-micro aux paramètres pour la zone n°2 (2)

CONCLUSION DU CHAPITRE 4

L'application de MODE-micro au khet de Bangkhutien a montré que de façon générale, le modèle est capable de générer de manière très efficace des environnements au sein desquels l'organisation du bâti estimée est proche de son organisation observée dans la réalité. Dans le cadre de ce travail de thèse, ce modèle n'a été testé que dans deux zones contiguës situées en périphérie de Bangkok. Toutefois, MODE-micro, comme MODE-macro, a été développé dans le but de pouvoir être appliqué dans la plupart des villes de la zone inter-tropicale. Cet objectif est entré en compte au moment du choix des méthodes et des données utilisées en amont du processus de génération. Il a également orienté la conception du modèle de génération d'environnements synthétiques. Cette génération est basée sur des règles, des scénarios et des paramètres dont certains sont définis par rapport à des réalités de terrain (*e.g.* la superficie d'un bâtiment est-elle statistiquement dépendante de la densité de la zone dans laquelle il se trouve?). De fait, la transposition de MODE-micro à une nouvelle zone d'étude, est susceptible de nécessiter des modifications au niveau de l'implémentation des règles, des scénarios et des paramètres. Ceci peut être considéré comme une limite, mais également comme un avantage. La formalisation et le développement de nouvelles règles et de nouveaux scénarios dans MODE-micro sont des activités chronophages qui impliquent une bonne connaissance du modèle, du logiciel GAMA et de son langage. Dans son état actuel, l'utilisation du modèle est donc limitée à un groupe restreint d'utilisateurs. La capacité de MODE-micro à intégrer de nouvelles règles et de nouveaux scénarios, peut également être considérée comme un avantage, dans la mesure où c'est précisément cette souplesse qui induit sa transposabilité. Pour un utilisateur ayant à la fois une bonne connaissance du modèle et de son terrain d'étude, les modifications requises pour la transposition du modèle demeureraient probablement moins chronophages qu'un travail de digitalisation. Une perspective évidente pour MODE-micro serait d'appliquer ce modèle à la ville de Delhi, et plus précisément au quartier de Hauz Rani. Ce quartier ayant fait l'objet d'un travail de digitalisation de plusieurs semaines, les résultats de MODE-micro pourraient être confrontés à un autre type de données : des données produites de façon entièrement manuelle¹⁸.

Le coût temporel de la génération d'un environnement par MODE-micro constitue un avantage considérable par rapport à la durée du processus de digitalisation. À titre d'exemple, la durée de génération par MODE-micro d'un environnement constitué d'approximativement 35 000 bâtiments répartis sur 25 km² (ces chiffres correspondent à ceux de la zone n°1) est d'un peu plus de 4 mn sur un ordinateur classique (sans compter les étapes de modification des scénarios et de préparation des données d'entrée). Les résultats étant stables d'une estimation à l'autre, les effets sur MOMA de deux environnements générés sur une même zone à partir des mêmes valeurs de paramètres seraient

18. Les données de bâti nous ayant été fournies par la Bangkok Metropolitan Authority (BMA) ont été extraites par le biais d'une analyse automatisée d'une image satellite de très haute résolution. Elles sont ensuite corrigées manuellement (cf. section 4.1.2, p. 201).

probablement très proches. Cette assertion fait partie des hypothèses qui seront testées une fois que MODE-micro sera couplé à MOMA.

Bien que cette association n'ait pas été réalisée dans le cadre de cette thèse, nous pouvons noter que MODE-micro pourrait, dans sa configuration actuelle, être directement associé à MOMA. Dans le cadre de ce couplage, il pourrait être particulièrement intéressant et enrichissant de comparer la distribution et les dynamiques de populations de moustiques modélisées à celles de populations vectorielles réelles, mesurées sur le terrain. Une telle perspective de simulation suppose (1) la disponibilité de relevés vectoriels précis et géoréférencés et (2) la caractérisation de l'environnement dont les dynamiques de population observées seraient indissociables. Le travail de terrain nécessaire à la collecte de données entomologiques pourrait être accompagné d'une reconstruction fine des caractéristiques environnementales de la zone d'étude. La base de données qui en résulterait pourrait par ailleurs être utilisée dans le cadre d'une validation externe de MODE-micro. Ce travail nécessite le développement et la mise en place d'un protocole élaboré dans cette double perspective à la fois entomologique et environnementale. C'est l'objet du chapitre suivant.

Troisième partie

APPLICATION : UTILISATION DE MODE-MACRO ET MODE-MICRO

5

THERMA : UN PROTOCOLE DE PRODUCTION DE DONNÉES ENVIRONNEMENTALES ET ENTOMOLOGIQUES DE TERRAIN POUR MODE-MICRO

L'approche par l'*Umwelt* nous a permis de proposer une méthode d'objectivation de la réalité du moustique. Cette réalité reste toute fois subjective : elle est structurée par l'être vivant qui en dépend. De cette interdépendance, qui est au cœur même de cette thèse, découle une aptitude majeure des modèles MODE-micro et MODE-macro : ceux-ci peuvent être couplés avec des modèles permettant de simuler le cycle de vie et les déplacements du vecteur. La conceptualisation des modèles MODE-micro et MODE-macro a été réalisée dans une optique de généricité en terme d'utilisation. Nous avons conçu ces modèles de manière concertée avec Somsakun Maneerat, Alexandre Cébeillac et Thomas Hureau, les développeurs respectifs des modèles MOMA, MOMOS et MO³. Le modèle MODE-micro étant construit à destination et à l'échelle du moustique, c'est plutôt la perspective de couplage MOMA – MODE-micro qui fera ici l'objet de notre intérêt. L'intégration de MODE-macro à MO³ sera traitée dans le chapitre suivant (cf. chapitre 6, p. 311).

MOMA est décrit dans la section 2.2.4.1 (p. 103). De manière générale, ce modèle permet de simuler les comportements individuels et les dynamiques de population d'*Aedes aegypti* de façon spatialement explicite à échelle très fine (< 1 m). Les données environnementales requises par ce modèle correspondent à celles pouvant être produites par MODE-micro. MODE-micro a pour objectif de générer un environnement s'approchant au mieux de la distribution réelle des différentes caractéristiques physiques du monde propre du moustique. Cependant, du fait des méthodes de génération d'environnements synthétiques utilisées (basées sur une part d'aléatoire), l'environnement produit ne suit pas exactement la distribution réelle des ressources et des conditions influençant *Aedes aegypti*. Un environnement généré de manière synthétique pourrait avoir des effets différents sur les agents moustiques de MOMA en comparaison aux effets produits par un environnement établi manuellement (terrain, digitalisation). Le test de cette hypothèse est une étape importante préalable à l'utilisation du couple MOMA – MODE-micro. Cette étape rend nécessaire la création de données environnementales précises correspondant au mieux à une situation réelle.

Un autre aspect du couple MOMA – MODE-micro qui pourrait être enrichi par la comparaison avec une situation réelle est sa capacité à reproduire des populations de moustiques dont l'ordre de grandeur et les variations spatio-temporelles correspondent à ce qui pourrait être observé dans la réalité. Un des objectifs de cette comparaison serait par exemple de déterminer quelles valeurs de paramètres fixées par l'utilisateur permettraient d'obtenir les résultats les plus proches de la réalité. Cette démarche de calibration serait réalisée

dans le but d'explorer le modèle plus que dans un but de validation. Quelles valeurs de paramètres déterminant le nombre et la répartition des GLP permettraient de s'approcher au mieux de la réalité? Ces valeurs correspondent-elles aux valeurs données par un expert du terrain? Les réponses à ces questions nécessiteraient non seulement des données environnementales représentant au mieux la réalité d'un terrain d'étude, mais également des données entomologiques qui permettraient de caractériser la présence vectorielle au sein de cette zone.

La production de données environnementales et entomologiques au niveau micro est l'objet de ce chapitre. Dans la première section, nous y présentons le protocole THERMA permettant de recueillir ces données à une échelle très fine. Sa faisabilité est testée dans la communauté de Wat Puranawat, située à l'ouest de la BMA. Les résultats de l'application de THERMA dans cette communauté sont présentés dans la deuxième section de ce chapitre.

5.1 LE PROTOCOLE THERMA : MESURES ENTOMOLOGIQUES ET ENVIRONNEMENTALES AU NIVEAU MICRO

Dans sa thèse, Somsakun Maneerat a proposé un protocole permettant de recueillir des données décrivant différentes caractéristiques de l'environnement dans une zone donnée dans le but de générer manuellement les données environnementales requises en entrée de MOMA (Maneerat 2016). L'approche descriptive choisie dans le cadre de cette étude présente l'avantage d'être non invasive. De ce fait, celle-ci peut être menée sans avoir à élaborer un projet en partenariat avec les autorités locales (processus qui peut être long, comme nous en avons fait l'expérience à Bangkok).

Du point de vue de notre objectif de description d'un environnement réel de manière très précise, le protocole développé par S. Maneerat présente le désavantage d'être, comme MODE-micro, souvent basé sur des estimations : estimations des densités humaines et des différentiels de température de l'air entre les bâtiments notamment. Le recueil précis de ce type de données nécessite la mise en place d'un protocole plus invasif pour les habitants de la zone. Le nombre d'habitants par ménage (et autres informations sur la présence effective des individus dans les bâtiments) doit être obtenue en interrogeant les habitants. La mesure précise des températures micro-locales doit être réalisée par l'intermédiaire d'un réseau de capteurs à installer. La collecte de données entomologiques, notre second objectif dans le cadre de l'étude THERMA, requiert non seulement l'installation de pièges mais aussi la relève de ces pièges plusieurs fois par semaine. Ainsi, ces méthodes de collecte de données doivent être acceptées par la population locale. L'établissement d'une relation de confiance réciproque entre l'équipe de chercheurs et la population locale peut néanmoins être facilité par l'appui des autorités locales ou des chercheurs locaux. Si elle présente l'avantage de permettre le recueil de données très précises, cette méthode présente le désavantage d'être compliquée à organiser.

5.1.1 De la construction du projet à sa réalisation

De sa genèse à sa réalisation effective, le projet THERMA a énormément évolué. Sa trajectoire étant essentielle pour comprendre sa forme finale, il nous paraît important de la décrire.

5.1.1.1 *Le projet initial : une zone et une période d'étude étendues*

Le protocole THERMA a été élaboré en amont de notre premier séjour à Bangkok (été 2014). Ce protocole a d'abord fait l'objet d'une demande de financement PEPS 2014. Cette demande n'ayant pas abouti, l'étude THERMA a été rattachée à un projet dont l'objectif était de suivre sur plusieurs semaines l'évolution des populations de moustiques autour de bâtiments habités par des personnes touchées par la dengue. À l'origine, cette étude, conduite par Richard Paul, Greg Devine, Bertrand Lefebvre, Kanchana Nakhapakorn, Alain Vaguet et Éric Daudé, devait être menée dans un quartier de l'ouest de Bangkok (khet de Bangwa). Le protocole THERMA devait être appliqué dans ce même quartier. Dans le cadre de cette thèse, l'objectif était d'appliquer le protocole THERMA sur une zone urbaine composée de plusieurs ensembles homogènes en termes d'occupation du sol et de type de bâti. De cette manière, les caractéristiques environnementales de ces différents ensembles et leurs impacts sur la présence du vecteur auraient pu être comparés. Cette zone devait également être touchée par la dengue de manière récurrente afin d'augmenter la probabilité de trouver effectivement des moustiques.

Le terrain de recherche initialement attendu devait s'étendre sur approximativement 3 km². En théorie, cette surface permet d'installer 100 pièges en comptant une maison équipée d'un piège tous les 50 mètres lorsque cela aurait été possible. Les pièges à moustique et les équipements dont nous disposions dans le cadre de cette étude ne se prêtaient pas bien à l'étude des espaces publics d'un lieu fréquenté (cf. section 5.1.3.2, p. 271). Le nombre de pièges initialement prévu correspondait à la quantité de pièges pouvant être inspectée par une personne en une journée. Les pièges devaient être inspectés deux fois par semaine, à jour fixe. Le passage du stade œuf au stade adulte étant compris entre 8 et 14 jours pour *Aedes aegypti*, cette fréquence de relevé aurait permis d'obtenir des informations assez précises sur les fluctuations des populations de moustiques. L'étude THERMA devait être menée sur l'ensemble de la période épidémique. Celle dernière s'étendant généralement d'avril à novembre, l'étude aurait dû être menée sur 8 mois. Six réunions rassemblant parfois jusqu'à plus d'une centaine de volontaires de santé (cf. figure 10, p. 10) ont eu lieu en juillet et en août 2015 dans le khet de Bangwa.

Ce projet d'application du protocole THERMA ne tenait cependant pas compte des nombreuses complications qui nous ont finalement conduits à changer de terrain et de période d'étude.

5.1.1.2 *De nombreuses contraintes à prendre en compte dans la réalisation d'une étude de terrain à Bangkok*

Les contraintes auxquelles nous avons été confrontés avant et pendant la réalisation de cette étude ont largement influencé le protocole de recherche ainsi que la définition de la zone d'étude. Les choix réalisés dans le cadre de

la mise en place de l'étude THERMA ne peuvent être compris sans que soient explicitées ces différentes contraintes et les effets qu'elles ont eu sur l'aspect final de cette étude.

CONTRAINTES ADMINISTRATIVES : une première phase de test de l'étude THERMA devait être menée au cours de l'été 2014. Celle-ci nécessitait l'accord de nombreux cadres administratifs de la BMA situés à différents échelons. À mesure que les réunions se déroulaient, le projet THERMA initial a été remodelé pour être finalement intégré au projet de suivi des moustiques autour du domicile de patients atteints de la dengue. L'objectif n'était plus de suivre une population de moustiques sur l'intégralité d'une saison épidémique sur une zone donnée, mais d'étudier les conditions environnementales et les populations de moustiques dans un rayon de quelques dizaines de mètres autour du domicile des patients, sur une période de 4 semaines. Finalement, malgré le grand nombre de réunions avec les autorités sanitaires de la BMA ainsi qu'avec les équipes d'employés ou de volontaires intervenants dans différents quartiers de l'ouest de Bangkok, l'étude n'a pas pu aboutir. Devant l'inertie des autorités sanitaires de la capitale, l'étude a maintenant été déplacée à Khon Kaen, une petite ville du nord de la Thaïlande. Elle devrait avoir lieu au cours de l'été 2017.

CONTRAINTES POLITIQUES : Bangkok est la capitale d'un pays très instable au niveau politique. En 2013, l'arrivée des élections de février 2014 ont participé à l'immobilisme des autorités Thaïlandaises : le fait d'engager un projet en période pré-électorale peut être considéré comme un pari risqué par les administratifs concernés, dans la mesure où ce projet est susceptible d'être interrompu par les nouveaux responsables politiques. Si l'arrivée de l'armée au pouvoir en mai 2014 a apporté une certaine stabilité à l'administration, elle n'a pas permis d'augmenter la capacité de décision des autorités sanitaires avec qui nous travaitions dans le cadre du projet.

CONTRAINTES CULTURELLES : les habitations thaïlandaises sont souvent considérées comme des lieux réservés à la famille. Il est rare qu'une personne étrangère au cercle familial y soit invitée. De fait, poser des pièges à moustiques dans une habitation et les relever deux fois par semaine peut paraître invasif pour certaines personnes. Le fait d'être accompagné par des personnes connues de la communauté est essentiel pour que le protocole soit accepté.

L'étude de terrain réalisée dans le cadre de cette thèse a été limitée par ces différentes contraintes. De ce fait, le protocole et ses objectifs ont été retravaillés afin d'obtenir un projet permettant de répondre aux besoins de notre travail tout en étant réalisable dans les circonstances présentées ci-dessus.

5.1.1.3 *La zone choisie : Wat Puranawat*

L'étude THERMA a été menée dans la communauté de Wat Puranawat, à l'extrême ouest du territoire de la BMA. Cette communauté, construite autour d'un temple Bouddhiste, comprend 500 habitants et s'étend sur 0,12 km². Il s'agit d'un village périurbain entouré de cultures (maraîchères et horticoles)

et bâti le long d'un *khlong* (canal) de plusieurs dizaines de mètres de large (cf. figure 98, p. 263).



FIGURE 98 – Localisation de la communauté de Wat Puranawat

Le temple, situé au centre de la communauté, divise la zone d'étude en deux parties : une partie ouest et une partie est. Au sein de ces deux parties, les zones directement accolées à l'espace religieux sont densément bâties. Les ruelles sont étroites, et les maisons sont mitoyennes ou séparées par des interstices inférieurs à 1 m. Les maisons composant ces zones sont généralement des habitations traditionnelles dont le matériau de construction principal est le bois. Autour des espaces densément bâtis, se trouvent des espaces présentant un bâti plus lâche. Les habitations sont traditionnelles (majoritairement en bois, très ouvertes sur l'extérieur, souvent sur pilotis), mais aussi des constructions en dur. La communauté de Wat Puranawat présente donc plusieurs profils d'occupation du sol différents dans un rectangle d'approximativement 150 m × 660 m de côtés. Bien que cette communauté ne soit pas urbaine et que l'espace étudié soit relativement restreint, cette zone d'étude est adaptée à la mise en place du protocole THERMA.

Plusieurs membres de l'équipe DENFREE (Kanchana Nakhapakorn, Bertrand Lefebvre, Greg Devine et Richard Paul) ont effectué de courtes études pilotes au cours du printemps 2015. Ainsi, notre équipe a pu nouer des relations avec le chef de cette communauté et certains habitants. De plus, les études-pilotes menées à Wat Puranawat ont permis de réaliser des premiers relevés vectoriels qui se sont révélés très intéressants puisque les maisons testées présentaient de fortes différences de densité de moustiques. Du fait de l'aide proposée par

le chef du village, de la relation de confiance qui a pu s'établir avec les habitants et de la présence d'une équipe, il nous paraissait plus aisé de mener l'étude dans cette communauté qu'ailleurs. Dans les communautés, les questions sanitaires sont gérées par des centres de soin disséminés sur le territoire de Bangkok, un centre étant en charge du suivi de plusieurs communautés. Le fait que les équipes du centre de soins de Thawi Watthana, en charge de la communauté de Wat Puranawat, étaient disponibles pour un mois et disposées à participer activement à l'étude THERMA nous a permis de concrétiser le projet.

D'un point de vue spatial, ce terrain d'étude présente plusieurs profils environnementaux différents qui pourront être comparés. L'intérêt de cette étude était également de tester les pièges à moustiques adultes BG-GAT¹ (cf. section 5.1.3.2, p. 271) en conditions réelles. De façon plus générale, l'intérêt de THERMA est de tester la faisabilité d'un protocole comprenant plusieurs méthodes de collecte de données très différentes. Ce protocole a été élaboré dans le but de répondre aux deux objectifs principaux présentés dans l'introduction de ce chapitre :

1. reconstruire un environnement très précis de façon manuelle pour comparer ses effets sur MOMA à ceux d'un environnement généré automatiquement.
2. collecter des données entomologiques pour une comparaison avec MOMA.

5.1.2 Reconstruire un environnement détaillé : la collecte des données environnementales

La première étape du protocole THERMA consiste à collecter des données permettant de qualifier l'environnement de la zone d'étude. Ces données sont recueillies pour reconstruire l'environnement de Wat Puranawat de manière fine en vue d'un couplage avec MOMA. Ces données auront une importance prépondérante dans la mise en place des méthodes de collecte de données micro-météorologiques et entomologiques. Le travail de qualification de l'environnement à Wat Puranawat s'appuie sur deux types de données : des données d'occupation du sol et des données issues de questionnaires portant sur les caractéristiques des bâtiments résidentiels.

5.1.2.1 Digitalisation de la communauté de Wat Puranawat

La cartographie par digitalisation permet de produire des données d'occupation du sol très fines. Celle-ci a été réalisée à partir de deux images disponibles sur Google Earth datant respectivement du 30-01-2014 et du 27-01-2015 (cf. figure 99, p. 265). La plupart des informations digitalisées sont issues de la seconde image, plus récente. Cependant, la première image étant de meilleure qualité, elle a permis de préciser certaines informations.

Malgré leur très haute résolution, certaines informations (comme les espaces étroits inter-bâtiments) ne sont pas visibles sur ces images. Les informations digitalisées sont corrigées à l'aide de photos et d'observations de terrain.

1. Les BG-GAT sont conçus et vendus par la société Biogents (<http://www.biogents.com/bg-gat/>). « GAT » signifie *Gravid Aedes trap*.



FIGURE 99 – Image satellite utilisée comme support de la digitalisation de l’environnement à Wat Puranawat (27-01-2015)

Catégorie	Sujet de la question	Type de réponse attendu
Caractéristiques du bâtiment	Principaux matériaux de construction	1 ou 2 matériaux
Caractéristiques du ménage	Nombre de membre(s)	n individus
	Nombre de membre(s) présent(s) dans la journée	n individus

Tableau 44 – Le questionnaire « environnement résidentiel » mené à Wat Puranawat

5.1.2.2 *Le questionnaire « environnement résidentiel » pour caractériser les habitations*

Chaque bâtiment inclus dans la zone d’étude a fait l’objet d’un questionnaire permettant de reconstruire son profil environnemental et d’évaluer sa capacité à répondre aux besoins du moustique. Une grande partie de ces questions porte sur des caractéristiques environnementales ayant été mises en lien avec la présence du moustique *Aedes aegypti* ou avec celle de la dengue dans la littérature. D’autres questions ont été ajoutées à titre exploratoire en nous basant sur des observations de terrain. Le questionnaire est divisé en deux catégories : les caractéristiques du bâtiment et les caractéristiques du ménage. Ce questionnaire composé de trois questions est présenté dans le tableau 44 (p. 265).

Le questionnaire « environnement résidentiel » est rempli de manière individuelle pour chaque bâtiment résidentiel de la zone d’étude. Certaines questions nécessitent la présence des habitants (nombre d’individus passant la journée au domicile par exemple). Pour chaque bâtiment, le nombre d’individus composant le ménage est donné par le chef de la communauté. Les autres variables sont aisément évaluables et peuvent être renseignées sans la présence d’un membre du ménage.

5.1.3 Mesures météorologiques et entomologiques

Les conditions climatologiques constituent une caractéristique essentielle de l'environnement d'*Aedes aegypti* (cf. section 1.4.3, p. 52). Différentes variables météorologiques comme les précipitations, les températures ou l'humidité ont des impacts importants sur le cycle de vie du vecteur de la dengue. En milieu urbain, les variations spatiales de ces différentes caractéristiques climatologiques peuvent être très importantes sur de courtes distances. De fait, plusieurs études menées dans ce type de milieu ont montré que ces disparités climatiques intra-urbaines peuvent avoir des effets sur la répartition des populations d'*Aedes aegypti* ainsi que sur leurs densités (Hayden *et al.* 2010; Honório *et al.* 2009; Reiskind et Lounibos 2013).

Un des objectifs de l'étude THERMA est de construire une information à un niveau très détaillé afin d'étudier les éventuels effets de l'environnement sur les densités vectorielles. Dans ce but, nous souhaitons produire des données tant météorologiques qu'entomologiques, à une échelle très fine. Celles-ci étant susceptibles d'entretenir des relations fortes, ces deux types de mesures ont intérêt à être réalisés de manière coordonnée. Ainsi, un des enjeux de cette étude est de mettre en place un protocole qui respecterait à la fois les indications de placement des capteurs météorologiques et à la fois celles des pièges à moustiques. Certaines données environnementales présentées dans la partie 5.1.2 (p. 264), les caractéristiques des bâtiments notamment, seront utilisées dans le cadre du positionnement du matériel de collecte de données.

5.1.3.1 Météorologie en milieu urbain : mesurer un phénomène multi-scalaire

Du fait de ses caractéristiques spécifiques, la ville induit des conditions climatiques particulières qui diffèrent fortement des caractéristiques climatiques des espaces ruraux ou naturels. Le climat urbain peut être étudié à différentes échelles. Le choix de l'échelle à laquelle une étude est menée est déterminant : les questions posées, les méthodes employées et les résultats obtenus dépendent de ce choix. L'échelle choisie doit être en adéquation avec le phénomène étudié.

LES ÉCHELLES D'ANALYSE EN CLIMATOLOGIE URBAINE

En climatologie, les chercheurs distinguent généralement trois échelles d'étude différentes : l'échelle méso, l'échelle locale et l'échelle micro. Choissnel (1996) distingue par exemple : le climat régional (de quelques dizaines de kilomètres), le topoclimat (compris entre 1 km en montagne et 10 km en plaine) et le microclimat (de 100 m à quelques centimètres). À chacun de ces niveaux correspondent des éléments environnementaux spécifiques qui affectent les conditions climatiques. Certains auteurs distinguent un jeu d'échelles propre à la ville (Muller *et al.* 2013) :

L'ÉCHELLE MÉSO : entre 100 et 100 000 km² ; urbain, péri-urbain et rural à la fois.

L'ÉCHELLE DE LA VILLE : c'est une échelle à la fois méso et locale qui met en évidence la spécificité du milieu urbain. Elle dépend de l'étendue spatiale et de la morphologie de la ville.

L'ÉCHELLE LOCALE : entre 500 m et une dizaine de kilomètres (Stewart et Oke 2012). A ce niveau, les phénomènes étudiés doivent prendre en considération les éléments du paysage (comme la topographie) et éviter les effets des microclimats. En climatologie appliquée aux échelles fines (locale et microlocale), on trouve de nombreux éléments perturbateurs qu'il est important de hiérarchiser. La nature de l'occupation du sol a un impact fort sur le climat local (Quénol 2011).

L'ÉCHELLE MICRO : inférieure à une centaine de mètres (Choisnel 1996; Stewart et Oke 2012) et définie par les caractéristiques des éléments individuels du paysage urbain tels que les immeubles, les arbres, les routes, les cours ou les jardins. Cette échelle correspond donc à l'étude de phénomènes restreints à une petite zone (phénomène de turbulence dans une rue canyon par exemple). La distance entre les bâtiments, la hauteur des bâtiments, les matériaux utilisés, l'existence de places vertes ou de surfaces en eau sont autant de facteurs pouvant affecter le microclimat.

La réflexion méthodologique et les moyens mis en œuvre sur le terrain dépendent de l'échelle spatiale à laquelle nous souhaitons recueillir l'information. L'échelle micro correspond à l'échelle à laquelle est développé MODE-micro. Dans le but de pouvoir comparer les résultats de ce modèle avec des mesures réalisées sur le terrain, l'étude de l'environnement du vecteur a été réalisée à cette échelle.

LES CARACTÉRISTIQUES DE L'ENVIRONNEMENT LOCAL IMPACTENT LA MICROCLIMATOLOGIE DE LA ZONE

La variabilité spatio-temporelle du climat urbain est la conséquence de l'hétérogénéité spatiale propre aux milieux urbains. Les milieux urbains présentent des surfaces horizontales et verticales qui modifient les caractéristiques physiques des basses couches de l'atmosphère (Quénol 2011). Les températures sont susceptibles de varier d'un quartier à l'autre, voire au sein d'un même quartier, en fonction de la situation atmosphérique (anticyclone ou dépression), de la position de la ville (vallée, littoral, etc.), de la proportion et la localisation d'espaces végétalisés ou encore des activités humaines (Quénol 2011).

Bien que la délimitation urbain – rural puisse faire débat en géographie, cette séparation a un sens en climatologie². Le climat urbain se différencie principalement de celui d'un espace rural par l'existence d'une couche particulière : la couche limite urbaine (CLU). Cette couche contient la sous-couche de rugosité et la canopée urbaine. La couche limite urbaine (figure 100.a, p. 268) fait partie de la couche limite atmosphérique (CLA) qui constitue la couche inférieure de l'atmosphère dont les propriétés fluctuent à l'échelle quotidienne. L'épaisseur de la CLU varie fortement selon la rugosité induite par les éléments présents. Les effets des éléments isolés sont discernables au sein de la sous-couche de rugosité (figure 100.b, p. 268). De manière générale, elle correspond à $1,5Z_H$ (Z_H étant la hauteur de la canopée urbaine) au sein d'un espace densément construit mais peut dépasser $4Z_H$ dans les espaces où la densité est faible (Oke 2007). La canopée urbaine (figure 100.c, p. 268) est quant à elle définie par la

2. Néanmoins, la délimitation précise de la ville par rapport à sa périphérie rurale demeure difficile à tracer avec précision (Foissard *et al.* 2013).

hauteur moyenne des bâtiments et des grands arbres faisant obstacle à l'écoulement de l'air.

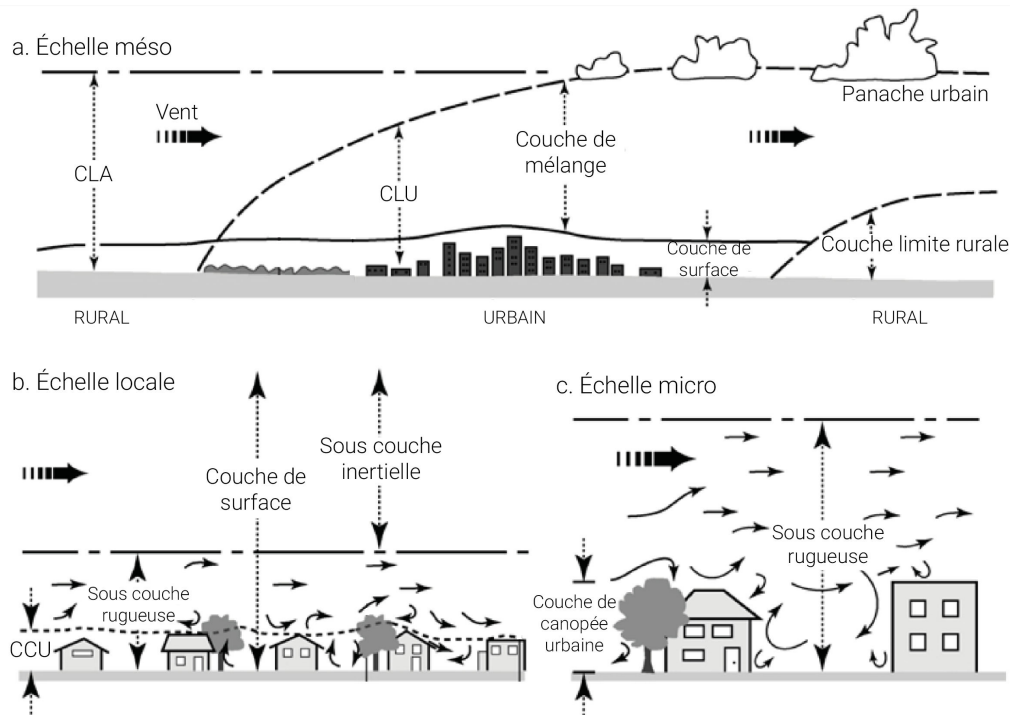


FIGURE 100 – Représentations simplifiées des couches inférieures de l'atmosphère en milieu urbain à trois échelles spatiales (mésos, locale, micro) (traduit en français de Bailey *et al.* (1997))

Dans un petit ensemble bâti tel que celui de Wat Puranawat, la canopée urbaine et la sous-couche rugueuse sont basses, comparées à celles des milieux urbains denses. Cependant, étant donnée la présence d'espaces densément bâtis, ces couches existent et participent à la constitution d'un climat de type urbain. Au sein de la sous-couche rugueuse et de la canopée urbaine, plusieurs éléments environnementaux produisent des variations spatio-temporelles qu'il est important de prendre en compte afin d'échantillonner correctement l'espace étudié.

LA VÉGÉTATION : les espaces végétalisés temporisent les températures, influent sur les effets mécaniques du vent et sur le bilan radiatif (par l'effet d'ombrage). En zone urbaine, ces espaces présentent généralement des profils de températures et d'hygrométrie très particuliers par rapport aux zones bâties (Quénol 2011).

LES SURFACES EN EAU : ces zones réduisent les températures la journée et augmentent les températures la nuit et créent un brouillard d'advection la nuit (influent sur la capacité hygrométrique de la masse d'air).

LES SURFACES IMPERMÉABLES : de nombreux travaux (portant notamment sur les îlots de chaleur urbains) mettent en évidence le rôle de l'imperméabilisation des surfaces sur les conditions microclimatiques. En effet, cette imperméabilisation engendre une évacuation quasi-immédiate des

eaux. De ce fait, les transferts de chaleur entre les matériaux et l'air consistent davantage en des flux de chaleur sensible (transfert d'énergie par le biais de l'air) que de chaleur latente (transfert d'énergie par le biais de l'eau). Du fait de ces surfaces imperméables, les températures diurnes et nocturnes ne varient pas de la même manière en milieu urbain et en milieu rural.

LA MORPHOLOGIE DU BÂTI : à l'échelle de la ville, la multiplication des constructions influe sur la vitesse du vent et les mouvements de turbulence (Colombert 2008). L'écoulement de l'air au voisinage du sol est perturbé par la hauteur, la forme ou encore la disposition des obstacles. Cela génère des mouvements de convection libre (thermique) et des mouvements de convection forcée (mécanique).

L'ALBÉDO (ASSOCIÉ À L'INERTIE THERMIQUE) : l'albédo est une mesure comprise entre 0 et 1 qui correspond à la part du rayonnement solaire incident par rapport à la part de l'énergie réfléchi. De manière générale, plus un matériau est de couleur foncée, plus son albédo est élevé. Celui d'un corps noir absorbant la totalité du rayonnement incident serait égal à 1. La capacité thermique d'un matériau dépend en grande partie de sa couleur. En plus de sa couleur, sa rugosité et son matériau influent également sur sa température (Doulos *et al.* 2004). Les caractéristiques des matériaux urbains participent donc aux particularités climatiques des zones urbaines.

MICROCLIMATOLOGIE DE WAT PURANAWAT : ANALYSE DE LA SITUATION EN VUE DU PLACEMENT DES CAPTEURS

Wat Puranawat peut être divisé en trois zones selon le type d'occupation du sol :

1. La première, au centre, est bâtie dans sa quasi-totalité (asphalte ou bâtiments) (zone 1 sur la figure 103, p. 271). La majorité des habitants de la communauté sont regroupés dans la partie ouest de cette zone bâtie. Les bâtiments de cette sous-zone sont très resserrés (cf. figure 101, p. 270). Durant la journée, ils accumulent de la chaleur qu'ils restituent la nuit. Sa partie centrale est occupée par des bâtiments religieux. L'ensemble de cette zone bâtie est probablement refroidie par le canal situé au nord et par la zone végétalisée située à l'ouest.
2. Cette partie végétalisée constitue la seconde zone microclimatique (zone 2 sur la figure 103, p. 271). Elle est composée de végétation plutôt dense et comporte peu de bâtiments. Il s'agit probablement de la zone la plus fraîche de la communauté.
3. La troisième zone microclimatique (zone 3 sur la figure 103, p. 271), située à l'est, est composée de cultures maraîchères (cf. figure 102, p. 270), d'un bras du canal alimentant un bassin artificiel et de cultures horticoles aquatiques (lotus). La grande majorité des bâtiments est située au nord



FIGURE 101 – Chemin étroit entre les maisons à Wat Puranawat (photo : Renaud Misslin, 2015)

de cette zone, entre le canal et les cultures. Du fait de leur espacement, ils sont probablement sujets à des variations thermiques plus importantes que les bâtiments situés dans la zone centrale. La journée, les températures sont probablement refroidies par le canal et les cultures aquatiques ou réchauffées par les cultures maraîchères. Ces types d'occupation du sol n'emmagasinent que très peu la chaleur, leur effet sur les températures nocturnes est minime. À Bangkok, durant la saison des pluies, les vents dominants suivent généralement un axe nord-nord est / sud-sud-ouest. Ils sont de force faible. La faiblesse du vent laisse imaginer que l'air est peu brassé, ce qui peut aboutir à une hétérogénéité des températures microlocales.



FIGURE 102 – Cultures maraîchères à Wat Puranawat (photo : Renaud Misslin, 2015)

Néanmoins, les différentes sous-zones climatiques de la communauté sont susceptibles de s'influencer. Les zones d'écotones (notamment celle qui unit la zone centrale présentant un bâti dense à la zone végétalisée située à l'ouest) sont susceptibles de partager des caractéristiques issues des deux types d'occupation du sol. Enfin, malgré les différences d'occupation du sol observées, Wat Puranawat est une communauté peu étendue au sein de laquelle il est possible

que les différentes zones s'influencent trop entre elles pour que des ensembles microclimatiques puissent se dégager de manière significative. Ces hypothèses pourront être testées par le biais des mesures de températures microlocales réalisées en extérieur.

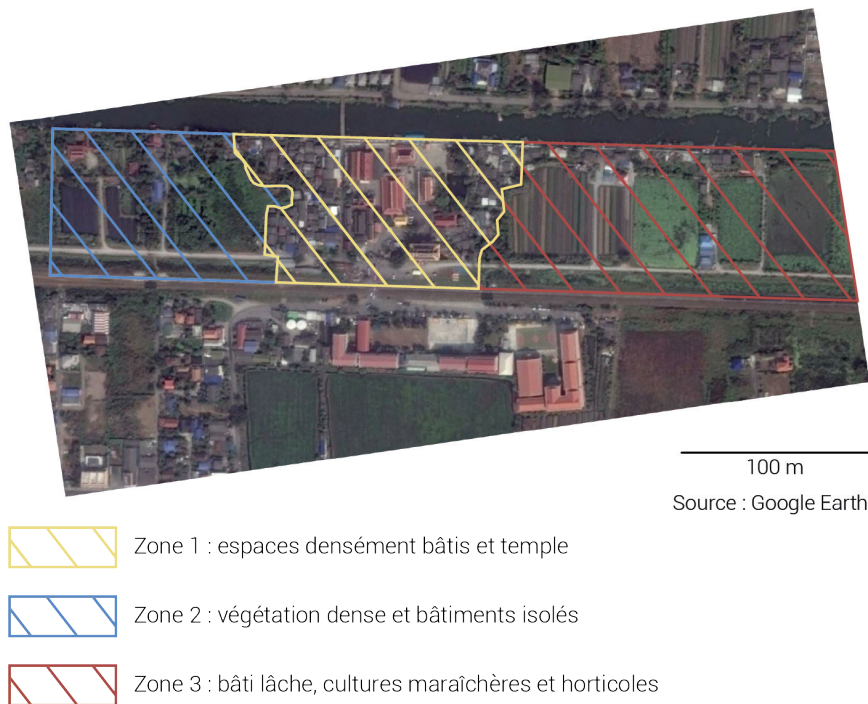


FIGURE 103 – Zones microclimatiques à Wat Puranawat

LES CONDITIONS MICROCLIMATIQUES À L'INTÉRIEUR DES BÂTIMENTS

La plupart des études de microclimatologie urbaine portent sur l'environnement extérieur : la rue, les parcs, les jardins, les toits, etc. Peu d'études portent sur les conditions microclimatologiques à l'intérieur des bâtiments. Or, *Aedes aegypti* est un moustique appréciant les conditions de vie en intérieur. Nous l'avons vu, les bâtiments emmagasinent de la chaleur durant la journée pour la restituer la nuit. De ce fait, l'intérieur des bâtiments est plutôt frais la journée (relativement à l'extérieur) et est réchauffé la nuit par la chaleur emmagasinée la journée. Dans le cadre du projet THERMA, nous nous intéresserons donc également aux conditions microclimatologiques à l'intérieur des maisons afin de les comparer à celles que le moustique peut rencontrer à l'extérieur. Les populations de moustiques seront dénombrées grâce à des pièges à moustiques adultes placés à l'intérieur et à l'extérieur des habitations.

5.1.3.2 Matériel et méthodes de collecte des données météorologiques et entomologiques

Dans le cadre de l'étude THERMA, quatre méthodes de collecte de données seront utilisées. Deux types d'appareils permettront d'effectuer des relevés mé-

téorologiques, des pièges à moustiques permettront d'effectuer des mesures vectorielles et un questionnaire (le questionnaire « environnement – BG-GAT ») permettra de collecter des données environnementales aux alentours des lieux de relevés météorologiques et vectoriels.

(A) MATÉRIEL DE MESURES MÉTÉOROLOGIQUES

Si les conditions météorologiques peuvent être très différentes d'un quartier de Bangkok à un autre, nous estimons que certaines variables climatiques seront similaires à l'échelle de notre zone d'étude (précipitations, vent et ensoleillement). Ces variables seront donc mesurées en un point pour l'ensemble de la zone par le biais d'une station météorologique Vantage Pro II. Les variables pouvant connaître des variations spatio-temporelles importantes au sein de la zone d'étude (hygrométrie et température) seront mesurées en plusieurs endroits par le biais de capteurs iButtons.

La station Vantage Pro II est développée par DAVIS Instruments. Elle est composée des éléments suivants :

- une centrale d'acquisition comprenant : un anémomètre-girouette, un pluviomètre à augets basculant auto-videur, un thermo-hygromètre placé dans un abri anti-radiation normalisé à ventilation active et un pyrénomètre (mesurant l'intensité de rayonnement solaire). Cette centrale d'acquisition fonctionne en autonomie grâce à deux panneaux solaires.
- une console permettant de réceptionner et d'enregistrer les données envoyées par la centrale d'acquisition.

L'utilisation de stations Vantage Pro II est très répandue, aussi bien chez les particuliers que chez les professionnels. Dans le milieu scientifique, ces stations ont par exemple été utilisées dans plusieurs études portant sur la fièvre catarrhale ovine en Europe. Dans le cadre de ces études, les données issues des stations permettent d'associer les conditions météorologiques aux relevés vectoriels de *Culicoides* (e.g. Gimonneau *et al.* (2014), Kirkeby *et al.* (2013) et Viennet *et al.* (2011)).

Les iButtons sont des capteurs développés par Maxim Integrated. Leur diamètre est de 17 mm et leur épaisseur de 7 mm. Il existe différents modèles dont les principales caractéristiques sont présentées dans le tableau suivant (tableau 2). Dans le cadre de l'étude THERMA, nous utiliserons des iButtons 1921G permettant de mesurer la température, ainsi que des iButtons 1923 qui permettent de mesurer la température et l'humidité relative.

L'utilisation des capteurs iButtons par la communauté scientifique est beaucoup moins répandue que celle des stations météorologiques Vantage Pro II. Ces capteurs ne sont pas destinés à des usages de recherche mais leur petite taille et leur prix raisonnable les rendent très pertinents pour notre étude. Hubbart *et al.* (2005) ont réalisé une étude destinée à évaluer les performances et le niveau de précision des iButtons. Ces chercheurs ont réalisé plusieurs tests afin de comparer les réactions des capteurs dans différentes situations. Ils ont notamment observé que n'étant pas équipés de système de ventilation et de protection antiradiation, les iButtons sont sujets à la surchauffe lorsqu'ils sont exposés directement au rayonnement solaire. D'après les résultats de leur étude, l'utilisation d'un ou des deux systèmes de protection permet de stabiliser les mesures en diminuant l'influence du rayonnement incident.

Des tests préliminaires ont montré que lorsqu'ils sont exposés directement au soleil, les iButtons ont tendance à surchauffer (Bertrand Lefebvre, données non publiées). Dans le cadre de l'étude THERMA, les capteurs susceptibles de recevoir directement les rayons du soleil seront protégés par des verres en plastique opaque blanc ventilés de manière naturelle. D'autres tests effectués en extérieur ont montré que lorsqu'ils sont fixés dans des verres en plastique, eux-mêmes fixés directement sur les pièges en plastique noir, les mesures sont très affectées par la chaleur accumulée par le piège à moustique. En extérieur, les verres en plastique sont donc fixés sur des piquets en bois clair, plantés à 20 cm du piège (cf. figure 104, p. 273).



FIGURE 104 – Exemple de couple BG-GAT – iButton (extérieur) (photo : Renaud Misslin, 2015)

Enfin, des tests réalisés en amont de l'étude THERMA ont permis de déterminer le fait qu'en intérieur, un capteur placé dans un verre en plastique enregistre les mêmes valeurs de température qu'un capteur placé sous une couche de ruban adhésif à l'extérieur du verre ou qu'un capteur non protégé par du ruban adhésif. Dans le cadre du projet THERMA, les capteurs situés en intérieur sont donc fixés sur le piège par du ruban adhésif mais n'en sont pas complètement recouverts (cf. figure 105, p. 274). La ventilation des iButtons placés en intérieur ou en extérieur se fait également de manière naturelle.

(B) MATÉRIEL DE MESURES ENTOMOLOGIQUES

La surveillance des populations de vecteurs est réalisée par le biais d'enquêtes dont l'objectif est d'inspecter et de compter les gîtes larvaires infestés dans un lieu donné. Malgré leur apparente simplicité de mise en œuvre, ces méthodes présentent des limites certaines. D'abord, ce type d'enquête passe à côté de nombreux gîtes situés dans des endroits difficilement accessibles (*e.g.* gouttière, citerne). Ces enquêtes sont destinées à mesurer les populations de moustiques sous leur forme aquatique (le plus souvent, leur forme larvaire). Or, dans le cadre de MODE et de MOMA, ce sont plutôt les moustiques adultes qui font l'objet de notre intérêt. Souvent, le nombre de moustiques parvenant à l'âge adulte ne correspond pas au nombre de larves et selon les lieux, le ratio larves / adultes peut être très variable. Enfin, les enquêtes entomologiques nécessitent des moyens humains conséquents et sont considérées comme très intrusives par certains auteurs (Ritchie *et al.* 2014).



FIGURE 105 – Exemple de couple BG-GAT – iButton (intérieur). Deux espaces, situés au-dessus et en-dessous du capteur, permettent de laisser l’air circuler librement. (photo : Renaud Misslin, 2015)

Nos objectifs en termes de modélisation et les limites que présentent les méthodes traditionnelles nous ont poussé à utiliser des pièges à moustiques adultes. Les pièges BG-GAT sont particulièrement bien adaptés à nos objectifs ainsi qu’à notre zone d’étude : ils permettent une évaluation des densités d’*Aedes aegypti*, ne requièrent pas d’électricité et peuvent être placés en extérieur (Eiras *et al.* 2014; Ritchie *et al.* 2014). Ces pièges, dont la conception est récente (premiers pièges produits en 2012), sont pour l’instant peu utilisés. Ils font l’objet d’un intérêt particulier de la part de certains chercheurs qui voient en eux des moyens peu chers et peu invasifs de collecter des moustiques adultes³.

Les pièges BG-GAT attirent les mâles et les femelles *Aedes* grâce à leur couleur noire (indiquant un lieu de repos potentiel) et à l’odeur de l’eau qu’ils contiennent (synonyme de lieu de ponte). Le contraste noir/blanc est également connu pour attirer les moustiques. Ceux-ci pénètrent dans le piège par le biais d’un tunnel noir. Ils sont ensuite pris au piège dans une chambre transparente dont il leur est très difficile de sortir. En effet, les moustiques auront tendance à se diriger vers la lumière pour s’échapper. Or, la seule issue dans cette partie du piège est la partie la plus sombre de la chambre transparente : le tunnel noir. Malgré cela, il arrive que des moustiques parviennent à s’échapper du piège. Afin de réduire les risques d’évasion, les pièges sont équipés de filets imprégnés d’insecticide avec lesquels le moustique entre en contact. Au bout de quelques minutes, l’insecte capturé meurt sous les effets de cet insecticide. La plupart des moustiques piégés par cette méthode sont en très bon état de conservation lorsqu’ils sont collectés (contrairement à des moustiques capturés par des pièges collants par exemple). Leur bon état de conservation rend possible l’identification des mâles et des femelles. La limite principale

3. Entretien avec Greg Devine.

de ces pièges est liée au fait qu'ils ne collectent que très peu de moustiques par rapport à d'autres pièges plus évolués (équipés de systèmes d'aspiration par exemple). Dans une étude pilote réalisée en Australie par, ces pièges n'ont collecté que quelques moustiques par semaine (8 moustiques par semaine en moyenne, 10 à 50 % moins que les BG-SENTINEL⁴). D'après la même étude, les BG-GAT sont plus performants pour capturer les femelles en recherche d'un lieu de ponte (ces pièges en ont capturé 30 % de plus que les BG-SENTINEL).

(C) QUALIFICATION DE L'ENVIRONNEMENT DIRECT DES PIÈGES À MOUSTIQUE PAR QUESTIONNAIRE

L'environnement direct des pièges affecte de manière très importante le nombre de moustiques capturés. Il est donc primordial de recueillir des informations environnementales précises pour comprendre les répartitions des populations d'*Aedes aegypti* déduites des relevés vectoriels.

Les conditions environnementales pouvant affecter les relevés sont renseignées par le biais du questionnaire « environnement – BG-GAT » (cf. tableau 45, p. 276). Ce questionnaire a été conçu en s'appuyant sur des relations environnement → densité vectorielle mises en évidence dans la littérature ainsi que sur des relations observées sur le terrain⁵. Certains pièges étant posés en extérieur et certains étant posés en intérieur, les questions du questionnaire relatives à ces deux catégories diffèrent sur plusieurs points. Une troisième catégorie de questions comprend celles qui concernent à la fois le piège situé à l'extérieur et le piège situé à l'intérieur.

Lors la pose d'un piège, notamment lorsque le piège est posé à l'extérieur, des caractéristiques particulières de l'environnement sont susceptibles d'affecter les relevés de température. Au questionnaire « environnement – BG-GAT » s'ajoute donc une grille d'analyse utilisée sur le terrain afin d'éviter les situations présentant trop de particularités. Cette grille a été utilisée au moment de la pose des pièges comme une liste de particularités environnementales à vérifier (cf. tableau 46, p. 276). Si la position choisie était considérée comme trop particulière, une nouvelle position était sélectionnées. Une fois le couple iButton / BG-GAT positionné, des photos ont été prises autour du piège pour conserver une trace exploitable de l'environnement direct du piège. Plusieurs aspects de l'environnement des pièges ont fait l'objet d'une attention particulière :

- la capacité thermique des objets à proximité du capteur : l'analyse de la nature, du nombre et de la couleur des objets situés à proximité du capteur permet d'estimer les potentiels échanges d'énergie entre ces objets et l'air dont la température est mesurée par le capteur ;
- la ventilation : hauteur des objets autour du capteur, morphologie de la rue ou de la place ;
- l'exposition du capteur.

4. Les pièges BG-SENTINEL sont plus volumineux que les BG-GAT. Ils nécessitent une alimentation constante afin de faire fonctionner un ventilateur qui retient les moustiques dans un sac en tissu.

5. Les réponses au questionnaire « environnement résidentiel » (cf. section 5.1.2.2, p. 265) seront utilisées pour évaluer les caractéristiques de l'environnement des pièges. Cependant, les questions contenues dans ce premier questionnaire sont orientées vers les caractéristiques de la maison plutôt que les caractéristiques de l'environnement direct du GAT.

Situation du piège	Sujet de la question	Type de réponse attendu
Extérieur	Distance à l'ouverture de maison (porte / fenêtre) la plus proche	x mètres
	Nombre de petits gîtes potentiels (2 L) à proximités	n
	Nombre de gros gîtes potentiels (2 L) à proximités	n
Intérieur	Distance à l'ouverture (porte / fenêtre) la plus proche	Oui / Non
	Fonction de la pièce	e.g. cuisine, salon, chambre
	Proximité d'un séchoir	Oui / Non
Extérieur et intérieur	Le ménage a-t-il effectué de la lutte anti-vectorielle durant l'enquête?	Oui / Non
	Si oui, quel type de lutte?	e.g utilisation de larvicide / vérification des GLP / encens / raquette électrique
	Niveau d'ouverture du bâtiment ⁶	Note sur 5
	Nombre d'étages	n étages
	Le bâtiment est-il construit sur pilotis?	Oui / Non

Tableau 45 – Le questionnaire « environnement – BG-GAT » auquel chaque piège a été soumis

Situation du piège	Sujet de la question	Type de réponse attendu
Estimer la capacité thermique des objets à proximité du capteur	Types et nombre d'objets	e.g. asphalte, pneu
	Part de couverture du sol selon les objets	%
	Niveau d'albédo des objets	faible / moyen / élevé
Estimer les flux d'air	Hauteur des objets	m
	Capacité de circulation de l'air	faible / moyenne / forte
Estimer l'influence de l'exposition	Exposition du capteur sur les relevés	nord / sud / est / ouest
	Ensoleillement	faible / moyen / fort

Tableau 46 – Grille d'analyse pour l'identification des caractéristiques environnementales influençant les relevés de température

5.1.3.3 *Positionnement des appareils de mesure*

Le positionnement des différents appareils de mesure est déterminant. Comme nous allons le voir, les mesures qui résulteront de ces choix s'en trouveront affectées. Les objectifs de positionnement sont définis par les règles liées aux types d'équipements utilisés ainsi que par les différents objectifs de notre étude.

(A) POSITIONNEMENT DE LA STATION MÉTÉOROLOGIQUE

L'installation d'une station météorologique répond à des objectifs particuliers. Les choix réalisés par rapport au positionnement de la station doivent répondre à ces objectifs. Dans notre cas, la station est utilisée pour collecter des données de température et d'humidité, de vent, de pluviométrie et d'ensoleillement représentatives de l'ensemble de la zone. De ce fait, en tenant compte des recommandations de Oke (2007) concernant le positionnement d'appareils de mesures météorologiques en milieu urbain, nous avons souhaité positionner la station au-dessus de la limite supérieure de la canopée urbaine, au sein de la couche de rugosité. En milieu urbain, ce type de positionnement nécessite souvent de placer les équipements sur un toit. Dans ces circonstances, il est recommandé d'utiliser un mât afin d'éviter de mesurer les effets microclimatiques induits par la surface du toit et les matériaux utilisés. Idéalement, la hauteur d'une station positionnée au-dessus de la couche de rugosité correspondrait à 1,5 fois la hauteur de la canopée urbaine dans une zone densément urbanisée (Oke 2007). Dans des zones aux bâtis plus épars, la hauteur de la limite peut augmenter jusqu'à 4 fois la hauteur de la canopée urbaine. Ces recommandations permettent de définir le type de positionnement qui serait le plus adapté à nos objectifs. Cependant, une fois confrontés à la réalité, ces objectifs doivent être adaptés pour trouver le meilleur compromis entre les recommandations données par la communauté scientifique et les contraintes pouvant émerger sur le terrain. Les incertitudes et les limites liées à la position finale de la station doivent être prises en compte dans l'analyse des résultats.

Pour l'étude THERMA, nous avons choisi de positionner la station sur un bâtiment public situé à proximité de la zone d'étude. Ce choix permet de palier les problèmes posés par les deux premiers types de contraintes. D'abord, le lien entretenu par notre équipe avec la BMA nous permet d'obtenir facilement et rapidement l'autorisation nécessaire à l'installation de la station sur un bâtiment abritant un service public. Ensuite, le fait de positionner la station sur le toit d'un bâtiment public permet de la mettre à l'abri des dégradations et du vol.

Aux alentours de notre zone d'étude, deux bâtiments abritant des services publics correspondent aux recommandations données par les météorologistes : l'école de Wat Puranawat (située à 100 m de la zone d'étude) et le centre de santé de Thawi Watthana (situé à 3,1 km de la zone d'étude) (cf. figure 106, p. 278). Le premier bâtiment correspond aux recommandations, par sa hauteur (20 m) nettement plus élevée que les bâtiments alentours et sa proximité à la zone d'étude. Cependant, le toit très pentu de l'immeuble sélectionné est difficile d'accès et ne présente pas d'infrastructure (mât) permettant d'installer la station. Le centre de santé de Thawi Watthana, bien que plus éloigné, présente des caractéristiques environnementales similaires à celles de notre zone

d'étude : il est situé à la frontière nord de la BMA qui délimite une zone de bâti dense (au sud) et une zone de bâti plus lâche (au nord). Ce bâtiment a une hauteur de 12m mais se situe à proximité d'un bâtiment plus élevé (14 m). Selon les recommandations des météorologistes, la présence de ce bâtiment situé à une vingtaine de mètres du centre de santé peut affecter certaines mesures. Les données de vent seront les plus affectées. La pluviométrie micro-locale, influencée par le vent, peut être affectée par la présence du bâtiment voisin. Cependant, ce dernier est situé au nord-ouest du centre de santé. Le fait que le régime des vents soit à forte dominance sud/sud-ouest durant la mousson réduirait très nettement les effets du bâtiment voisin sur les mesures effectuées. Bien que plus éloignés, des arbres situés à une cinquantaine de mètres du centre de santé dépassent de quelques mètres du bâtiment. Ceux-ci sont également susceptibles d'affecter les mesures effectuées. Étant situés au sud, leurs effets pourraient être importants.



FIGURE 106 – Lieux d'installation potentiels de la station météorologiques

Face à la difficulté de trouver un emplacement idéal, nous avons choisi d'installer la station sur le toit du centre de santé de Thawi Watthana (cf. figure 107, p. 279). Selon les recommandations des météorologistes, afin de réduire les effets liés à la chaleur accumulée par le bâtiment en question, la station a été surélevée à 2 m du toit avec une perche en bois. Cette disposition permet également de réduire les effets dus à la présence d'un bâtiment et de végétation légèrement plus élevés situés respectivement à une vingtaine et une cinquantaine de mètres du bâtiment sélectionné. Ainsi, la station se situe dans une zone peu urbanisée, éloignée de la couche de rugosité. Le fait que les caractéristiques environnementales (en termes d'urbanisation notamment) soient très proches de celles de Wat Puranawat nous laisse penser que les mesures effectuées par cette station pourront être appliquées à notre zone d'étude. Cette application devra néanmoins être réalisée avec précaution.

(B) POSITIONNEMENT DES PIÈGES À MOUSTIQUES ÉQUIPÉS DE IButtons



FIGURE 107 – Station météorologique installée sur le toit du centre de santé de Thawi Watthana (photo orientée est) (photo : Renaud Misslin, 2015)

Les mesures vectorielles et les mesures micro-climatologique étant destinées à être comparées, les mesures des iButtons et celles des pièges doivent être effectuées au même endroit. Les micro-thermomètres sont fixés au piège à moustiques lorsque celui-ci est situé à l'intérieur d'une habitation. Lorsque le piège est placé en extérieur, le micro-thermomètre associé est positionné à 20 cm du piège. Le positionnement final des équipements doit donc respecter les règles de positionnement des deux membres du couple de capteurs.

Le positionnement des iButtons doit être réalisé en prenant en compte certaines particularités de l'environnement du capteur : même équipés d'un système de protection de couleur blanche, ils auront tendance à surchauffer à l'exposition directe au soleil. De plus, ils peuvent être très affectés par les objets situés dans un rayon de 1 m aux alentours ainsi que par l'occupation du sol et les particularités des surfaces environnantes (types, morphologie et albédo). Les objectifs en termes de localisation des iButtons seront donc de positionner les capteurs dans des environnements présentant des caractéristiques différentes tout en évitant de positionner les capteurs à proximité d'objets singuliers pouvant fausser les mesures en accumulant puis restituant de la chaleur (un pneu par exemple). Dans la mesure du possible, les capteurs placés en extérieur seront positionnés dans des zones ombragées afin d'éviter les surchauffes liées à l'exposition directe au soleil. Ces zones devront présenter des caractéristiques micro-environnementales différentes les unes des autres.

Le choix de positionnement des BG-GAT répond à des règles précises. Ces règles ne sont pas les mêmes, que le piège soit positionné à l'extérieur ou à l'intérieur des habitations. Pour les pièges placés en extérieur, il est important de prendre en compte le fait qu'*Aedes aegypti* est un moustique domestique. De nombreuses études ont montré que celui-ci vit principalement dans et aux abords des habitations. *Aedes aegypti* se déplace plutôt de proche en proche (de maison en maison). Il ne parcourt donc que rarement des espaces vides (Hemme *et al.* 2009). Positionner les pièges trop loin des habitations conduirait

donc à effectuer de nombreux relevés nuls. De ce fait, les pièges installés à l'extérieur ne seront pas positionnés à plus de 20 m de l'habitation sélectionnée. Ensuite, comme les capteurs de température, les BG-GAT devront être placés dans plusieurs types d'environnements différents. Les pièges placés à l'intérieur seront placés en priorité dans les pièces au sein desquelles les habitants passent le plus de temps. Au cas où il s'avérerait délicat de demander à ce que le piège soit posé dans la pièce la plus utilisée, celui-ci est posé dans une pièce secondaire mais fréquentée. Il est important de noter que dans certains cas, il est difficile de définir une limite précise entre intérieur et extérieur. En effet, de nombreuses maisons traditionnelles thaïlandaise sont très ouvertes sur l'extérieur. Nous avons donc choisi de définir l'intérieur d'une maison comme les parties de l'habitation protégées des intempéries par un toit.

Plusieurs études de type capture-libération-recapture ont montré que le moustique *Aedes aegypti* n'est généralement pas retrouvé à plus d'une cinquantaine de mètres du lieu où il a été lâché. Cette distance dépasse très rarement la centaine de mètres (Hemme *et al.* 2009). Dans le cadre de l'étude THERMA, nous avons choisi de placer les couples BG-GAT-iButton à une distance de 50 mètres les uns des autres. D'après les résultats des études citées précédemment, la plupart des moustiques collectés dans un piège devraient être nés dans un rayon de 50 m autour du piège.

Une grille composée de cellules de 50 m de côté a été générée sur la zone d'étude par l'intermédiaire du logiciel R (41 cellules) (cf. figure 108, p. 281). Les cellules ne comprenant que de très faibles portions de bâti, pas de bâti ou seulement des bâtiments faisant partie du temple sont éliminées (20). Chacune des cellules restantes est couverte par deux couples BG-GAT-iButton. Une habitation est sélectionnée dans chacune de ces cellules. Le premier couple de capteurs est placé à l'intérieur de l'habitation et le second est placé à l'extérieur de cette habitation. Dans la mesure du possible, l'habitation tenant la position la plus centrale dans la cellule est intégrée à l'étude. Certains habitants ne peuvent pas ouvrir durant la journée pour permettre le relevé des pièges et d'autres peuvent refuser d'héberger les capteurs. Si cela se présente, c'est la seconde habitation la plus centrale dans la cellule qui est sélectionnée.

Parmi les 41 cellules initialement construites, 21 ont été sélectionnées pour être équipées de couples BG-GAT-iButtons (cf. figure 108, p. 281). En pratique, 18 cellules ont pu être équipées en suivant les règles de répartition. Les couples de capteurs n°2, n°3 et n°7 n'ont pas pu être positionnés en suivant ces règles. Les cellules auxquelles ces couples de capteurs auraient dû être associées comprennent chacune une petite part de bâti mais sont principalement composées de végétation. Bien que leur taux de surface bâtie soit faible, la position de cellules, le long de l'écotone bâti / végétation, est intéressante. Cependant, leur faible taux de surface bâtie équivaut à un faible nombre de maisons disponibles pour héberger des couples BG-GAT-iButton. De ce fait, les couples de capteurs n°2 et n°3 ont été positionnés à la limite entre la cellule qui leur a été attribuée et la cellule voisine. Pour ces deux couples de capteurs, bien que les maisons sélectionnées se situent en partie dans les cellules à équiper, les couples de capteurs situés à l'intérieur ont été placés dans leur cellule voisine. Les deux couples de capteurs n°7 (le couple placé à l'intérieur et le couple à l'extérieur) ont été placés dans la cellule voisine de la cellule à équiper. Cette



FIGURE 108 – Cellules sélectionnées pour l'étude THERMA et localisation effective des BG-GAT et des iButtons

dernière ne comporte que deux bâtiments habités dans lesquels il n'était pas possible d'installer les capteurs. Ceux-ci ont donc été installés dans le bâtiment habité le plus proche de la cellule à équiper. De ce fait, la cellule n°6 comporte 2 couples de capteurs. Finalement, 43 couples ont été placés dans la communauté de Wat Puranawat. En plus des couples de capteurs situés dans ou autour de bâtiments privés, un couple de capteurs a été placé en extérieur, dans un lieu public éloigné des habitations.

(C) RELEVÉS DES PIÈGES À MOUSTIQUES ET DES IBUTTONS

Les iButtons acquièrent et enregistrent la température à un moment précis. La fréquence de relevé est définie par l'utilisateur. Ce choix dépend en grande partie des objectifs de l'utilisateur mais doit également tenir compte de l'espace de stockage limité de ces équipements. En effet, le temps de préparation et de mise en place des équipements de mesure étant long (2 jours pour 43 couples de capteurs), ces opérations ne peuvent pas être répétées sur des périodes de temps courtes entre lesquelles aucune donnée ne serait enregistrée. Une périodicité de mesure d'une heure permettrait de prendre en compte de manière précise les évolutions journalières de la température tout en limitant le nombre de mesures pour économiser l'espace de stockage (760 mesures sur l'ensemble de la période d'étude). En enregistrant une mesure par heure, les iButtons dont nous disposons ont une autonomie de 2 mois environ. La durée de l'étude réalisée à Wat Puranawat étant d'un peu plus d'un mois, une périodicité de mesure d'une heure permettrait de respecter les objectifs fixés par la périodicité de MODE-micro et de s'affranchir des contraintes liées aux limites de l'espace de stockage.

Les BG-GATS doivent être relevés sur le terrain. Des tests préliminaires réalisés en avril et en juillet à Wat Puranawat avaient permis de collecter un nombre élevé de moustiques. D'après ces études-pilotes et les résultats d'études présen-

tées dans la littérature, nous avons choisi de collecter deux fois par semaine les moustiques piégés. La relève des pièges requiert d'une part la présence d'une équipe de lutte anti-vectorielle de la BMA et d'autre part la présence des habitants des maisons concernées par l'étude. Nous avons donc choisi de relever les BG-GAT le lundi et le jeudi de chaque semaine. Le fait que le nombre de jours entre deux relevés ne soit pas toujours le même (il peut être de 3 ou 4 jours) sera pris en compte lors de l'utilisation des données pour la calibration du modèle MOMA.

SYNTHÈSE

Finalement, plusieurs méthodes et outils de collectes de données sont utilisés dans le protocole THERMA :

- la digitalisation d'images satellite de très haute résolution spatiale (THRS) issues de Google Maps, permet de cartographier la zone d'étude de manière précise ;
- le questionnaire « environnement résidentiel », utilisé pour caractériser les habitations et les ménages qui y résident (matériaux de construction, nombre de résidants, porosité, etc.) ;
- des thermomètres iButton, utilisés pour mesurer les températures micro-locales ;
- une station météorologique, qui permet de collecter des données globales (e.g. précipitations, vent, etc.) ;
- des pièges à moustiques adultes BG-GAT ;
- le questionnaire « environnement – BG-GAT », qui permet de collecter des données caractérisant le voisinage direct des pièges à moustiques.

5.2 LES DONNÉES COLLECTÉES POUR LA CONSTRUCTION D'UN ENVIRONNEMENT DYNAMIQUE DE TRÈS HAUTE RÉOLUTION SPATIO-TEMPORELLE

Le projet THERMA s'est déroulé à Wat Puranawat entre le 09-07-2015 et le 13-08-2015.

5.2.1 Données environnementales

5.2.1.1 L'occupation du sol

La cartographie de l'occupation du sol a été réalisée en deux étapes. La première étape a consisté à digitaliser l'ensemble de la zone. La seconde étape avait pour but de corriger la cartographie réalisée à partir d'observations de terrain. Par exemple, les interstices entre les bâtiments invisibles sur l'image

satellite ont été ajoutés lors de cette étape de correction. La figure 109 (p. 283) présente la carte des données obtenues suite à cette étape de correction.

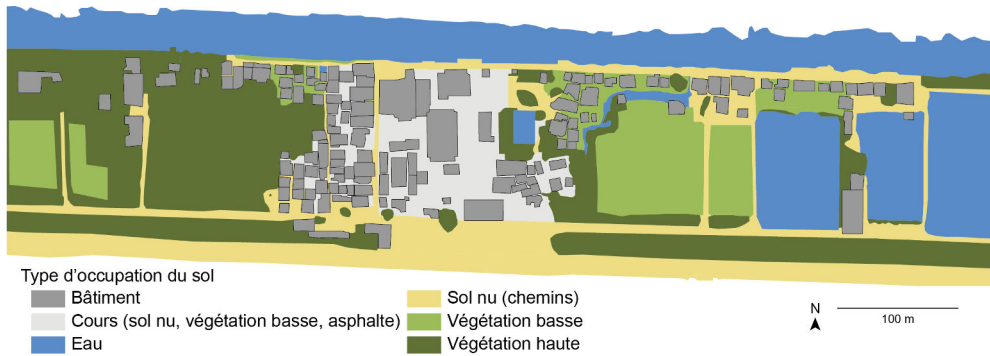


FIGURE 109 – Occupation du sol digitalisée à Wat Puranawat

5.2.1.2 Questionnaire environnement

La cartographie de la zone d'étude a permis d'identifier un total de 153 bâtiments. Parmi ceux-ci, 106 sont des bâtiments résidentiels qui ont été soumis au questionnaire « environnement résidentiel ». Les autres bâtiments sont des entrepôts, des fermes, des restaurants ou font partie du temple. Les principaux matériaux de construction utilisés ont pu être renseignés pour la totalité des bâtiments résidentiels (cf. figure 110, p. 283). Le matériau de construction principal le plus utilisé est le béton (54 % des bâtiments résidentiels). Les bâtiments restants sont pour la plupart constitués de bois (42 %). Enfin, certains bâtiments présentent les deux types de matériaux (4 %).

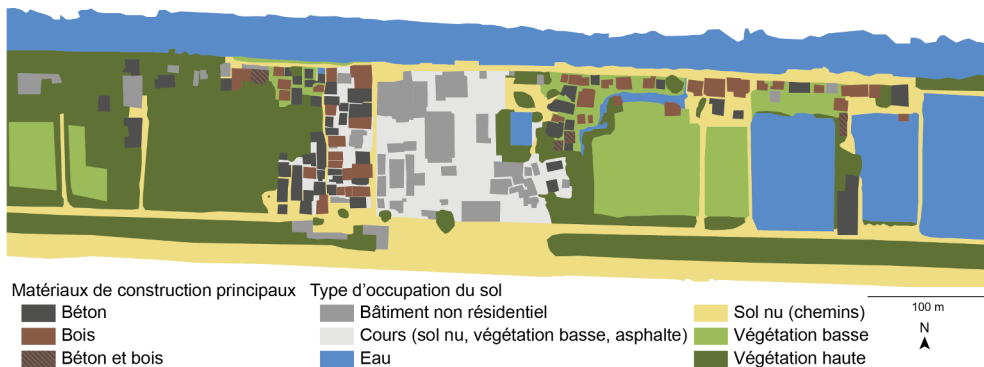


FIGURE 110 – Matériaux de construction principaux des bâtiments résidentiels de Wat Puranawat

Les données portant sur le nombre d'habitants total de chaque bâtiment résidentiel et le nombre d'habitants passant la journée sur place n'ont pu être renseignées que pour 46 des 106 bâtiments (cf. figure 112, p. 284). Un peu moins de la moitié de ces 46 bâtiments sont habités par des ménages de 4 ou 5 personnes (cf. figure 111, p. 284). Trois bâtiments situés à l'extrême ouest de la zone étaient habités par 35 personnes durant la période d'étude. Ces bâtiments font partie d'une école de boxe Thaï. La majorité des bâtiments perdent des habitants durant la journée, notamment durant les jours de semaine. Cette différence permet d'évaluer les dynamiques de population au niveau de la zone

d'étude. Bien que ces dynamiques ne soient pas gérées par MODE-micro, leur prise en compte à Wat Puranawat permet de préciser le potentiel de chaque bâtiment à offrir des repas sanguins aux moustiques.

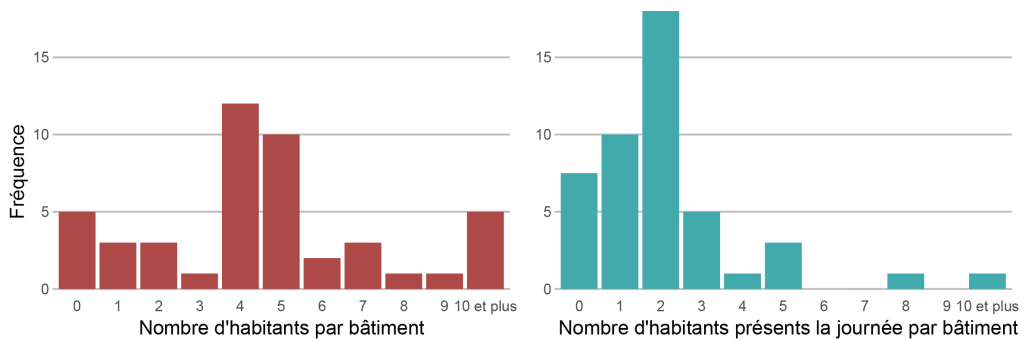


FIGURE 111 – Nombre d'individus par ménage à Wat Puranawat

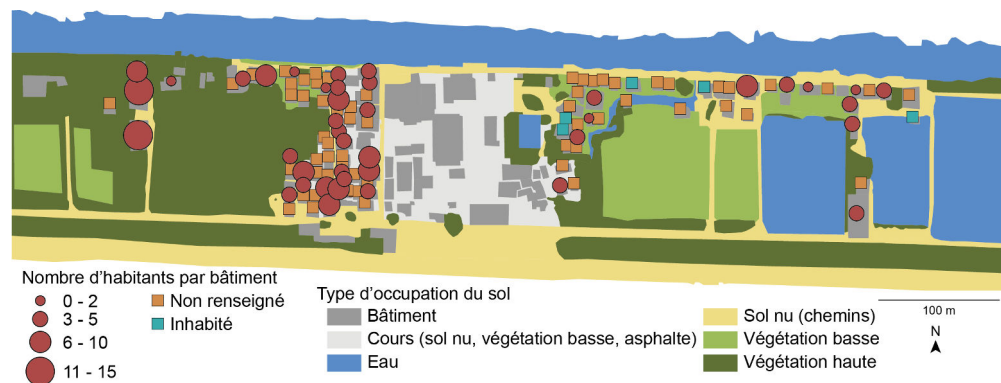


FIGURE 112 – Nombre d'habitant(s) par bâtiment à Wat Puranawat

5.2.2 Données météorologiques

5.2.2.1 Station météorologique du centre de santé

Les données de températures recueillies par la station montrent une certaine stabilité durant la période d'étude (cf. figure 113, p. 285). La température moyenne oscille autour de 30°C, la température minimale autour de 25°C et la température maximale autour de 35°C. Les baisses légères de température observables aux alentours du 16-07-2015 et du 30-07-2015 correspondent à des périodes pluvieuses. Deux périodes pluvieuses de 8 jours ont pu être mesurées, la seconde a connu les précipitations journalières les plus abondantes. De manière générale, la vitesse moyenne du vent a été très faible : 5 km/h en moyenne avec des pics ne dépassant jamais 20 km/h.

Ces différentes variables météorologiques ont un impact sur le cycle de vie des moustiques. Cependant, du point de vue du moustique, les précipitations sont les seules à varier de manière importante au cours de la période d'étude. De ce fait, elles seront probablement les seules à pouvoir expliquer les variations du nombre de moustiques capturés. Si les températures n'ont probablement pas d'effet temporel sur les populations de moustiques, elles auront peut-être un effet au niveau spatial. Les variations spatiales de température

peuvent être étudiées au niveau micro-local grâce au réseau de iButtons mis en place à Wat Puranawat.

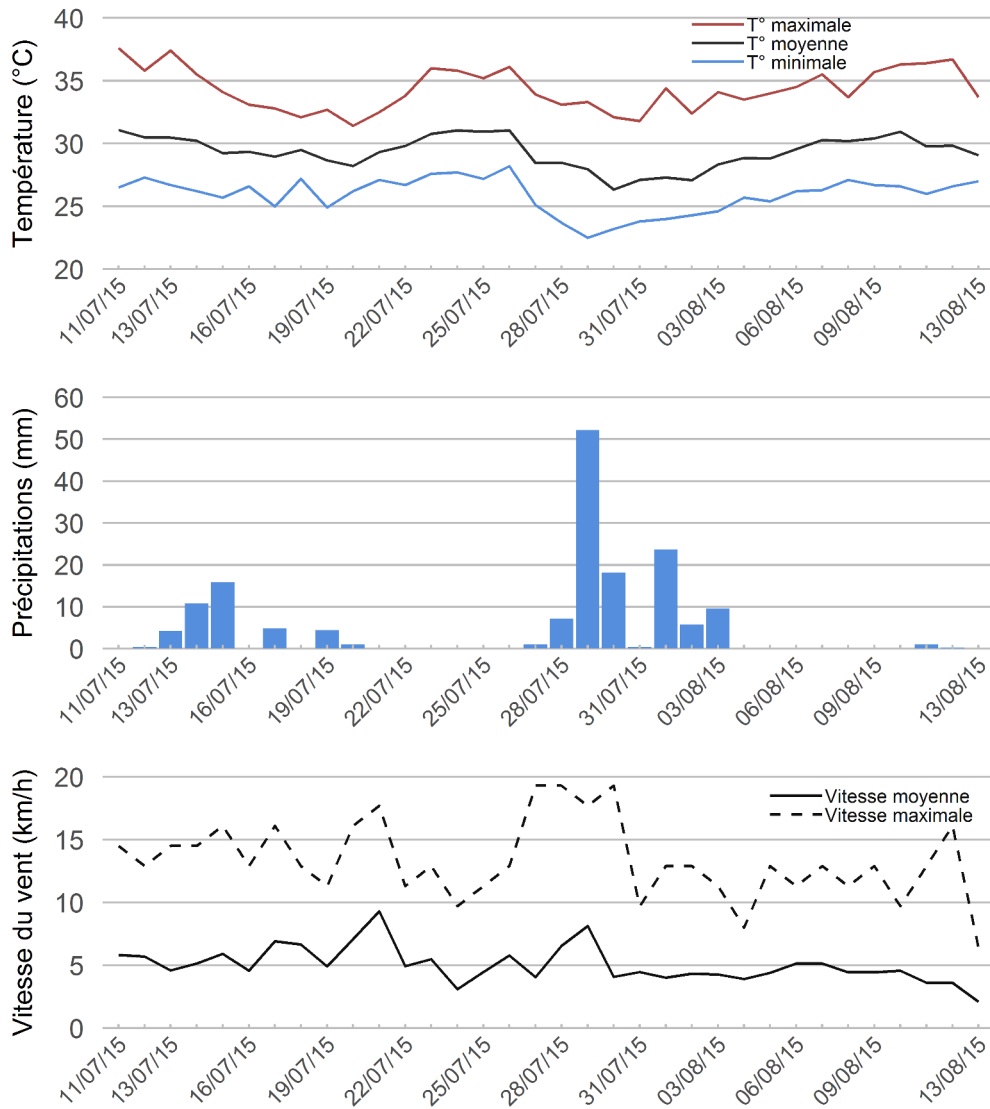


FIGURE 113 – Données météorologiques journalières recueillies par la station installée au centre de santé (du 11-07-2015 au 13-08-2015)

5.2.2.2 Les données issues des iButtons

Les températures enregistrées par les iButtons permettent de mettre en valeur de légères différences entre les températures nocturnes et les températures diurnes ainsi qu'entre les températures extérieures et les températures intérieures. Sans surprise, les températures nocturnes sont plus fraîches que les températures diurnes et les températures extérieures sont plus extrêmes et varient plus que les températures intérieures durant la journée (cf. tableau 47, p. 286).

Les observations générales illustrées par le tableau 47 (p. 286) sont confirmées par l'étude des variations journalières. La figure 114 (p. 287), qui représente l'évolution des températures sur une journée, permet de préciser les spécificités de ces variations en fonction des situations. Cette figure représente

Période de la journée Situation	Nuit		Jour	
	Extérieur	Intérieur	Extérieur	Intérieur
Minimum (°C)	24,2	24,9	26,7	26,8
Médiane (°C)	26,9	28,2	30,8	30,5
Maximum (°C)	29,2	31,2	34,6	33,9
Écart-type (°C)	1,1	1,2	1,6	1,3

Tableau 47 – Températures moyennes relevées par les iButtons en fonction de la situation et de la période de la journée (du 09-07-2015 au 13-08-2015)

les données moyennes par heure, relevées dans la journée du 07-08-2015. Cette journée ne présente pas de particularité par rapport à l'ensemble des journées de la période d'étude. La nuit, les températures mesurées à l'intérieur sont en moyenne légèrement plus élevées que celles mesurées à l'extérieur ($\approx 1^\circ\text{C}$). Les températures de l'intervalle de 2h suivant le lever du soleil et celles de l'intervalle de 2h suivant le coucher du soleil sont semblables. Durant la journée, les températures sont plus élevées à l'extérieur qu'à l'intérieur. Cet écart augmente jusqu'au milieu de l'après-midi (1-2h après le zénith solaire) et à partir de là, se réduit jusqu'au coucher du soleil. Du point de vue du moustique, les températures n'ont jamais été trop fraîches sur l'ensemble de la période d'étude. En revanche, les températures mesurées par les iButtons placés à l'extérieur dépassent souvent largement la borne haute de la niche thermique d'*Aedes aegypti* ($\approx 30^\circ\text{C}$ (cf. section 1.4.1.1, p. 42)). Les températures mesurées par les iButtons situés à l'intérieur des habitations sont plus clémentes pour le moustique. Elles ne dépassent que légèrement les 30°C définissant la borne haute de l'optimum thermique du moustique. D'après notre expérience de terrain, c'est à l'extérieur que se trouve la majorité des gîtes larvaires potentiels (GLP) (surtout à proximité directe des bâtiments). Malgré cela, il est possible que les moustiques vivent la plus grande partie de leur vie à l'intérieur, où les températures subissent des variations moins importantes.

Dans les études au sein desquelles les chercheurs mettent en lien les températures avec la présence d'*Aedes aegypti* (cf. section 1.4.2, p. 46), les températures sont toujours mesurées à l'extérieur des bâtiments. C'est également la température extérieure qui est estimée grâce à l'approche TVX (cf. section 3.1.1.1, p. 123). Si les températures extérieures et intérieures diffèrent⁷ et que les moustiques vivent plutôt à l'intérieur qu'à l'extérieur, il paraîtrait logique de prendre en compte la température intérieure en plus de la température extérieure.

Les capteurs de température utilisés dans les stations météorologiques sont généralement équipés de ventilation active et sont protégés du rayonnement solaire par des abris blancs. C'est le cas de la station utilisée dans le cadre de l'étude THERMA. Malgré ces équipements, les températures mesurées par la station présentent un comportement très proche de celles mesurées par les iButtons extérieurs (non équipés de ventilation active mais placés à l'ombre) (cf. figure 114, p. 287). Elles sont néanmoins moins soumises aux températures

7. Sur la totalité des iButtons et sur l'ensemble de la période d'étude les températures intérieures et extérieures diffèrent en moyenne de $0,7^\circ\text{C}$ la journée (6h-18h) et de 2°C la nuit (18h-6h) (cf. tableau 47, p. 286). Ces écarts sont très lissés sur l'ensemble de la journée. En pratique, ces différences sont plus élevées sur la tranche horaire 10h-16h et dépassent souvent plus d'une dizaine de degrés (e.g. figure 114, p. 287).

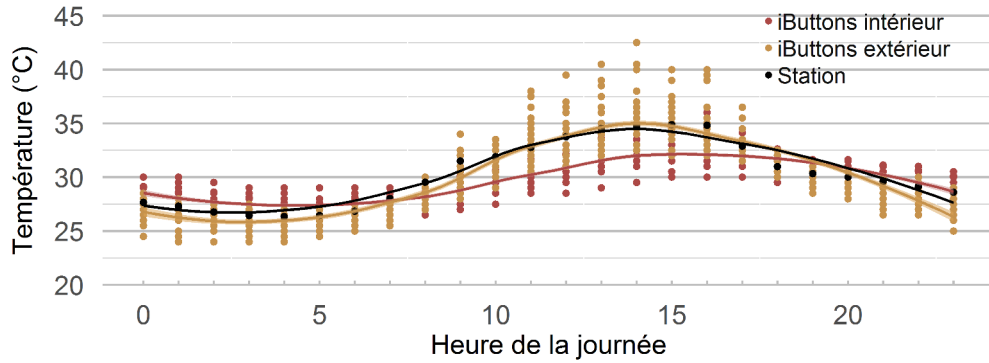


FIGURE 114 – Températures moyennes par heure relevées par les iButtons placés à l’intérieur et à l’extérieur (07-08-2015). Les lignes correspondent à la courbe de régression locale de chaque nuage de points.

extrêmes, la journée comme la nuit. La comparaison des relevés iButtons extérieurs et des relevés effectués par la station permet de soutenir l’idée selon laquelle les mesures de stations habituellement utilisées peuvent être en décalage avec la réalité vécues du moustique.

Durant la journée, les bâtiments accumulent de la chaleur tout en gardant l’intérieur plus frais que l’extérieur. La situation s’inverse la nuit : les bâtiments restituent leur chaleur progressivement et l’extérieur devient plus frais que l’intérieur. À Wat Puranawat, certains bâtiments sont faits de bois et d’autres sont fait de béton. Ces matériaux n’ont pas les mêmes propriétés thermiques (les bâtiments en bois stockent moins d’énergie que les bâtiments en béton). Une hypothèse serait donc que les maisons en bois sont plus chaudes la journée et plus froides la nuit que les maisons en béton. Cependant, l’analyse des données collectées par les iButtons montre que les températures des maisons en bois sont très proches de celles des maisons en béton (cf. figure 115, p. 287).

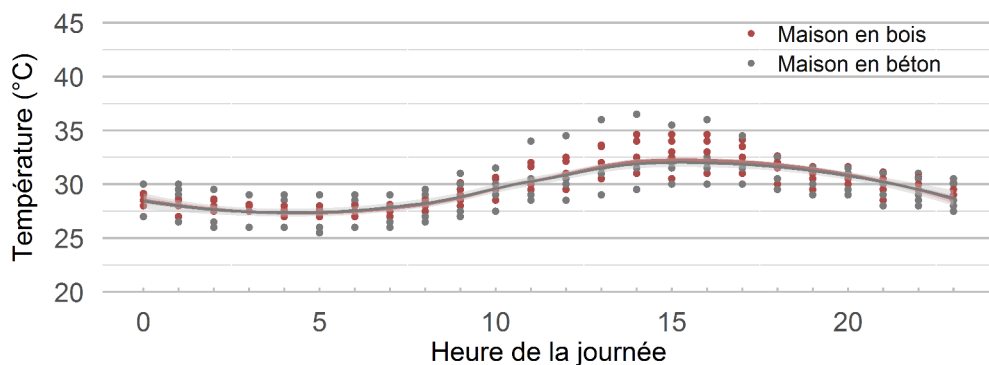


FIGURE 115 – Températures moyennes par heure relevées par les iButtons placés à l’intérieur de bâtiments en béton ou en bois (07-08-2015). Les lignes correspondent à la courbe de régression locale de chaque nuage de points.

Si de façon générale les températures sont plus stables à l’intérieur des bâtiments et plus extrêmes à l’extérieur, les situations micro-locales peuvent différer (cf. figure 116, p. 288). Étant donné le faible nombre de points de relevés et l’étroitesse de la zone d’étude, il est difficile de tirer des conclusions de l’ob-

servation de ces différences. Néanmoins, le protocole testé dans le cadre de l'étude THERMA pourrait être appliqué à une zone plus large contenant plus de points de relevés. Dans ces conditions, les relations entre les données environnementales et les températures micro-locales pourraient être évaluées de manière plus fine.

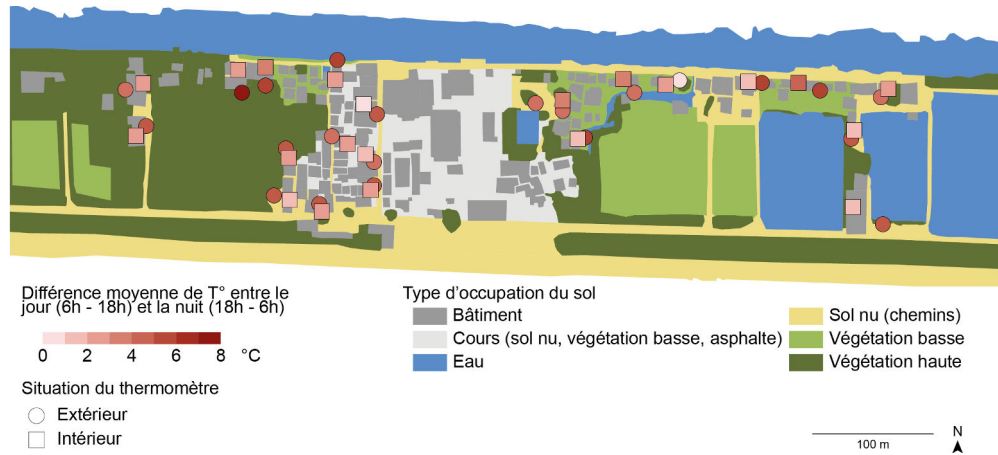


FIGURE 116 – Différences moyennes de températures entre le jour et la nuit (du 6 au 10 août 2015)

Finalement, en plus d'avoir permis de tester le protocole développé, l'étude THERMA a permis de mettre en valeur les différences de température entre l'intérieur et l'extérieur des bâtiments en fonction de l'heure de la journée. Dans MOMA, cette différence de température est gérée par une fonction calculant la température d'un objet d'occupation du sol en fonction de la température globale et de la capacité de l'objet à refroidir ou à réchauffer l'air. Cette capacité est donnée par un paramètre dont la valeur est spécifique à chaque type d'occupation du sol : les bâtiments réchauffent l'air alors que les zones végétalisées le refroidissent. Pour la phase de calibration de MOMA, cette fonction sera largement précisée à partir des données de Wat Puranawat. Elle intégrera notamment l'heure de la journée, l'intensité du rayonnement solaire et les précipitations.

5.2.3 Données entomologiques

Les 43 pièges placés à Wat Puranawat ont été relevés 10 fois chacun entre le 09-07-2015 et le 13-08-2015. Le procédé de relevé consistait à aller de piège en piège pour compter les moustiques et collecter les *Aedes aegypti*. Cette opération s'étalait sur une matinée. Le premier piège était relevé aux alentours de 9h et le dernier aux alentours de 12h.

Au total, 663 *Aedes aegypti* ont été collectés sur l'ensemble de la période d'étude (par piège : min. = 1, max. = 63, moyenne = 15,4, écart-type = 12,3) (117, p. 289). Parmi ces moustiques, 382 ont été capturés par des pièges situés à l'intérieur des bâtiments et 281 ont été capturés par des pièges situés à l'extérieur. Le nombre total d'*Aedes* varie beaucoup d'un piège à l'autre (cf. figure 118, p. 289). En classant les pièges par rapport au nombre de moustiques capturés sur l'ensemble de la période d'étude (0 à 9 moustiques, 10 à 19, 20 à 29,



FIGURE 117 – Relevé des pièges à moustique à Wat Puranawat (photos : Thibaud Pflieger, 2015)

etc.), le test du χ^2 montre que ce nombre de moustiques capturés par piège est indépendant de la situation du piège (extérieur ou intérieur) : χ^2 obs. = 2,85 < χ^2 théo. = 11,07 ($p=0,05$ et ddl=5). Ce test se base sur 21 pièges situés à l'intérieur et 22 situés à l'extérieur. Le faible nombre d'individus (43 pièges) limite la significativité des résultats statistiques pouvant être tirés de cette étude-pilote. Néanmoins, elle a l'avantage de dégager des idées et des pistes de réflexion quant à l'utilisation de données issues de l'application de ce protocole à une zone plus vaste.

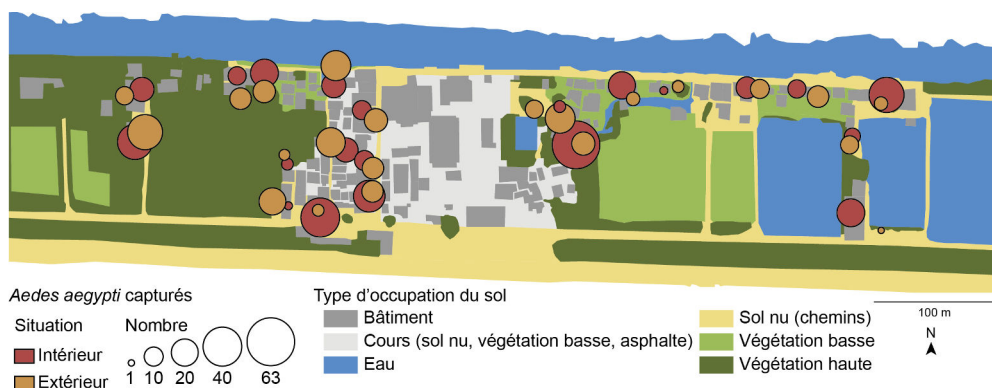


FIGURE 118 – Nombre d'*Aedes aegypti* capturés à l'intérieur et à l'extérieur des bâtiments entre le 09-07-2015 et le 13-08-2015

L'étude du nombre de moustiques collectés peut également être réalisée au niveau temporel. Par exemple, une comparaison visuelle entre le nombre de moustiques capturés et les hauteurs d'eau de précipitation permet d'émettre l'hypothèse selon laquelle à Wat Puranawat, les précipitations impactent les populations de moustiques avec un certain décalage temporel (cf. figure 119,

p. 290). Cette relation est connue des entomologistes (Kwee Wee *et al.* 2013). Ce décalage temporel est de 2 à 3 semaines et est principalement dû à la durée de développement des moustiques (Wee *et al.* 2013).

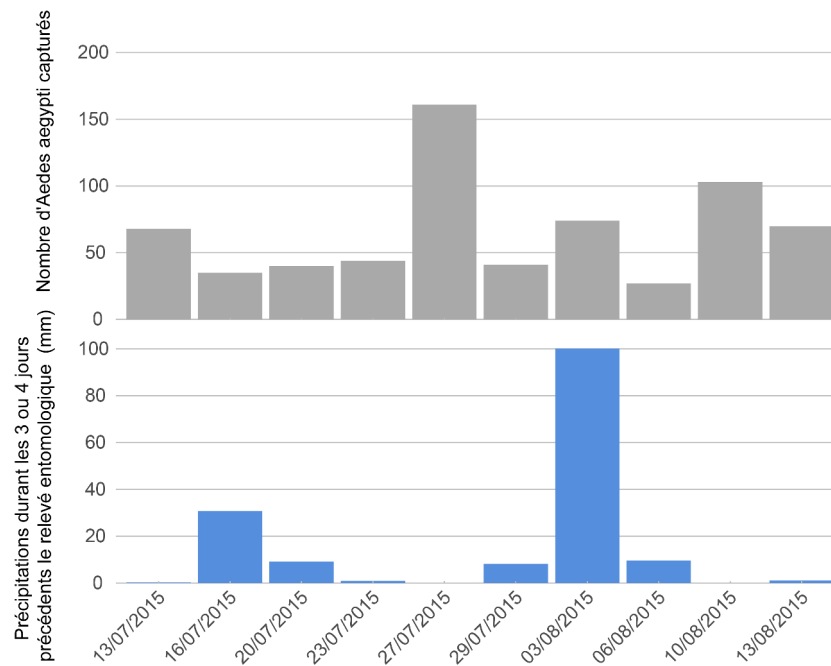


FIGURE 119 – Nombre d'*Aedes aegypti* capturés et hauteur d'eau de précipitations entre le 09-07-2015 et le 13-08-2015

À Wat Puranawat, nous pouvons observer un pic dans le nombre de moustiques capturés entre le 24 et le 27 juillet. Ce pic intervient un peu moins d'une quinzaine de jours après les précipitations survenues entre le 13 juillet et le 15 juillet. De la même façon, les fortes précipitations ayant eu lieu entre le 30 juillet et le 2 août sont suivies de deux pics dans le nombre de moustiques (entre le 10 août et le 13 août). Là encore, le faible nombre de relevés ne permet pas de réaliser une analyse approfondie des relations statistiques entre les populations d'*Aedes aegypti* et les précipitations.

CONCLUSION DU CHAPITRE 5

Finalement, l'étude THERMA a permis de tester un protocole de collecte de données environnementales, météorologiques et entomologiques très fines. Cette étude ouvre deux perspectives de recherche :

1. La première perspective est celle du couplage entre l'environnement reconstruit manuellement par THERMA et MOMA, le modèle permettant de simuler les dynamiques vectorielles au niveau de l'individu moustique. Ce couplage permettra de comparer des données entomologiques produites *in silico* à des données entomologiques collectées sur le terrain. Des premiers tests ont été effectués en appliquant plusieurs méthodes de production de données (41 pièges à moustiques adultes, 41 microthermomètres, des questionnaires environnementaux, une cartographie précise de la zone et une station météorologique) et ont permis d'obtenir des ré-

sultats encourageants. Néanmoins, la zone d'étude étant restreinte à Wat Puranawat, il est difficile de dissocier les variations spatiales de la densité vectorielle liées à la stochasticité du système par rapport à des variations qui seraient liées aux effets de l'environnement. De plus, l'état initial du modèle (stocks d'œufs, larves, nymphes, adultes) est compliqué à définir. Or, du fait de la courte durée de la période de mesure (40 jours), l'état initial a probablement un impact important sur les résultats.

2. La seconde perspective est celle de la comparaison entre environnement réel, reconstitué de façon manuelle, et un environnement généré par MODE-micro. Nous avons vu dans le chapitre 4 que les données issues d'un SIG permettant de comparer les résultats de ce modèle à un environnement réel ont des biais (bâtiments manquants notamment), mais surtout, ne contiennent que très peu d'information par rapport aux données environnementales générées par MODE-micro. La distribution des gîtes et celle des humains ne peuvent être confrontés à la réalité ni par l'analyse d'images satellite, ni par les données auxquelles nous avons accès. La zone sur laquelle a été réalisée l'étude THERMA est trop petite pour évaluer la capacité de MODE-micro à générer des environnements.

Ces deux perspectives de recherche sont pour l'instant limitées par la faible superficie de la zone d'étude. Elles ont toutes les deux été intégrées au projet MO³ qui fait actuellement l'objet d'une demande de financement auprès de l'Agence Nationale de la Recherche (cf. conclusion générale). Plusieurs terrains d'étude seront sélectionnés dans le cadre de ce projet (Madeire (Portugal), Bantangas (Philippines), Bangkok). Les données environnementales et entomologiques recueillies sur ces terrains devraient permettre de dépasser l'étape de la simple comparaison du bâti généré par MODE-micro à un bâti réel pour passer à une étape de validation. Les données démographiques et les données décrivant la distribution des gîtes larvaires potentiels GLP estimées par MODE-micro pourront être confrontées à la réalité dans une perspective de validation. Cette étape de validation passera également par une étude des effets de MODE-micro sur MOMA et une comparaison des données entomologiques générées *in silico* à des données entomologiques réelles.

Une fois la validation de MODE-micro réalisée, ce modèle pourra être utilisé avec MOMA pour étudier les dynamiques vectorielles sur différents terrains d'étude. Les simulations pourront consister à tester les effets de l'hétérogénéité environnementale locale. Dans le cadre de sa thèse, Somsakun Maneerat a réalisé des tests de dispersion des moustiques dans le quartier de Hauz Rani à Delhi. Ces tests ont montré que la densité du bâti joue un rôle important sur la dispersion des moustiques à l'échelle locale. D'autres simulations pourraient être effectuées dans des environnements différents (Bangkok, Manille, Madeire). L'étude des capacités de déplacements des moustiques présente un intérêt particulier pour l'organisation de la lutte anti-vectorielle à l'échelle locale. Les données produites par ce type d'études sont par exemple utilisées lorsqu'un cas est déclaré pour déterminer le périmètre au sein duquel les opérations de fumigation doivent être menées. Dans la plupart des cas (c'est par exemple le cas à Bangkok), la fumigation est réalisée dans un périmètre de 50 à 100 m autour du domicile du patient (Reiter *et al.* 1995). Cependant, dans certaines circonstances, *Aedes aegypti* est capable de se déplacer sur des dis-

tances plus importantes (Honório *et al.* 2003; Reiter *et al.* 1995). La simulation permettrait d'identifier ces circonstances et pourrait aider les autorités sanitaires à déterminer dans quels cas la fumigation aurait un impact trop faible sur les populations vectorielles pour être réellement utile. Récemment, Boubidi *et al.* (2016) ont montré que la fumigation réalisée depuis des pick-ups équipés de pulvérisateurs n'a qu'un impact très faible sur les populations vectorielles. Cette étude a été réalisée dans un environnement particulier (une *gated community* à Nice). Grâce au couple MOMA – MODE-micro, elle pourrait être répétée dans d'autres environnements afin de tester les effets de contexte. À titre d'exemple, (Reiter *et al.* 1995) ont montré que les moustiques pouvaient parcourir des distances bien supérieures, en moyenne, à la distance de dispersion moyenne communément acceptée (840 m contre 30 à 100 m). La distance moyenne qu'est capable de parcourir un moustique a une implication forte pour le contrôle sanitaire : c'est à partir de cette distance qu'est défini le rayon d'une action de lutte menée autour du domicile d'un individu touché par la dengue ou le Zika. Or, il est probable que cette distance soit contextuelle (organisation du bâti, longueur cumulée de murs, etc.).

L'utilisation combinée de MODE-micro et MOMA pourrait permettre de questionner les pratiques actuelles de lutte anti-vectorielle par le biais de la simulation. Cependant, ces modèles ne pourraient pas servir de guide pour la planification de la lutte à l'échelle d'une ville de plusieurs millions d'habitants. Ces questions peuvent être traitées grâce aux MODE-macro et le modèle mo³, développé à l'échelle de la ville. Des exemples d'application de ces modèles sont développés dans le chapitre suivant.

6

QUELLES UTILISATIONS POUR LE MODÈLE MODE-MACRO ?

Le système pathogène de la dengue peut être considéré comme un système complexe (cf. p. 3). Cette complexité en fait une maladie difficile à prédire et à maîtriser. Nous avons vu que gérer l'environnement urbain dans le but de le rendre impropre à l'établissement d'*Aedes aegypti* est un compromis intéressant compte tenu des avantages et des inconvénients présentés par les autres méthodes de lutte contre la dengue. La composition de l'environnement, sa configuration et ses dynamiques, contribuent, à plusieurs échelles différentes, à la survenue et à l'évolution d'un événement épidémique (Lambin *et al.* 2010). L'influence de l'environnement sur l'apparition, le maintien et la diffusion d'une arbovirose s'expriment notamment par la présence de ressources et de conditions favorables au vecteur. La présence du vecteur en milieu urbain peut être considérée comme un risque : le risque vectoriel. Selon Fontenille *et al.* (2013), l'étude de ce risque consiste à « analyser les indicateurs et les caractéristiques du « système vectoriel » à l'intérieur d'un contexte complexe (hôtes, agent, environnement, société, etc.), à comprendre la dynamique de transmission et les conséquences des modifications d'un ou de plusieurs éléments du système vectoriel et/ou de ses interactions ». De ce point de vue, les caractéristiques de l'environnement agissent comme un « aléa » du risque vectoriel, la présence d'humains constituant une vulnérabilité. La manifestation de ce risque est susceptible d'entraîner la survenue d'un épisode épidémique. La gestion de l'environnement consiste donc à réduire la probabilité d'apparition de cet aléa environnemental. Cela peut être réalisé en réduisant la présence d'une (ou plusieurs) ressources permettant au vecteur d'accomplir son cycle de vie (Hartemink *et al.* 2014).

L'évaluation de l'aléa environnemental du risque vectoriel est un aspect important de la gestion du risque vectoriel à l'échelle de la ville : quels quartiers sont les plus à risque ? Les ressources humaines sont-elles réparties de façon optimale ? Dans une ville non infestée par *Aedes aegypti*, quels seraient les quartiers les plus favorables à l'implantation du vecteur ? MODE-macro, qui permet d'évaluer la distribution spatio-temporelle des différentes caractéristiques environnementales influençant les dynamiques vectorielles, peut apporter des éléments de réponse à ces questions. Si ce modèle permet d'apporter des informations sur la structure spatiale et les dynamiques temporelles de l'aléa, il est incapable, par lui-même, de renseigner son utilisateur sur la réaction potentielle du vecteur par rapport à l'environnement. Ceci peut être réalisé par le biais du simulateur mo³ qui rassemble les modèles MODE-macro, MOMA et MOMOS (ce dernier décrivant les mobilités humaines). Cette association permet d'isoler des variables environnementales afin de tester leurs effets sur les populations de moustiques, « toutes choses égales par ailleurs ».

Ce chapitre vise à présenter des exemples d'application de MODE-macro. Dans la première partie, nous présentons la construction et l'application d'un indice d'aléa environnemental à Bangkok. La distribution spatiale de cet indice et son évolution temporelle sont comparées à des données épidémiologiques (incidence de la dengue par khet)¹. Dans la seconde partie, nous présentons une analyse des effets de l'îlot de chaleur urbain (ICU) à Bangkok, grâce à l'intégration de MODE-macro à mo³.

6.1 CARTOGRAPHIE DYNAMIQUE DE L'ALÉA ENVIRONNEMENTAL DU RISQUE VECTORIEL

L'un des objectifs de MODE-macro est de permettre la cartographie de l'aléa environnemental du risque vectoriel (cf. conclusion du chapitre 2, p. 113). Ceci revient à estimer la capacité de l'espace urbain à répondre aux besoins du moustique. En plus de cette dimension spatiale, certaines variables estimées par ce modèle évoluent au cours du temps. La cartographie de la capacité d'un espace à répondre aux besoins du moustique peut donc être dynamique.

Cinq ressources et conditions essentielles permettent à *Aedes aegypti* de répondre à ces besoins : la température de l'air, la présence d'humains, la disponibilité de GLP (en eau ou non), la disponibilité d'espaces de repos ombragés et la présence de végétation (cf. section 2.1.4, p. 75). La capacité de chaque cellule environnement (CE) (30 × 30 m) à répondre à ces différents besoins peut être cartographiée de façon individuelle. L'estimation du niveau d'aléa associé à chaque CE nécessite de rassembler ces informations. En effet, c'est la combinaison de la présence des cinq ressources et conditions qui rend une zone favorable au moustique. Par exemple, si une CE est caractérisée par une température adéquate et par une très forte présence de végétation produisant ombre, nectar et GLP, mais que cette CE est inhabitée, elle ne sera pas en mesure de satisfaire pleinement les besoins d'*Aedes aegypti* (e.g. une plantation isolée). À cette dimension cumulative de la capacité d'une CE à répondre aux besoins du moustique s'ajoute une dimension de voisinage. Les CE étant poreuses et le moustique mobile, celui-ci a la faculté de se déplacer d'une CE à l'autre. Ainsi, une CE à laquelle il manquerait une ressource pour être considérée comme favorable pourrait voir sa qualité globale augmenter si cette ressource était disponible dans une ou plusieurs CE voisines.

Nous avons développé un indice, appelé indice d'aléa environnemental (IAE), permettant de mesurer l'aléa environnemental du risque vectoriel en milieu urbain. Cet indice est présenté dans la section suivante. Une application de l'IAE à la ville de Bangkok est présentée dans la section 6.1.2.

1. Les résultats de l'application de l'indice d'aléa environnemental à Bangkok sont analysés en détail. Nous avons fait le choix de ne présenter cet indice que pour la ville de Bangkok, pour laquelle des données de température de l'air spatialisées sont disponibles. Un exemple de l'application de l'indice d'aléa environnemental à la ville de Delhi est présenté en annexes (p. 353).

6.1.1 Construction de l'indice d'aléa environnemental (IAE)

L'IAE consiste à combiner – par multiplication – cinq indices établis à partir des données environnementales de MODE-macro. Parmi ces indices, trois sont exprimés dans l'espace (la distribution des hommes, celle de la végétation et celle des espaces ombragés). Les deux autres sont exprimés à la fois dans l'espace et dans le temps (distribution et disponibilité des GLP, évolution spatio-temporelle de la température de l'air). Le choix de la multiplication comme méthode d'agrégation des cinq indices est basé sur l'hypothèse selon laquelle les cinq ressources prises en compte sont essentielles pour la survie du moustique. Si dans un espace particulier, en tenant compte du voisinage, seules quatre des cinq conditions environnementales fondamentales sont présentes, l'espace en question restera impropre à la vie du moustique. Les méthodes de calcul de chaque indice composant l'IAE sont présentées dans les sections suivantes.

Chaque indice est donné entre 1 et 10. Le choix de fixer le minimum de chaque sous-indice à 1 est motivé par la volonté de ne pas accorder une importance trop élevée à des valeurs très basses ou à l'absence totale d'un facteur dans une CE. Cela permet de tenir compte du fait que la résolution des données initiales (30 m) ne permet pas d'être certain qu'une caractéristique environnementale soit complètement absente. Une valeur minimale de 1 permet de faire en sorte que le résultat de la multiplication ne puisse pas être inférieur à la somme des sous-indices. Ce résultat peut prendre une valeur minimale de 1 et une valeur maximale de 100 000. Pour plus de lisibilité, cette valeur finale est divisée par 1 000. La valeur de l'IAE est comprise entre 0,001 et 100² :

$$IAE_c = \frac{Iv_c \cdot It_c \cdot Ip_c \cdot Ig_c \cdot Io_c}{1000} \quad (36)$$

où :

- IAE_c = indice d'aléa environnemental de la cellule c
- Iv = indice de végétation
- It = indice de température
- Ip = indice de population
- Ig = indice de gîtes larvaires potentiels
- Io = indice de zones ombragées

L'effet du voisinage est pris en compte directement dans les indices. Celui-ci est calculé en fonction de deux paramètres dont la valeur est fixée à l'avance (les paramètres pris en compte dans le calcul de l'IAE sont résumés dans le tableau 48 (p. 301)). Ces paramètres permettent de donner les dimensions d'une fenêtre mobile et de la remplir avec des valeurs dépendantes de la distance au centre. Le voisinage est défini selon l'approche de Moore, la valeur de l'ordre étant le premier paramètre (N) à régler. Les cellules étant des carrés de 30 ×

2. Une CE ayant une valeur de 0,01 est extrêmement défavorable à la présence d'*Aedes aegypti*. Une CE ayant une valeur de 100 lui est extrêmement favorable. En pratique, du fait de la combinaison par multiplication, peu de CE dépassent des scores de 15 en période de mousson.

30 m, une incrémentation de 1 de la valeur de l'ordre, équivaut à ajouter 30 m à la distance-grille maximale parcourue par un moustique entre son lieu de naissance et son lieu de mort. Le nombre d'ordre(s) est de 1 au minimum. Le second paramètre (Poids) permet d'ajuster le niveau d'influence d'une CE sur ses voisines. Ce paramètre est une liste composée de N valeurs, afin que l'effet du voisinage sur une CE puisse être dégressif en fonction de la distance des CE voisines considérées. Ces valeurs sont appelées $Poids_0$, $Poids_1$, $Poids_2$, $Poids_n$; où $Poids_0$ correspond au poids de la CE centrale; $Poids_1$ correspond à celui des CE d'ordre 1, etc. ($Poids_0 > Poids_1 > Poids_2 > Poids_i > Poids_n$). L'effet du voisinage a une action de lissage sur les données en entrée. Ce lissage est effectué pour toutes les CE, à l'exception des CE classées comme zones en eau. Ces dernières sont considérées comme inadéquates aux besoins du moustique en toutes circonstances³. Leur valeur finale sur l'IAE est fixée à la valeur minimale de l'indice (0,001). La méthode de prise en compte du voisinage consiste à multiplier la valeur des cellules comprises dans la fenêtre mobile⁴ par leur poids (donné par les paramètres $Poids_0$, $Poids_1$, $Poids_2$, $Poids_n$), à additionner ces valeurs, puis à les diviser par la somme totale des poids de la fenêtre. Cette méthode de lissage est employée pour chacun des sous-indices décrits dans les sections qui suivent, lorsque $N \geq 1$ (la prise en compte des voisins n'y est pas décrite mais suit systématiquement la même méthode).

6.1.1.1 L'indice de végétation (Iv)

Dans MODE-macro le niveau de végétation est donné par le NDVI (cf. section 3.1.2.1, p. 130). Celui-ci, théoriquement donné entre -1 et 1, est modifié de manière à ce que les valeurs négatives potentielles soient réhaussées à 0 (NDVI_{re}). Afin d'être compris entre 1 et 10, NDVI_{re} est modifié de la façon suivante :

$$Iv_c = NDVI_{re_c} \times 9 + 1 \quad (37)$$

6.1.1.2 L'indice de température (It)

La capacité d'un espace à répondre aux besoins thermiques d'un moustique dépend du stade de vie du moustique (cf. section 1.4.1.1, p. 42). Le calcul de l'It est basé sur deux fenêtres thermiques :

- la première détermine la plage de températures qui favorise la majorité des comportements. Elle est donnée par les paramètres Bft_{min} et Bft_{max} . Cette plage de température optimale entre 20 °C – 30 °C.
- la seconde donne la température minimale et la température maximale auxquelles un moustique peut survivre (B_{min} et B_{max}). Dans le cadre de l'application à Bangkok, les valeurs de B_{min} et B_{max} sélectionnées seront respectivement égales à 10 et 45 °C.

3. En pratique, les valeurs d'IAE des zones en eau seraient déjà très faibles : elles ont un niveau de végétation généralement nul, elles n'hébergent aucun habitant et aucun GLP et ne sont pas considérées comme des zones ombragées.

4. Les dimensions de la fenêtre mobile sont données par la taille de la liste contenue dans le paramètre N. Si cette liste est composée de deux valeurs, la fenêtre a une dimension de 3 × 3 (une cellule centrale et 8 cellules voisines d'ordre 1). Une liste de 3 valeurs correspond à une fenêtre de 5 × 5, etc.

Les valeurs de ces quatre paramètres (B_{\min} , B_{\max} , Bft_{\min} , Bft_{\max}) peuvent être modifiées. La valeur de I_t est considérée comme maximale dans la fenêtre thermique la plus favorable au moustique. Lorsque la température d'une cellule c est supérieure ou inférieure à cette fenêtre, I_{t_c} décroît linéairement jusqu'à la borne extrême la plus proche (figure 120, p. 299).

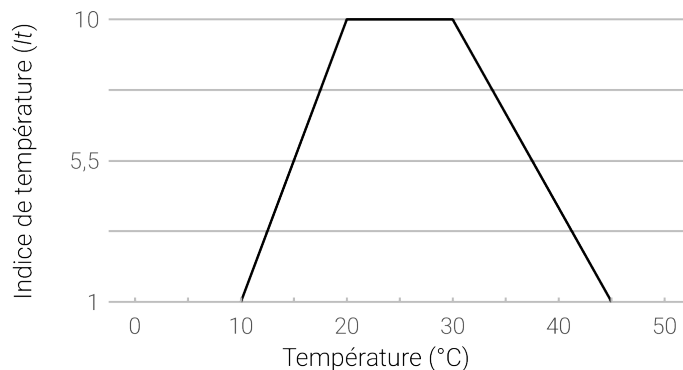


FIGURE 120 – La relation I_t – température ($B_{\min} = 10$, $Bft_{\min} = 20$, $Bft_{\max} = 30$, $B_{\max} = 45$ (°C))

Comme dans MODE-macro, les températures sont initialement données à une résolution de 1 km. Celles-ci sont rééchantillonnées afin d'obtenir une résolution de 30 m correspondant aux autres bases de données. Les températures sont une des données dynamiques de l'IAE. Elles changent deux fois par jour, prenant la valeur des données de température de l'air (T_a) estimées lorsque disponibles. Si la T_a n'a pas pu être estimée à partir des images MODIS, c'est la valeur des données de température d'une station météorologique qui sont utilisées.

6.1.1.3 L'indice de population (I_p)

La capacité d'un espace à répondre aux besoins du moustique en termes de disponibilité de sang, peut se comprendre comme la facilité avec laquelle il peut trouver une proie humaine. C'est cette faculté qui est notée dans le cadre du calcul de l'indice de population (I_p). Nous posons l'hypothèse qu'il existe un seuil (en nombre d'humains par CE), à partir duquel trouver une proie n'est plus un problème pour le moustique. La valeur de ce seuil est un paramètre pouvant être modifié (Pop_{lim}). La valeur de I_p pour une CE non habitée est de 1 ; pour une CE habitée par Pop_{lim} habitants ou plus, cette valeur est de 10.

6.1.1.4 L'indice des gîtes larvaires potentiels disponibles (I_g)

L'indice des gîtes larvaires potentiels GLP disponibles (I_g) dépend de deux éléments différents : le niveau d'eau dans les GLP et la répartition spatiale de ces GLP. Cet indice est divisé en deux parties : l'indice de GLP intérieurs (G_{int}) et l'indice de GLP extérieurs (G_{ext}). Les poids respectifs de G_{int} et G_{ext} dans le calcul de I_g peuvent être modifiés afin de donner plus de poids à l'un ou à l'autre, selon les caractéristiques de la zone d'étude. Les valeurs $G_{int_{\max}}$ et $G_{ext_{\max}}$ sont les valeurs maximales que peuvent prendre G_{int} et G_{ext} . Ces valeurs sont fixées entre 1 et 9, la valeur de l'une dépendant de la valeur de l'autre. Dans les deux cas, le principe de calcul est similaire à celui de I_p : l'objectif est d'estimer la facilité avec laquelle un moustique est susceptible

de trouver un GLP. Ce calcul dépend d'un seuil paramétrable dont la valeur peut être différente pour les GLP extérieurs ($G_{ext_{lim}}$) et pour les GLP intérieurs ($G_{int_{lim}}$).

Les GLP intérieurs sont considérés comme systématiquement en eau. Comme pour I_p , la valeur de G_{int} pour une CE non pourvue en GLP intérieur est de 1 ; pour une CE pourvue de $G_{int_{lim}}$ GLP intérieurs ou plus, cette valeur est de $G_{int_{max}}$.

Les GLP extérieurs sont rendus disponibles en fonction des précipitations et de l'évaporation. G_{ext} représente le niveau d'aléa associé aux GLP extérieurs. L'estimation de ce niveau d'aléa est basée sur le principe suivant : plus un gîte est en eau depuis longtemps, plus il est favorable à l'émergence d'*Aedes* adultes, donc plus le niveau d'aléa est élevé. Ce niveau d'aléa est donc maximal dès lors que le nombre de jours successifs durant lesquels le gîte était en eau dépasse le nombre de jours nécessaires au moustique pour passer du stade œuf au stade adulte. Chez *Aedes aegypti*, ce laps de temps est de 8 jours au minimum. Ce dernier peut varier en fonction de la température. Cependant, la durée minimale de développement est pour l'instant prise en compte par l'intermédiaire d'un paramètre indépendant de la température (Dev_{min}). Une perspective de développement de l'outil de calcul de l'IAE serait d'établir le lien entre température et durée de développement. Le niveau d'eau dans le gîte est déterminé par la formule 23 (p. 141). La hauteur d'eau maximale pouvant être contenue dans un GLP est particulièrement importante dans le cadre du calcul de la formule 23. Celle-ci peut être modifiée par l'intermédiaire d'un paramètre : Niv_{max} .

6.1.1.5 L'indice des zones ombragées (Io)

L'indice permettant de déterminer la présence de zones ombragées est basé sur l'indice utilisé dans MODE-macro décrit dans la partie 3.1.5 (p. 142). Il dépend de la végétation et des types de bâti identifiés grâce à la classification de l'occupation du sol. Pour chaque CE, cet indice est calculé par le biais d'une somme entre le niveau d'ombre produit par la végétation et le niveau d'ombre produit par le bâti. Le niveau d'ombre produit par la végétation est donné par le NDVI. Celui de l'ombre produite par le bâti est fixé par l'utilisateur par le biais de paramètres dont le nombre dépend du nombre de classes de bâti identifiées dans la zone d'étude. Le résultat de la formule 25 (p. 143) est indicé entre 1 et 10 pour pouvoir être pris en compte dans l'IAE.

La valeur finale de l'indice est calculée par le biais d'une multiplication entre les différents sous-indices. Le calcul de l'IAE est implémenté sur R, le script utilisé étant disponible sur le lien suivant : http://www.misslin.com/renaud/a_lea_envir_bkk.pdf. Il s'agit d'un script fonctionnel pouvant être testé depuis n'importe quel ordinateur, à condition d'avoir accès à internet (téléchargement des données) et au logiciel R. De plus, une application développée sur Rshiny⁵ est disponible à l'adresse suivante : https://analytics.huma-num.fr/Renaud.Misslin/iae_bangkok/. Celle-ci permet de cartographier les résultats de l'IAE à Bangkok pour l'ensemble des jours de la période 2009–2011 et d'explorer les effets des différents paramètres.

5. <https://www.rstudio.com/products/shiny/>

Nom	Contexte	Utilité	Valeurs à Bangkok
N	Voisinage	Nb. de cellules voisines prises en compte (Moore)	2 (ordre)
Poids	Voisinage	Poids de la cellule centrale et des cellules voisines	9; 4; 2
Bft _{min}	Ir	Borne inférieure de la fenêtre thermique optimale	20 °C
Bft _{max}	Ir	Borne supérieure de la fenêtre thermique optimale	30 °C
B _{min}	Ir	Borne inférieure de la fenêtre thermique élargie	10 °C
B _{max}	Ir	Borne supérieure de la fenêtre thermique élargie	45 °C
Pop _{lim}	Ip	Nb. d'habitants à partir duquel l'ajout d'habitants supplémentaires n'a pas d'effet sur l'envir. du moustique	30 habitants
Niv _{max}	Ig	Niveau d'eau maximal dans un gîte	200 ml
Dev _{min}	Ig	Nombre de jours minimum entre l'œuf et le stade adulte	8 jours
Gext _{lim}	Ig	Nb. de gîtes extérieurs à partir duquel l'ajout de gîtes extérieurs n'a pas d'effet sur l'environnement du moustique	70 gîtes extérieurs
Gint _{lim}	Ig	Nb. de gîtes intérieurs à partir duquel l'ajout de gîtes intérieurs n'a pas d'effet sur l'environnement du moustique	30 gîtes intérieurs
Gext _{max}	Ig	Importance des gîtes extérieurs par rapport aux gîtes intérieurs	6
Gint _{max}	Ig	Importance des gîtes intérieurs par rapport aux gîtes extérieurs	3
Obat _{lache}	Io	Niveau d'ombre produit par le bâti lâche	0,5
Obat _{dense}	Io	Niveau d'ombre produit par le bâti dense	1
Obat _{tresdense}	Io	Niveau d'ombre produit par le bâti très dense	2

Tableau 48 – Paramètres de l'IAE et leur valeur choisie pour l'application à Bangkok

6.1.2 Application de l'IAE à Bangkok

L'IAE permet d'identifier les zones d'une ville les plus propices au développement de populations de moustiques. Dans le cadre de ce travail, cet indice est appliqué à la ville de Bangkok pour la période 2009–2011. Des données épidémiologiques décrivant l'incidence mensuelle de la dengue sont disponibles pour cette période à Bangkok. L'évolution de l'IAE à Bangkok pourra donc être comparée à celle de la dengue au cours de cette période.

Les valeurs des paramètres choisies pour calculer l'IAE à Bangkok sont données dans le tableau 48 (p. 301). Les valeurs de paramètre ne pouvant être déterminées par le biais de la littérature ont été fixées par rapport à nos connaissances de terrain.

De façon générale, les valeurs d'IAE sont plus fortes au centre de la ville qu'en périphérie (cf. figure 125, p. 306). C'est le cas durant la mousson (cf. figure 121, p. 303) et la saison sèche (cf. figure 122, p. 303). En pratique, les seuls sous-indices dont les valeurs évoluent entre ces deux périodes sont l'indice de température (I_t) et la partie de l'indice des gîtes (I_g) exprimant la présence de GLP extérieurs en eau (G_{ext}). Parmi les cinq sous-indices, trois sont directement liés à la présence d'humains. C'est le cas de l'indice de population (I_p), de l' I_g (dont la valeur dépend du nombre de ménages), et de l'indice exprimant le niveau d'ombre (I_o). Ainsi, les CE les plus peuplées sont également celles au sein desquelles la valeur de l'IAE est la plus forte. Cette relation paraît logique dans la mesure où *Aedes aegypti* est un moustique synantropique. Les zones les plus peuplées sont d'autant plus importantes qu'elles contribuent largement à la formation d'ICU. Par exemple, la nuit du 10-01-2009, dont l'IAE est représenté sur la figure 122 (p. 303) a été marquée par un ICU dont la température du centre était supérieure à 20 °C (la valeur attribuée à B_{min}) alors que la température de la périphérie y était inférieure (cf. figure 130, p. 313). Cependant, les différences de température étant relativement faibles, leurs effets sur le résultat de l'IAE ne sont pas visibles sur les cartes.

La carte donnée dans l'annexe C (p. 352) permet de mieux discerner les différences locales d'IAE dans le centre de Bangkok. En plus du Chao Phraya, plusieurs zones présentant des valeurs d'IAE particulièrement faibles se dégagent au centre-ville : le kwaeng de Phrah Borom Ratchawang, le zoo de Dusit, la Chitralada Royal Villa, l'Université de Chulalongkorn et Lumpini Park (cf. figure 152, p. 352). Les valeurs faibles s'expliquent par le fait que la présence d'humains et de ménages ait une importance prépondérante dans le calcul de l'IAE. Ces zones présentent en effet un point commun : elles comportent très peu de résidants⁶. *A contrario*, les zones résidentielles densément peuplées du centre-ville présentent des niveaux d'IAE élevés (les kwaengs de Thanon Petchaburi et de Yan Nawa par exemple (cf. figure 152, p. 352)). L'IAE permet de donc d'identifier des zones au sein desquelles les conditions environnementales sont potentiellement favorables au développement des populations d'*Aedes aegypti*. Ce type de cartographie pourrait être utilisé par les autorités

6. Elles présentent également le point commun d'être très fréquentées durant la journée. Ceci constitue une limite de l'IAE : il ne prend pas en compte les évolutions journalières des densités de population.

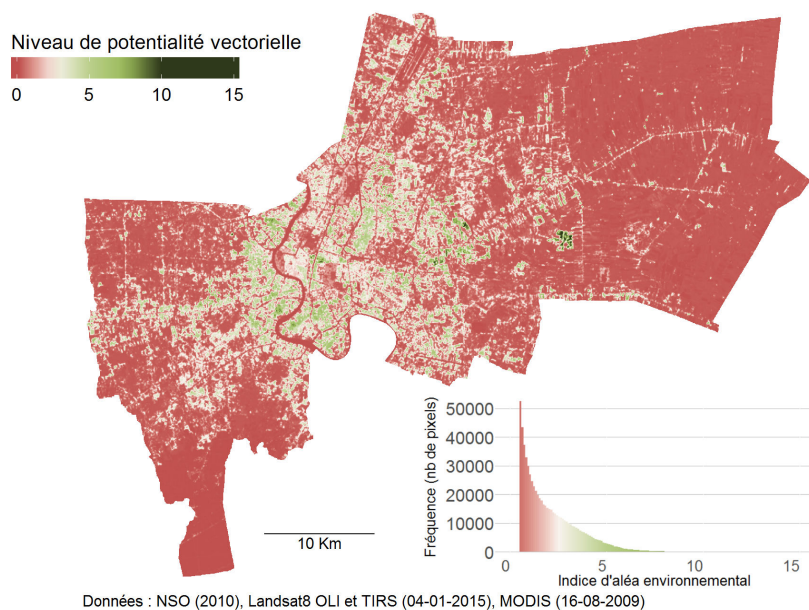


FIGURE 121 – IAE à Bangkok pour la nuit du 16-08-2009

sanitaires dans le cadre de l'organisation de la lutte anti-vectorielle à l'échelle locale.

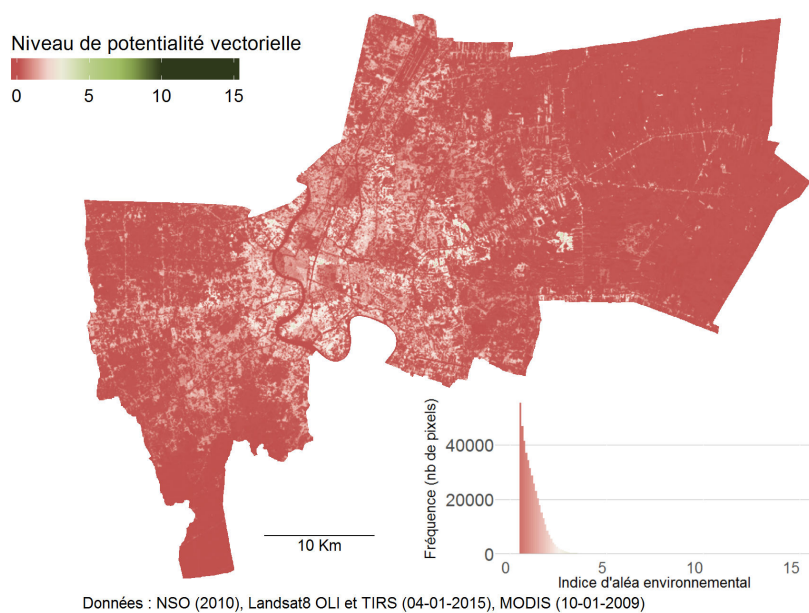


FIGURE 122 – IAE à Bangkok pour la nuit du 10-01-2009

L'évolution de l'IAE à Bangkok est largement liée aux précipitations. La figure 124 (p. 305) permet de constater la correspondance entre l'indice et la hauteur d'eau précipitée. Les valeurs de l'IAE sont donc particulièrement élevées au cours de la mousson (cf. figure 125, p. 306). Les températures ne changeant que très peu au cours de l'année, celles-ci ne sont qu'un facteur contraignant se-

conculaire au vu de l'importance des précipitations. L'effet des précipitations sur la capacité estimée des différentes zones urbaines à héberger des moustiques est dépendant du nombre de gîtes extérieurs qu'elles contiennent. Cependant, du fait de la combinaison par multiplication, les précipitations ont un impact plus important sur la valeur finale de IAE pour les pixels présentant des valeurs très élevées sur les autres sous-indices. La figure 124 (p. 305) présente l'évolution de l'IAE sur deux points différents : une zone centrale densément peuplée (25 habitants dans la CE) produisant un grand nombre de gîtes larvaires extérieurs (49 gîtes extérieurs) et une zone périphérique moins peuplée (12 habitants dans la CE) mais présentant un nombre de gîtes extérieurs similaires (46 gîtes extérieurs). Les deux points sont localisés sur la figure 123 (p. 304). Les différences de valeur d'IAE entre les deux CE sont principalement dues à leurs nombre d'habitants différent (I_{Io} et I_{It} des deux CE sont égaux, I_{Iv} est légèrement inférieur et $I_{I_{g_{int}}}$ est plus élevé dans la CE périphérique). Ce nombre d'habitants, nettement plus élevé dans la CE centrale, rend la valeur de l'IAE nettement plus importante dans cette CE lorsque les gîtes extérieurs sont en eau.

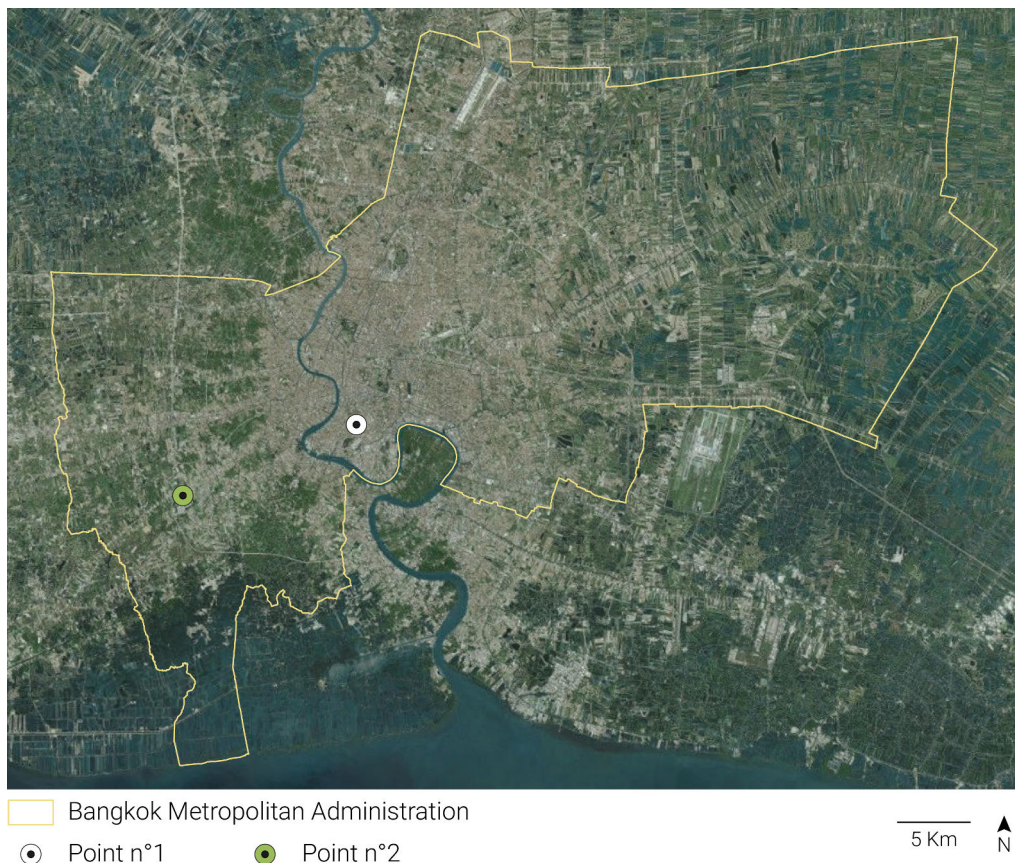


FIGURE 123 – Localisation des points de contrôle de l'IAE dont les valeurs sont présentées dans la figure 124 (p. 305)

Bien que l'évolution de l'IAE soit intimement liée aux précipitations, un décalage peut être observé entre ces deux variables. L'amplitude de celui-ci est fonction de la durée minimale de l'émergence de moustiques adultes (Dev_{min}). Les données d'incidence présentent elles aussi un décalage par rapport à IAE (figure 124, p. 305). Les mois d'avril et de mai présentent généralement les

incidences les plus faibles ; l'augmentation du nombre de cas de dengue survenant à la fin du printemps ou au début de l'été est généralement précédée de quelques semaines par une augmentation très forte de l'IAE.

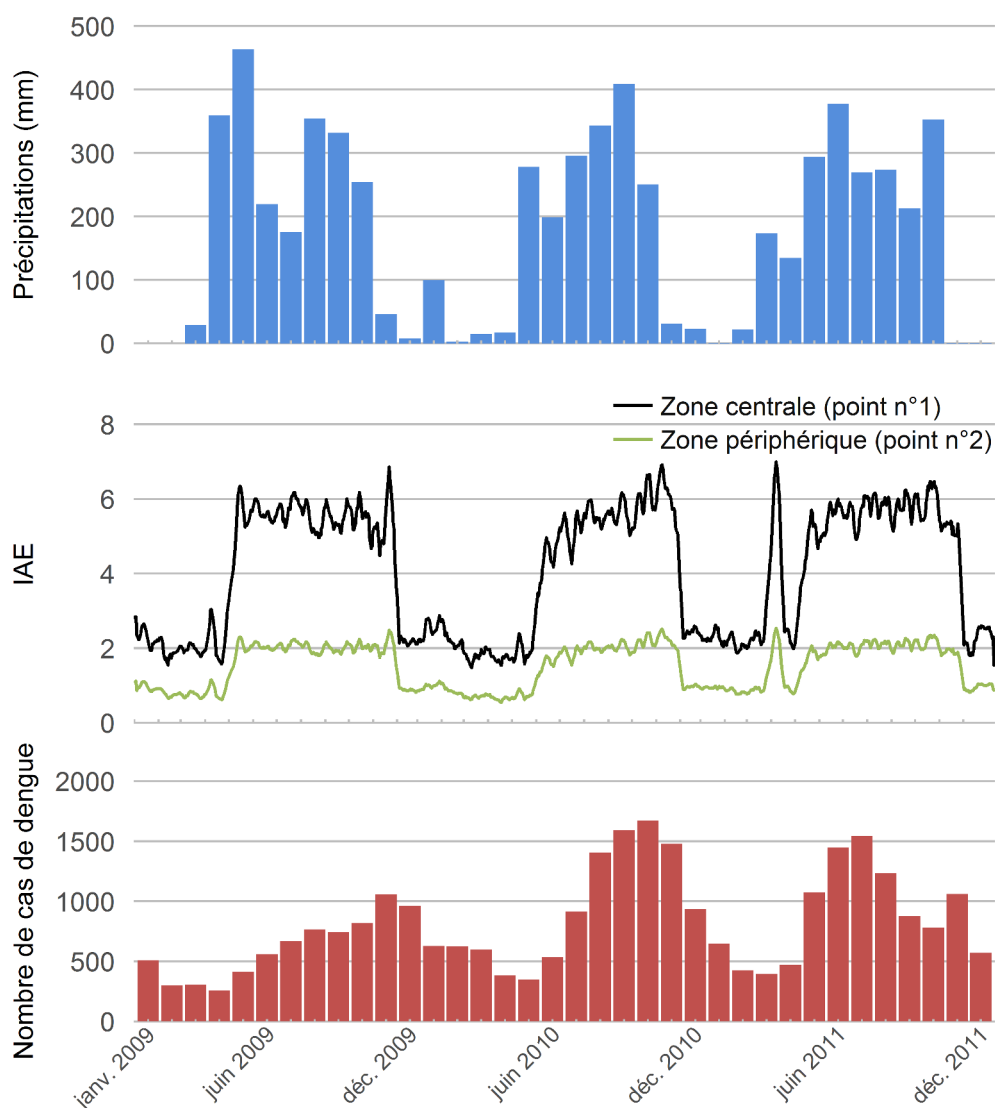


FIGURE 124 – Évolution des précipitations, de l'IAE et de la dengue à Bangkok entre 2009 et 2011. Les valeurs de l'IAE moyen sont lissées par des moyennes mobiles calculées sur 5 valeurs.

6.1.3 L'IAE et la dengue

Le niveau d'IAE est-il lié à l'incidence de la dengue ? Dans quelles conditions ces deux éléments sont-ils liés ? Quelles hypothèses permettraient d'expliquer le fait qu'ils entretiennent une relation statistique positive ou négative ? Quelles hypothèses permettraient d'expliquer le fait que ces deux éléments n'aient pas de relations particulières ? Quelles perspectives d'étude pourraient être proposées pour vérifier ces hypothèses ?

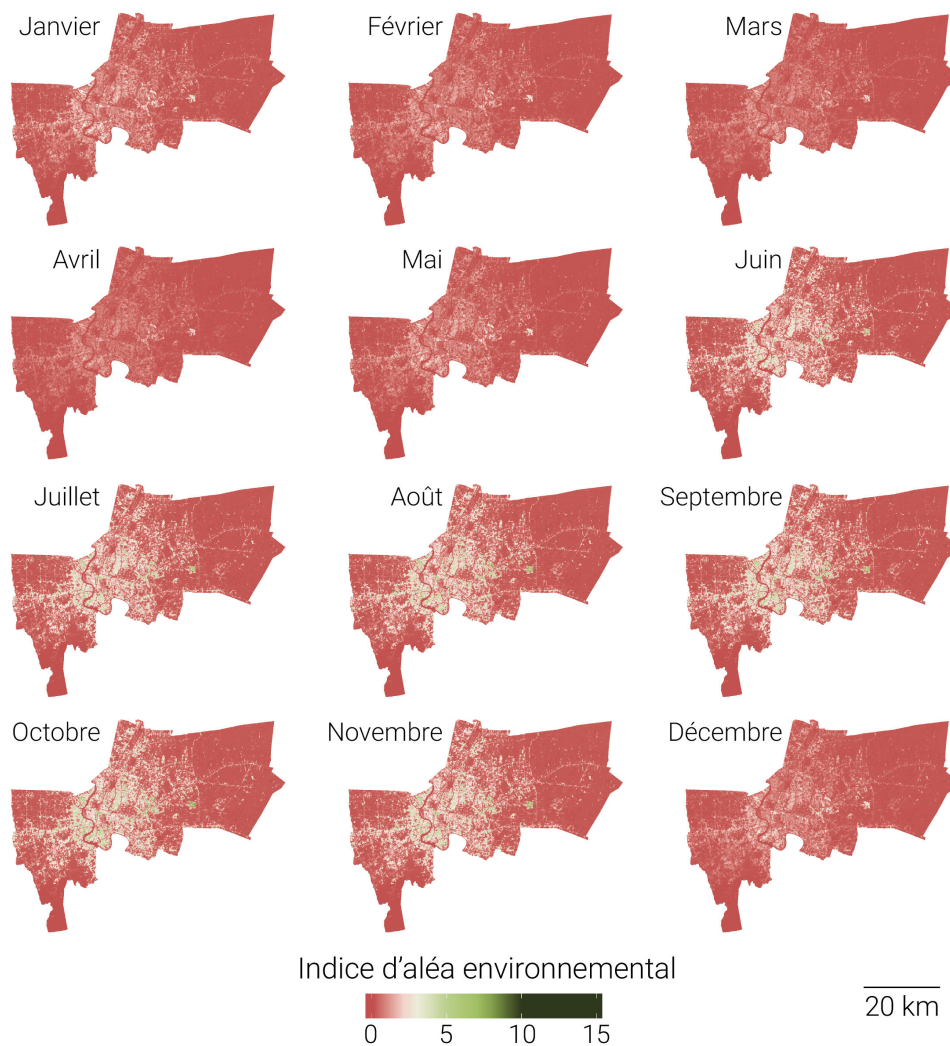


FIGURE 125 – IAE moyen à Bangkok (2010) calculés d’après les valeurs de paramètres données dans le tableau 48 (p. 301)

Les données de dengue dont nous disposons à Bangkok nous permettent d’apporter des éléments de réponse à ces questions. Celles-ci sont disponibles mensuellement pour la période sur laquelle a été calculé l’IAE (2009–2011). Les données épidémiologiques sont agrégées au niveau du khet (district). L’étude des relations spatio-temporelles entre le niveau d’aléa et l’incidence de la dengue nécessite donc une agrégation préalable des niveaux d’aléa par mois et par khet. L’agrégation pour un mois est donnée par un raster représentant le niveau d’aléa moyen de chaque CE pour le mois en question (cf. figure 125, p. 306). L’agrégation spatiale consiste à dénombrer les CE dans chaque khet en fonction de leur valeur, et à les répartir dans des classes ordonnées (17 classes : 16 classes comprises entre 0 et 8 avec un pas de 0,5 et une classe comportant les valeurs strictement supérieures à 8).

La figure 126 (p. 307) représente les relations temporelles entre l’IAE mensuel moyen et l’incidence par khet. Un coefficient de corrélation de Spearman a été calculé pour chaque mois entre l’incidence du mois en question et le nombre de cellules dont la valeur d’IAE moyen du mois précédent est supérieure à 2. Le décalage d’un mois permet de tenir compte du temps de développement des

populations de moustiques⁷ (ce léger décalage peut être observé sur la figure 124, p. 305). Le coefficient de corrélation de chaque mois (entre février 2009 et décembre 2010) est calculé à partir de 50 couples de modalités. De façon générale, les coefficients de corrélation entre les valeurs d'incidence et les valeurs d'IAE décalées d'un mois sont relativement faibles. Ces coefficients sont plus forts entre juin et décembre sur la période 2009–2010. Pour chaque coefficient calculé, les 50 khets sont pris en compte. Or, les districts présentent des caractéristiques environnementales très différentes. Les khets de l'est sont dominés par la végétation, les espaces bâtis étant concentrés autour des routes. Les khets du centre sont largement dominés par le bâti. De plus, les mouvements de population, susceptibles de participer à la diffusion de l'épidémie, sont différents d'un district à l'autre (des mouvements pendulaires dans les khets périphériques, des mouvements multi-échelles dans les districts centraux (déplacements locaux, nationaux et internationaux)). Les corrélations mensuelles réalisées sur les 50 districts peuvent avoir tendance à lisser ces différents comportements.

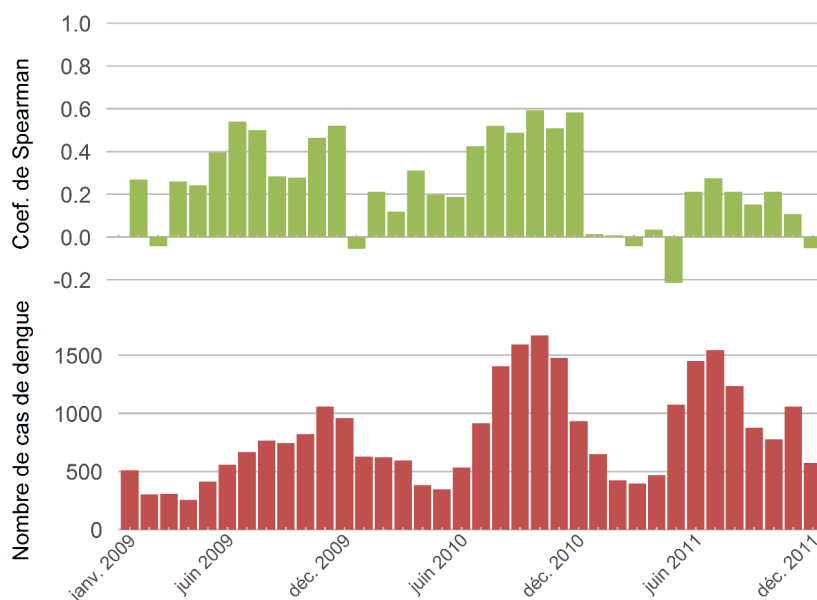


FIGURE 126 – Coefficients de corrélation mensuels entre l'incidence de chaque khet et la part de CE dont la valeur d'IAE moyen du mois précédent est supérieure à 2 au cours du mois précédent

La cartographie de la mesure des relations entre l'incidence mensuelle et le niveau d'IAE mensuel moyen (mesuré par la part de CE dont la valeur est supérieure ou égale à 2 au cours du mois précédent) révèle l'importante diversité de profils de relations pouvant exister entre ces deux variables (cf. figure 127, p. 308). Certains khets, comme celui de Bangkok Noi (khet n°20, au nord-ouest du centre-ville), présentent des valeurs d'IAE très élevées durant la mousson, un taux d'incidence important sur la période 2009–2011 et une forte corrélation

7. Dans le cas des corrélations mensuelles dont il est question ici, le décalage d'un mois permet d'obtenir des coefficients de Spearman très légèrement supérieurs. Lorsque les valeurs d'IAE sont décalées, la moyenne des coefficients mensuels est de 0,249 ($\sigma = 0,213$). Pour les valeurs d'IAE non décalées, cette valeur est de 0,237 ($\sigma = 0,191$).

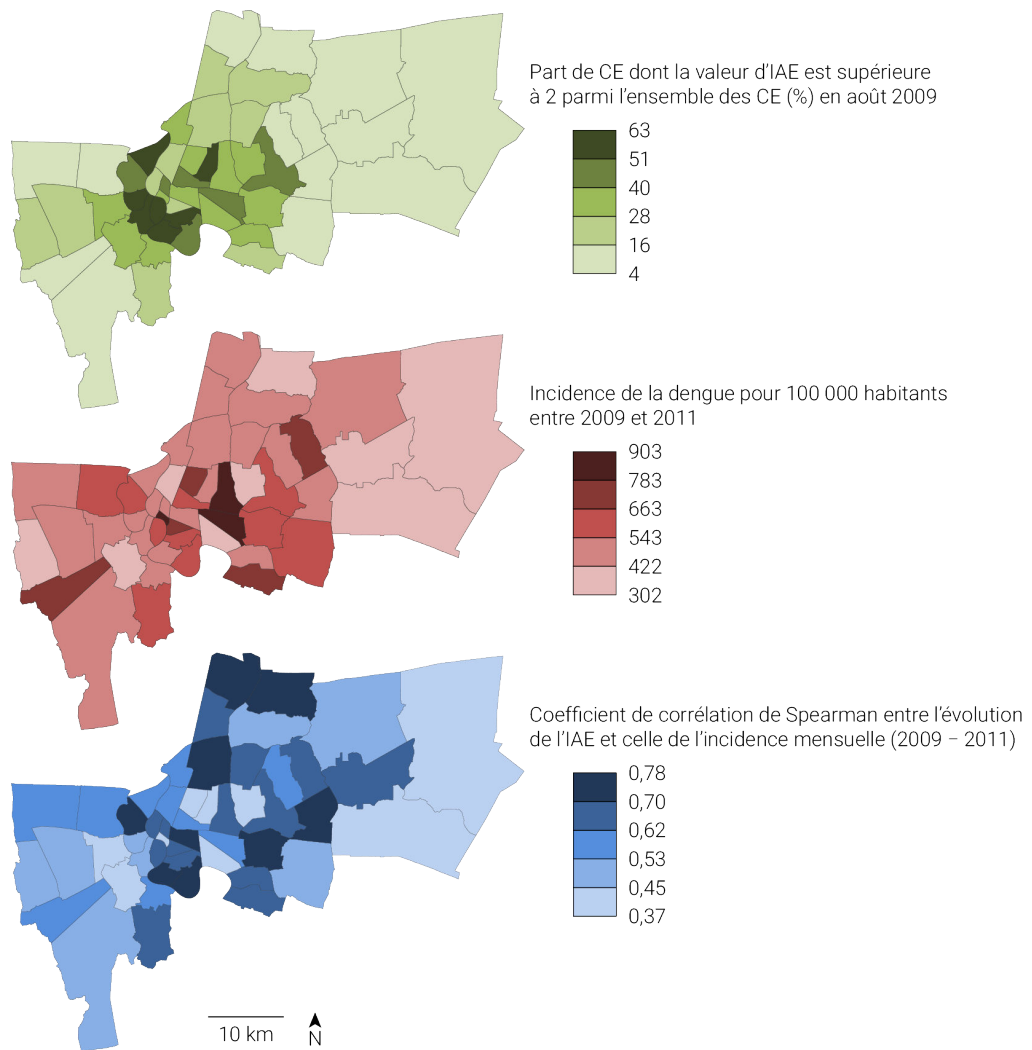


FIGURE 127 – Les relations entre incidence et niveau d’IAE par khet à Bangkok (2009–2011)

entre les deux variables. Dans ces khets, les épidémies de dengue touchent de nombreuses personnes et l’apparition des cas est statistiquement liée à l’évolution des caractéristiques environnementales. D’autres khets, comme les khets de Nong Chok (khet n°3) et Lat Krabang (khet n°11), présentent des situations opposées : valeurs d’IAE globalement faibles, incidence faible et corrélations faibles entre les deux variables. Si l’intensité des relations entre incidence et niveau d’IAE diffère d’un khet à l’autre, les deux éléments apparaissent comme globalement liés. Sur les 50 districts, 37 présentent des coefficients ρ significatifs et supérieurs à 0,5. Cette observation va dans le sens de l’hypothèse selon laquelle la qualité environnementale de l’espace du point de vue du moustique a un impact sur la distribution de la dengue. La dengue étant une maladie complexe, de nombreux facteurs aux effets entremêlés s’ajoutent, se combinent au rôle de l’environnement, voire en effacent l’influence. L’influence des variations environnementales sur l’incidence mensuelle de la dengue peut néanmoins être évaluée par l’intermédiaire d’un modèle de régression linéaire. Un modèle de régression est construit pour chaque khet. Les résultats des 50 modèles (une régression linéaire par khet) sont présentés dans la figure 128 (p. 309). La première carte de la figure 128 représente les coefficients de dé-

termination r^2 associés à chaque khet. La seconde carte permet de déterminer, grâce aux résidus mensuels médians, si, pour un khet particulier, l'incidence est plutôt sous-estimée (en bleu) ou surestimée (en rouge) par la valeur de l'IAE.

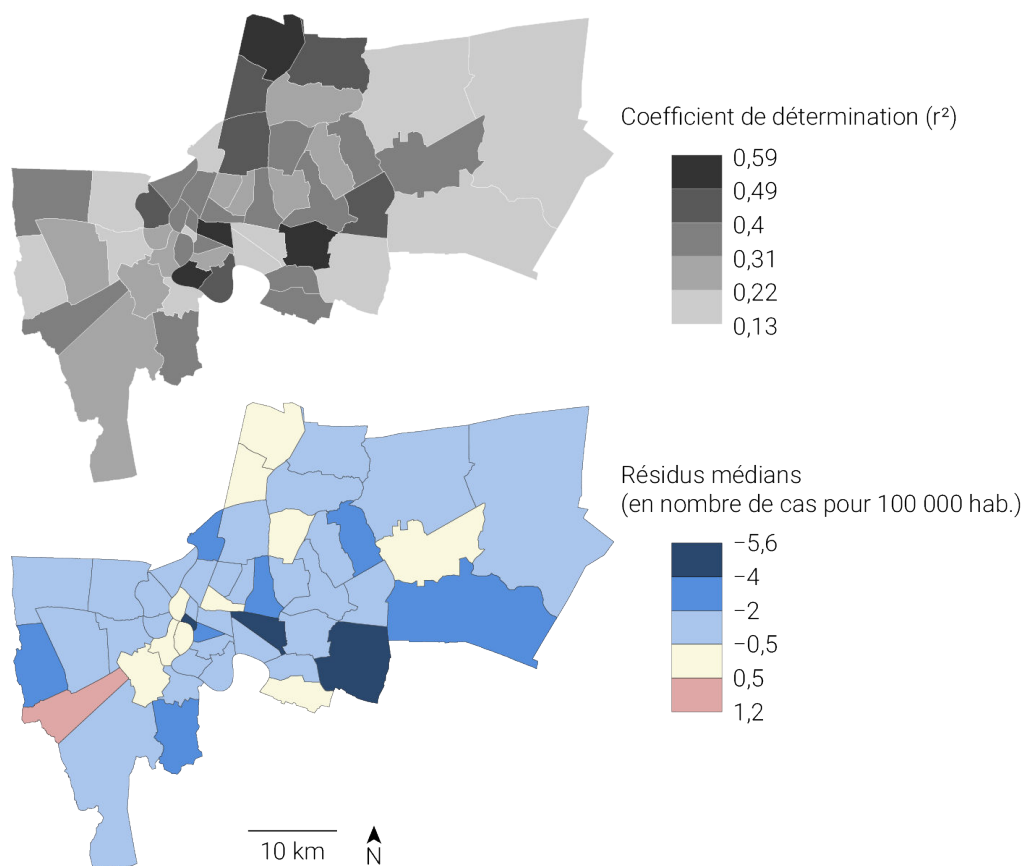


FIGURE 128 – Résultats de la régression linéaire simple entre l'incidence de la dengue (variable endogène) et le niveau d'IAE moyen par mois par khet (part de CE dont la valeur d'IAE est supérieure à 2 au cours du mois précédent)

Plusieurs hypothèses peuvent être avancées pour expliquer les différences inter-khet :

- À Bangkok, la surveillance de la dengue est gérée à l'échelle locale par des équipes dépendantes de centres de santé. Lorsqu'un cas est déclaré dans un hôpital sentinelle, l'équipe en charge de la zone de résidence du patient est alertée et dépêchée sur place, pour traiter les alentours du domicile du patient (fumigation), vider les gîtes larvaires actifs, ou traiter les gîtes potentiels. Cette opération a pour but de limiter la propagation de la dengue au niveau micro-local. Si un foyer de dengue est identifié dans un lieu communautaire particulier (*e.g.* une école), les équipes en charge de la lutte anti-vectorielle s'y rendent pour réaliser les mêmes opérations. Ces équipes ne se valent pas forcément en termes de compétences et de réactivité. Les informations ne sont pas forcément transmises à la même vitesse d'un hôpital à l'autre et leur traitement par les centres de santé peuvent différer en efficacité. Lorsque les cas sont trop nombreux dans un khet donné, les équipes du ou des centre(s) de santé

couvrant ce khet ne sont pas forcément à même de réagir à tous les cas déclarés.

- Les khets ne sont pas égaux en termes d'interventions de santé publique. Pour pouvoir intervenir de façon efficace, les équipes de démoustication doivent pouvoir accéder aux domiciles des patients et à ceux de leurs voisins. Dans certains khets, comme celui de Thawi Watthana, situé à l'extrême ouest de la capitale thaïlandaise (n°48), les équipes sont en règle générale connues des habitants et bien reçues. Dans d'autres khets, comme celui de Huai Kwang (n°17), à l'est du centre-ville, les équipes se voient souvent refuser l'accès des maisons⁸.
- Les déplacements de population ne sont pas pris en compte dans le calcul de l'IAE. Ceux-ci n'ont probablement qu'un impact faible sur la qualité de l'environnement du moustique. En revanche, il est essentiel de les prendre en compte pour comprendre le processus de diffusion de l'épidémie (Cébeillac *et al.* 2017b). Ces déplacements peuvent s'observer à plusieurs échelles différentes, chacune ayant un impact spécifique sur l'épidémie. Les flux de population provenant d'autres pays ou d'autres régions de Thaïlande, sont susceptibles de porter des virus pouvant être transmis à des habitants de Bangkok. Certains quartiers sont d'importants *hubs* au sein desquels les habitants côtoient quotidiennement des individus de passage à Bangkok. C'est, par exemple, le cas du khet de Saphanthawong (n°13), qui rassemble de nombreux marchés très fréquentés. Dans ce khet, l'incidence de la dengue est forte (832 cas pour 100 000 habitants), peu corrélée avec le niveau d'IAE ($\rho = 0,41$) et largement sous-estimée par le modèle de régression linéaire (résidu médian = -5,6) (cf. figures 127 (p. 308) et 128 (p. 309)). Pourtant, ce khet ne présente pas les niveaux d'IAE les plus élevés (32 % de CE dont la valeur est supérieure à 2 en août 2009, mois correspondant à la mousson, période durant laquelle l'IAE est le plus élevé.).

D'autres hypothèses pourraient être formulées (naïveté des populations par rapport aux sérotypes du virus en circulation, connaissance de la dengue, lutte anti-vectorielle et prévention communautaire par des volontaires de santé⁹, etc.). Si ces hypothèses se vérifient, le prisme de la dengue permettrait de révéler des comportements, des pratiques et des processus spatiaux différenciés dans la ville. Ces différentes explications sont précisément les éléments qui font de la dengue une maladie complexe.

SYNTHÈSE L'IAE permet d'identifier les zones présentant un niveau d'aléa environnemental élevé pour l'apparition du risque vectoriel. MODE-macro étant transposable, cet indice peut être calculé pour la plupart des villes de la zone inter-tropicale. Cet indice pourrait être utilisé par les autorités sanitaires des villes touchées par des épidémies de dengue et/ou de Zika pour déterminer

8. Ces informations sont issues d'entretiens informels avec un travailleur de santé d'un centre situé dans le khet de Phra Nakhon (n°1).

9. cf. section 1.1.3, p. 24

des zones prioritaires. Cette démarche doit néanmoins être précédée d'une étape de validation. Les données vectorielles dont nous disposons pour la ville de Bangkok présentent des incohérences importantes qui nous empêchent de les utiliser dans cette optique. Une possibilité serait d'appliquer MODE-macro ainsi que l'IAE à la ville de Singapour dont les données vectorielles sont diffusées librement.

Une fois l'IAE validé, une seconde perspective de ce travail serait de présenter cet outil aux organisations potentiellement intéressées afin d'adapter le calcul de l'IAE et l'application de visualisation, aux besoins réels des acteurs de terrain. L'intégration automatisée de données doit également être développée afin de pouvoir prendre en compte des données récentes. Le délai de mise en ligne des données MODIS (MOD11A1 et MYD11A1) est de 3 à 7 jours. Si ce délai est trop élevé, des données thermiques instantanées issues de stations météorologiques peuvent être utilisées. La cartographie quasi-instantanée qui en résulterait pourrait être intégrée à des systèmes de surveillance.

Enfin, une troisième perspective serait de confronter les cartes générées à partir de l'IAE à des cartes de risque construites à partir de méthodes d'*ecological niche modelling* (ENM) (e.g. Khatchikian *et al.* (2011)). Ces méthodes de modélisation de la distribution des espèces, sont basées sur des données de comptage (Peterson 2014). L'IAE pourrait apparaître comme particulièrement intéressant, s'il permettait d'obtenir des résultats similaires à ceux produits par les modèles construits à partir de méthodes d'ENM.

Enfin, l'IAE permet d'établir une cartographie précise (résolution de 30×30 m) de l'aléa environnemental du risque vectoriel en milieu urbain. En revanche, il ne permet pas d'estimer les réponses éventuelles des populations d'*Aedes aegypti* par rapport à cet aléa. Dans la section suivante, nous présentons une utilisation couplée de MODE-macro couplé à MOMA dans le modèle MO^3 .

6.2 LES ÎLOT DE CHALEURS URBAINS : QUELS EFFETS SUR LES MOUSTIQUES ?

La distribution des moustiques *Aedes aegypti* et leur capacité vectorielle sont dépendantes des conditions thermiques (cf. section 1.4.1.1, p. 42). De façon générale, il est possible d'identifier une fenêtre thermique large (entre 15 et 35 °C), au sein de laquelle la survie des moustiques est possible (Brady *et al.* 2013; Christophers 1960; Liu-Helmersson *et al.* 2014) et une fenêtre thermique plus restreinte (approximativement située entre 20 et 30 °C), au sein de laquelle :

- l'augmentation des populations d'*Aedes aegypti* est largement favorisée (forte fréquence des comportements d'alimentation et de ponte, optimisation de la fertilisation) ;
- la probabilité de transmission du virus est très élevée (Liu-Helmersson *et al.* 2014).

Dans cette section, le simulateur mo^3 (auquel MODE-macro a été intégré) est utilisé pour étudier l'effet de la présence d'un ICU sur les dynamiques de population de moustiques dans la ville de Bangkok.

6.2.1 Des poches de chaleurs hivernales correspondant aux besoins d'*Aedes aegypti* à Bangkok

La température de l'air descend rarement en dessous de 20 °C à Bangkok. Néanmoins, cette situation thermique s'observe parfois durant la saison froide, période durant laquelle l'ICU est théoriquement le plus marqué.

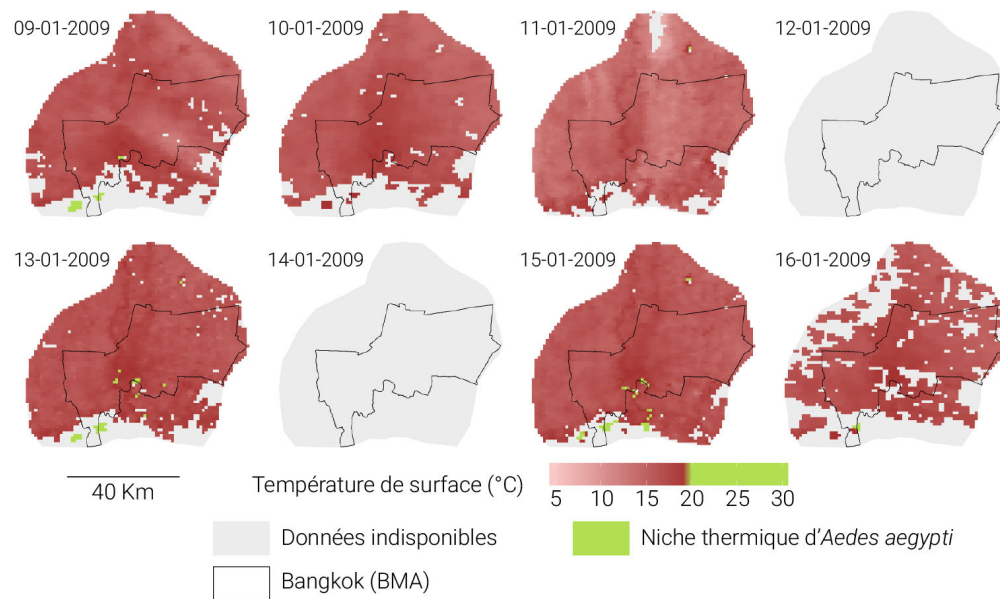


FIGURE 129 – température de surface (T_s) et niche thermique d'*Aedes aegypti* entre le 09-01-2009 et le 16-01-2009

La figure 129 (p. 312) représente par exemple la température de surface (T_s) sur une période de 8 jours. En se basant uniquement sur la T_s , la zone d'étude apparaît comme défavorable au développement du moustique. Or, si la T_s est très corrélée à la température de l'air (T_a), elle est néanmoins susceptible de différer de quelques degrés. La figure 130 (p. 313) représente T_a estimées sur la même période. Ces conditions thermiques sont propices au développement des populations de moustiques dans l'hyper-centre de Bangkok, légèrement plus chaud que le reste de l'agglomération. Cette zone est caractérisée par un bâti très dense et par des activités humaines qui produisent plus de chaleur qu'ailleurs. La fenêtre thermique favorable au moustique n'aurait pas été identifiée en utilisant seulement la T_s . Dans certaines régions, lorsque les températures restent basses durant plusieurs jours, voire semaines, ces poches de chaleurs produites par les centres urbains sont susceptibles de permettre aux populations de moustiques de maintenir un nombre d'individus relativement élevé et d'assurer une transmission virale endémique, hors période épidémique (Misslin *et al.* 2016). À Bangkok, bien que les différences de températures ne soient pas très importantes, l'ICU entraîne probablement un développement des populations de moustiques plus rapide. Finalement, une fois

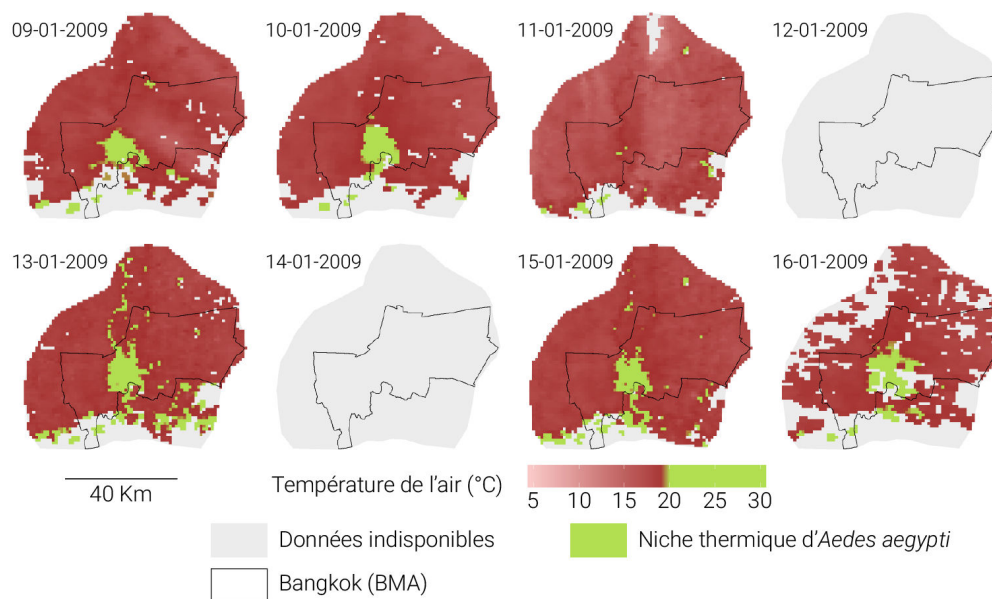


FIGURE 130 – température de l'air (T_a) et niche thermique d'*Aedes aegypti* entre le 09-01-2009 et le 16-01-2009

identifiées, ces zones propices au développement du vecteur peuvent faire l'objet d'une attention particulière de la part des autorités sanitaires. Selon LaDeau *et al.* (2015), de nouveaux modèles, construits à des échelles urbaines et intra-urbaines, sont nécessaires pour explorer les effets de la présence d'ICU sur les vecteurs d'arboviroses. C'est précisément ce que permet de réaliser le modèle MO^3 .

6.2.2 Test d'hypothèse avec MO^3 : l'effet de l'îlot de chaleur urbain à Bangkok

Comme nous l'avons évoqué dans la partie 2.2.4.1 (p. 101), le fonctionnement de MO^3 (simulateur développé sous la plate-forme GAMA¹⁰) repose sur trois sous-modèles : MOMOS, MOMA et MODE-macro. Les dynamiques environnementales affectant le comportement du moustique sont données par MODE-macro. Ce modèle fournit une carte statique de la répartition des hommes à leur lieu de domicile. Les mouvements de population sont gérés par MOMOS. Ils modifient les stocks de sang disponibles pour *Aedes aegypti* en fonction des déplacements – pendulaires notamment – des individus. Enfin, les dynamiques des populations de moustiques par rapport aux deux modèles précédents sont gérées par MOMA¹¹. La combinaison de modèles que constitue le simulateur MO^3 permet d'explorer les effets de variables environnementales ou humaines sur les dynamiques vectorielles et/ou épidémiques.

Au regard des observations réalisées dans la partie 6.2.1 (p. 312,) nous proposons d'étudier l'influence de l'ICU sur la distribution spatio-temporelle d'*Aedes aegypti*. Nous posons l'hypothèse suivante : durant la saison froide, la poche de chaleur que constitue l'ICU facilite la prolifération des moustiques. Si cette hy-

10. <http://gama-platform.org/>

11. La version de MOMA utilisée dans le simulateur MO^3 est une version modifiée par rapport à la version originale. Dans cette version modifiée de MOMA, les moustiques adultes sont gérés sous forme de stocks.

pothèse se vérifie, cette situation pourrait participer au maintien d'un niveau d'incidence relativement élevé entre deux périodes épidémiques.

6.2.2.1 Les effets de la température sur *Aedes aegypti* dans mo³

Les relations qui unissent les moustiques à la température sont implémentées dans MOMA. Dans ce modèle, la température est intimement liée à la durée de développement au cours des stades pré-adultes. Ces relations sont prises en compte par le biais de formules dont les comportements sont représentés dans la figure 131 (p. 314).

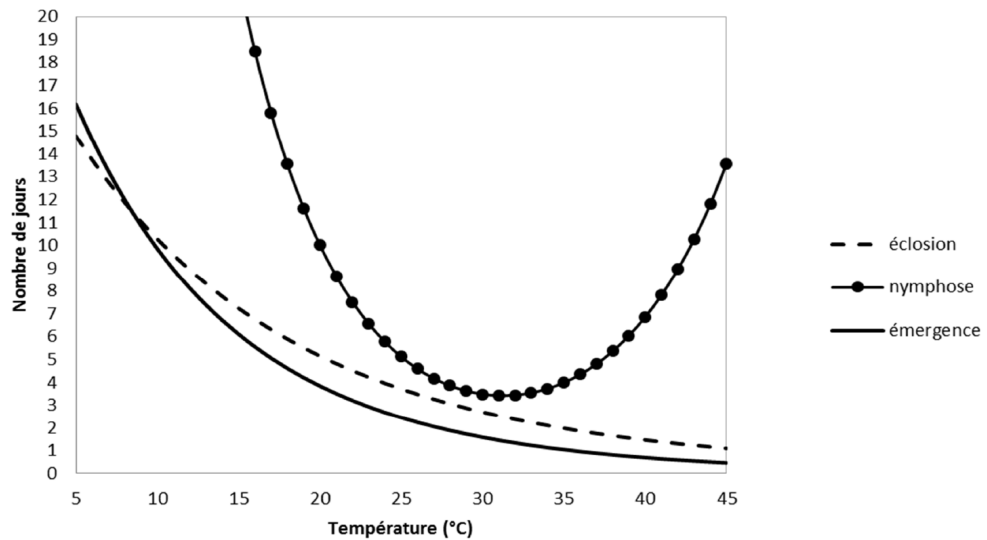


FIGURE 131 – L'effet de la température sur la durée de développement d'*Aedes aegypti* dans MOMA (Maneerat 2016)

La probabilité de survie des moustiques est également en partie dépendante de la température. Cette dépendance est modélisée dans MOMA par le biais d'un niveau de probabilité de survie des agents moustiques. Cette probabilité change en fonction de la température. Comme c'était le cas pour l'indice de température (I_t) (cf. section 6.1.1.2, p. 298), cette probabilité de survie s'inscrit dans une fenêtre thermique composée d'une borne inférieure et d'une borne supérieure, entre lesquelles la température n'a pas d'impact sur le moustique (ces bornes correspondent aux bornes extrêmes de I_t). Au delà de ces bornes, la température a un impact très fort sur la probabilité de survie des moustiques. Cette relation change en fonction des stades de développement (cf. figure 132, p. 315). À titre d'exemple, les œufs pouvant résister à des températures relativement basses (jusqu'à -15 °C), leur probabilité de survie est légèrement décalée par rapport à celles des autres stades.

6.2.2.2 Description de l'expérimentation et de l'initialisation

Deux zones d'approximativement 85 km^2 ont été sélectionnées dans le cadre de cette expérimentation. Elles sont situées sur le territoire de la BMA (cf. figure 133, p. 316). La première zone (zone 1) correspond au centre de Bangkok. Il s'agit d'une zone très urbanisée et densément peuplée au sein de laquelle les

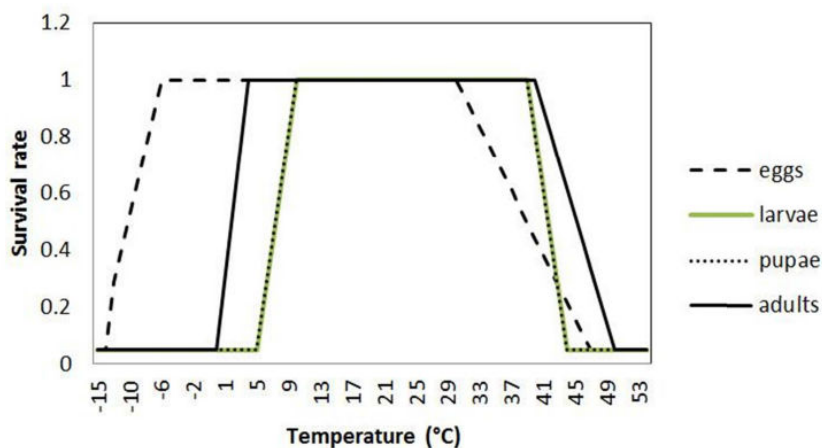


FIGURE 132 – L’effet de la température sur la survie d’*Aedes aegypti* aux différents stades dans MOMA (Maneerat 2016)

températures sont généralement plus élevées qu’en périphérie. La zone 2 est périphérique, les températures y sont plus fraîches de quelques degrés (cf. 134, p. 317). Les deux zones sont habitées mais présentent des densités de bâti et de population différentes. Afin d’évaluer l’effet de la température sur les dynamiques vectorielles « toutes choses égales par ailleurs », les températures de la zone 2 sont appliquées à la zone 1. Mise à part les répartition spatio-temporelle des températures, les conditions environnementales sont donc les mêmes dans les deux zones.

La simulation à partir du modèle mo^3 nécessite de fixer plusieurs valeurs de paramètres. La majeure partie d’entre elles est déterminée à partir de la littérature. Les différentes valeurs, et les références scientifiques desquelles elles sont tirées, sont données dans le tableau 49 (p. 316). En l’absence de données entomologiques à l’échelle de la ville, les conditions initiales des populations d’*Aedes* sont hypothétiques. Nous avons fait le choix de laisser le système stabiliser les populations par le biais des différents processus de régulation (temps de développement lié aux températures et taux de mortalité des moustiques). Un total de 95 400 agents de type environnement (CE) ont été instanciés. Du fait de la capacité de calcul limitée de l’ordinateur utilisé, seuls 85 000 agents de type humain (10 % des habitants de la zone) ont été générés. Cette étape est réalisée à l’aide du générateur de populations synthétiques Gen*¹². Les agents humains ainsi créés sont répartis dans la zone en fonction des cartes de population issues de MODE-macro. Parmi les 85 000 humains générés, 22 000 possèdent l’un des agendas uniques issus de MOMOS (Cébeillac *et al.* 2017b).

Dans un premier temps, nous avons effectué 30 simulations sur la période inter-épidémique de novembre 2009 à avril 2010 dans la zone 1. Les températures utilisées pour ce premier jeu de simulations sont les températures de l’air réellement estimées pour cette zone. La figure 135 (p. 317) illustre la capacité du simulateur à reproduire l’évolution des populations pré-adultes et adultes d’*Aedes aegypti*, notamment les différents pics de croissances liés aux précipitations.

12. <https://github.com/ANRGenstar>

Paramètre	Valeur	Référence
Nb. initial de moustiques par GLP	[0; 10]	Cette étude
Taux de survie journalier du moustique	0,86	Maneerat (2016)
Taux de survie pendant la transition entre les stades aquatiques	0.7	Magori <i>et al.</i> (2007)
Délai de ponte post-repas (jours)	[2; 3]	Christophers (1960)
Quantité d'œufs par ponte	[100; 120]	Christophers (1960)
Nb. max. de piqûres par jour et par humain	[1,3]	Costero <i>et al.</i> (1999)

Tableau 49 – Principaux paramètres utilisés pour les simulations avec MO³

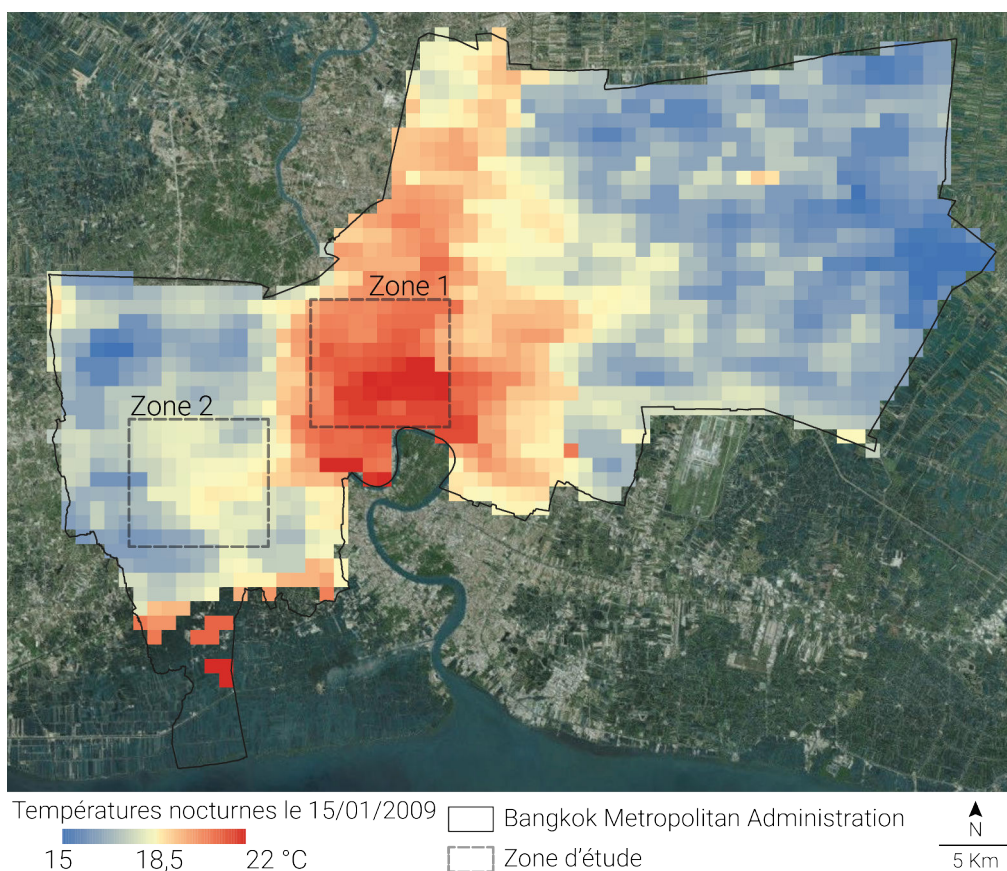


FIGURE 133 – Localisation des deux zones d'étude

En comparant les précipitations (cf. figure 135, p. 317) à l'évolution des stocks (cf. figure 135, p. 317), on retrouve une corrélation entre les premières périodes de pluie et les principaux pics de population (notamment le nombre d'œufs et de larves). Par exemple, le pic du nombre d'œufs culminant le 24 novembre 2009 (cf. figure 135, p. 317) est directement lié aux précipitations ayant eu lieu le 14 novembre 2009. Le pic de fin novembre 2009 est suivi d'un second pic, dont le maximum correspond au 9 décembre 2009. Les 15 jours qui séparent les deux pics correspondent à la durée d'un cycle gonotrophique. Les moustiques nés suite au premier pic pondent simultanément, provoquant l'apparition d'un second pic. Ces deux pics successifs et le nombre de jours

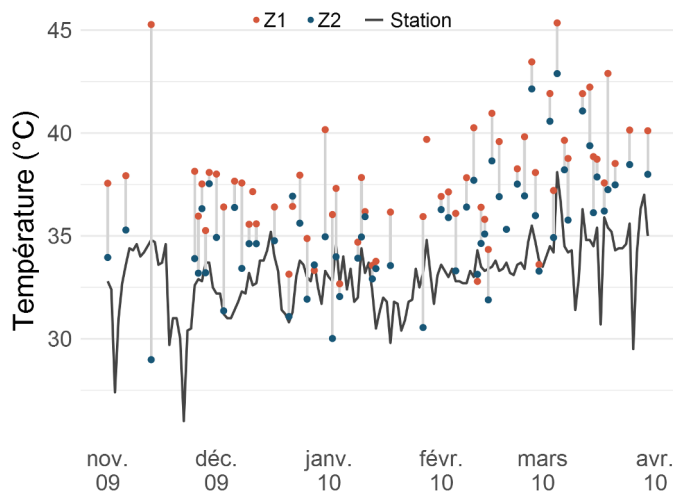


FIGURE 134 – Médianes des températures de l'air maximales estimées dans les zones d'étude et températures maximales enregistrées par la station de Bangkok Metro (du 01-11-2009 au 30-04-2010)

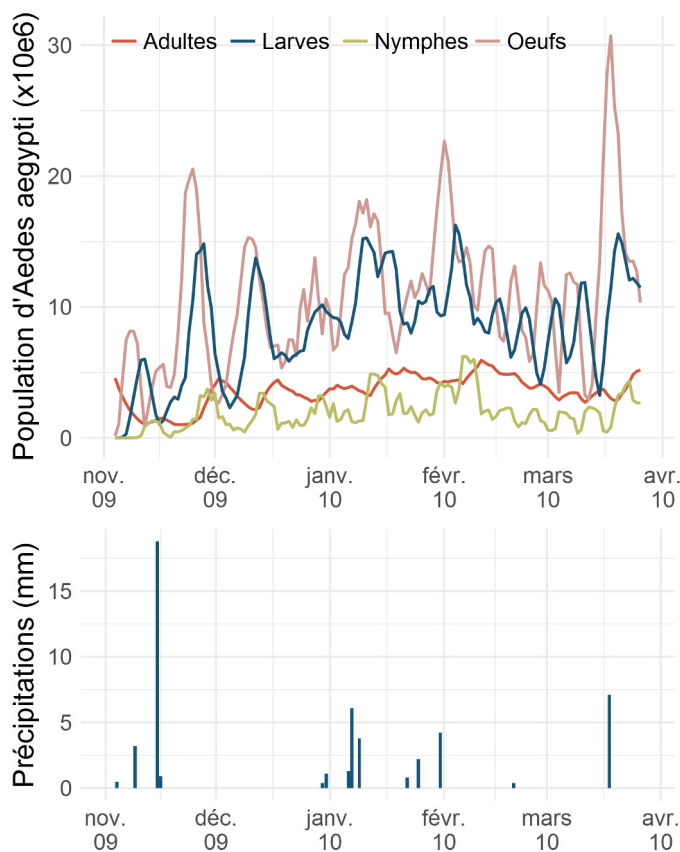


FIGURE 135 – Évolution des stocks moyens d'*Aedes* pré-adultes et adultes dans la zone 1 (courbe lissée par des moyennes mobiles sur 5 valeurs) et précipitations journalières à Bangkok de novembre 2009 à avril 2010

qui les séparent, correspondent précisément aux situations observées par les entomologistes en conditions réelles (Wee *et al.* 2013).

Dans un second temps, nous avons réalisé 30 simulations en utilisant les caractéristiques environnementales de la zone 1, mais en leur appliquant cette

fois les données thermiques de la zone 2. L'évolution temporelle du stock de moustiques adultes associé à ce deuxième jeu de simulations peut être comparée à l'évolution du stock du premier jeu de simulations sur la figure 136 (p. 318). De façon générale, le nombre de moustiques adultes est légèrement plus élevé avec les températures de la zone 1 qu'avec celles de la zone 2. Cette situation est accentuée lors des pics de la saison sèche (de novembre à fin février). Ces résultats permettent d'apporter un premier élément de réponse à l'hypothèse selon laquelle la présence d'un îlot de chaleur urbain influencerait les dynamiques de population d'*Aedes aegypti*. Les pics observés dans la zone 1 sont parfois un peu plus importants que ceux de la zone 2¹³. Ils ont également tendance à être plus précoces.

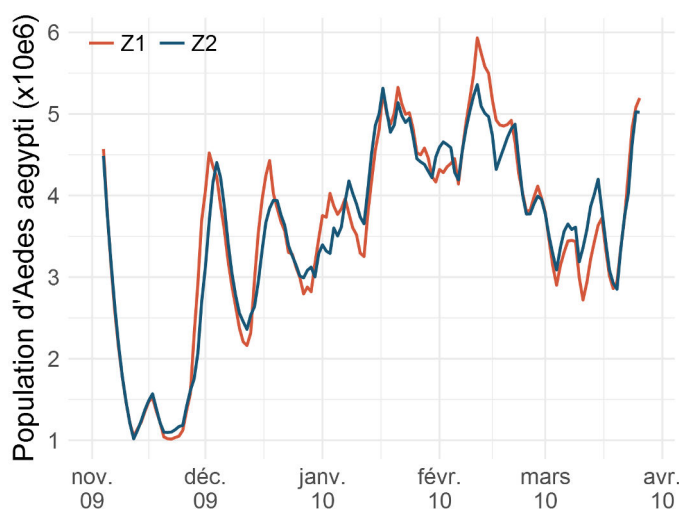


FIGURE 136 – Évolution des stocks moyens d'*Aedes* adultes selon les températures de la zone 1 et celles de la zone 2 (courbe lissée par des moyennes mobiles sur 5 valeurs)

En revanche, ces résultats ne permettent pas de défendre totalement l'hypothèse d'un maintien d'une population de moustiques plus importante dans les zones plus chaudes du centre-ville pendant la saison la plus froide, du moins à Bangkok. En effet, les stocks moyens de moustiques adultes sont parfois moins importants avec les températures de la zone 1 qu'avec celles de la zone 2. À partir de mars, les températures deviennent très chaudes dans la zone 1. Or, comme le montre la figure 131 (p. 314), des températures trop chaudes (supérieures à 35 °C) ont pour effet d'augmenter la durée de nymphose. Sur la figure 136 (p. 318), il est néanmoins possible d'observer un léger décalage temporel entre la courbe de la zone 1 et celle de la zone 2 durant la période la plus froide (décembre – janvier). Ce décalage est probablement lié à la différence thermique entre les deux zones. La zone 2 étant légèrement plus chaude, le développement des moustiques y est plus rapide.

13. Il est important de noter que les températures satellites ne sont pas toujours disponibles sur l'ensemble de la zone, auquel cas MODE-macro utilise une température commune aux deux zones. Ainsi, cette différence de population pourrait être sous-estimée par rapport à la réalité.

6.2.2.3 *Quelles perspectives pour l'étude des effets des ICU sur les populations de moustiques avec MO^3 ?*

MO^3 est construit pour pouvoir être appliqué à la plupart des métropoles touchées par une ou plusieurs maladie(s) transmise(s) par *Aedes aegypti*. Ainsi, l'une des perspectives de ce travail est d'étudier l'effet de l'ICU sur les populations de moustiques (et potentiellement sur la diffusion d'une épidémie) dans une autre ville que celle de Bangkok. Nous souhaitons notamment transférer le modèle à la ville de Delhi. Cette ville est soumise à des hivers plus rigoureux que la ville de Bangkok. Du fait de ses températures hivernales plus froides, et d'après les résultats présentés dans ce travail, il est probable que l'ICU de Delhi ait un impact plus important sur l'évolution des stocks de moustiques adultes que celui de Bangkok.

Il pourrait également être intéressant de tester l'influence de la DTR qui n'a pas été testée dans le cadre de ce travail. Comme nous l'avons vu dans la section 1.4.2.1 (p. 48), la baisse de la *diurnal temperature range* (DTR) (la différence entre la température maximale journalière et la température minimale journalière) est susceptible de favoriser le développement des moustiques durant la période froide à Delhi. L'effet de la DTR pourrait être testé grâce à MODE-macro et MO^3 .

CONCLUSION DU CHAPITRE 6

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux applications du modèle MODE-macro. La première application visait à construire un outil permettant d'estimer le niveau d'aléa environnemental pour le risque vectoriel en milieu urbain. La seconde application est un exemple d'utilisation du modèle MO^3 . Cet exemple visait à tester une hypothèse de recherche selon laquelle l'existence d'un ICU pourrait favoriser le développement des moustiques, notamment durant la saison froide. Chacun de ces exemples représente une perspective pour l'utilisation de MODE-macro.

La première perspective est le développement d'un outil d'aide à la décision à destination des autorités sanitaires en charge de la prévention et de la lutte contre les maladies transmises par *Aedes aegypti*. Cet outil pourrait être basé sur le modèle de l'application web développée dans le cadre de ce travail¹⁴. Dans sa forme actuelle, l'application interroge une base de données dont la mise à jour n'est pas automatisée. L'ajout automatique de données météorologiques est essentiel pour rendre l'outil opérationnel dans le cadre d'un système de surveillance. L'actualisation des autres bases de données spatiales (les populations, la végétation, l'ombre) est secondaire, mais s'inscrit dans une perspective plus vaste d'amélioration de la transposabilité de MODE-macro. Un autre point essentiel pour le développement d'un outil d'aide à la décision, est la concertation avec les autorités concernées. L'application présentée dans la première section de ce chapitre permettrait-elle de répondre à des besoins précis ou de pallier certaines limites des outils actuellement utilisés? L'outil interactif développé dans le cadre de ce travail permet de renseigner son utilisateur sur

14. https://analytics.huma-num.fr/Renaud.Misslin/iae_bangkok/

l'aléa environnemental du risque vectoriel à un niveau fin (résolution de 30 m). Néanmoins, avant de pouvoir être utilisés pour l'aide à la décision, les résultats devront être confrontés à des données entomologiques dans une démarche de validation.

La seconde perspective d'utilisation de MODE-macro est liée à son intégration à MO³. Ce simulateur a vocation à être utilisé comme un laboratoire virtuel permettant de tester des hypothèses difficiles à vérifier dans la réalité. Dans ce cadre, l'influence des caractéristiques de l'environnement sur la diffusion du moustique, ou celle d'une épidémie, pourrait être évaluée « toutes choses égales par ailleurs ». Ce type de test nécessite la construction d'environnements dont certaines caractéristiques sont neutres et d'autres varient en fonction de l'hypothèse à tester. Dans l'exemple présenté dans ce chapitre, nous avons appliqué les températures d'une zone géographique donnée à une seconde zone de taille égale, qui se différenciait de la première par des températures plus chaudes. Ceci nous a permis de tester les effets des températures en faisant abstraction des autres caractéristiques de l'environnement. Une autre solution serait de construire un modèle permettant de générer des environnements « neutres »¹⁵ (cf. 2.2.3.3, p. 97 certaines plateformes existantes telles que NLMpy (Etherington *et al.* 2015) pourraient être utilisées dans cette perspective). Par rapport à la première solution, cette seconde solution décuplerait la diversité des environnements dont les effets pourraient être étudiés.

15. Des environnements générés de façon automatique permettant de tester les effets d'une caractéristique environnementale particulière (e.g. la disponibilité en GLP, la densité du bâti, les variations journalières de température (DTR), etc.), tout en gardant «toutes choses égales par ailleurs».

CONCLUSION GÉNÉRALE

Au fil des chapitres, cette thèse propose une approche permettant de reconstituer l'environnement d'*Aedes aegypti*. Le modèle conceptuel qui en résulte (MODE) peut être utilisé pour cartographier de façon dynamique l'espace vécu du vecteur ou pour générer l'environnement d'un modèle à base d'agents reproduisant le système pathogène de la dengue.

Aux échelles intra-urbaines, la répartition d'*Aedes aegypti* est influencée aussi bien par les caractéristiques sociodémographiques des individus et par les stratégies collectives de gestion des eaux et des déchets, que par l'occupation du sol et les facteurs climatiques. L'intensité des effets de l'environnement change d'un contexte urbain à l'autre, d'une période à l'autre et d'une échelle à l'autre.

La stratégie la plus répandue pour lutter contre la dengue et le Zika consiste à rendre l'environnement impropre à l'établissement d'*Aedes aegypti* (Cromwell *et al.* 2017). La compréhension des relations que le vecteur entretient avec son environnement constitue une condition primordiale du succès des campagnes de lutte anti-vectorielle (Vanwambeke *et al.* 2011). Ces relations sont largement décrites dans la littérature (cf. chapitre 1). Néanmoins, il subsiste une carence au niveau des outils permettant d'appréhender et d'explorer ces relations à l'échelle urbaine et à l'échelle intra-urbaine (LaDeau *et al.* 2015). Or, ces échelles sont précisément celles auxquelles sont menées les campagnes de lutte contre le moustique.

L'APPROCHE PHÉNOMÉNOLOGIQUE : PREMIER PAS VERS UN MODÈLE ENVIRONNEMENTAL TRANSPOSABLE

La démarche mise en place au cours de ce travail part d'une constatation découlant d'un travail bibliographique : les méthodes (statistiques ou mécanistes) les plus fréquemment utilisées pour appréhender les relations environnement ↔ vecteur éclairent les chercheurs sur la nature de ces relations mais s'avèrent souvent non transposables ou incapables de tenir compte de l'hétérogénéité de l'environnement (Hartemink *et al.* 2014). De ce point de vue, nous nous sommes posés la question suivante : comment construire un modèle environnemental transposable d'un terrain d'étude à un autre et d'une échelle à une autre ? Des réponses à cette question peuvent être avancées par l'intermédiaire de la combinaison de trois approches :

- **l'approche systémique** sépare les éléments du système pathogène et oriente l'analyse vers leurs relations (Daudé *et al.* 2015) ;
- **l'approche basée sur les ressources (RBHC)** circoncrit les objectifs de reconstitution de l'environnement en adoptant la perspective du vecteur (Dennis *et al.* 2003 ; Hartemink *et al.* 2014) ;

- **l'approche par l'*Umwelt***, bénéfique dans le cadre de la lutte anti-vectorielle (Shaw *et al.* 2013), formalise la sélection des caractéristiques environnementales à prendre en considération.

Cet ensemble d'approches nous a conduit à l'élaboration d'un modèle conceptuel remplissant le pré-requis de la transposabilité : Model of Environment (MODE). À partir de ce modèle conceptuel, deux modèles informatiques permettant de générer l'environnement propre d'*Aedes aegypti* ont été implémentés : MODE-macro et MODE-micro.

MODE-MACRO ET MODE-MICRO : DEUX MODÈLES, DEUX ÉCHELLES ET DIFFÉRENTES APPLICATIONS

MODE-macro et MODE-micro présentent l'avantage de pouvoir être appliqués à la plupart des contextes urbains. Ils constituent une solution efficace, basée sur des données libres ou aisément accessibles, pour reconstruire l'environnement d'*Aedes aegypti*. Les modèles environnementaux ainsi générés peuvent être utilisés dans le contexte de la modélisation à base d'agents : ils peuvent être couplés aux modèles MOMA, MOMOS et MO³.

Le premier modèle, MODE-macro, permet de reconstruire l'environnement du moustique au niveau d'une ville. L'environnement ainsi généré peut être utilisé pour cartographier l'aléa environnemental du risque vectoriel. Une application développée dans le cadre de ce travail permet de calculer et visualiser cet aléa¹. MODE-macro peut également être couplé à un modèle simulant les dynamiques vectorielles sous forme de stocks. Cette association, réalisée dans MO³, permet d'explorer les effets de l'environnement sur la distribution spatiale et l'évolution des populations de moustiques². L'exemple traité dans le chapitre 6 a consisté à étudier l'impact de l'îlot de chaleur urbain (ICU) sur les populations de vecteurs.

Le second modèle, MODE-micro, utilise le concept de l'environnement synthétique pour reconstruire le monde propre du vecteur à l'échelle du moustique. Ce modèle, applicable sur un espace de plusieurs dizaines de km², est destiné à fonctionner en interaction avec un modèle simulant le comportement du moustique de manière individu-centrée. Le protocole THERMA, présenté dans le chapitre 5, permet de recueillir des données pouvant être comparées à des données environnementales et entomologiques produites par le modèle.

La capacité du modèle conceptuel MODE à être appliqué à plusieurs échelles différentes apporte une réponse à la problématique de la multiplicité des échelles soulevée par Daudé *et al.* (2015). Dans le cadre de ce travail, MODE a été appliqué aux niveaux urbain et intra-urbain. Une perspective serait de l'appliquer à un niveau continental, voire global. Les résultats de cette démarche pourraient être comparés à ceux des méthodes d'*ecological niche modelling* (ENM), qui permettent d'estimer la distribution potentielle d'*Aedes aegypti* mais nécessitent l'apport de données vectorielles ponctuelles en entrée (*e.g.* Khatchikian *et al.* (2011), Kraemer *et al.* (2015) et Peterson *et al.* (2005)).

1. https://analytics.huma-num.fr/Renaud.Misslin/iae_bangkok/

2. Ce modèle réunit les sous-modèles MOMA, MODE et MOMOS pour simuler le système pathogène de la dengue dans son ensemble.

LIRE LA VILLE PAR LE PRISME DES RELATIONS ENVIRONNEMENT ↔ DENGUE

Comme nous l'avons vu, les arboviroses transmises par *Aedes aegypti* sont des processus complexes (Daudé *et al.* 2015). Les éléments composant le système pathogène de ces maladies sont en interaction les uns avec les autres. Parmi ces interactions, la relation qui unit le vecteur et l'environnement est souvent considérée comme la plus étroite ou la plus facile à mettre en évidence (May 1950 ; Sorre 1933 ; Tran *et al.* 2005). L'analyse de cette relation à l'avantage d'apporter rapidement des réponses à une question chère aux géographes : « pourquoi ici et pas ailleurs ? ». Toutefois, les dynamiques épidémiques ne pourraient pas être comprises sans l'analyse des autres processus à l'œuvre au sein du système pathogène : les déplacements des hôtes (Cébeillac *et al.* 2017b), les pratiques sociales des espaces (Handschumacher *et al.* 2002), les systèmes de surveillance (Daudé et Vaguet 2015), etc.

De ce point de vue, l'étude des relations statistiques entre l'environnement (mesuré par l'indice d'aléa environnemental (IAE) dans le cadre de ce travail) et l'incidence de la dengue à l'échelle intra-urbaine, permet d'identifier des zones présentant des situations particulières (surreprésentation ou sous-représentation du nombre de cas) (cf. section 6.1.3, p. 305). Lorsque l'incidence de l'arbovirose n'est pas statistiquement liée aux caractéristiques environnementales, il est probable que d'autres processus soient à l'œuvre. Le défi consiste alors à les dévoiler. Ces informations pourraient profiter aux autorités sanitaires en charge de la lutte contre la maladie. Certains quartiers pourraient faire l'objet de suivis plus fréquents des populations vectorielles et des actions de prévention plus poussées pourraient y être menées. Ces informations pourraient également révéler les atouts et les faiblesses d'un système d'alerte : quelles sont les pratiques des équipes sanitaires en charge des zones où l'incidence est moins forte que ce que les caractéristiques environnementales laisseraient envisager ? De façon générale, la compréhension des processus conduisant à des situations épidémiques particulières pourrait contribuer à l'optimisation des systèmes de surveillance.

De la même façon, la surreprésentation ou la sous-représentation des cas dans certaines zones de la ville pourrait aiguïser la curiosité du géographe. Celui-ci est particulièrement bien placé pour identifier les processus conduisant à des situations particulières. Ces processus peuvent être multi-échelles (le croisement entre les flux humains intra-urbains, régionaux et internationaux par exemple) et refléter des discontinuités environnementales, peuvent être le fait de situations sociales, culturelles ou économiques spécifiques non prises en considération par le modèle, etc. Finalement, les relations statistiques entre l'IAE et la dengue pourraient être utilisées comme un prisme pour étudier la ville.

DES LIMITES ET DES PERSPECTIVES

Nous avons identifié quatre points principaux sur lesquels ce travail de recherche pourrait être approfondi.

Les processus menant à la construction d'un environnement favorable au vecteur varient en fonction des quartiers (LaDeau *et al.* 2015). Plusieurs études citées dans le chapitre 1 ont montré que les pratiques culturelles pouvaient avoir un impact sur le système pathogène (*e.g.* Spiegel *et al.* (2007)). Dans le cadre de ce travail, nous avons adopté la perspective du moustique en faisant le choix de mettre de côté les facteurs sociaux, économiques et culturels qui produisent ou modifient l'environnement du vecteur³. Ce choix permet l'élaboration du modèle (comment rendre compte de l'hétérogénéité des processus sociaux, culturels et économiques dans un modèle transposable de génération d'environnements?) mais constitue une première limite de ce travail. Les fleurs constituent, par exemple, un élément central de la culture thaï. À Bangkok, de nombreux bâtiments, résidentiels, publics ou commerciaux, sont agrémentés par des plantes en pot. La plupart de ces pots sont régulièrement entretenus et ne constituent pas des gîtes larvaires potentiels (GLP). Seuls les vases accueillant des plantes hydrophytes peuvent accumuler de l'eau : des poissons y sont souvent ajoutés pour empêcher le développement de larves. En revanche, les pots inutilisés, stockés par dizaines dans les cours intérieures, dans les jardins ou sur les terrains vagues, constituent des menaces sanitaires considérables. De cette observation découle une question de recherche potentielle : quel est l'impact de la culture florale sur la distribution d'*Aedes aegypti* et/ou sur celle des arboviroses qu'il transmet? Les gîtes larvaires actifs des quartiers habités majoritairement par des Thaïlandais d'origine thaï sont-ils les mêmes que ceux des quartiers habités par des Thaïlandais d'origine chinoise?

Au cours de cette thèse, nous avons souligné plusieurs fois qu'un de nos objectifs était de produire des outils opérationnels dans le cadre de la surveillance des arboviroses transmises par *Aedes aegypti* ou de la lutte anti-vectorielle. Cet objectif a été formulé sur la base de nos observations du système de surveillance et d'action mis en place par la Bangkok Metropolitan Authority (BMA), ainsi que sur la base des connaissances et de l'expérience de l'ensemble de l'équipe intégrée au projet DENFREE (Daudé et Vaguet 2015; Telle 2011). Néanmoins, les modèles et les outils développés dans le cadre de cette thèse n'ont pas encore été soumis aux autorités sanitaires concernées. Cette démarche s'inscrit donc en perspective de ce travail. L'adaptation des outils aux besoins des décideurs pourrait être réalisée dans le cadre du projet mo³ 4. Une partie de ce projet est spécifiquement consacrée au développement d'outils en partenariat avec des administrations en Bangkok (Thaïlande), au Madère (Portugal) et aux Batangas (Philippines).

Dans la perspective d'une utilisation des outils développés dans ce travail par des professionnels de santé, il serait primordial d'automatiser l'intégralité des chaînes de traitement aboutissant à la construction de MODE-macro et de MODE-micro. À l'heure actuelle, les exécutions successives des scripts nécessitent un minimum de connaissances du logiciel R et constituent une limite d'un point de vue technique. L'application permettant de calculer l'indice

3. Dans MODE-macro et MODE-micro, des paramètres établissant le nombre moyen de gîtes créés par les ménages permettent de tenir compte du contexte culturel dans lequel le modèle est appliqué. Toutefois, la dimension spatiale de ce contexte n'est pas considérée.

4. mo³ – Simulateur Spatialisé pour Explorer l'Émergence et la Diffusion de Maladies Transmises par le Moustique *Aedes aegypti*. AAPG ANR 2017, porteur : É. Daudé (UMR IDEES 6266), partenaire : Institut Pasteur-Paris.

d'aléa environnemental (IAE) à Bangkok⁵ exploite une base de données qui ne peut être actualisée que de façon manuelle. Une perspective d'évolution, en plus du développement d'une chaîne de traitements intégrée, serait d'automatiser la mise à jour de la base de données (pour l'application à de nouvelles périodes aussi bien qu'à de nouvelles villes). Cette perspective figure également dans le projet MO³.

Enfin, une dernière perspective concerne la validation des environnements générés par MODE-macro et MODE-micro. Compte tenu de l'objectif d'expérimentation *in silico*, mais surtout du fait de notre volonté de développer un outil générique d'aide à la décision, la démarche de validation est une étape importante (Fontenille *et al.* 2013). Celle-ci permet d'envisager la transposition du modèle – moyennant un paramétrage contextuel – d'un terrain d'étude à un autre. La démarche de validation peut être considérée à plusieurs niveaux, chacun d'entre eux correspondant à une étape de la modélisation (cf. tableau 50, p. 328) :

- Le premier niveau est celui des ressources et des conditions identifiées par l'approche *Umwelt*. À ce niveau, il est impossible de vérifier de façon directe si l'environnement conceptualisé correspond au monde propre (et par définition, subjectif) d'*Aedes aegypti* (Nagel 1974). De plus, l'approche *in silico* utilisée suppose nécessairement la construction d'une réalité différente de celle de l'être vivant simulé. Cette validation est donc stérile d'un point de vue conceptuel.
- Le second niveau de validation concerne la pertinence des proxys choisis pour estimer la distribution des ressources et des conditions. Ces choix sont largement dépendants du contexte dans lequel le modèle est appliqué. Dans ce travail, la justification des proxys sélectionnés a été réalisée en les confrontant à des informations tirées de la littérature, aux connaissances d'experts, ou à des données issues d'observations de terrain.
- Le troisième niveau du processus de validation porte sur la qualité de l'estimation des distributions spatio-temporelles des proxys choisis. L'objectif de l'estimation étant de se rapprocher au mieux d'une situation réelle, cette étape peut être réalisée en comparant les données estimées à des données observées (cf. section 4.2, p. 218). Cette étape consiste donc à évaluer la capacité des données d'entrée (sélectionnées pour estimer la distribution spatio-temporelles des proxys) à reproduire la distribution spatio-temporelle réelle des proxys. Cette étape implique la disponibilité ou la production de données dont les sources sont différentes de celles des données utilisées en entrée (il peut, par exemple, s'agir de données construites manuellement ou issues d'enquêtes de terrain).
- Le quatrième et dernier niveau de validation relève d'un couplage entre le modèle environnemental et un modèle vectoriel. Ce niveau de validation, traité en partie dans le chapitre 5, consiste à comparer les effets d'un environnement généré de façon automatique, sur les dynamiques de moustiques simulées, aux effets d'un environnement construit manuellement, sur ces même populations simulées. Bien que l'environnement

5. https://analytics.huma-num.fr/Renaud.Misslin/iae_bangkok/

généralisé automatiquement soit basé sur les mêmes hypothèses que l'environnement construit manuellement, ces deux types d'environnements pourraient avoir des effets différents. Des données vectorielles observées peuvent enrichir ce niveau de validation (quel type d'environnement (généralisé manuellement / généralisé automatiquement) permet d'obtenir les données vectorielles simulées les plus proches de la réalité?). La comparaison au réel, toujours délicate, l'est encore plus du fait de la stochasticité des dynamiques vectorielles (Rey-Coyrehourcq 2015).

Niveau	Objet de la validation	Méthode de validation
1	Ressources et conditions identifiées par l'approche <i>Umwelt</i>	∅ (validation stérile d'un point de vue conceptuel)
2	Proxys choisis pour estimer la distribution de ces ressources / conditions	Littérature, connaissance du terrain
3	Estimations des distributions spatio-temporelles des ressources / conditions	Données SIG, images satellite, relevés de terrain
4	Un environnement généralisé automatiquement produit-il les mêmes effets sur un modèle vectoriel qu'un environnement construit manuellement?	Comparaison des données vectorielles simulées dans les deux types d'environnement

Tableau 50 – La validation des modèles : une perspective de recherche prioritaire

Pour finir, nous souhaitons revenir sur la capacité de l'association « approche systémique – RBHC – *Umwelt* » à être transposée d'un contexte à un autre. En plus d'être transposable à d'autres espaces, d'autres périodes et d'autres échelles, cette association d'approches est applicable à d'autres maladies vectorielles fonctionnant comme un système pathogène complexe. L'environnement d'*Aedes albopictus*, vecteur principal, pourrait par exemple être étudié de cette façon. Les modèles résultant de ces approches pourraient être employés pour guider et optimiser les campagnes de contrôle vectoriel en France métropolitaine. Depuis le 1^{er} janvier 2017, *Aedes albopictus* est officiellement considéré comme une menace sanitaire dans le sud du pays, en région parisienne et en Alsace⁶.

6. <https://www.legifrance.gouv.fr/affichTexte.do?cidTexte=JORFTEXT000033825649&dateTexte=&categorieLien=id>

Quatrième partie

ANNEXES

ANNEXES

A PRÉPARATION DES ESTIMATEURS POUR LA CARTOGRAPHIE DASYMÉTRIQUE : MÉTHODE

L'estimation de la répartition de la population par cartographie dasymétrique est basée sur la relation pouvant exister entre le nombre d'habitants d'une zone administrative et les caractéristiques physiques de cette zone. Dans MODE-macro, deux caractéristiques sont utilisées : l'occupation du sol et les températures. La première étape de la démarche consiste à construire ces bases de données afin de pouvoir les utiliser pour estimer le nombre d'habitants.

A.1 L'occupation du sol

L'occupation du sol décrit les caractéristiques physiques de la surface terrestre. Ces données sont utilisées pour évaluer la capacité des espaces à répondre à différents besoins du moustique (besoins en nectar, en sang et en gîte larvaires potentiels). Étant donné que MODE-macro est développé dans le but d'être appliqué en milieu urbain, une attention particulière est portée à l'identification des différents types de bâti.

Les images utilisées proviennent du satellite Landsat 8. Comme pour le NDVI, ces images doivent être totalement dépourvues de nuages afin que l'occupation du sol puisse être déterminée sur toutes les parties de l'image. Les bandes spectrales utilisées sont les bandes 2, 3, 4, 5, 6 et 7. Ces bandes correspondent au spectre visible (2, 3, 4), au proche infrarouge (5), à l'infrarouge moyen (6) et à l'infrarouge lointain (7). Les bandes du spectre visible et du spectre infrarouge devraient permettre d'identifier plusieurs classes de bâti, plusieurs classes de végétation, une classe de sol nu et une classe d'eau. La classification des images est réalisée par le biais de la méthode Isodata proposée par l'outil d'isocustering d'Arcgis. Il s'agit d'une méthode non-supervisée similaire à la méthode K-means. Elle présente l'avantage d'être plus souple que la méthode K-means tout en conservant une objectivité importante. Le processus de classification employé consiste à réaliser une première classification sur l'ensemble de l'image. Après une vérification visuelle du résultat de cette classification, les pixels correctement classifiés sont extraits de l'image et vectorisés. Les autres sont séparés en catégories selon leur nature (naturels ou bâtis par exemple). Des classifications par ISODATA sont réalisées sur les pixels restants, jusqu'à obtenir une classification satisfaisante (cf. figure 137, p. 332).

La classification résultant de cette démarche peut être validée par le biais de l'indice Kappa de Cohen (1960). Cet indice est basé sur une matrice de confusion permettant d'évaluer la concordance entre 2 rasters en tenant compte de la part de concordance due au hasard. Il s'agit de la méthode de mesure de concordance la plus répandue en télédétection.

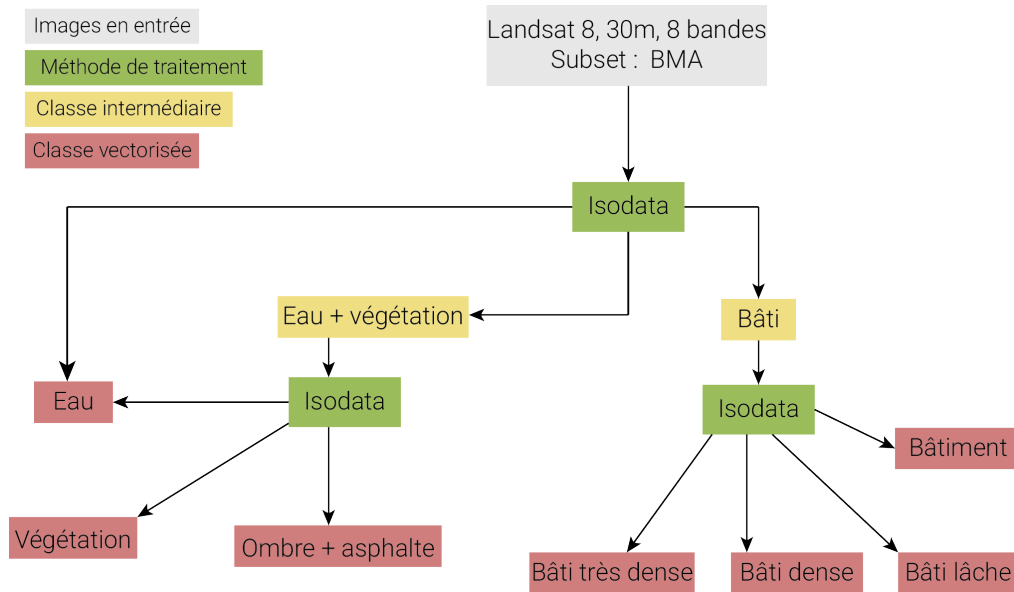


FIGURE 137 – Classification de l’occupation du sol

Dans le cadre de MODE-macro, les données d’occupation du sol produites par la méthode présentée dans la figure 137 (p. 332) sont confrontées à des données recueillies manuellement sur des images THRS rendues disponibles à la visualisation par le service World Imagery¹ d’ESRI. Ce dernier permet de visualiser des images THRS issues de plusieurs satellites différents (SPOT, GeoEYE IKONOS notamment) dans un SIG et d’y superposer d’autres couches d’information. La démarche de validation consiste à générer une couche de points sur la zone d’étude (Espinosa *et al.* 2016). Le nombre de points générés est calculé proportionnellement à l’aire de la zone à raison d’un point pour 15 km². Cette proportion permet d’obtenir un nombre de points suffisamment important pour que l’indice Kappa soit représentatif, tout en ayant un nombre de points de contrôle qui ne rende pas trop chronophage le travail de recueil manuel de données. Une fois leur nombre total déterminé, les points de contrôle sont répartis de manière proportionnelle dans chaque classe d’occupation du sol. L’occupation du sol est ensuite extraite visuellement pour chaque point de contrôle. Les résultats sont représentés puis analysés à l’aide d’une matrice de confusion. Le coefficient kappa est ensuite calculé à partir de cette matrice.

A.2 Les températures de surface

Les conditions climatiques des grandes villes se caractérisent souvent par le phénomène d’îlot de chaleur urbain (ICU). Physiquement, l’ICU se caractérise par une hausse localisée des températures. Il existe deux types d’îlots de chaleur urbains différents : l’un entre le sol et les toits ou la cime des arbres, et l’autre au-dessus du premier (Oke 1982). Les stations météorologiques installées en milieu urbain sont généralement placées de manière à éviter les effets microclimatiques liés au premier type d’ICU. De la même façon, les données thermales issues de satellites permettent d’estimer les températures liées

1. http://goto.arcgisonline.com/maps/World_Imagery

au deuxième type d'îlot de chaleur urbain. Selon les circonstances atmosphériques et l'heure du cliché, les différences entre les deux types d'ICU peuvent être importantes. *Aedes Aegypti* vit principalement dans l'espace situé entre le sol et le toit des habitations. La température de cet espace n'est pas directement accessible par l'analyse d'images satellite et ne l'est pas non plus par les relevés des stations météorologiques installées selon les normes internationales. Dans le cadre de MODE-macro, l'objectif est d'estimer la température de l'air au sein du premier type d'ICU. Cela implique deux difficultés. La première, précédemment évoquée, est liée au fait que la température issue du satellite soit mesurée au niveau des surfaces visibles par le satellite (en ville : les toits et les cimes des arbres). La seconde découle de la première : la température mesurée par le capteur est une température de surface (voir ci-dessous).

Les données produites par le satellite sont des mesures de luminance. L'estimation des températures de surface nécessite d'effectuer plusieurs corrections successives de ces données brutes. La luminance (radiance) exprime la quantité de radiation émise par une surface à un certain angle solide ($W \cdot sr^{-1} \cdot m^{-2}$). En géométrie, un angle solide correspond à un angle bidimensionnel donné dans un espace tridimensionnel. En télédétection, la radiance correspond donc à la quantité de radiation émise dans l'angle de vue du capteur. Les capteurs TIRS de Landsat 8 mesurent la température de brillance top-atmosphérique (TOA_{bt}). Cette radiance est le résultat du mélange d'énergies émises par trois sources différentes : la radiance émise par la surface de la terre, la radiance montante de l'atmosphère et la radiance descendante du ciel. Une valeur de température peut être calculée grâce aux lois de Planck et de Boltzmann. Cette valeur est appelée température de brillance et elle est mesurée au niveau du capteur. La différence entre cette valeur et la T_s peut être de quelques degrés. Cette dernière dépend des conditions atmosphériques et de l'émissivité des objets d'occupation du sol. L'émissivité d'une surface dépend de plusieurs caractéristiques de cette surface, notamment de sa texture et de sa teneur en eau.

L'extraction de la température de surface se déroule en plusieurs étapes successives :

- Étape 1 : conversion des valeurs digitales en valeurs spectrales ;
- Étape 2 : conversion de la radiance spectrale en TOA_{bt} ;
- Étape 3 : calcul de l'émissivité de surface pour chacune des classes d'occupation du sol ;
- Étape 4 : estimation des températures de surface.

ÉTAPE 1 Conversion des valeurs digitales de la bande TIRS en radiance spectrale (Weng *et al.* 2004) :

$$L_{\lambda} = M_L Q_{cal} + A_L \quad (38)$$

où :

- L_{λ} = radiance spectrale au capteur
- M_L = *Band multiplier* associé à la réflectance
- A_L = *Band additive* associé à la réflectance
- Q_{cal} = valeurs brute de la bande spectrale

Bande (capteur)	M_L	A_L	Center wavelength (λ)	K_1	K_2
Bande 10 (TIRS)	0,00033	0,1	10,904	774,89	1321,08
Bande 11 (TIRS)	0,00033	0,1	12,003	480,89	1201,14

Tableau 51 – Constantes associées aux bandes 10 et 11 de Landsat 8 (TIRS)

ÉTAPE 2 Conversion de la radiance spectrale en TOA_{bt} (Weng *et al.* 2004) :

La valeur de TOA_{bt} obtenue à l'issue de cette étape ne prend en compte ni les effets des conditions atmosphériques, ni l'émissivité de surface. Cette valeur correspond à celle d'un corps noir. Elle devra être modifiée lors d'une étape ultérieure.

$$TOA_{bt} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_{\lambda}} + 1\right)} \quad (39)$$

où :

- T_s = TOA_{bt} (K)
- K_1 = Constante K_1 (cf. tableau 51)
- K_2 = Constante K_2 (cf. tableau 51)
- L_{λ} = Radiance spectrale

ÉTAPE 3 Calcul de l'émissivité de surface pour chacune des classes d'occupation du sol :

Plusieurs méthodes peuvent être utilisées. Certains chercheurs se basent sur des mesures d'émissivité de terrain pour corriger les données de température délivrées par le satellite (Snyder *et al.* 1998). D'autres ont développé des méthodes permettant d'estimer l'émissivité grâce aux images satellite et prenant en considération de nombreux paramètres atmosphériques différents (Sobrino *et al.* 2008). Enfin, la plupart des chercheurs appliquent une méthode appelée « NDVI thresholds » (NDVI^{THM}). Cette méthode, développée par Sobrino *et al.* (2008) est basée sur le NDVI (voir 2.2). Bien qu'elle soit utilisée dans de nombreuses études portant sur des grandes villes, Zhu *et al.* (2013) considèrent cette méthode comme non-adaptée au calcul de l'émissivité de surface en zone urbaine. Ces auteurs proposent d'utiliser la base de données globale d'émissivité issue d'images ASTER (ASTER Global Emissivity Database 3.0). Cependant,

cette base de données n'intègre (à l'heure actuelle) ni l'Inde, ni la Thaïlande. Bien que celle-ci présente certains biais (Sobrino *et al.* 2008; Zhu *et al.* 2013), nous utiliserons donc la méthode basée sur l'utilisation de seuils de NDVI.

Les seuils de NDVI sont utilisés dans le but de classer les pixels dans une des trois catégories suivantes, pour lesquelles le calcul de l'émissivité diffère :

- les pixels de sol nu ($\text{NDVI} < \text{NDVI}_s$);
- les pixels de végétation ($\text{NDVI} > \text{NDVI}_v$);
- les mixels² ($\text{NDVI}_s \leq \text{NDVI} \leq \text{NDVI}_v$)

Les chercheurs appliquant la méthode des seuils de NDVI utilisent généralement des valeurs de seuils prédéfinies. Les valeurs les plus couramment utilisées sont 0,2 et 0,5. Cependant, ces valeurs sont généralement appliquées à l'étude de milieux ruraux. Par rapport à ces derniers, les milieux urbains se caractérisent par une forte hétérogénéité à échelle très fine. Ceci signifie que dans ce type de milieu, un pixel présente une probabilité élevée de contenir à la fois du sol-nu et de la végétation. La fenêtre comprenant les pixels présentant des profils mixtes peut donc être élargie. En présumant qu'en milieu urbain, les pixels sont rarement composés de 100% de végétation ou de 100% de sol-nu (Walawender *et al.* 2014), nous utiliserons les valeurs seuils utilisées par Yang *et al.* (Yang 2014). Ces chercheurs travaillent sur une zone comprenant à la fois des espaces ruraux et des espaces urbains. Ils utilisent les valeurs seuils suivantes : $\text{NDVI}_s = 0,05$ et $\text{NDVI}_v = 0,7$.

L'émissivité (ϵ) de chaque pixel est calculée grâce à une équation donnée par la position de sa valeur de NDVI par rapport aux bornes fixées précédemment. Nous appliquerons des équations développées par Zheng *et al.* (2010) permettant de calculer l'émissivité en zone urbaine. Ces équations permettent de traiter différemment les pixels classés comme naturels et les pixels classés comme urbains. Les équations développées par Zheng *et al.* (2010) nécessitent le calcul préliminaire de la fraction de couverture végétale (F_c) :

$$F_c = \left(\frac{\text{NDVI} - \text{NDVI}_s}{\text{NDVI}_v - \text{NDVI}_s} \right) \quad (40)$$

où :

NDVI = *normalized differenced vegetation index*

NDVI_s = 0,05

NDVI_v = 0,7

Une fois la F_c établie, les équations suivantes sont appliquées en fonction de la nature du pixel et de la valeur du NDVI de ce pixel :

2. Un « mixel » est un pixel au sein duquel plusieurs classes d'occupation du sol différentes sont représentées.

Valeur de NDVI	ϵ bâti	ϵ surface « naturelle »	ϵ eau
NDVI > 0,7	\emptyset	0,986	\emptyset
$0,05 \leq \text{NDVI} \leq 0,7$	$\epsilon_t = 0,960842 + 0,08603322 F_c$ $- 0,0671158 F_c^2$	$\epsilon_n = 0,9643744 + 0,0614704 F_c$ $- 0,0461286 F_c^2$	0,995
NDVI < 0,05	0,97	0,97	0,995

Tableau 52 – Formules et valeurs de l'émissivité en fonction de l'occupation du sol et de la valeur du NDVI

La valeur d'émissivité ainsi calculée ne prend pas en compte la rugosité de la surface terrestre (C_λ). Celle-ci peut être prise en compte en appliquant la formule suivante (Walawender *et al.* 2014)³ :

$$C_\lambda = (1 - \epsilon_{s\lambda}) \cdot \epsilon_{v\lambda} \cdot F' \cdot (1 - F_c) \quad (41)$$

où :

- C_λ = rugosité de surface
- $\epsilon_{s\lambda}$ = émissivité du sol nu
- $\epsilon_{v\lambda}$ = émissivité de la végétation
- F' = 0,55

La rugosité de surface permet d'affiner les valeurs d'émissivité estimées. Ces dernières se calculent grâce à la formule suivante (Walawender *et al.* 2014) :

$$\epsilon = \epsilon_{v\lambda} \cdot F_c + \epsilon_{s\lambda} \cdot (1 - F_c) + C_\lambda \quad (42)$$

ÉTAPE 4 Calcul de la température de surface (Walawender *et al.* 2014)

La température de surface (T_s) est ensuite estimée en tenant compte des effets de la teneur de l'atmosphère en vapeur d'eau sur l'absorption atmosphérique. Cette dernière peut être calculée grâce à des données de rayonnement ou de teneur en vapeur d'eau collectées par des stations météo réparties sur la zone d'étude. Si cette méthode est la plus précise car bien adaptée aux conditions locales, il n'est pas possible de l'appliquer sans données de terrain. Certains chercheurs se contentent d'estimations effectuées par une application de la NASA⁴. Cette application permet d'estimer la transmittivité (t), la radiance atmosphérique montante (L_u) et la radiance atmosphérique descendante (L_d). Ψ_1 , Ψ_2 et Ψ_3 sont des fonctions atmosphériques calculées à partir de ces paramètres. L'équation permettant de calculer la T_s prend en compte ces fonctions ainsi que les différentes valeurs calculées précédemment (Walawender *et al.* 2014) :

$$\psi_1 = \frac{1}{t} \quad (43)$$

3. Le paramètre F' est un indice compris entre 0 et 1, il représente la forme géométrique de la surface étudiée et doit être basé sur des données annexes telles que la hauteur des objets et la distance qui les sépare (Sobrino *et al.* 1990). Nous utiliserons la valeur donnée par (Walawender *et al.* 2014). Ces chercheurs ont défini cette valeur en s'appuyant sur le travail de Sobrino *et al.* (1990) pour l'appliquer à une zone urbanisée ($F' = 0,55$)

4. <http://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>

$$\psi_2 = -L_d - \frac{L_u}{t} \quad (44)$$

$$\psi_3 = L_d \quad (45)$$

$$\gamma = \left\{ \frac{C_2 L_\lambda}{T_s^2} \left[\frac{\lambda^4 L_s}{C_1} + \frac{1}{\lambda} \right] \right\}^{-1} \quad (46)$$

$$\sigma = \gamma \cdot T_s \quad (47)$$

$$T_s = \gamma \left[\frac{1}{\epsilon} (\psi_1 \cdot L_\lambda + \psi_2) + \psi_3 \right] + \sigma \quad (48)$$

où :

$$C_1 = 1,9104 \cdot 10^8 \text{ W}\mu\text{m}^4\text{m}^{-2}\text{sr}^{-1} \text{ (constante de radiation de Planck)}$$

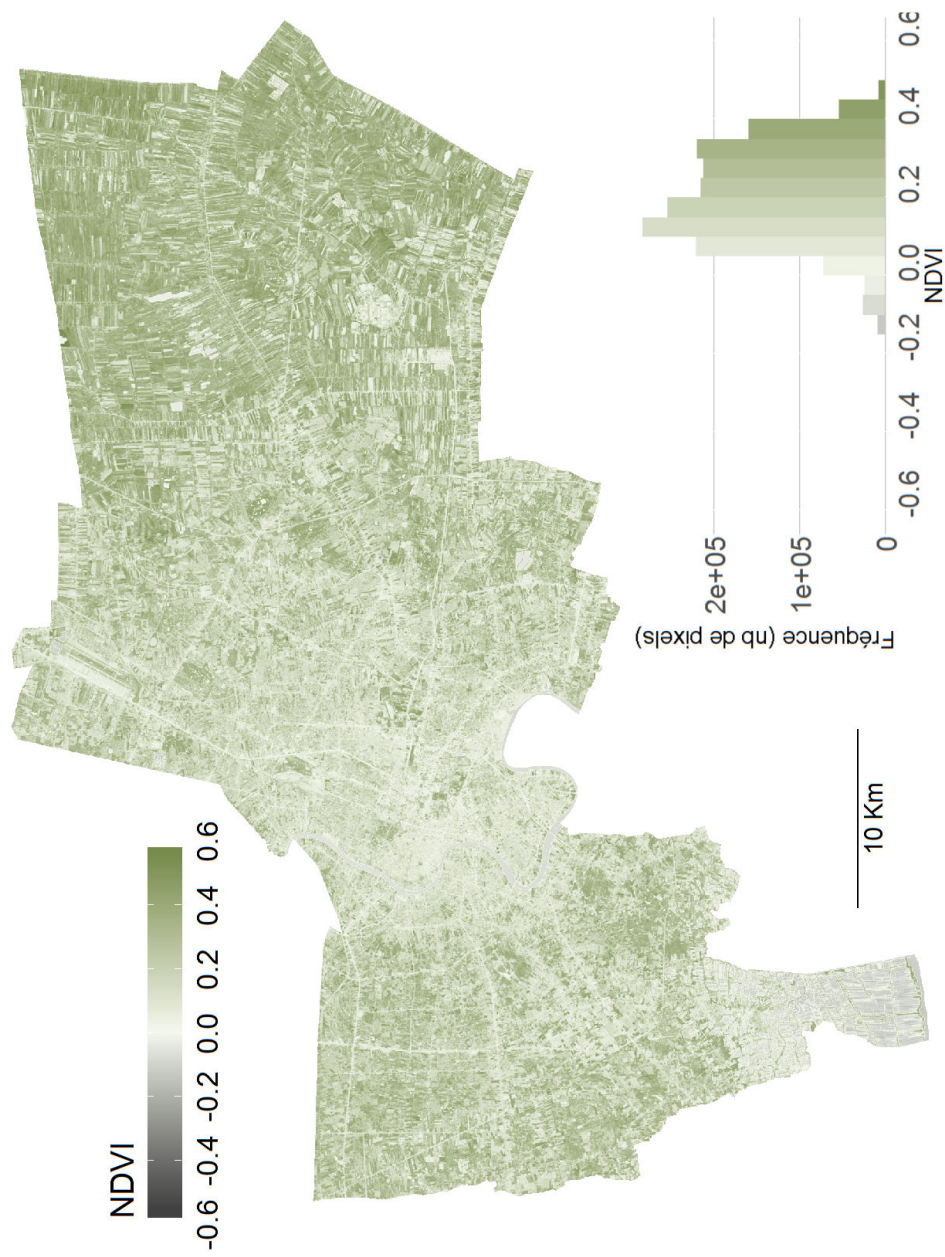
$$C_2 = 1,43877 \cdot 10^4 \mu\text{mK} \text{ (constante de radiation de Planck)}$$

Les températures de surface estimées par cette méthode étant en partie liées aux conditions météorologiques lors de la prise de vue, leur distribution ainsi que les écarts relatifs peuvent varier selon les clichés. Selon les conditions, l'effet thermique des aménagements et des activités humaines est susceptible d'être atténué par divers paramètres météorologiques (le vent ou les conditions optiques des jours précédents par exemple). De ce fait, plusieurs images thermales peuvent être testées. L'image présentant la corrélation globale la plus forte avec la distribution des populations est utilisée pour estimer la répartition de la population grâce à la cartographie dasymétrique.

Une fois les données d'occupation du sol et de température de surface préparées, celles-ci doivent être agrégées au niveau de la zone censitaire (Li et Weng 2010).

B LES CARTES DE MODE-MACRO EN GRAND FORMAT

B.1 Résultats de MODE-macro à Bangkok



Données : Landsat8 OLI (04-01-2015)

FIGURE 138 – NDVI à Bangkok (grand format)

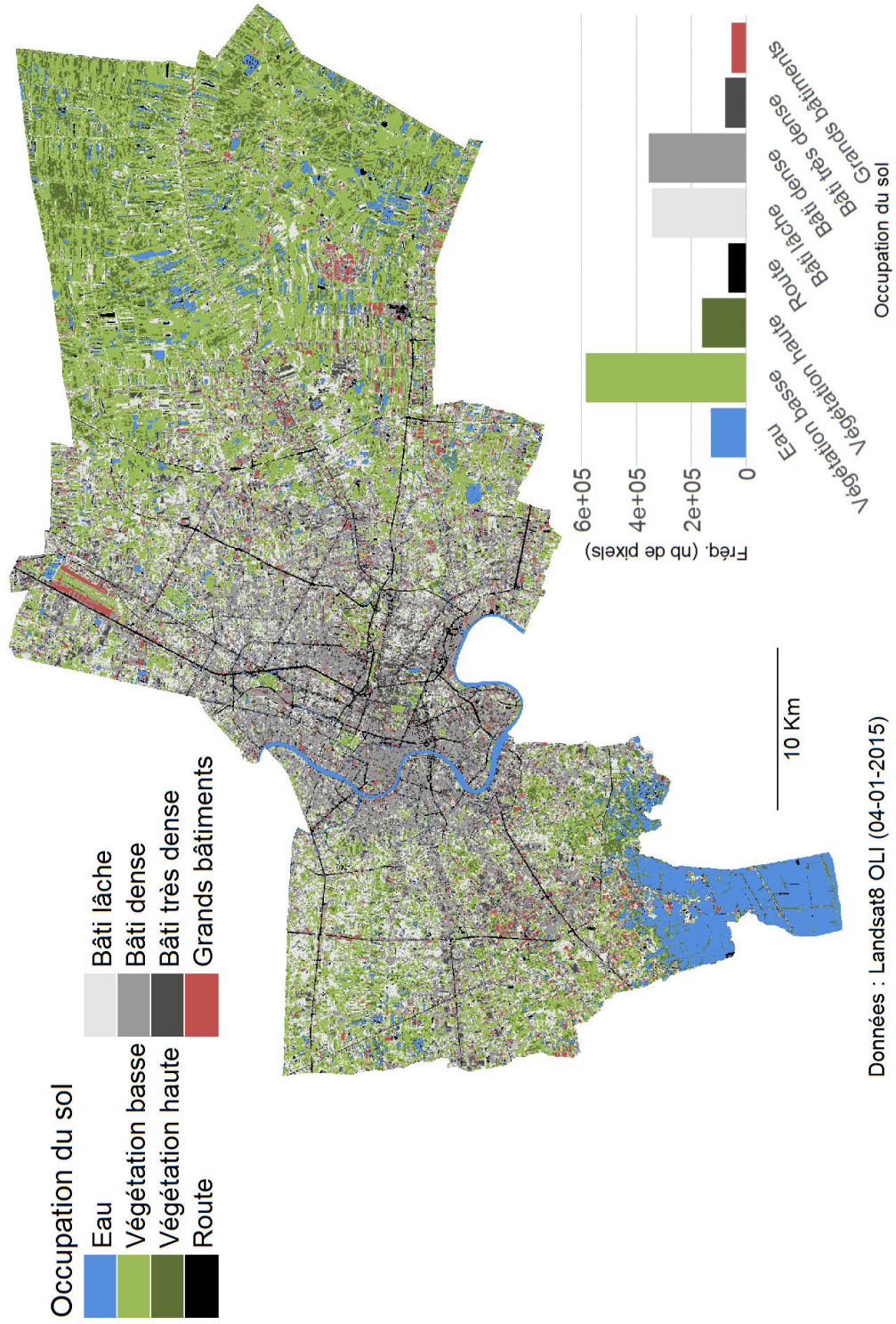
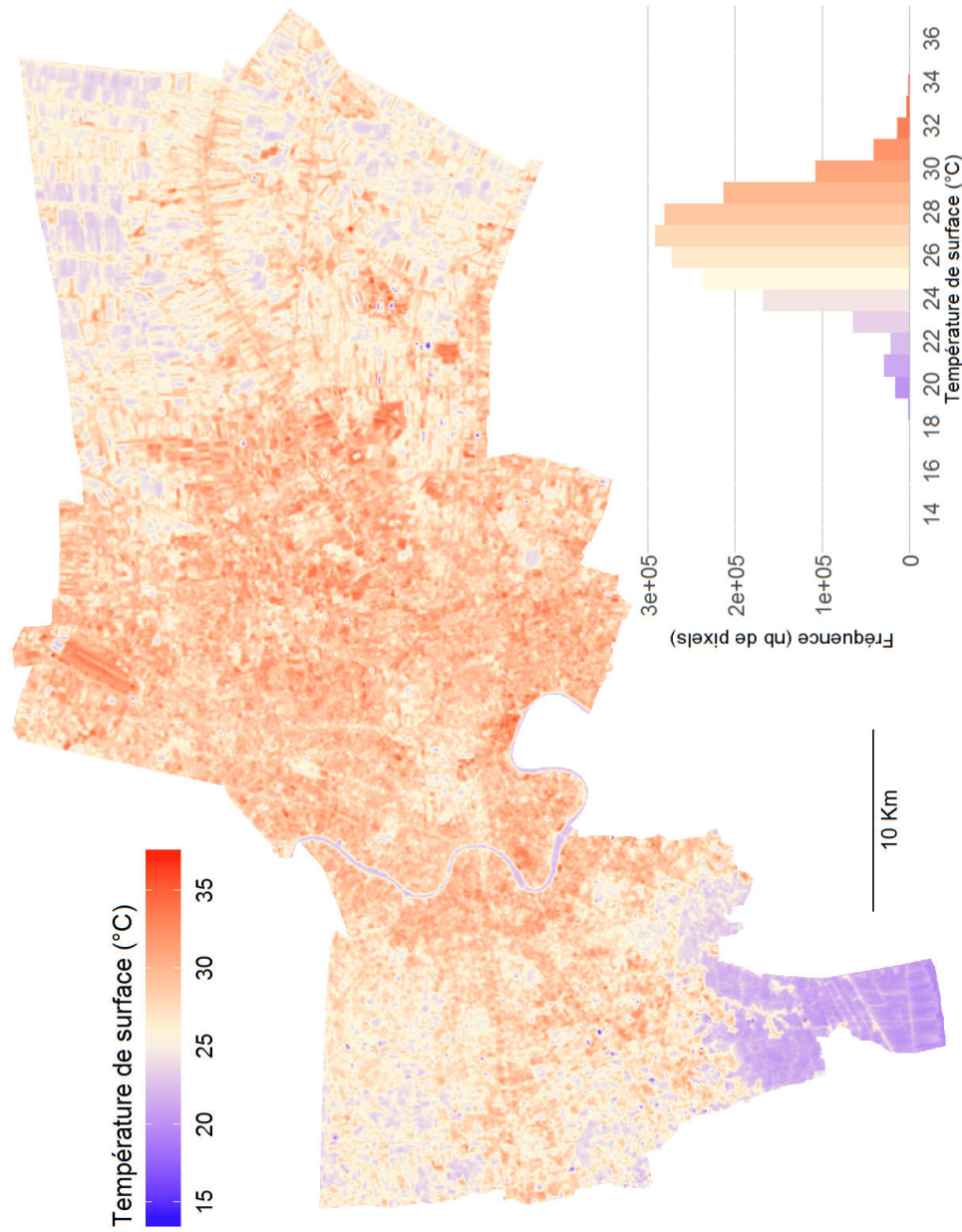


FIGURE 139 – Occupation du sol à Bangkok (grand format)



Données : Landsat8 TIRS (04-01-2015)

FIGURE 140 – Températures de surface estimées à Bangkok (grand format)

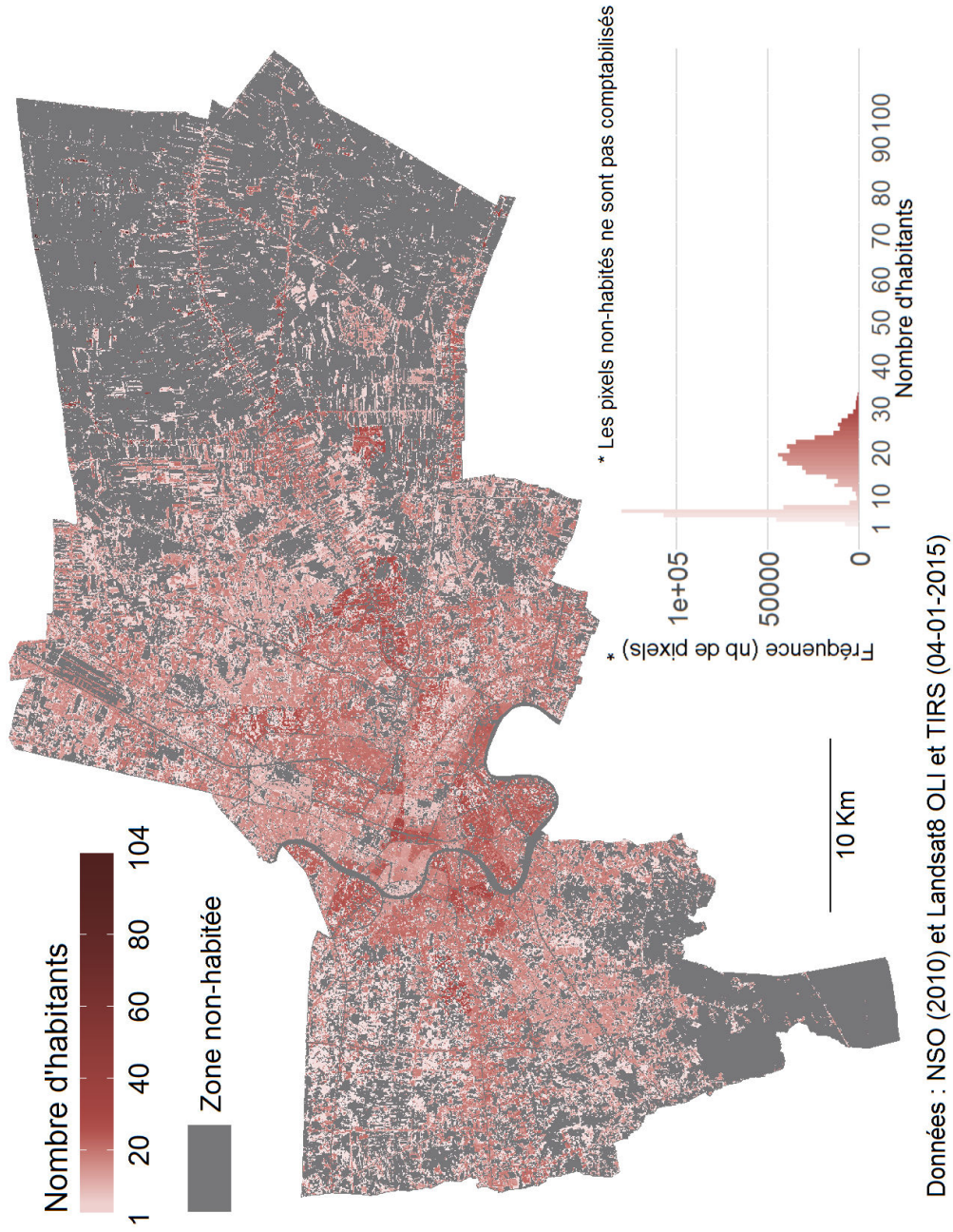
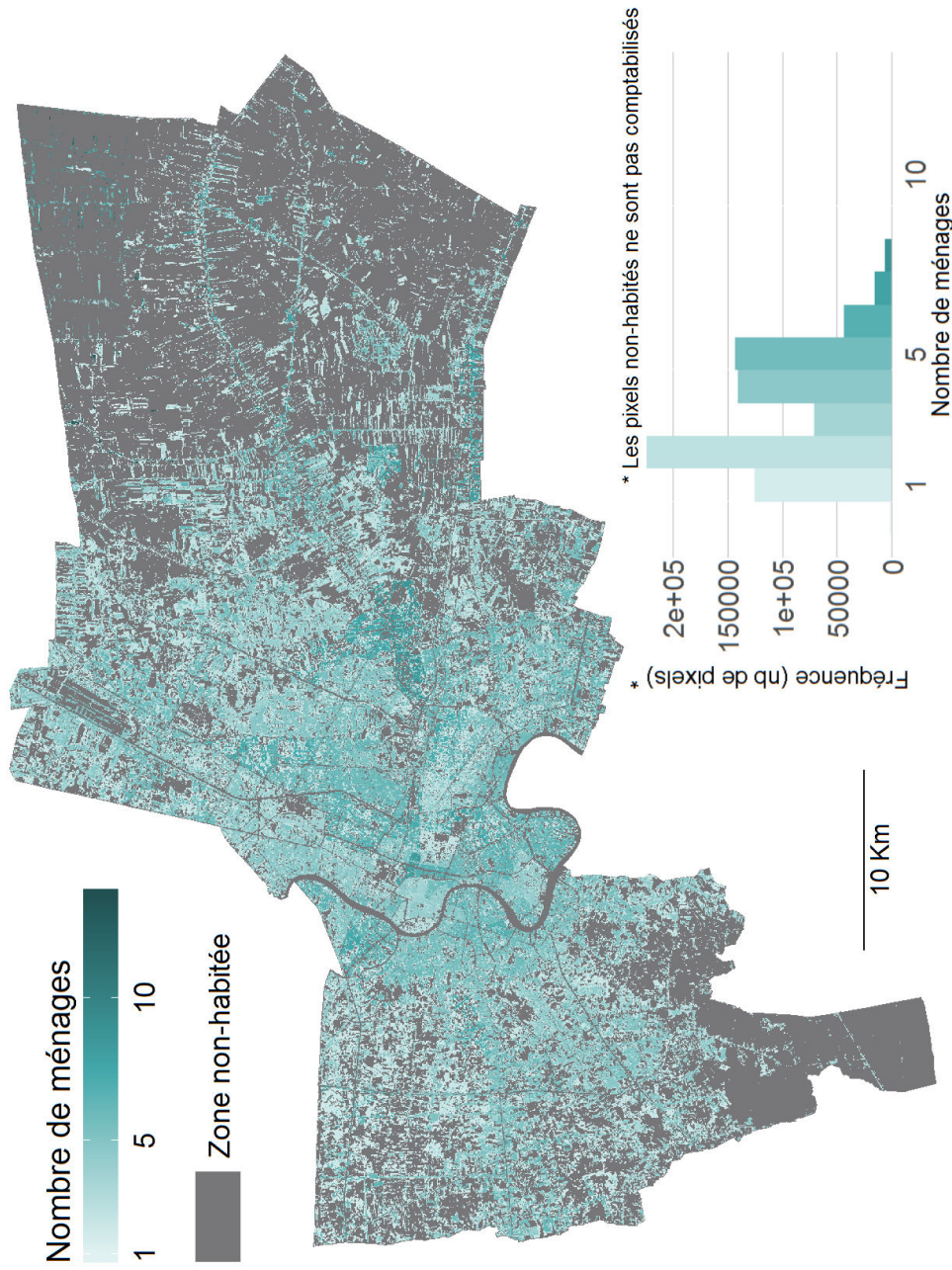
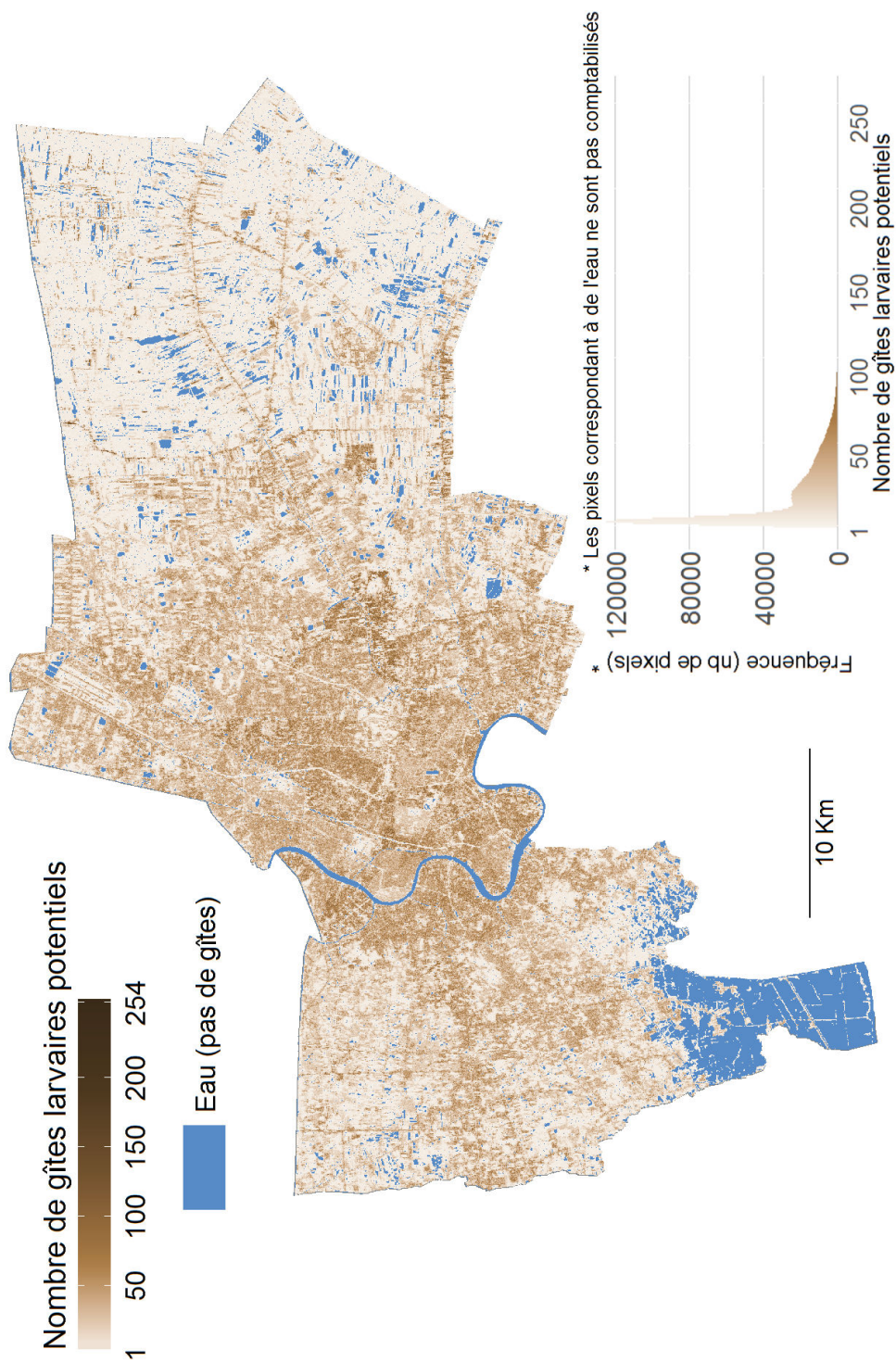


FIGURE 141 – Répartition estimée de la population à Bangkok (grand format)



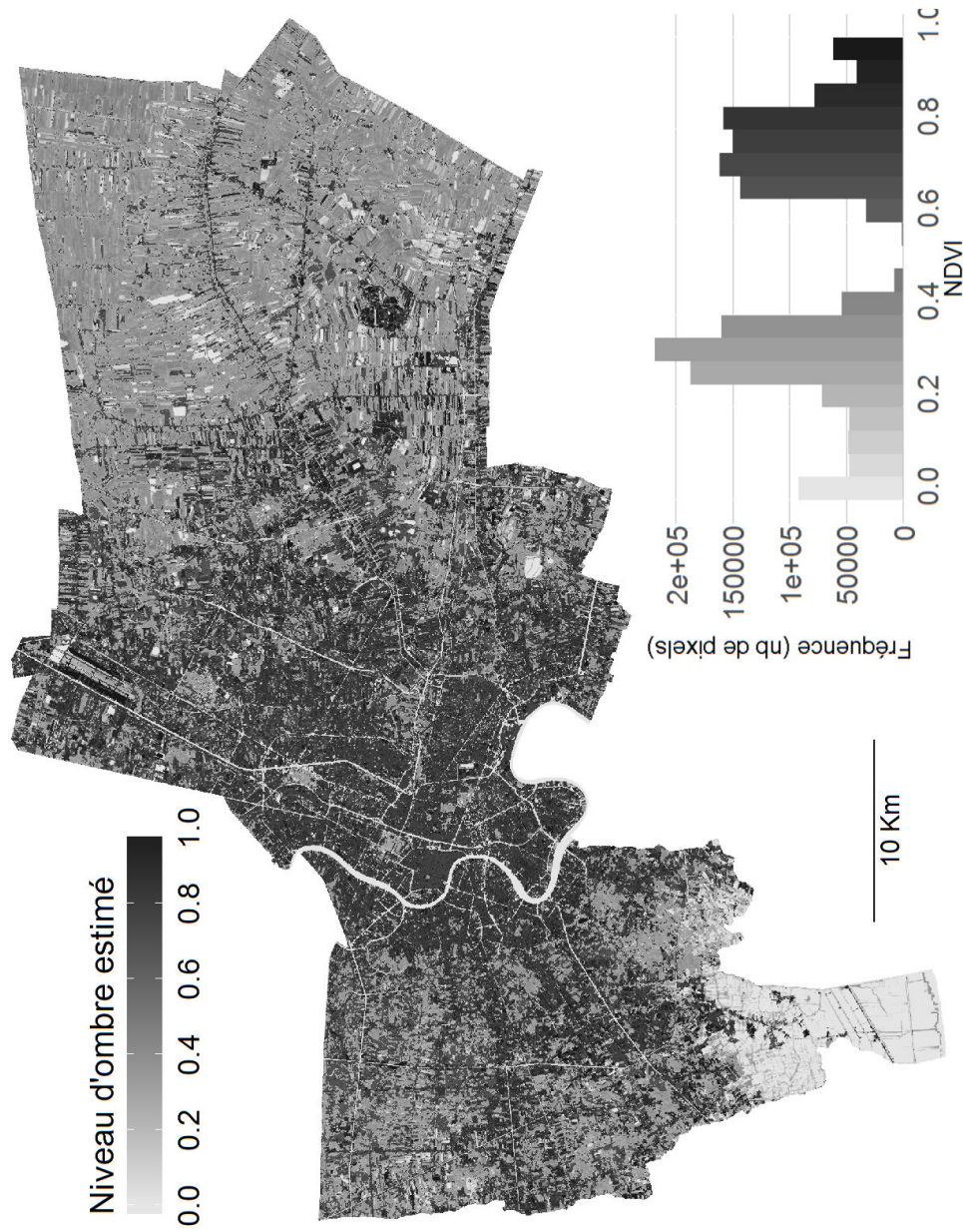
Données : NSO (2010) et Landsat8 OLI et TIRS (04-01-2015)

FIGURE 142 – Répartition estimée des ménages à Bangkok (grand format)



Données : NSO (2010) et Landsat8 OLI et TIRS (04-01-2015)

FIGURE 143 – Répartition estimée des GLP à Bangkok (grand format)



Données : Landsat8 OLI (04-01-2015)

FIGURE 144 – Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Bangkok (grand format)

b.2 Résultats de MODE-macro à Delhi

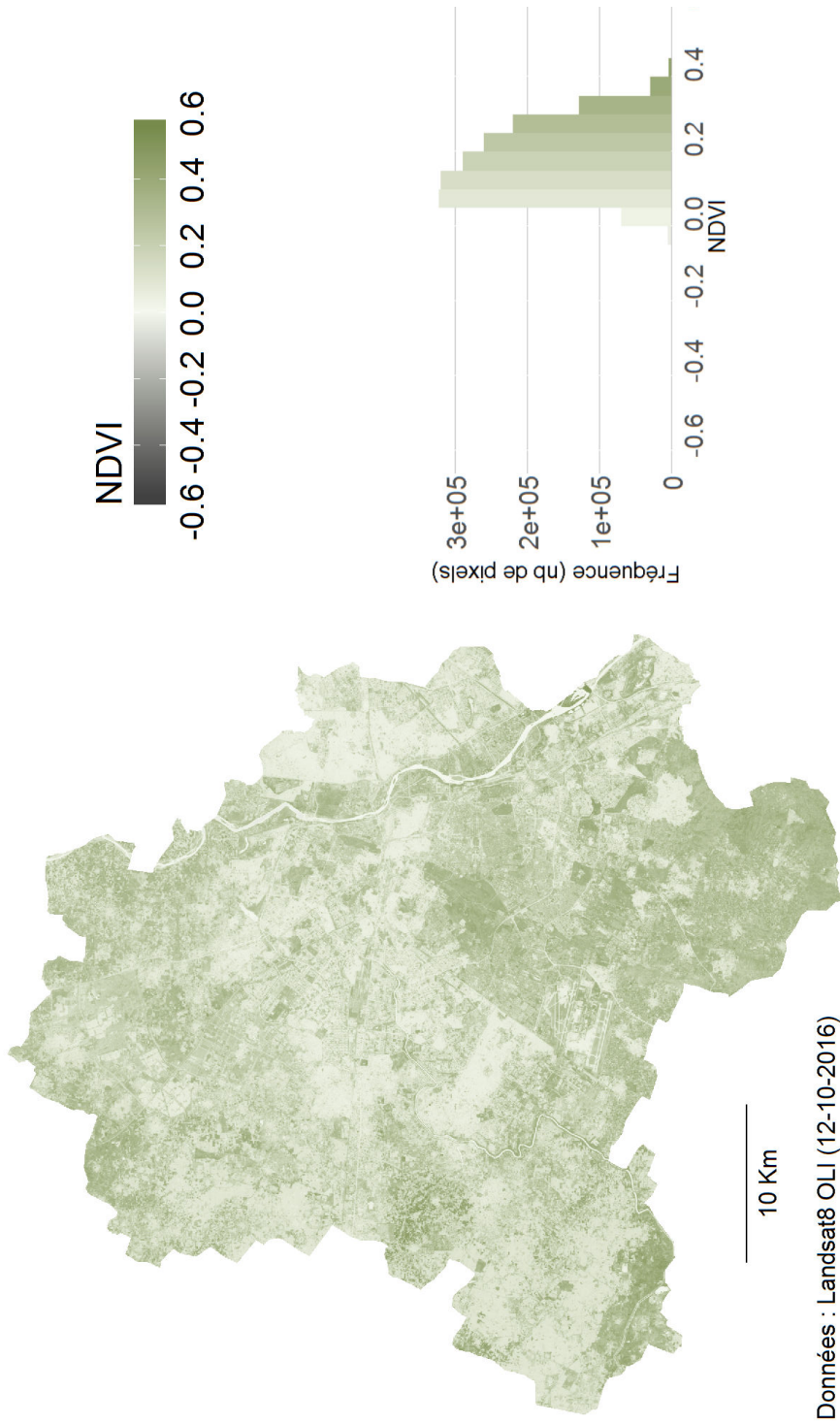


FIGURE 145 – NDVI à Delhi (grand format)

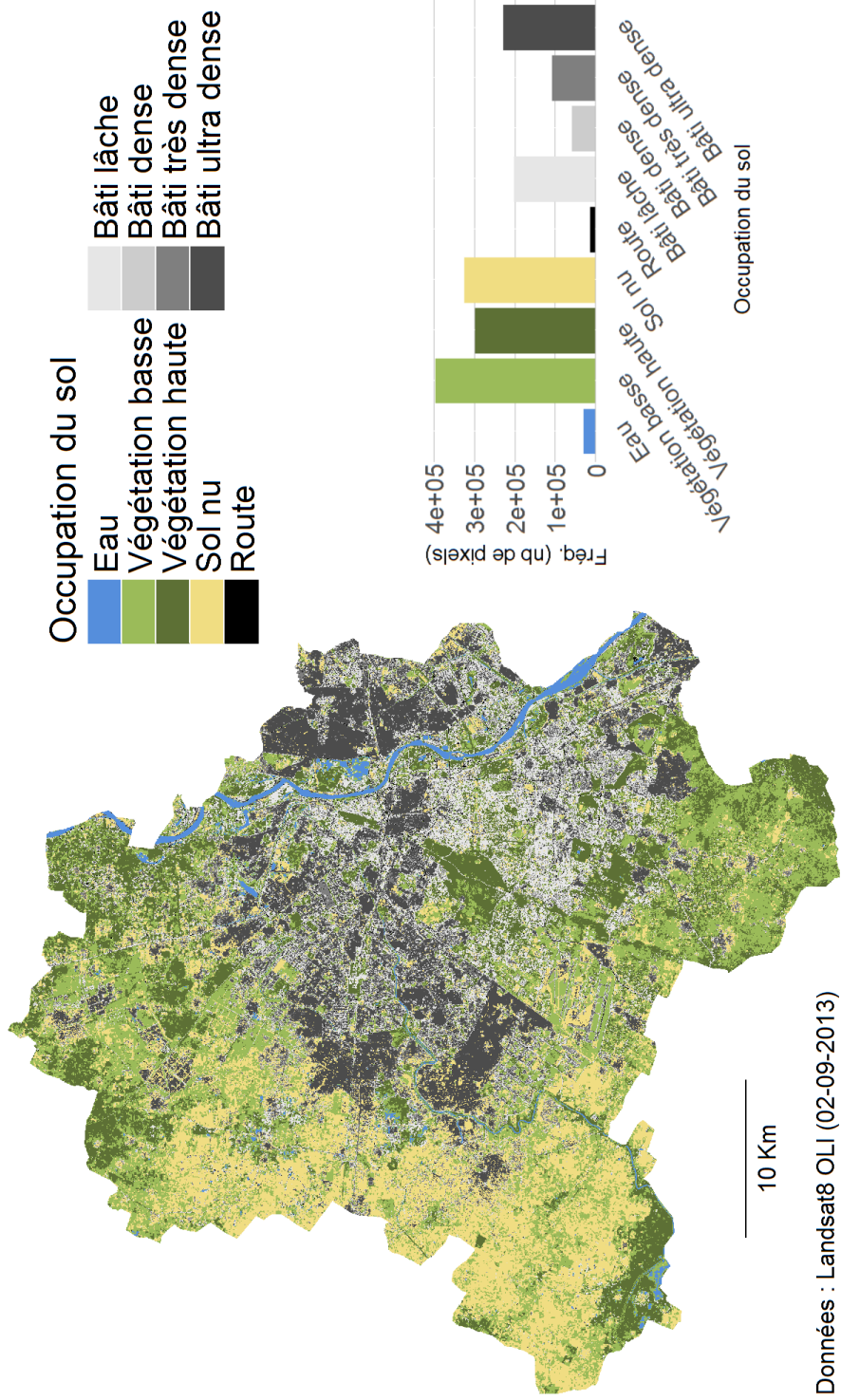


FIGURE 146 – Occupation du sol à Delhi (grand format)

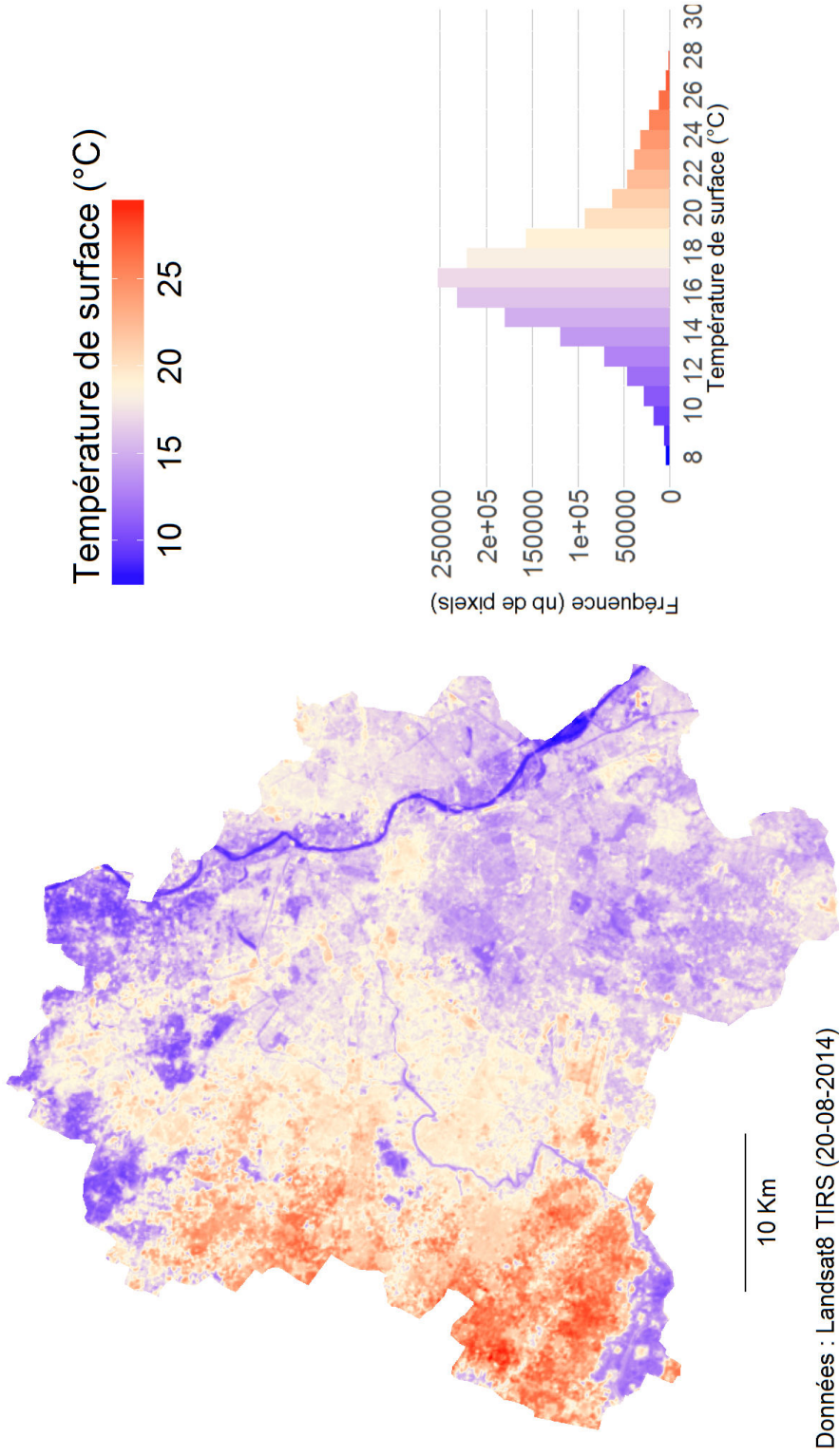


FIGURE 147 – Températures de surface estimées à Delhi (grand format)

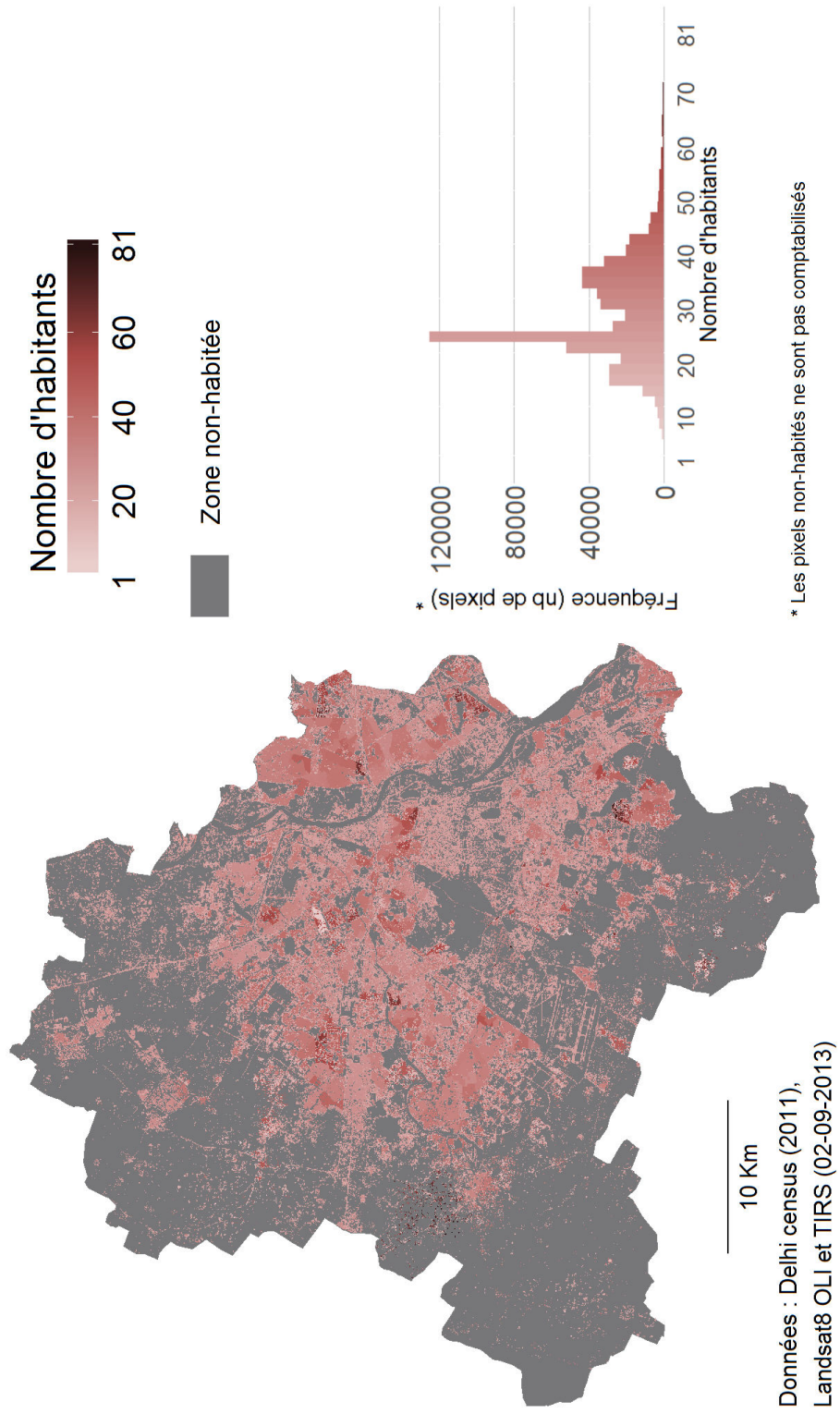


FIGURE 148 – Répartition estimée de la population à Delhi (grand format)

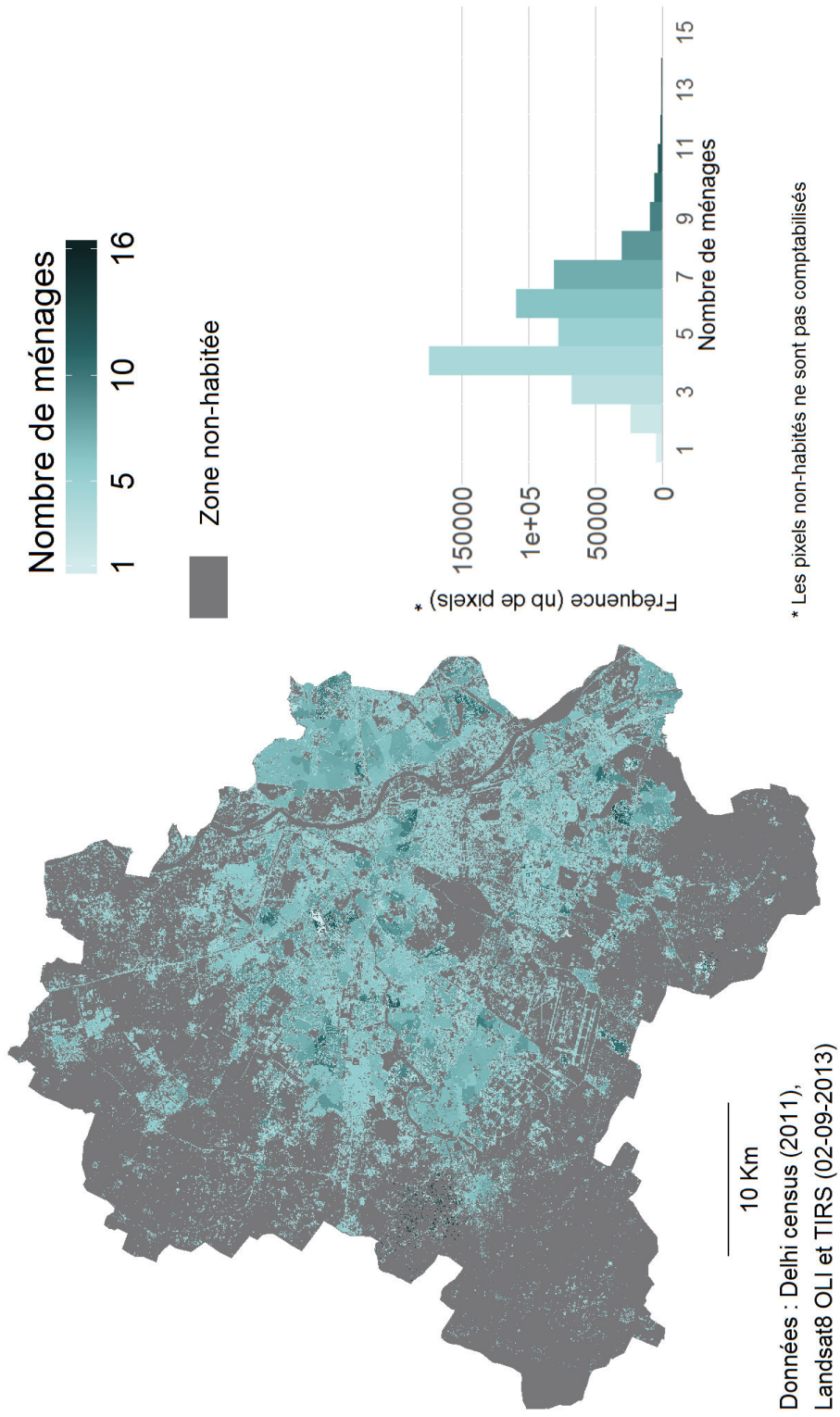


FIGURE 149 – Répartition estimée des ménages à Delhi (grand format)

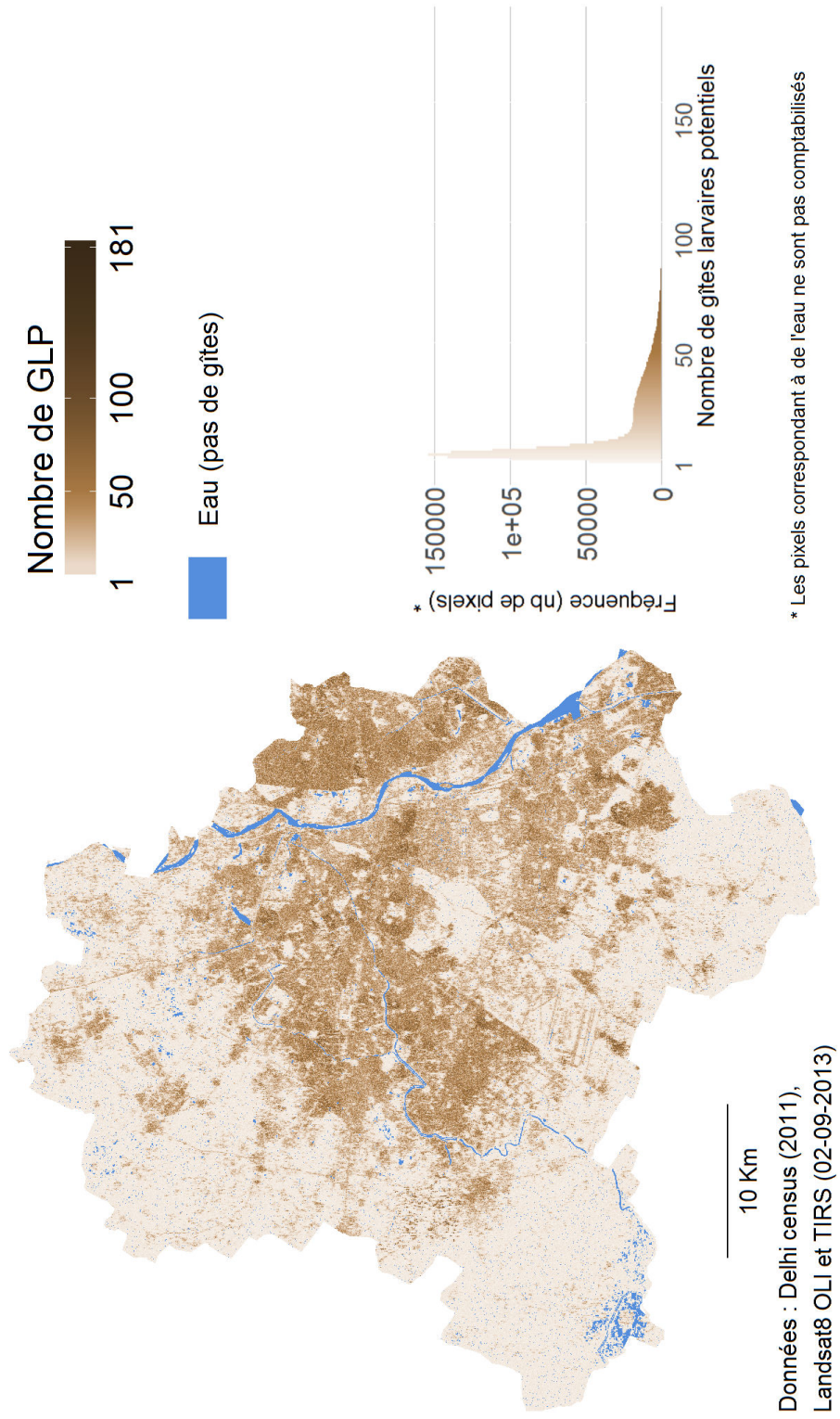


FIGURE 150 – Répartition estimée des GLP à Delhi (grand format)

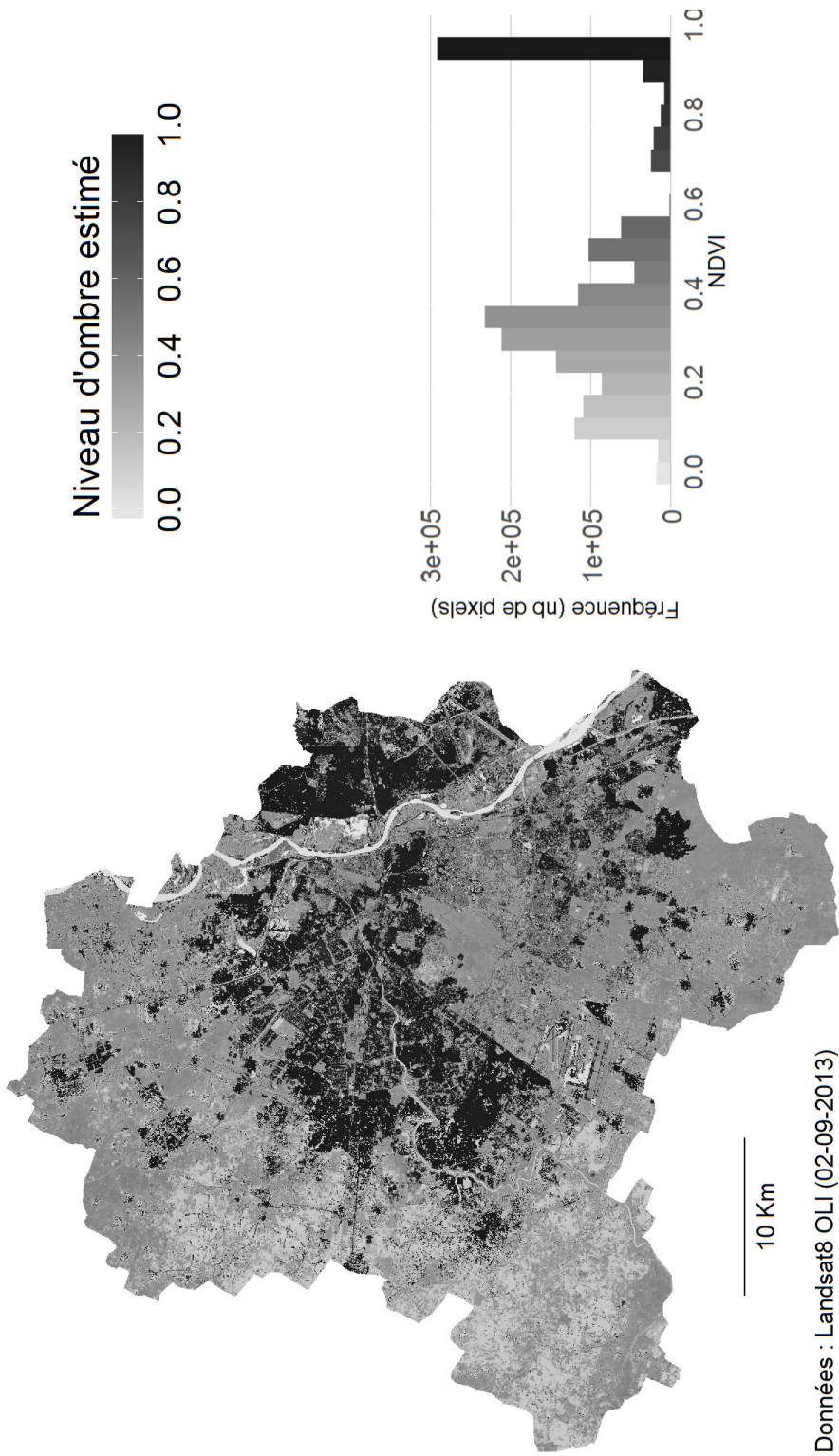


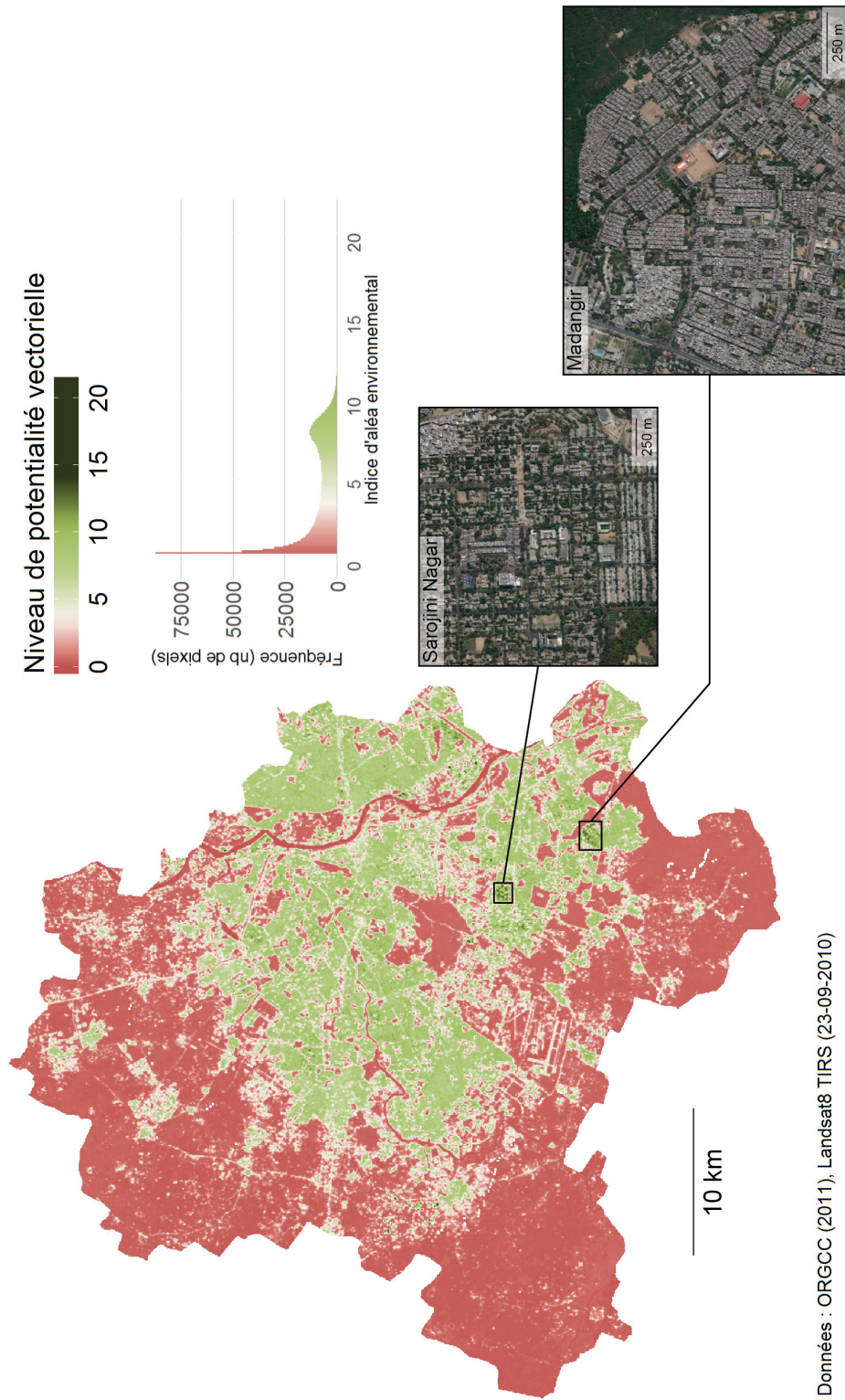
FIGURE 151 – Niveau d'ombre produite par le bâti et la végétation estimée à Delhi (grand format)

C IAE À BANGKOK : ZOOM SUR LE CENTRE-VILLE



FIGURE 152 – IAE à Bangkok : zoom sur le centre-ville (IAE calculé pour la nuit du 16-08-2009)

D APPLICATION DE L'IAE À DELHI



Données : ORGCC (2011), Landsat8 TIRS (23-09-2010)

FIGURE 153 – Application de l'IAE à Delhi

L'application de IAE à la ville de Delhi permet d'identifier les zones présentant un niveau d'aléa environnemental élevé. La carte de l'IAE présentée sur la figure 153 (p. 353) a été réalisée à partir des valeurs de sous-indices (cf. 6.1, p. 296) calculées pour le 23-09-2010. Cette date correspond à la fin de la période de mousson pour l'année 2010. Le niveau d'eau simulé dans les gîtes larvaires potentiels (GLP) situés à l'extérieur est donc maximal. La température de l'air, donnée pour l'ensemble de la ville, est optimale pour le développement des moustiques (min. = 23 °C, max. = 28 °C).

Les zones apparaissant en rouge sont quasiment inhabitées et, le plus souvent, cultivées. Les zones apparaissant en blanc ou en vert clair correspondent à des zones bâties et habitées. Plusieurs zones apparaissent en vert foncé : il s'agit, d'après l'IAE, des zones présentant les meilleures conditions environnementales pour le développement des populations d'*Aedes aegypti*. Deux exemples de zones présentant des valeurs d'IAE très élevées sont donnés dans la figure 153 (p. 353) : les quartiers de Sarojini Nagar et Madangir. Les images satellite (issues de Google Earth) permettent de constater que ces zones sont à la fois densément bâties et végétalisées. Cette combinaison d'éléments environnementaux favorables les rendent potentiellement attractives pour les moustiques.

Une perspective serait de réaliser une comparaison entre l'évolution spatio-temporelle de l'IAE et celle de la dengue, comme cela a été réalisé pour Bangkok (cf. chapitre 6). Cependant, l'îlot de chaleur urbain (ICU) de Delhi nous paraît essentiel à prendre en compte. La distribution spatio-temporelle de la température de l'air ne pourra être évaluée que si certaines stations météorologiques de la ville peuvent être localisées, ce qui n'est pas le cas à l'heure actuelle.

BIBLIOGRAPHIE

- AL THABIANY, A. *et al.* (2012). « Household survey of container-breeding mosquitoes and climatic factors influencing the prevalence of *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) in Makkah City, Saudi Arabia ». *Asian Pacific journal of tropical biomedicine* 2.11, p. 849–857 (cf. p. 46, 47, 50, 52).
- ALDSTADT, J. *et al.* (2011). « Ecological modeling of *Aedes aegypti* (L.) pupal production in rural Kamphaeng Phet, Thailand ». *PLoS Neglected Tropical Diseases* 5.1. Sous la dir. de R. J. KENT (cf. p. 29).
- ALMEIDA, S. J. d. *et al.* (2010). « Multi-agent modeling and simulation of an *Aedes aegypti* mosquito population ». *Environmental Modelling & Software* 25.12, p. 1490–1507 (cf. p. 73, 91–95, 97, 100, 109, 111, 197, 198, 201).
- ANYADIKE, R. N. (1987). « The Linacre evaporation formula tested and compared to others in various climates over West Africa ». *Agricultural and forest meteorology* 39.2-3, p. 111–119 (cf. p. 141, 171).
- ARAÚJO, R. V. *et al.* (2015). « São Paulo urban heat islands have a higher incidence of dengue than other urban areas ». *The Brazilian Journal of Infectious Diseases* 19.2, p. 146–155 (cf. p. 43, 58, 123).
- ARBOLEDA, S. *et al.* (2009). « Mapping environmental dimensions of dengue fever transmission risk in the Aburrá Valley, Colombia ». *International Journal of Environmental Research and Public Health* 6.12, p. 3040–3055 (cf. p. 43).
- ARIFIN, S. *et al.* (2013). « Integrating an agent-based model of malaria mosquitoes with a geographic information system ». Manchester, UK : Merkurjev (cf. p. 91).
- ARUNACHALAM, N. *et al.* (2010). « Eco-bio-social determinants of dengue vector breeding : a multicountry study in urban and periurban Asia ». *Bulletin of the World Health Organization* 88.3, p. 173–184 (cf. p. 9, 19–21, 24–26, 29, 30, 37, 40).
- ÅSTRÖM, C. *et al.* (2012). « Potential distribution of dengue fever under scenarios of climate change and economic development ». *Ecohealth* 9.4, p. 448–454 (cf. p. 55).
- BAILEY, W. G. *et al.* (1997). « Surface climates of Canada ». McGill-Queen's Press. Montréal, Canada. Chap. 13, p. 369 (cf. p. 268).
- BANERJEE, S. *et al.* (2013). « Household disposables as breeding habitats of dengue vectors : linking wastes and public health ». *Waste Management* 33.1, p. 233–239 (cf. p. 30).
- BARRERA, R. *et al.* (2006). « Ecological factors influencing *A. aegypti* (Diptera : Culicidae) productivity in artificial containers in Salinas, Puerto Rico ». *Journal of Medical Entomology* 43.3, p. 484–492 (cf. p. 9).
- BARRERA, R. *et al.* (2011). « Population dynamics of *Aedes aegypti* and dengue as influenced by weather and human behavior in San Juan, Puerto Rico ». *PLoS Neglected Tropical Diseases* 5.12. Sous la dir. de M. J. TURELL, e1378 (cf. p. 46, 47, 50, 52).
- BECK, L. R. *et al.* (1994). « Remote sensing as a landscape epidemiologic tool to identify villages at high risk for malaria transmission ». *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 51.3, p. 271–280 (cf. p. 58).

- BENALI, A. *et al.* (2012). « Estimating air surface temperature in Portugal using MODIS LST data ». *Remote Sensing of the Environment* 124, p. 108–121 (cf. p. 124, 125).
- BERQUE, A. (1992). « Espace, milieu, paysage, environnement ». *Encyclopédie de géographie*. Sous la dir. d'A. BAILLY *et al.* Economica. Paris, p. 1132 (cf. p. 62).
- (2009). « Les travaux et les jours. Histoire naturelle et histoire humaine ». *L'Espace géographique* 38.1, p. 73–82 (cf. p. 74).
- (2016a). « La relation perceptive en mésologie : du cercle fonctionnel d'Uexküll à la trajection paysagère ». *Revue du MAUSS* 47.1, p. 87 (cf. p. 68).
- (2016b). « Perception de l'espace, ou milieu perceptif ? » *Espace géographique* 45.2, p. 168 (cf. p. 69).
- BERTALANFFY, L. von (1968). « General system theory ». *New York* 41973.1968, p. 40 (cf. p. 4, 63).
- BHATT, S. *et al.* (2013). « The global distribution and burden of dengue ». *Nature* 496.7446, p. 504–507 (cf. p. 2–4).
- BHATTI, S. S. et N. K. TRIPATHI (2014). « Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery ». *GIScience & Remote Sensing* 51.4, p. 445–467 (cf. p. 130, 143, 169, 204).
- BIAN, L. (2003). « The representation of the environment in the context of individual-based modeling ». *Ecological Modelling* 159.2, p. 279–296 (cf. p. 80, 98–100).
- BINDHU, V. M. *et al.* (2013). « Development and verification of a non-linear disaggregation method (NL-DisTrad) to downscale MODIS land surface temperature to the spatial scale of Landsat thermal data to estimate evapotranspiration ». *Remote Sensing of Environment* 135, p. 118–129 (cf. p. 214).
- BISWAS, D. *et al.* (1993). « Observations on the breeding habitats of *Aedes aegypti* in Calcutta following an episode of dengue haemorrhagic fever ». *The Indian journal of medical research* 97, p. 44–46 (cf. p. 47, 50–52).
- BISWAS, D. *et al.* (2014). « A note on distribution of breeding sources of *Aedes aegypti* (Linnaeus) in the city of Kolkata, India, following an outbreak of dengue during 2012 ». *Current Urban Studies* 02.01, p. 57–61 (cf. p. 46).
- БОНВОТ, J. D. et R. J. PITTS (2015). « The narrowing olfactory landscape of insect odorant receptors ». *Frontiers in Ecology and Evolution* 3, p. 39 (cf. p. 77).
- БОНВОТ, J. D. *et al.* (2014). « The maxillary palp of *Aedes aegypti*, a model of multisensory integration ». *Insect Biochemistry and Molecular Biology* 48, p. 29–39 (cf. p. 76, 77).
- BOHRA, A. et H. ANDRIANASOLO (2001). « Application of GIS in modelling of dengue risk based on socio-cultural data : case of Jalor, Rajasthan, India ». *Singapour*, p. 6 (cf. p. 24, 28, 31, 33).
- BOMBLIES, A. *et al.* (2008). « Hydrology of malaria : model development and application to a Sahelian village ». *Water Resources Research* 44.12 (cf. p. 91).
- BORGES, F. *et al.* (2015). « An agent-based model for assessment of *Aedes aegypti* pupal productivity ». *Proceedings of the 2015 Winter Simulation Conference*. Huntington Beach : L. Yilmaz, W. K V. Chan, I. Moon, T. M. K. Roeder, C. Macal, et M. D. Rossetti (cf. p. 91, 93–95).
- BOUBIDI, S. C. *et al.* (2016). « Efficacy of ULV and thermal aerosols of deltamethrin for control of *Aedes albopictus* in Nice, France ». *Parasites & Vectors* 9.1, p. 597 (cf. p. 292).

- BRADY, O. J. *et al.* (2012). « Refining the global spatial limits of dengue virus transmission by evidence-based consensus ». *PLoS Neglected Tropical Diseases* 6.8, e1760 (cf. p. 2).
- BRADY, O. J. *et al.* (2013). « Modelling adult *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* survival at different temperatures in laboratory and field settings ». *Parasites & vectors* 6.1, p. 1 (cf. p. 18, 47, 311).
- BRADY, O. J. *et al.* (2014). « Global temperature constraints on *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus* persistence and competence for dengue virus transmission ». *Parasites & vectors* 7.1, p. 1 (cf. p. 15, 42).
- BRAGA, C. *et al.* (2010). « Seroprevalence and risk factors for dengue infection in socio-economically distinct areas of Recife, Brazil ». *Acta Tropica* 113.3, p. 234-240 (cf. p. 20, 31).
- BRAKS, M. A. *et al.* (2003). « Convergent habitat segregation of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* (Diptera : Culicidae) in Southeastern Brazil and Florida ». *Journal of Medical Entomology* 40.6, p. 785-794 (cf. p. 9, 31-35).
- BROWN, J. E. *et al.* (2014). « Human impacts have shaped historical and recent evolution in *Aedes aegypti*, the dengue and yellow fever mosquito ». *Evolution* 68.2, p. 514-525 (cf. p. 2).
- BUCZAK, A. L. *et al.* (2012). « A data-driven epidemiological prediction method for dengue outbreaks using local and remote sensing data ». *BMC Medical Informatics and Decision Making* 12.1, p. 124 (cf. p. 46, 59).
- BUTTERWORTH, M. K. *et al.* (2015). « Visualizations of mosquito risk : A political ecology approach to understanding the territorialization of hazard control ». *Landscape and Urban Planning* 142, p. 159-169 (cf. p. 8).
- CAMPBELL-LENDRUM, D. *et al.* (2015). « Climate change and vector-borne diseases : what are the implications for public health research and policy ? » *Phil. Trans. R. Soc. B* 370.1665, p. 20130552 (cf. p. 53).
- CAMPBELL, L. P. *et al.* (2015). « Climate change influences on global distributions of dengue and chikungunya virus vectors ». *Phil. Trans. R. Soc. B* 370.1665, p. 20140135 (cf. p. 53, 54).
- CANGUILHEM, G. (1992). *La connaissance de la vie*. Paris : Vrin (cf. p. 69, 70, 113).
- CAPINHA, C. *et al.* (2014). « Macroclimate determines the global range limit of *Aedes aegypti* ». *EcoHealth* 11.3, p. 420-428 (cf. p. 53).
- CÉBEILLAC, A. *et al.* (2017a). « Discontinuités spatiales, santé et mobilités. Analyse des POI Google et de Tweets pour caractériser les structures spatiales et les dynamiques d'attractivités de Bangkok (Thaïlande) ». *SAGéo, Rouen* (cf. p. 202).
- CÉBEILLAC, A. *et al.* (2017b). « 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"* (cf. p. 8, 17, 102, 214, 310, 315, 325).
- CHADEE, D. D. et R. MARTINEZ (2016). « *Aedes aegypti* (L.) in Latin American and Caribbean region : with growing evidence for vector adaptation to climate change? » *Acta tropica* 156, p. 137-143 (cf. p. 56).
- CHANG, A. Y. *et al.* (2009). « Combining Google Earth and GIS mapping technologies in a dengue surveillance system for developing countries ». *International Journal of Health Geographics* 8.1, p. 49 (cf. p. 58).

- CHEN, F. *et al.* (2015). « A statistical method based on remote sensing for the estimation of air temperature in China ». *International Journal of Climatology* 35.8, p. 2131–2143 (cf. p. 125).
- CHINNAKALI, P. *et al.* (2012). « High level of awareness but poor practices regarding dengue fever control : a cross-sectional study from North India ». *North American journal of medical sciences* 4.6, p. 278 (cf. p. 24).
- CHOISNEL, E. (1996). « Les échelles d'espace et de temps en climatologie ». *Rubrique : Climatologie* (cf. p. 266, 267).
- CHRISTOPHERS, S. R. (1960). « *Aedes aegypti* (L.) the yellow fever mosquito : its life history, bionomics and structure ». *Cambridge University Press* (cf. p. 18, 47, 311, 316).
- CISSÉ, A. *et al.* (2012). « Un modèle à base d'agents sur la transmission et la diffusion de la fièvre de la vallée du Rift à Barkédji (Ferlo, Sénégal). » *Stud. Inform. Univ.* 10.1, p. 77–97 (cf. p. 91).
- CLAVEL, J. *et al.* (2011). « Worldwide decline of specialist species : toward a global functional homogenization ? » *Frontiers in Ecology and the Environment* 9.4, p. 222–228 (cf. p. 1).
- CLINE, B. L. *et al.* (1970). « New eyes for epidemiologists : aerial photography and other remote sensing techniques ». *American Journal of Epidemiology* 92.2, p. 85–89 (cf. p. 58).
- COHEN, J. (1960). « A coefficient of agreement for nominal scales ». *Educational and psychological measurement* 20.1, p. 37–46 (cf. p. 221, 331).
- COLOMBERT, M. (2008). « Contribution à l'analyse de la prise en compte du climat urbain dans les différents moyens d'intervention sur la ville ». Thèse de doct. Université Paris-Est (cf. p. 269).
- CORDEIRO, R. *et al.* (2011). « Spatial distribution of the risk of dengue fever in southeast Brazil, 2006–2007 ». *BMC Public Health* 11.1, p. 355 (cf. p. 29, 31).
- COSTERO, A. *et al.* (1999). « Survival of starved *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) in Puerto Rico and Thailand ». *Journal of medical entomology* 36.3, p. 272–276 (cf. p. 316).
- COUCLELIS, H. (1992). « People manipulate objects (but cultivate fields) : beyond the raster-vector debate in GIS ». *Theories and methods of spatio-temporal reasoning in geographic space*. Springer, p. 65–77 (cf. p. 90).
- CROMWELL, E. A. *et al.* (2017). « The relationship between entomological indicators of *Aedes aegypti* abundance and dengue virus infection ». *PLOS Neglected Tropical Diseases* 11.3, e0005429 (cf. p. 8, 323).
- CUMMINS, B. *et al.* (2012). « A spatial model of mosquito host-seeking behavior ». *PLoS Computational Biology* 8.5. Sous la dir. de M. PASCUAL, e1002500 (cf. p. 75).
- DARDEL, E. (1952). *L'homme et la terre*. Paris : Colin (cf. p. 68).
- DAUDÉ, É. (2002). « Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural ». Thèse de doct. Avignon, France : Université d'Avignon et des pays du Vaucluse (cf. p. 86).
- (2005). « Systèmes multi-agents pour la simulation en géographie : vers une Géographie Artificielle ». *Modélisation en Géographie : déterminismes et complexités* chap. 13, p. 353–380 (cf. p. 80).
- (2006). « Du complexe à la complexité : Le retour de l'individu dans les modèles géographiques ». *Géopoint*. Avignon, France (cf. p. 86).

- (2017). « Les systèmes pathogènes complexes. Modélisation et simulation ». *Revue Francophone sur la Santé et les Territoires* 540.7634, p. 2–6 (cf. p. 8).
- DAUDÉ, É. et A. VAGUET (2015). « Surveillance, contrôle et épidémies de dengue en Inde : Qui a échoué ? » *L'Espace Politique. Revue en ligne de géographie politique et de géopolitique* 26 (cf. p. 191, 325, 326).
- DAUDÉ, É. et al. (2015). « La dengue, maladie complexe ». *Natures Sciences Sociétés* 23.4, p. 331–342 (cf. p. 5–9, 17, 19, 75, 81, 323–325).
- DAUDÉ, É. et al. (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 (cf. p. 22, 24).
- DE GARIN, A. et al. (2000). « Atmospheric control of *Aedes aegypti* populations in Buenos Aires (Argentina) and its variability ». *International Journal of Biometeorology* 44.3, p. 148–156 (cf. p. 81).
- DENG, C. et al. (2008). « Agent-based modeling to simulate the dengue spread ». Sous la dir. de X. LI et al., 71431O (cf. p. 81, 91, 93–95, 197).
- DENNIS, R. L. et al. (2003). « Towards a functional resource-based concept for habitat : a butterfly biology viewpoint ». *Oikos*, p. 417–426 (cf. p. 67, 70, 113, 323).
- DHAR-CHOWDHURY, P. et al. (2016). « Socioeconomic and ecological factors influencing *Aedes aegypti* prevalence, abundance, and distribution in Dhaka, Bangladesh ». *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 94.6, p. 1223–1233 (cf. p. 22–24, 26, 29, 30).
- DI GREGORIO, A. (2005). *Land cover classification system : classification concepts and user manual*. 8. Food & Agriculture Org. (cf. p. 31).
- DOULOS, L. et al. (2004). « Passive cooling of outdoor urban spaces. The role of materials ». *Solar energy* 77.2, p. 231–249 (cf. p. 269).
- DOUSSET, B. (1989). « Avhrr-derived cloudiness and surface temperature patterns over the Los Angeles area and their relationships to land use ». *Proceedings of IGARSS-91*. T. 4 (cf. p. 150).
- DUFOURD, C. et Y. DUMONT (2013). « Impact of environmental factors on mosquito dispersal in the prospect of sterile insect technique control ». *Computers & Mathematics with Applications* 66.9, p. 1695–1715 (cf. p. 81, 82).
- DUNCOMBE, J. et al. (2013). « Spatiotemporal patterns of *Aedes aegypti* populations in Cairns, Australia : assessing drivers of dengue transmission ». *Tropical Medicine & International Health* 18.7, p. 839–849 (cf. p. 46, 47, 50–52).
- DURAND, D. (1979). *La systémique*. Paris : Presses universitaires de France (cf. p. 63, 65).
- EIRAS, A. E. et al. (2014). « Development of the gravid *Aedes* trap for the capture of adult female container-exploiting mosquitoes (Diptera : Culicidae) ». *Journal of medical entomology* 51.1, p. 200–209 (cf. p. 274).
- EISENBERG, J. N. et al. (2007). « Environmental determinants of infectious disease : a framework for tracking causal links and guiding public health research ». *Environmental Health Perspectives*, p. 1216–1223 (cf. p. 19).
- EMAMIFAR, S. et al. (2013). « Daily mean air temperature estimation from MODIS land surface temperature products based on M5 model tree ». *International Journal of Climatology* 33.15, p. 3174–3181 (cf. p. 125).
- ERICKSON, R. A. et al. (2010). « A dengue model with a dynamic *Aedes albopictus* vector population ». *Ecological Modelling* 221.24, p. 2899–2908 (cf. p. 81).

- ESPINOSA, M. O. *et al.* (2016). « Spatial pattern evolution of *Aedes aegypti* breeding sites in an Argentinean city without a dengue vector control programme ». *Geospatial Health* 11.3 (cf. p. 9, 28, 32–34, 332).
- ESTALLO, E. L. *et al.* (2008). « Models for predicting *Aedes aegypti* larval indices based on satellite images and climatic variables ». *Journal of the American Mosquito Control Association* 24.3, p. 368–376 (cf. p. 42).
- ESTALLO, E. L. *et al.* (2015). « Weather Variability Associated with *Aedes (Stegomyia) aegypti* (Dengue Vector) Oviposition Dynamics in Northwestern Argentina ». *PloS one* 10.5. Sous la dir. de N. T. PAPADOPOULOS, e0127820 (cf. p. 46, 47).
- ESTALLO, E. L. *et al.* (2013). « Spatial patterns of high *Aedes aegypti* oviposition activity in Northwestern Argentina ». *PloS one* 8.1. Sous la dir. d’A. M. NOOR, e54167 (cf. p. 32).
- ETHERINGTON, T. R. *et al.* (2015). « NLMpy : a python software package for the creation of neutral landscape models within a general numerical framework ». *Methods in Ecology and Evolution* 6.2. Sous la dir. de T. POISOT, p. 164–168 (cf. p. 97, 98, 320).
- EVANS, T. P. O. et S. R. BISHOP (2014). « A spatial model with pulsed releases to compare strategies for the sterile insect technique applied to the mosquito *Aedes aegypti* ». *Mathematical Biosciences* 254, p. 6–27 (cf. p. 73, 81).
- FAGHERAZZI-PAGEL, H. (2012). *Maladies émergentes et réémergentes chez l’homme-dossier de synthèse* (cf. p. 1).
- FAUCI, A. S. et D. M. MORENS (2016). « Zika virus in the Americas– Yet another arbovirus threat ». *New England Journal of Medicine* 374.7, p. 601–604 (cf. p. 2).
- FERBER, J. (1995). *Les systèmes multi-agent : vers une intelligence collective*. Inter-Editions (cf. p. 85, 86).
- FERREIRA, C. P. *et al.* (2006). « Controlling dispersal dynamics of *Aedes aegypti* ». *Mathematical Population Studies* 13.4, p. 215–236 (cf. p. 8, 15, 51, 85).
- FOISSARD, X. *et al.* (2013). « Analyse et spatialisation de l’îlot de chaleur urbain dans l’agglomération rennaise ». *Actes du 26e colloque de l’AIC, Cotonou, Bénin*, p. 242–247 (cf. p. 267).
- FONTENILLE, D. *et al.* (2013). « La lutte antivectorielle en France ». IRD Orstom. Chap. De l’évaluation des risques vectoriels à l’évaluation du risque épidémique, p. 163–180 (cf. p. 55, 295, 327).
- FRÉMONT, A. (1976). *La région, espace vécu*. Paris : Presses universitaires de France (cf. p. 68, 72).
- FRÉOUR, T. *et al.* (2016). « Sexual transmission of Zika virus in an entirely asymptomatic couple returning from a Zika epidemic area, France, April 2016 ». *Eurosurveillance* 21.23 (cf. p. 15).
- FULLER, D. O. *et al.* (2010). « Dengue vector (*Aedes aegypti*) larval habitats in an urban environment of Costa Rica analysed with ASTER and QuickBird imagery ». *International Journal of Remote Sensing* 31.1, p. 3–11 (cf. p. 59).
- FULLER, R. A. et K. J. GASTON (2009). « The scaling of green space coverage in European cities ». *Biology Letters* 5.3, p. 352–355 (cf. p. 152).
- GANDOLFO, G. (2008). « Le concept de milieu dans les sciences du vivant ». *Noesis* 14, p. 237–247 (cf. p. 62, 71).

- GARCÍA-REJÓN, J. E. *et al.* (2011). « Productive container types for *Aedes aegypti* immatures in Mérida, México ». *Journal of Medical Entomology* 48.3, p. 644–650 (cf. p. 29, 30).
- GARGIULO, F. *et al.* (2010). « An iterative approach for generating statistically realistic populations of households ». *PloS one* 5.1, e8828 (cf. p. 240).
- GARSKE, T. *et al.* (2013). « Yellow fever burden estimation : Summary ». *Manuscript in preparation, summary of methods/findings* (cf. p. 2).
- GATHERER, D. et A. KOHL (2016). « Zika virus : a previously slow pandemic spreads rapidly through the Americas ». *Journal of General Virology* 97.2, p. 269–273 (cf. p. 1).
- GATRELL, A. C. (2005). « Complexity theory and geographies of health : a critical assessment ». *Social Science & Medicine* 60.12, p. 2661–2671 (cf. p. 6).
- GAUTRET, P. et F. SIMON (2016). « Dengue, chikungunya and Zika and mass gatherings : What happened in Brazil, 2014 ». *Travel medicine and infectious disease* 14.1, p. 7–8 (cf. p. 6).
- GILL, S. *et al.* (2007). « Adapting cities for climate change : the role of the green infrastructure ». *Built Environment* 33.1, p. 115–133 (cf. p. 152).
- GIMONNEAU, G. *et al.* (2014). « Larval competition between *An. coluzzii* and *An. gambiae* in insectary and semi-field conditions in Burkina Faso ». *Acta tropica* 130, p. 155–161 (cf. p. 272).
- GOETZ, B. (2007). « L'araignée, le lézard et la tique : Deleuze et Heidegger lecteurs de Uexküll ». *Le Portique. Revue de philosophie et de sciences humaines* 20 (cf. p. 69, 72).
- GOODCHILD, M. F. et S. GOPAL (1989). *The accuracy of spatial databases*. CRC Press (cf. p. 99).
- GOUVÊA JR., M. M. (2017). « Time-spatial model on the dynamics of the proliferation of *Aedes aegypti* ». *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* 44, p. 130–143 (cf. p. 85).
- GRUNNILL, M. et M. BOOTS (2016). « How important is vertical transmission of dengue viruses by mosquitoes (Diptera : Culicidae)? » *Journal of medical entomology* 53.1, p. 1–19 (cf. p. 4).
- GU, W. et R. J. NOVAK (2009). « Agent-based modelling of mosquito foraging behaviour for malaria control ». *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene* 103.11, p. 1105–1112 (cf. p. 91).
- GUBLER, D. J. (1998). « Dengue and dengue hemorrhagic fever ». *Clinical Microbiology Reviews* 11.3, p. 480–496 (cf. p. 2).
- (2002). « Epidemic dengue/dengue hemorrhagic fever as a public health, social and economic problem in the 21st century ». *Trends in Microbiology* 10.2, p. 100–103 (cf. p. 1, 2, 8, 15).
- (2011). « Dengue, urbanization and globalization : The unholy trinity of the 21st century ». *Tropical Medicine and Health* 39.4, S3–S11 (cf. p. 55).
- GUBLER, D. J. et G. G. CLARK (1995). « Dengue/dengue hemorrhagic fever : the emergence of a global health problem ». *Emerging Infectious Diseases* 1.2, p. 55 (cf. p. 3).
- GUNARATNE, C. *et al.* (2016). « Evaluation of Zika vector control strategies using agent-based modeling ». *arXiv preprint arXiv :1604.06121* (cf. p. 91–95, 98, 100, 197).

- HAGENLOCHER, M. *et al.* (2014). « Implications of spatial scales and reporting units for the spatial modelling of vulnerability to vector-borne diseases ». *GI_Forum 2014 proceedings*, p. 197–206 (cf. p. 72).
- HANDSCHUMACHER, P. *et al.* (2002). « De l'écologie des maladies à la mise en évidence d'indicateurs de risque sanitaire. Pour une géographie appliquée à la santé publique en Afrique subsaharienne ». *Historiens et Géographes* 379, p. 297–304 (cf. p. 65, 72, 73, 325).
- HAPUARACHCHI, H. C. *et al.* (2016). « Epidemic resurgence of dengue fever in Singapore in 2013-2014 : A virological and entomological perspective ». *BMC Infectious Diseases* 16.1, p. 300 (cf. p. 7).
- HARTEMINK, N. *et al.* (2014). « Towards a resource-based habitat approach for spatial modelling of vector-borne disease risks : Resource-based habitats for vector-borne diseases ». *Biological Reviews* (cf. p. 9, 67, 80, 113, 119, 295, 323).
- HAYDEN, M. H. *et al.* (2010). « Microclimate and human factors in the divergent ecology of *Aedes aegypti* along the Arizona, U.S./Sonora, MX border ». *EcoHealth* 7.1, p. 64–77 (cf. p. 28, 35–38, 44–46, 266).
- HEMME, R. R. *et al.* (2009). « Environmental conditions in water storage drums and influences on *Aedes aegypti* in Trinidad, West Indies ». *Acta tropica* 112.1, p. 59–66 (cf. p. 19, 40, 41, 121, 198, 279, 280).
- HEPPENSTALL, A. J. *et al.*, éd. (2012). *Agent-based models of geographical systems*. Dordrecht : Springer Netherlands (cf. p. 80).
- HO, H. C. *et al.* (2014). « Mapping maximum urban air temperature on hot summer days ». *Remote Sensing of the Environment* 154, p. 38–45 (cf. p. 124, 125, 152, 155).
- HONÓRIO, N. A. *et al.* (2003). « Dispersal of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* (Diptera : Culicidae) in an urban endemic dengue area in the State of Rio de Janeiro, Brazil ». *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz* 98.2, p. 191–198 (cf. p. 41, 292).
- HONÓRIO, N. A. *et al.* (2009). « Temporal distribution of *Aedes aegypti* in different districts of Rio de Janeiro, Brazil, measured by two types of traps ». *Journal of Medical Entomology* 46.5, p. 1001–1014 (cf. p. 43–45, 51, 266).
- HOSSEN, P. E. *et al.* (2016). « A cellular automata modeling for visualizing and predicting spreading patterns of dengue fever ». *Telecommunication Computing Electronics and Control* 14.1, p. 228 (cf. p. 81).
- HUBBART, J. *et al.* (2005). « Evaluation of a low-cost temperature measurement system for environmental applications ». *Hydrological Processes* 19.7, p. 1517–1523 (cf. p. 272).
- HUTCHINSON, G. (1957). *Concluding remarks – Cold spring harbor symposia on quantitative biology* (cf. p. 67).
- IBARRA, A. M. S. *et al.* (2013). « Dengue vector dynamics (*Aedes aegypti*) influenced by climate and social factors in Ecuador : Implications for targeted control ». *PloS one* 8.11. Sous la dir. de C. N. MORES (cf. p. 19–26, 29, 36, 46, 47, 50–52).
- ISIDORO, C. *et al.* (2009). « Agent-based model of *aedes aegypti* population dynamics ». *Portuguese Conference on Artificial Intelligence*. Springer, p. 53–64 (cf. p. 91–95).
- JACINTHO, L. F. *et al.* (2010). « An agent-based model for the spread of the Dengue fever : a swarm platform simulation approach ». *Proceedings of the*

- 2010 *Spring Simulation Multiconference*. Society for Computer Simulation International, p. 2 (cf. p. 91, 93–95).
- JANSEN, C. C. et N. W. BEEBE (2010). « The dengue vector *Aedes aegypti* : what comes next? » *Microbes and Infection* 12.4, p. 272–279 (cf. p. 51, 55).
- JOY, T. K. *et al.* (2010). « The impact of larval and adult dietary restriction on lifespan, reproduction and growth in the mosquito *Aedes aegypti* ». *Experimental gerontology* 45.9, p. 685–690 (cf. p. 76).
- KALNAY, E. et M. CAI (2003). « Impact of urbanization and land-use change on climate ». *Nature* 423.6939, p. 528–531 (cf. p. 48).
- KARL, S. *et al.* (2014). « A spatial simulation model for dengue virus infection in urban areas ». *BMC Infectious Diseases* 14.1, p. 447 (cf. p. 91, 93–95, 97, 105, 106, 109, 121, 137, 138, 197).
- KEARNEY, M. *et al.* (2009). « Integrating biophysical models and evolutionary theory to predict climatic impacts on species' ranges : the dengue mosquito *Aedes aegypti* in Australia ». *Functional Ecology* 23.3, p. 528–538 (cf. p. 46, 55, 56).
- KHATCHIKIAN, C. *et al.* (2011). « Evaluation of species distribution model algorithms for fine-scale container-breeding mosquito risk prediction ». *Medical and veterinary entomology* 25.3, p. 268–275 (cf. p. 311, 324).
- KHORMI, H. M. et L. KUMAR (2011). « Modeling dengue fever risk based on socioeconomic parameters, nationality and age groups : GIS and remote sensing based case study ». *Science of the Total Environment* 409.22, p. 4713–4719 (cf. p. 58).
- (2014). « Climate change and the potential global distribution of *Aedes aegypti* : spatial modelling using GIS and CLIMEX ». *Geospatial health* 8.2, p. 405–415 (cf. p. 53, 54).
- KIRKEBY, C. *et al.* (2013). « Quantifying dispersal of European Culicoides (Diptera : Ceratopogonidae) vectors between farms using a novel mark-release-recapture technique ». *PloS one* 8.4, e61269 (cf. p. 272).
- KLOOG, I. *et al.* (2014). « Predicting spatiotemporal mean air temperature using MODIS satellite surface temperature measurements across the Northeastern USA ». *Remote Sensing of the Environment* 150, p. 132–139 (cf. p. 123, 125).
- KOENRAADT, C. J. *et al.* (2006). « Dengue knowledge and practices and their impact on *Aedes aegypti* populations in Kamphaeng Phet, Thailand ». *The American journal of tropical medicine and hygiene* 74.4, p. 692–700 (cf. p. 24–26).
- KOENRAADT, C. J. *et al.* (2008). « Spatial and temporal patterns in pupal and adult production of the dengue vector *Aedes aegypti* in Kamphaeng Phet, Thailand ». *The American journal of tropical medicine and hygiene* 79.2, p. 230–238 (cf. p. 50, 52).
- KRAEMER, M. U. *et al.* (2015). « The global distribution of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus* ». *eLIFE* 4, e08347 (cf. p. 2, 15, 16, 324).
- KWEE WEE, L. *et al.* (2013). « Relationship between rainfall and *Aedes* larval population at two insular sites in Pulau Ketam ». *Southeast Asian Journal of Tropical Medicine and Public Health* 44.2, p. 157–166 (cf. p. 290).
- LA BLACHE, P. V. de (1922). *Principes de géographie humaine : Publiés d'après les manuscrits de l'auteur par Emmanuel de Martonne*. Armand Colin (cf. p. 64).

- LADÉAU, S. L. *et al.* (2015). « The ecological foundations of transmission potential and vector-borne disease in urban landscapes ». *Functional Ecology* 29.7. Sous la dir. de K. EVANS, p. 889–901 (cf. p. 5, 8, 9, 16, 313, 323, 326).
- LACOSTE, A. et R. SALANON (1999). *Eléments de biogéographie et d'écologie*. Nathan. Paris (cf. p. 15).
- LAMBIN, E. F. *et al.* (2010). « Pathogenic landscapes : interactions between land, people, disease vectors, and their animal hosts ». *International Journal of Health Geographics* 9.1, p. 54 (cf. p. 5, 19, 36, 295).
- LAMBRECHTS, L. *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* 108.18, p. 7460–7465 (cf. p. 47, 123).
- LANDAU, K. I. et W. J. van LEEUWEN (2012). « Fine scale spatial urban land cover factors associated with adult mosquito abundance and risk in Tucson, Arizona ». *Journal of Vector Ecology* 37.2, p. 407–418 (cf. p. 32–35, 37–40, 59).
- LAPERRIÈRE, V. (2010). « Modélisation dynamique de la peste à Madagascar, entre théorie et observations ». *L'Espace géographique* 39.4, p. 345–359 (cf. p. 61).
- LEISNHAM, P. T. *et al.* (2014). « Spatial and temporal habitat segregation of mosquitoes in urban Florida ». *PloS one* 9.3, e91655 (cf. p. 32–34).
- LÉVY, J., M. LUSSAULT *et al.* (2003). *Dictionnaire de la géographie [et de l'espace des sociétés]*. T. 1034. Paris : Belin (cf. p. 62).
- LI, G. et Q. WENG (2005). « Using Landsat ETM+ imagery to measure population density in Indianapolis, Indiana, USA ». *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 71.8, p. 947–958 (cf. p. 132).
- (2010). « Fine-scale population estimation : how Landsat ETM+ imagery can improve population distribution mapping ». *Canadian Journal of Remote Sensing* 36.3, p. 155–165 (cf. p. 132, 133, 337).
- LI, S. *et al.* (2013). « Abiotic determinants to the spatial dynamics of dengue fever in Guangzhou ». *Asia-Pacific Journal of Public Health* 25.3, p. 239–247 (cf. p. 20, 35, 37, 38, 50–52, 59).
- LIMA, T. F. M. de *et al.* (2016). « DengueME : A tool for the modeling and simulation of dengue spatiotemporal dynamics ». *International Journal of Environmental Research and Public Health* 13.9, p. 920 (cf. p. 16).
- LINACRE, E. (1977). « A simple formula for estimating evaporation rates in various climates, using temperature data alone ». *Agricultural Meteorology* 18, p. 409–424 (cf. p. 140, 141).
- LINARD, C. *et al.* (2009). « A multi-agent simulation to assess the risk of malaria re-emergence in southern France ». *Ecological Modelling* 220.2, p. 160–174 (cf. p. 91, 94).
- LITTLE, E. (2011). « Characterizing the urban environment of dengue mosquitoes in Patillas, Puerto Rico ». *Tropical Resources* 30, p. 36–42 (cf. p. 32–36, 38).
- LIU-HELMERSSON, J. *et al.* (2014). « Vectorial capacity of *Aedes aegypti* : Effects of temperature and implications for global dengue epidemic potential ». *PloS one* 9.3. Sous la dir. de L. A. MOREIRA, e89783 (cf. p. 47–49, 311).
- LUTAMBI, A. M. *et al.* (2013). « Mathematical modelling of mosquito dispersal in a heterogeneous environment ». *Mathematical Biosciences* 241.2, p. 198–216 (cf. p. 82, 83).

- MACHADO-MACHADO, E. A. (2012). « Empirical mapping of suitability to dengue fever in Mexico using species distribution modeling ». *Applied Geography* 33, p. 82–93 (cf. p. 46).
- MACHAULT, V. *et al.* (2012). « Risk mapping of *Anopheles gambiae* s.l. densities using remotely-sensed environmental and meteorological data in an urban area : Dakar, Senegal ». *PloS one* 7.11. Sous la dir. de C. SHIFF, e50674 (cf. p. 123).
- MACHAULT, V. *et al.* (2014). « Mapping entomological dengue risk levels in Martinique using high-resolution remote-sensing environmental data ». *ISPRS International Journal of Geo-Information* 3.4, p. 1352–1371 (cf. p. 8).
- MACIEL-DE-FREITAS, R. *et al.* (2007). « Variation in *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) container productivity in a slum and a suburban district of Rio de Janeiro during dry and wet seasons ». *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz* 102.4, p. 489–496 (cf. p. 29).
- MAGORI, K. *et al.* (2007). « Gene-drive models of mosquitoes—A users' manual » (cf. p. 316).
- MAGORI, K. *et al.* (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. Sous la dir. de P. KITTAYAPONG (cf. p. 81).
- MAGUIRE, D. J. *et al.* (2005). *GIS, spatial analysis, and modeling*. Esri Press (cf. p. 79).
- MAHADEV, P. V. M. *et al.* (2004). « A preliminary study of multilevel geographic distribution & prevalence of *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) in the state of Goa, India ». *Indian Journal of Medical Research*, p. 173–182 (cf. p. 35, 41).
- MANEERAT, S. (2016). « Modélisation à base d'agents des risques vectoriels en milieux urbains : exemple d'*Aedes aegypti*, vecteur de la dengue, à Delhi (Inde) ». Thèse de doct. Rouen, France : Université de Rouen (cf. p. 8, 17, 18, 98, 208, 260, 314–316).
- MANEERAT, S. et É. DAUDÉ (2016). « A spatial agent-based simulation model of the dengue vector *Aedes aegypti* to explore its population dynamics in urban areas ». *Ecological Modelling* 333, p. 66–78 (cf. p. 19, 91–95, 99, 100, 103, 105, 107, 111, 112, 121, 197–199, 201, 219, 238).
- (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* (cf. p. 41, 95, 121).
- MARTINEZ-IBARRA, J. A. *et al.* (1997). « Influence of plant abundance on nectar feeding by *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) in southern Mexico ». *Journal of medical entomology* 34.6, p. 589–593 (cf. p. 76, 201).
- MATHIEU, P. *et al.* (2014). « Les environnements : en avoir ou pas ? » *Actes des 22e Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents*. Cepaduès, p. 215 (cf. p. 86, 87, 104).
- MAY, J. M. (1950). « Medical Geography : Its Methods and Objectives ». *Geographical Review* 40.1, p. 9 (cf. p. 64, 325).
- MAZINE, C. A. B. *et al.* (1996). « Disposable containers as larval habitats for *Aedes aegypti* in a city with regular refuse collection : a study in Marilia, Sao Paulo State, Brazil ». *Acta Tropica* 62, p. 1–13 (cf. p. 9, 40).

- McKINNEY, M. L. (2006). « Urbanization as a major cause of biotic homogenization ». *Biological conservation* 127.3, p. 247–260 (cf. p. 1).
- McLANE, A. J. *et al.* (2011). « The role of agent-based models in wildlife ecology and management ». *Ecological Modelling* 222.8, p. 1544–1556 (cf. p. 89, 97, 98, 100).
- MESSINA, J. P. *et al.* (2015). « The many projected futures of dengue ». *Nature Reviews. Microbiology* 13.4, p. 230 (cf. p. 54, 55).
- MISSLIN, R. et É. DAUDÉ (2016). « Génération d'environnements artificiels pour la simulation spatiale d'arboviroses ». *Actes de la conférence SAGEO'2016*. Nice (cf. p. 197).
- MISSLIN, R. *et al.* (2016). « Urban climate versus global climate change? What makes the difference for dengue? » *Annals of the New York Academy of Sciences* 1382.1, p. 56–72 (cf. p. 48, 50, 52, 94, 182, 312).
- MOECKEL, R. *et al.* (2003). « Creating a synthetic population ». *Proceedings of the 8th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management (CUPUM)*, p. 1–18 (cf. p. 112).
- MOLONEY, J. M. *et al.* (1998). « Domestic *Aedes aegypti* breeding site surveillance : limitations of remote sensing as a predictive surveillance tool ». *The American journal of tropical medicine and hygiene* 59.2, p. 261–264 (cf. p. 58, 107, 136).
- MONAGHAN, A. J. *et al.* (2015). « The potential impacts of 21st century climatic and population changes on human exposure to the virus vector mosquito *Aedes aegypti* ». *Climatic Change*, p. 1–14 (cf. p. 53).
- MONDINI, A. et F. CHIARAVALLOTI-NETO (2008). « Spatial correlation of incidence of dengue with socioeconomic, demographic and environmental variables in a Brazilian city ». *Science of the Total Environment* 393.2-3, p. 241–248 (cf. p. 20, 28, 31, 35).
- MORIN, E. (1973). *Le paradigme perdu : la nature humaine*. Editions du Seuil (cf. p. 5).
- (1977). *La méthode. 1 : La Nature de la Nature*. Editions du Seuil (cf. p. 4).
- MULLER, C. L. *et al.* (2013). « Sensors and the city : a review of urban meteorological networks ». *International Journal of Climatology* 33.7, p. 1585–1600 (cf. p. 266).
- MUSSO, D. (2015). « Zika virus transmission from French Polynesia to Brazil ». *Emerging Infectious Diseases* 21.10, p. 1887 (cf. p. 6).
- NAGEL, T. (1974). « What is it like to be a bat? » *The Philosophical Review* 83.4, p. 435 (cf. p. 68, 327).
- NAISH, S. *et al.* (2014). « Climate change and dengue : a critical and systematic review of quantitative modelling approaches ». *BMC infectious diseases* 14.1, p. 167 (cf. p. 53, 54).
- NAKHAPAKORN, K. et N. K. TRIPATHI (2005). « An information value based analysis of physical and climatic factors affecting dengue fever and dengue haemorrhagic fever incidence ». *International Journal of Health Geographics* 4.1, p. 13 (cf. p. 32–36, 38, 59).
- NATURE (2017). *Dengue Transmission*. <https://www.nature.com/scitable/topicpage/dengue-transmission-22399758>. Consulté le : 18-04-2017 (cf. p. 4).

- NETELER, M. *et al.* (2011). « Terra and Aqua satellites track tiger mosquito invasion : modelling the potential distribution of *Aedes albopictus* in north-eastern Italy ». *International Journal of Health Geographics* 10.1, p. 1 (cf. p. 123).
- NIETO, H. *et al.* (2011). « Air temperature estimation with MSG-SEVIRI data : Calibration and validation of the TVX algorithm for the Iberian Peninsula ». *Remote Sensing of the Environment* 115.1, p. 107–116 (cf. p. 125, 127–129, 147, 151).
- OMS (2013). *Managing regional public goods for health : community-based dengue vector control* (cf. p. 25).
- (2017a). *Dengue control : epidemiology*. <http://www.who.int/denguecontrol/epidemiology/en/>. Consulté le 18-06-2017 (cf. p. 3).
- (2017b). *Emergencies : Zika virus situation reports (10-03-2017)*. <http://www.who.int/emergencies/zika-virus/situation-report/en/>. Consulté le 18-06-2017 (cf. p. 4).
- ODELL, J. J. *et al.* (2003). « Modeling agents and their environment ». *Agent-oriented software engineering III*. Springer, p. 16–31 (cf. p. 86, 88, 110).
- OKE, T. (1987). *Boundary layer climates*. T. 5. Psychology Press (cf. p. 124).
- OKE, T. R. (1982). « The energetic basis of the urban heat island ». *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 108.455, p. 1–24 (cf. p. 332).
- (2007). « Siting and exposure of meteorological instruments at urban sites ». *Air pollution modeling and its application XVII*. Springer, p. 615–631 (cf. p. 267, 277).
- OLDEN, J. D. *et al.* (2004). « Ecological and evolutionary consequences of biotic homogenization ». *Trends in ecology & evolution* 19.1, p. 18–24 (cf. p. 1).
- OOI, E.-E. *et al.* (2006). « Dengue prevention and 35 years of vector control in Singapore ». *Emerging Infectious Diseases* 12.6, p. 887–893 (cf. p. 7).
- ORGANIZATION, W. H. *et al.* (2012). « Global strategy for dengue prevention and control 2012–2020 » (cf. p. 5).
- OTERO, M. *et al.* (2008). « A stochastic spatial dynamical model for *Aedes aegypti* ». *Bulletin of Mathematical Biology* 70.5, p. 1297–1325 (cf. p. 85).
- OYLER, J. W. *et al.* (2015). « Creating a topoclimatic daily air temperature dataset for the conterminous United States using homogenized station data and remotely sensed land skin temperature ». *International Journal of Climatology* 35.9, p. 2258–2279 (cf. p. 125).
- PALANIYANDI, M. (2012). « The role of remote sensing and GIS for spatial prediction of vector-borne diseases transmission : a systematic review » (cf. p. 58).
- PEEL, M. C. *et al.* (2007). « Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification ». *Hydrology and Earth System Sciences* 11.5, p. 1633–1644 (cf. p. 52).
- PENMAN, H. L. (1948). « Natural evaporation from open water, bare soil and grass ». *Proceedings of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. T. 193. 1032. The Royal Society, p. 120–145 (cf. p. 140).
- PETERSON, A. T. (2014). *Mapping disease transmission risk : enriching models using biogeography and ecology*. JHU Press (cf. p. 311).
- PETERSON, A. T. *et al.* (2005). « Time-specific ecological niche modeling predicts spatial dynamics of vector insects and human dengue cases ». *Transactions*

- of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene* 99, p. 647–655 (cf. p. 35, 36, 38, 81, 324).
- PICHERAL, H. (1982a). « Complexes et systèmes pathogènes : approche géographique ». *De l'épidémiologie à la géographie humaine*. T. 48. Collection Travaux et documents de géographie tropicale. Bordeaux : CEGET (CNRS) - ACCT, p. 6–22 (cf. p. 65).
- (1982b). « Géographie médicale, géographie des maladies, géographie de la santé ». *Espace géographique* 11.3, p. 161–175 (cf. p. 5).
- PIZZITUTTI, F. *et al.* (2015). « A validated agent-based model to study the spatial and temporal heterogeneities of malaria incidence in the rainforest environment ». *Malaria Journal* 14.1 (cf. p. 91).
- PONNUSAMY, L. *et al.* (2008). « Identification of bacteria and bacteria-associated chemical cues that mediate oviposition site preferences by *Aedes aegypti* ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 105.27, p. 9262–9267 (cf. p. 77).
- POWELL, J. R. et W. J. TABACHNICK (2013). « History of domestication and spread of *Aedes aegypti* – A Review ». *Memorias do Instituto Oswaldo Cruz* 108, p. 11–17 (cf. p. 2, 56).
- QUALLS, W. A. *et al.* (2016). « Movement of *Aedes aegypti* following a sugar meal and its implication in the development of control strategies in Durán, Ecuador ». *Journal of Vector Ecology* 41.2, p. 224–231 (cf. p. 38, 201).
- QUÉNOL, H. (2011). « Observation et modélisation spatiale du climat aux échelles fines dans un contexte de changement climatique ». Thèse de doct. Université Rennes 2 (cf. p. 267, 268).
- QUINTERO, J. *et al.* (2009). « An ecosystemic approach to evaluating ecological, socioeconomic and group dynamics affecting the prevalence of *Aedes aegypti* in two Colombian towns ». *Cadernos de Saúde Pública* 25, s93–s103 (cf. p. 9, 19–23).
- QUINTERO, J. *et al.* (2014). « Ecological, biological and social dimensions of dengue vector breeding in five urban settings of Latin America : a multi-country study ». *BMC Infectious Diseases* 14.1, p. 38 (cf. p. 24, 26, 29, 30).
- RAFFY, M. et A. TRAN (2005). « On the dynamics of flying insects populations controlled by large scale information ». *Theoretical Population Biology* 68.2, p. 91–104 (cf. p. 73).
- RAOULT, D. (2010). *Dépasser Darwin*. Plon (cf. p. 1).
- REISEN, W. K. (2010). « Landscape epidemiology of vector-borne diseases ». *Annual review of entomology* 55, p. 461–483 (cf. p. 8).
- REISKIND, M. H. et L. P. LOUNIBOS (2013). « Spatial and temporal patterns of abundance of *Aedes aegypti* L. (*Stegomyia aegypti*) and *Aedes albopictus* (Skuse) [*Stegomyia albopictus* (Skuse)] in southern Florida ». *Medical and Veterinary Entomology* 27.4, p. 421–429 (cf. p. 8, 15, 16, 44, 45, 266).
- REITER, P. (2016). « Control of urban Zika vectors : should we return to the successful PAHO/WHO strategy? » *PLoS Neglected Tropical Diseases* 10.6, e0004769 (cf. p. 7).
- REITER, P. *et al.* (1995). « Short report : dispersal of *Aedes aegypti* in an urban area after blood feeding as demonstrated by rubidium-marked eggs ». *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 52.2, p. 177–179 (cf. p. 40, 291, 292).

- REY-COYREHOURCQ, S. (2015). « Une plateforme intégrée pour la construction et l'évaluation de simulation en géographie ». Thèse de doct. Paris, France : Université Paris 1 Panthéon Sorbonne (cf. p. 328).
- REY, J. R. *et al.* (2006). « Habitat segregation of mosquito arbovirus vectors in south Florida ». *Journal of Medical Entomology* 43.6, p. 1134–1141 (cf. p. 15, 16, 32–36, 38, 40).
- RÍOS-VELÁSQUEZ, C. M. *et al.* (2007). « Distribution of dengue vectors in neighborhoods with different urbanization types of Manaus, state of Amazonas, Brazil ». *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz* 102.5, p. 617–623 (cf. p. 16, 22, 23, 30, 35, 50–52).
- RITCHIE, S. A. *et al.* (2014). « Field validation of the Gravid Aedes Trap (GAT) for collection of *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) ». *Journal of Medical Entomology* 51.1, p. 210–219 (cf. p. 273, 274).
- ROGERS, D. J. (2015). « Dengue : recent past and future threats ». *Phil. Trans. R. Soc. B* 370.1665, p. 20130562 (cf. p. 53, 56, 57).
- RUBIO, A. *et al.* (2013). « Imperviousness as a predictor for infestation levels of container-breeding mosquitoes in a focus of dengue and Saint Louis encephalitis in Argentina ». *Acta Tropica* 128.3, p. 680–685 (cf. p. 32–34, 59).
- RUSSELL, P. K. (2016). « The Zika pandemic – a perfect storm ? » *PLoS Neglected Tropical Diseases* 10.3, e0004589 (cf. p. 1).
- SANGUIN, A.-I. (1981). « La géographie humaniste ou l'approche phénoménologique des lieux, des paysages et des espaces ». *Annales de Géographie* 90.501, p. 560–587 (cf. p. 68).
- SANTOS, L. B. L. *et al.* (2009). « Periodic forcing in a three-level cellular automata model for a vector-transmitted disease ». *Physical Review E* 80.1 (cf. p. 85).
- SAVARD, J.-P. L. *et al.* (2000). « Biodiversity concepts and urban ecosystems ». *Landscape and urban planning* 48.3, p. 131–142 (cf. p. 1).
- SHAFIE, A. (2011). « Evaluation of the spatial risk factors for high incidence of dengue fever and dengue hemorrhagic fever using GIS application ». *Sains Malaysiana* 40.8, p. 937–943 (cf. p. 40).
- SHAH, D. B. *et al.* (2012). « Estimation of minimum and maximum air temperature using MODIS data over Gujarat ». *J. Agrometeorol* 14.2, p. 111–118 (cf. p. 128, 151, 153).
- SHAW, I. G. *et al.* (2013). « The mosquito's umwelt, or one monster's standpoint ontology ». *Geoforum* 48, p. 260–267 (cf. p. 68, 73, 77, 78, 324).
- SHEPPARD, P. *et al.* (1969). « The dynamics of an adult population of *Aedes aegypti* in relation to dengue haemorrhagic fever in Bangkok ». *The journal of animal ecology*, p. 661–702 (cf. p. 50, 52).
- SHUTTLEWORTH, W. J. (1993). *Evaporation. Chapter 4 in handbook of hydrology* (cf. p. 140).
- SLOTERDIJK, P. (2011). *Tu dois changer ta vie ! Maren Sell* (cf. p. 63).
- SMITH, D. L. *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, p. 185–197 (cf. p. 16).
- SNYDER, W. C. *et al.* (1998). « Classification-based emissivity for land surface temperature measurement from space ». *International Journal of Remote Sensing* 19.14, p. 2753–2774 (cf. p. 335).

- SOBRINO, J. *et al.* (1990). « Significance of the remotely sensed thermal infrared measurements obtained over a citrus orchard ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 44.6, p. 343–354 (cf. p. 336).
- SOBRINO, J. A. *et al.* (2008). « Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46.2, p. 316–327 (cf. p. 335).
- SOMMERFELD, J. *et al.* (2015). « Innovative community-based vector control interventions for improved dengue and Chagas disease prevention in Latin America : introduction to the special issue ». *Transactions of The Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene* 109.2, p. 85 (cf. p. 25).
- SORRE, M. (1933). « Complexes pathogènes et géographie médicale ». *Annales de Géographie* 42.235, p. 1–18 (cf. p. 5, 64, 325).
- SOUZA, D. R. de *et al.* (2013). « Stochastic dynamics of dengue epidemics ». *Physical Review E* 87.1 (cf. p. 81).
- SPIEGEL, J. M. *et al.* (2007). « Social and environmental determinants of *Aedes aegypti* infestation in Central Havana : results of a case-control study nested in an integrated dengue surveillance programme in Cuba : Social and environmental determinants of *Aedes aegypti* infestation ». *Tropical Medicine & International Health* 12.4, p. 503–510 (cf. p. 19–24, 26, 326).
- STANILOV, K. (2012). « Space in agent-based models ». *Agent-based models of geographical systems*. Springer, p. 253–269 (cf. p. 98).
- STEWART, I. D. *et al.* (2012). « Local climate zones for urban temperature studies ». *Bulletin of the American Meteorological Society* 93.12, p. 1879–1900 (cf. p. 267).
- STISEN, S. *et al.* (2007). « Estimation of diurnal air temperature using MSG SEVIRI data in West Africa ». *Remote Sensing of the Environment* 110.2, p. 262–274 (cf. p. 124, 128, 151, 152, 154).
- STODDARD, S. T. *et al.* (2013). « House-to-house human movement drives dengue virus transmission ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 110.3, p. 994–999 (cf. p. 17).
- STRICKMAN, D. *et al.* (2002). « Dengue and its vectors in Thailand : introduction to the study and seasonal distribution of *Aedes* larvae ». *The American journal of tropical medicine and hygiene* 67.3, p. 247–259 (cf. p. 56).
- STRIEN, M. J. van *et al.* (2016). « An improved neutral landscape model for recreating real landscapes and generating landscape series for spatial ecological simulations ». *Ecology and Evolution* 6.11, p. 3808–3821 (cf. p. 97, 105).
- SUN, Y.-J. *et al.* (2005). « Air temperature retrieval from remote sensing data based on thermodynamics ». *Theoretical and Applied Climatology* 80.1, p. 37–48 (cf. p. 124).
- TAILLANDIER, P. *et al.* (2016). « Simulating urban growth with raster and vector models : A case study for the city of Can Tho, Vietnam ». *International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*. Springer, p. 154–171 (cf. p. 221).
- 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. Space populations societies* 2011/1, p. 47–62 (cf. p. 326).

- THAMMAPALO, S. *et al.* (2008). « Environmental factors and incidence of dengue fever and dengue haemorrhagic fever in an urban area, Southern Thailand ». *Epidemiology and Infection* 136.01 (cf. p. 20, 24, 35).
- THOUEZ, J.-P. (2005). *Santé, maladies et environnement*. Economica (cf. p. 1).
- TIAN, H. *et al.* (2016). « Surface water areas significantly impacted 2014 dengue outbreaks in Guangzhou, China ». *Environmental Research* 150, p. 299–305 (cf. p. 39).
- TIPAYAMONGKHOLGUL, M. et S. LISAKULRUK (2011). « Socio-geographical factors in vulnerability to dengue in Thai villages : a spatial regression analysis ». *Geospatial health* 5.2, p. 191–198 (cf. p. 20).
- TRAN, A. (2004). « Télédétection et épidémiologie : modélisation de la dynamique de populations d'insectes et application au contrôle de maladies à transmission vectorielle ». Thèse de doct. Strasbourg, France : Université de Strasbourg (cf. p. 8, 84).
- TRAN, A. et M. RAFFY (2006). « On the dynamics of dengue epidemics from large-scale information ». *Theoretical Population Biology* 69.1, p. 3–12 (cf. p. 59, 83).
- TRAN, A. *et al.* (2004). « Dengue spatial and temporal patterns, French Guiana, 2001 ». *Emerging Infectious Diseases* 10.4, p. 615–621 (cf. p. 84).
- TRAN, A. *et al.* (2005). « Modélisation des maladies vectorielles ». *Epidémiol et santé anim* 47, p. 35–51 (cf. p. 15, 41, 57, 58, 64, 325).
- TRAN, H. *et al.* (2006). « Assessment with satellite data of the urban heat island effects in Asian mega cities ». *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 8.1, p. 34–48 (cf. p. 52).
- TREUIL, J.-P. *et al.* (2008). *Modélisation et simulation à base d'agents*. Dunod. Sciences sup (cf. p. 80, 86, 87, 89, 92).
- TROYO, A. *et al.* (2008). « A geographical sampling method for surveys of mosquito larvae in an urban area using high-resolution satellite imagery ». *Journal of vector ecology : journal of the Society for Vector Ecology* 33.1, p. 1 (cf. p. 58).
- TROYO, A. *et al.* (2009). « Urban structure and dengue incidence in Puntarenas, Costa Rica ». *Singapore Journal of Tropical Geography* 30.2, p. 265–282 (cf. p. 32–36, 38, 50, 52, 59).
- TSUDA, Y. *et al.* (2006). « 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* 22.2, p. 222–228 (cf. p. 16, 32–34, 36, 169).
- TSUNODA, T. *et al.* (2014). « Winter refuge for *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus* mosquitoes in Hanoi during winter ». *PloS one* 9.4. Sous la dir. de K. Y. ZHU, e95606 (cf. p. 49).
- TUCKER, C. (1979). « Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation ». *Remote Sensing of the Environment* 8, p. 127–150 (cf. p. 126, 130).
- UEXKÜLL, J. von (1934). *Milieu animal et milieu humain*. Éditions Payot et Rivages (cf. p. 68–70, 74, 113, 119).
- UMOR, S. *et al.* (2007). « Generating a dengue risk map (DRM) based on environmental factors using remote sensing and GIS technologies ». *Proceedings of the Asian association on remote sensing* (cf. p. 42, 59).

- URRY, J. (2005). « The complexity turn ». *Theory, Culture & Society* 22.5, p. 1–14 (cf. p. 6).
- VADIVALAGAN, C. *et al.* (2016). « Genetic deviation in geographically close populations of the dengue vector *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) : influence of environmental barriers in South India ». *Parasitology Research* 115.3, p. 1149–1160 (cf. p. 75).
- VALIANTZAS, J. D. (2006). « Simplified versions for the Penman evaporation equation using routine weather data ». *Journal of Hydrology* 331.3, p. 690–702 (cf. p. 140, 141, 191).
- VAN BENTHEM, B. H. *et al.* (2005). « Spatial patterns of and risk factors for seropositivity for dengue infection ». *The American journal of tropical medicine and hygiene* 72.2, p. 201–208 (cf. p. 35).
- VANCUTSEM, C. *et al.* (2010). « Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa ». *Remote Sensing of the Environment* 114.2, p. 449–465 (cf. p. 124, 147).
- VANWAMBEKE, S. O. *et al.* (2006). « Multi-level analyses of spatial and temporal determinants for dengue infection ». *International journal of health geographics* 5.1, p. 5 (cf. p. 35, 36, 38, 39, 59).
- VANWAMBEKE, S. O. *et al.* (2007). « Impact of land-use change on dengue and malaria in northern Thailand ». *EcoHealth* 4.1, p. 37–51 (cf. p. 41, 57, 59, 194).
- VANWAMBEKE, S. O. *et al.* (2011). « Spatially disaggregated disease transmission risk : land cover, land use and risk of dengue transmission on the island of Oahu ». *Tropical Medicine & International Health* 16.2, p. 174–185 (cf. p. 8, 15, 323).
- VEZZANI, D. *et al.* (2009). « The effect of shade on the container index and pupal productivity of the mosquitoes *Aedes aegypti* and *Culex pipiens* breeding in artificial containers ». *Medical and Veterinary Entomology* 23.1, p. 78–84 (cf. p. 9, 75).
- VEZZANI, D. *et al.* (2005). « Detailed assessment of microhabitat suitability for *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) in Buenos Aires, Argentina ». *Acta Tropica* 95.2, p. 123–131 (cf. p. 35–38, 51, 129).
- VEZZANI, D. *et al.* (2001). « Environmental characteristics of the cemeteries of Buenos Aires City (Argentina) and infestation levels of *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) ». *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz* 96.4, p. 467–471 (cf. p. 35, 36, 38).
- VEZZANI, D. *et al.* (2004). « Seasonal pattern of abundance of *Aedes aegypti* (Diptera : Culicidae) in Buenos Aires city, Argentina ». *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz* 99.4, p. 351–356 (cf. p. 46, 47, 50, 52).
- VIENNET, E. *et al.* (2011). « Assessment of vector/host contact : comparison of animal-baited traps and UV-light/suction trap for collecting Culicoides biting midges (Diptera : Ceratopogonidae), vectors of Orbiviruses ». *Parasites & vectors* 4.1, p. 119 (cf. p. 272).
- VIKRAM, K. *et al.* (2015). « Comparison of *Ae. aegypti* breeding in localities of different socio-economic groups of Delhi, India ». *studies* 18.19, p. 20 (cf. p. 22, 23, 29).
- VOOGT, J. *et al.* (2003). « Thermal remote sensing of urban climates ». *Remote Sensing of the Environment* 86.3, p. 370–384 (cf. p. 124, 154).

- WAGGONER, J. J. et B. A. PINSKY (2016). « Zika virus : diagnostics for an emerging pandemic threat ». *Journal of clinical microbiology* 54.4, p. 860–867 (cf. p. 1).
- WALAWENDER, J. P. *et al.* (2014). « Land surface temperature patterns in the urban agglomeration of Krakow (Poland) derived from Landsat 7/ETM+ data ». *Pure and Applied Geophysics* 171.6, p. 913–940 (cf. p. 335–337).
- WALKER, K. R. *et al.* (2011). « Human and environmental factors affecting *Aedes aegypti* distribution in an arid urban environment ». *Journal of the American Mosquito Control Association* 27.2, p. 135–141 (cf. p. 16, 19–23, 35–39).
- WEE, L. K. *et al.* (2013). « Relationship between rainfall and *Aedes* larval population at two insular sites in Pulau Ketam, Selangor, Malaysia ». *Southeast Asian Journal of Tropical Medicine and Public Health* 44.2, p. 157 (cf. p. 50, 52, 290, 317).
- WENG, Q. (2009). « Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies : Methods, applications, and trends ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 64.4, p. 335–344 (cf. p. 125).
- WENG, Q. *et al.* (2004). « Estimation of land surface temperature-vegetation abundance relationship for urban heat island studies ». *Remote Sensing of the Environment* 89.4, p. 467–483 (cf. p. 333).
- WERE, F. (2012). « The dengue situation in Africa ». *Paediatrics and international child health* 32.sup1, p. 18–21 (cf. p. 3).
- WILLIAMS, C. R. *et al.* (2008). « Rapid estimation of *Aedes aegypti* population size using simulation modeling, with a novel approach to calibration and field validation ». *Journal of Medical Entomology* 45.6, p. 1173–1179 (cf. p. 37, 77, 81).
- WINCH, P. J. *et al.* (2002). « Community-based dengue prevention programs in Puerto Rico : impact on knowledge, behavior, and residential mosquito infestation. » *The American journal of tropical medicine and hygiene* 67.4, p. 363–370 (cf. p. 24, 26).
- WONGBUTDEE, J. et W. SAENGNILL (2015). « *Aedes aegypti* Larval Habitats and Dengue Vector Indices in a Village of Ubonratchathani Province in the North-East of Thailand ». *Asia-Pacific Journal of Science and Technology* 20.2, p. 254–265 (cf. p. 29, 50).
- WOOD, B. *et al.* (1991). « Distinguishing high and low anopheline-producing rice fields using remote sensing and GIS technologies ». *Preventive Veterinary Medicine* 11.3-4, p. 277–288 (cf. p. 58).
- WU, H. et Z.-L. LI (2009). « Scale issues in remote sensing : A review on analysis, processing and modeling ». *Sensors* 9.3, p. 1768–1793 (cf. p. 20).
- WU, P.-C. *et al.* (2007). « Weather as an effective predictor for occurrence of dengue fever in Taiwan ». *Acta tropica* 103.1, p. 50–57 (cf. p. 51).
- WU, P.-C. *et al.* (2009). « Higher temperature and urbanization affect the spatial patterns of dengue fever transmission in subtropical Taiwan ». *Science of the Total Environment* 407.7, p. 2224–2233 (cf. p. 46).
- YANG, H. M. *et al.* (2009). « Assessing the effects of temperature on the population of *Aedes aegypti*, the vector of dengue ». *Epidemiology and Infection* 137.08, p. 1188 (cf. p. 47).
- YUAN (1997). « Remodeling census population with spatial information from Landsat TM Imagery » (cf. p. 132, 134, 135).

- ZAKŠEK, K. et M. SCHROEDTER-HOMSCHEIDT (2009). « Parameterization of air temperature in high temporal and spatial resolution from a combination of the SEVIRI and MODIS instruments ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 64.4, p. 414–421 (cf. p. 124).
- ZHENG, G. et al. (2010). « The impact of difference of land surface emissivity on the land surface temperature retrieval in Jinan City ». *Journal of Shandong Jianzhu University* 25.5, p. 519–523 (cf. p. 335, 336).
- ZHU, L. et al. (2015). « A spatial individual-based model predicting a great impact of copious sugar sources and resting sites on survival of *Anopheles gambiae* and malaria parasite transmission ». *Malaria Journal* 14.1, p. 59 (cf. p. 91).
- ZHU, W. et al. (2013). « Estimation of daily maximum and minimum air temperature using MODIS land surface temperature products ». *Remote Sensing of the Environment* 130, p. 62–73 (cf. p. 124, 125, 128, 146, 147, 151, 335).
- VAN BREUGEL, F. et al. (2015). « Mosquitoes use vision to associate odor plumes with thermal targets ». *Current Biology* 25.16, p. 2123–2129 (cf. p. 77, 78).
- VONHEDEMANN, N. et al. (2015). « Visualizations of mosquito risk : A political ecology approach to understanding the territorialization of hazard control ». *Landscape and Urban Planning* 142, p. 159–169 (cf. p. 15).

