



HAL
open science

Modélisations rétrospectives des dynamiques de déforestation de l'Amazonie équatorienne : vers une hybridation des approches pattern et process

Romain Mejean

► To cite this version:

Romain Mejean. Modélisations rétrospectives des dynamiques de déforestation de l'Amazonie équatorienne : vers une hybridation des approches pattern et process. Géographie. Université Toulouse le Mirail - Toulouse II, 2023. Français. NNT : 2023TOU20065 . tel-04638441

HAL Id: tel-04638441

<https://theses.hal.science/tel-04638441>

Submitted on 8 Jul 2024

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.



THÈSE

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Toulouse 2 - Jean Jaurès

Présentée et soutenue par

Romain MEJEAN

Le 10 novembre 2023

**Modélisations rétrospectives des dynamiques de déforestation de
l'Amazonie équatorienne : vers une hybridation des approches
pattern et process**

Ecole doctorale : **TESC - Temps, Espaces, Sociétés, Cultures**

Spécialité : **Géographie**

Unité de recherche :
GEODE - Géographie de l'Environnement

Thèse dirigée par
Martin PAEGELOW et Mehdi SAQALLI

Jury

M. Jean-François MAS, Rapporteur
Mme María Teresa CAMACHO OLMEDO, Rapporteur
Mme Joanne HIRTZEL, Examinatrice
Mme Anne-Gaël BILHAUT, Examinatrice
M. Martin PAEGELOW, Directeur de thèse
M. Mehdi SAQALLI, Co-directeur de thèse
M. Pierre BOMMEL, Invité



Université
de Toulouse

THÈSE

en vue de l'obtention du

Doctorat de l'Université de Toulouse

délivré par

l'Université Toulouse 2 – Jean Jaurès

Discipline GÉOGRAPHIE

présentée par

ROMAIN MEJEAN

École doctorale : TESC (Temps, Espaces, Sociétés, Cultures)

Unité de recherche : Géographie de l'environnement – UMR CNRS 5602

Modélisations rétrospectives des dynamiques de déforestation de l'Amazonie équatorienne : vers une hybridation des approches *pattern* et *process*

soutenue le 10 novembre 2023 devant la commission d'examen :

JURY

| | | |
|-------------------------|--------|------------------------------|
| Anne-Gaël BILHAUT | CR | <i>examinatrice</i> |
| Pierre BOMMEL | CR HDR | <i>invité</i> |
| María T. CAMACHO OLMEDO | PR | <i>rapporteuse</i> |
| Joanne HIRTZEL | MCF | <i>examinatrice</i> |
| Jean-François MAS | PR | <i>rapporteur</i> |
| Martin PAEGELOW | PR | <i>directeur de thèse</i> |
| Mehdi SAQALLI | CR HDR | <i>co-directeur de thèse</i> |

Cette thèse a été écrite en Markdown avec Zettlr et Obsidian, puis transformée en \LaTeX par le package `markdown`. Le template utilisé est basé sur celui de Guillaume Cabanac, UT3.

Romain MEJEAN

**Modélisations rétrospectives des dynamiques de déforestation de
l'Amazonie équatorienne : vers une hybridation des approches *pattern*
et *process***

Directeurs de thèse :

Martin PAEGELOW, Professeur des universités

Mehdi SAQALLI, Chargé de recherche CNRS

Résumé

Les changements d'occupation et d'usage du sol, visibles dans le paysage, comptent parmi les principaux marqueurs des interactions société-environnement. Ils constituent aujourd'hui un enjeu majeur compte tenu de leur contribution aux changements globaux. La modélisation et la simulation permettent à la fois de les analyser, de les expliquer, d'explorer leurs multiples causes et conséquences ainsi que de les anticiper dans le cadre de démarches prospectives. En géographie, la modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol est divisée en deux "écoles" qui mettent en œuvre des méthodes fondamentalement différentes : l'approche dite "pattern-based" repose sur leurs formes et structures spatiales macroscopiques tandis que l'approche dite "process-based" formalise leurs processus complexes sous-jacents. Cette thèse vise à rapprocher ces deux démarches dans l'objectif d'améliorer la modélisation et la simulation spatiale des changements. Après une mise en évidence des atouts, des faiblesses et des usages de ces deux approches, nous employons chacune d'entre elles pour simuler les dynamiques de déforestation d'un territoire situé en Amazonie équatorienne. Cette expérience de modélisation duale permet d'abord d'apporter des contributions aux deux approches indépendamment l'une de l'autre, puis rend possible la comparaison des deux modèles, qui aboutit à plusieurs propositions pour envisager leur hybridation.

Romain MEJEAN

**Retrospective modelling of deforestation dynamics in the Ecuadorian
Amazon: towards a hybridation of pattern and process approaches**

Supervisors:

Martin PAEGELOW, Professeur des universités

Mehdi SAQALLI, Chargé de recherche CNRS

Abstract

Land use and land cover changes, visible in the landscape, are among the main markers of socioecological systems. Today, given their contribution to global change, they represent a major challenge. Modelling and simulation can be used to analyse and explain these changes, to explore their multiple causes and consequences, and to anticipate them as part of a prospective approach. In Geography, land use and land cover change modelling is divided into two "schools" which implement essentially different methods: the "pattern-based" approach is based on macroscopic spatial patterns, while the "process-based" approach formalizes their underlying complex processes. This thesis aims to reconcile these two approaches, with the aim of improving the modeling and spatial simulation of changes. After highlighting the strengths, weaknesses and uses of these two approaches, we use each of them to simulate the deforestation dynamics of an area in the Ecuadorian Amazon. This dual modelling experiment first provides contributions from both approaches separately, and then makes it possible to compare the two models, leading to several proposals for their hybridation.

À mes parents, Thierry et Chantal.

Remerciements

SI CES QUELQUES PAGES de remerciements sont celles qui apparaissent en premier, elles sont pourtant les dernières que j'ai écrites. Je sais qu'elles seront les pages les plus lues de cette thèse, alors j'espère n'avoir oublié personne.

Je souhaite remercier en tout premier lieu mes directeurs de thèse, Martin Paegelow et Mehdi Saqalli, pour la très grande liberté qu'ils m'ont laissée dans la réalisation de ce travail, pour leur confiance, leurs conseils et leur sympathie. Il a toujours régné une ambiance de travail saine et conviviale entre nous trois, et je sais combien cela est précieux.

Je remercie ensuite María Teresa Camacho Olmedo, Pierre Bommel, Jean-François Mas, Joanne Hirtzel et Anne-Gaël Bilhaut, membres du jury, d'avoir accepté de lire mon travail et de l'évaluer.

Je suis également reconnaissant envers les deux membres de mon comité de suivi, David Sheeren et Christophe Le Page, dont les conseils avisés et salvateurs sont tombés à pic et sont en grande partie à l'origine de la direction prise par ces recherches à mi-parcours. Je souhaite également remercier Benoit Gaudou et Kevin Chapuis, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et leur aide précieuse.

Cette thèse est l'aboutissement de longues années d'études, que j'ai démarrées à Aix-en-Provence il y a maintenant plus de dix ans. J'y ai découvert la géographie grâce à des gens formidables, que je souhaite remercier ici. Je remercie particulièrement Samuel Carpentier-Postel, Sébastien Oliveau et Anne Cadoret, qui m'ont tous les trois beaucoup apporté sur les plans scientifique et humain, lors de mes années aixoises. J'exprime ma plus profonde gratitude à Vincent Laperrière, qui m'a attrapé par le col et pris sous son aile dès ma troisième année de licence pour m'accompagner sur le chemin de la modélisation et de la simulation des systèmes complexes. Je le remercie très chaleureusement pour sa bienveillance et sa confiance sans cesse renouvelée ainsi que pour avoir pris régulièrement de mes nouvelles après m'avoir poussé du nid.

Sans modèle, pas de modèles. Lorsque j'étais encore étudiant, j'avais déjà mon modèle de géographe, c'était Frédéric Audard. Il m'a donné envie de poursuivre mes études, en suscitant chez moi curiosité, effervescence intellectuelle et admiration. C'est aussi à lui que je dois ma minutie de cartographe mais aussi et surtout mon intérêt pour la vulgarisation, la transmission et la pédagogie. J'ai cherché durant toutes ces années à rendre mes cours aussi géniaux que les siens, dans l'espoir d'apercevoir dans les yeux des étudiants les étoiles qu'il y avait dans les miens lorsque j'étais le sien.

Je suis convaincu que je n'aurais jamais pu mener ce travail à son terme sans enseigner à côté. La recherche sans l'enseignement, c'est une carte sans orientation. Je remercie donc une nouvelle fois mes deux encadrants, Martin et Mehdi, de m'avoir laissé cette liberté d'enseigner et d'avoir implicitement accepté, en conséquence, que ce travail s'étale un peu plus dans le temps... Je tiens aussi à remercier tous les collègues enseignants-chercheurs du département de géographie de l'université Toulouse 2 qui m'ont fait confiance pour assurer des cours et avec lesquels j'ai pu travailler dans la bonne humeur. Je remercie aussi les nombreux étudiants qui m'ont écouté et supporté mes calembours pendant tous ces semestres d'enseignement. Ils et elles ont beaucoup contribué à faire de moi le géographe que je suis aujourd'hui. J'espère que je me retrouverai un jour à nouveau devant eux.

Mes remerciements s'adressent aussi au laboratoire GEODE, où j'ai trouvé lumière et chauffage pendant ces années de recherche, ainsi qu'à l'ensemble de son équipe. Je remercie GEODE pour m'avoir permis de réaliser cette thèse dans d'excellentes conditions. Je n'aurais pas eu le même plaisir à travailler ici sans la présence agréable de Hugues, Emilie, Florence et Cécile. Je les remercie donc particulièrement tous les quatre pour leur professionnalisme, leur écoute, leur gentillesse, les nombreux repas partagés et leur humour. Eux aussi ont eu à supporter mes envolées clownesques, et j'espère vaniteusement qu'elles leur manqueront.

Je n'oublie bien évidemment pas les camarades doctorants passés et présents, embarqués dans cette même aventure qu'est la thèse. Beaucoup sont devenus des amis fidèles avec lesquels j'ai tant partagé. J'ai d'abord eu l'immense chance qu'on me colle un bureau dans la même pièce que celui de Léonel, qui fut mon compagnon quotidien et un ami sincère pendant toutes ces années. Je voudrais lui adresser un immense merci pour tout ce qu'il m'a apporté. Nos discussions rapologiques, nos déconnades et nos débats parfois houleux vont beaucoup me manquer maintenant qu'il a traversé l'Atlantique. Johann et Hugo étaient installés dans le bureau mitoyen, A.K.A "le bureau des deux zozos". À la fois plus âgés que moi et plus avancés dans leurs recherches, je

les ai considérés dès le départ comme des "grands frères de thèse". Ils ont été bien plus. Je tiens à les remercier énormément tous les deux pour leurs nombreux conseils, leur vision décontractée de la recherche et de l'expérience de la thèse, leur accueil, leur humour, leur amitié sincère et pour tous les moments que nous avons partagés ensemble. Clara est arrivée un peu plus tard, et elle a été une source inépuisable de bonne humeur et de propositions farfelues. Je tiens à la remercier elle aussi très chaleureusement pour sa contribution à la bonne ambiance générale, son écoute, ses soirées à la Creuse et bien entendu son amitié. J'ai aussi beaucoup pu compter sur Maria Bio-coop et Alice La Maquette, que je souhaite aussi remercier vivement ici. Enfin, je n'oublie pas de remercier Céline, Frank, Lucie, Mélodie, Tiberiu, Yayé, Doryan et Nicolas pour leurs contributions à travers rires, discussions, serrages et levers de coudes. Et bonne route à Sarah, Solène et Brian! Conseil de vieux loup : ne soyez pas trop sérieux.

Je souhaite aussi remercier mon ami Bastien, pour sa jovialité, sa grande humanité et pour nos nombreux échanges autour de litres de bière, du débrief de l'actualité politique et internationale à nos déboires personnels. Sur le même registre, je dis aussi merci à Eva, Benjamin, Simon, Gabriel, Jérôme, Luc et à tous les autres loustics avec qui j'ai pu faire des apéros, des bouffes et des fêtes pour m'évader. Merci aussi à ma belle-famille pour son soutien durant ces derniers mois.

J'adresse ensuite des remerciements plus intimes à Quentin et à Florian, mes deux grands amis. Ma route a croisé celle de Quentin quand je suis entré en maternelle, et celle de Florian quand je suis entré à l'université. Je les remercie d'avoir toujours été là pour moi depuis, lors de tous les bons et les mauvais coups. Je regrette que cette thèse m'ait souvent éloigné d'eux, mais je sais que la route est encore longue, et je les attends déjà au prochain virage.

Ce travail n'aurait pas pu voir le jour sans mes parents — et moi non plus, d'ailleurs. Ils ont toujours été d'un soutien indéfectible, à la fois moral, émotionnel et financier. Depuis ma plus tendre enfance, ils n'ont cessé de chercher à piquer ma curiosité, m'ont poussé à "travailler à l'école" et ont toujours cru en moi. Ils sont pour moi à la fois un repère et un repaire. Je voudrais leur dire merci pour tout l'amour qu'ils m'ont donné, et que je suis prêt à transmettre aujourd'hui. Je vous aime.

Enfin, ma plus tendre pensée va à Marine, qui embellit mes jours. Je n'aurais jamais pu achever ce long travail sans toi. Je t'aime.

Ces travaux de thèse ont été financés par un CDU et deux contrats d'ATER.

Table des matières

| | |
|---|-----------|
| Préambule | 1 |
| I Fondations | 5 |
| 1 Thématique : les changements d'occupation et d'usage des sols | 7 |
| 1.1 L'objet d'étude | 7 |
| 1.1.1 Interactions société-environnement et systèmes socio-écologiques | 7 |
| 1.1.2 Occupation du sol et usage du sol, deux sémantiques en interrelation | 9 |
| 1.1.3 Changements | 10 |
| 1.2 Trajectoire d'évolution, causes et impacts des changements d'occupation et d'usage du sol | 11 |
| 1.2.1 Trajectoire d'évolution et causes | 11 |
| 1.2.2 Impacts | 14 |
| 1.3 Étudier les <i>land systems</i> | 18 |
| 1.3.1 Émergence de la <i>land system science</i> | 18 |
| 1.3.2 Étudier les changements | 20 |
| 2 Objet d'étude et méthodologie : la modélisation et la simulation spatiale des change- ments d'occupation et d'usage du sol | 29 |
| 2.1 Modélisation et simulation : principes et intérêts | 29 |
| 2.1.1 Qu'est-ce qu'un modèle ? | 30 |
| 2.1.2 Pourquoi modéliser ? | 33 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 2.1.3 | Paradigme de la complexité et modélisation | 35 |
| 2.1.4 | Modèle et simulation computationnelle | 37 |
| 2.2 | Modèles et simulations en géographie | 38 |
| 2.2.1 | Modèles graphiques | 38 |
| 2.2.2 | Modèles statistiques | 41 |
| 2.2.3 | Modèles de simulation | 42 |
| 2.3 | Modéliser et simuler les changements d'occupation du sol | 51 |
| 2.3.1 | <i>Pattern et process</i> | 52 |
| 2.3.2 | Plusieurs approches de modélisation | 55 |
| 2.3.3 | <i>Machine learning and statistical</i> : PBM | 56 |
| 2.3.4 | <i>Agent-based</i> : ABM | 62 |
| 2.3.5 | Des modèles "hybrides" ? | 70 |
| 2.3.6 | Problématique et direction | 75 |
| 3 | Terrain : la déforestation en Amazonie équatorienne : contexte historique, dynamiques récentes et actuelles | 77 |
| 3.1 | Contextualisation : la déforestation dans le monde | 77 |
| 3.1.1 | Forêts et déforestation : définitions | 77 |
| 3.1.2 | Le couvert forestier mondial | 79 |
| 3.1.3 | Les causes de la déforestation | 83 |
| 3.2 | Le cas de l'Amazonie équatorienne | 86 |
| 3.2.1 | L' <i>Oriente</i> équatorien | 86 |
| 3.2.2 | Découverte du pétrole, migrations internes et colonisation agricole | 88 |
| 3.2.3 | Déclin de la natalité, émigration, fragmentation des propriétés et ralentissement de la déforestation ? | 93 |
| 3.3 | Terrain d'étude : la <i>parroquia</i> de Dayuma | 96 |
| 3.3.1 | Contexte et intérêt | 96 |
| 3.3.2 | Analyse des changements | 100 |

| | | |
|-----------|--|------------|
| 3.3.3 | <i>Landscape metrics</i> | 109 |
| II | Modélisations | 113 |
| 4 | <i>Pattern-based</i> : prédire les changements à partir des formes et des structures spatio-temporelles | 115 |
| 4.1 | Données | 116 |
| 4.1.1 | Données d'occupation et d'usage du sol | 116 |
| 4.1.2 | Variables explicatives | 117 |
| 4.2 | Le modèle | 124 |
| 4.2.1 | Les transitions | 125 |
| 4.2.2 | Potentiel de transition | 126 |
| 4.2.3 | Allocation spatiale des changements | 128 |
| 4.3 | Résultats et validation | 129 |
| 4.3.1 | <i>Landscape metrics</i> | 132 |
| 4.3.2 | Courbe ROC | 133 |
| 4.3.3 | Budgétisation des erreurs et des exactitudes | 133 |
| 4.4 | Conclusion | 136 |
| 5 | <i>Agent-based</i> : construire un <i>land system</i> synthétique à partir des processus sous-jacents | 141 |
| 5.1 | Les modèles à base d'agents et la question des données | 142 |
| 5.1.1 | Une tendance à l'empirisme | 142 |
| 5.1.2 | "Alimenter" un ABM en données ? | 144 |
| 5.1.3 | Générer une population synthétique | 147 |
| 5.1.4 | Générer un environnement/un paysage virtuel | 150 |
| 5.2 | Application : générer un <i>land system</i> synthétique pour l' <i>init</i> d'un ABM | 153 |
| 5.2.1 | Contexte et enjeux : prendre le train en marche | 153 |
| 5.2.2 | Relation aux données empiriques | 155 |
| 5.2.3 | <i>Workflow</i> de l'initialisation | 157 |

| | | |
|----------|--|------------|
| 5.2.4 | Discussion | 177 |
| 5.3 | Modèle LUCABMEA : protocole ODD et résultats | 182 |
| 5.3.1 | Préambule | 182 |
| 5.3.2 | <i>Overview</i> (développement du modèle) | 184 |
| 5.3.3 | <i>Design concepts</i> (concepts d'élaboration) | 188 |
| 5.3.4 | <i>Détails</i> | 190 |
| 5.3.5 | Résultats et validation | 192 |
| 5.4 | Discussion et conclusion | 198 |
| 6 | Discussion : vers une hybridation des approches <i>pattern</i> et <i>process</i> | 201 |
| 6.1 | Hybridité de premier niveau : comparaison des résultats | 202 |
| 6.1.1 | Comparaison de <i>landscape metrics</i> (similarité globale) | 202 |
| 6.1.2 | Comparaison de la similarité spatiale | 204 |
| 6.2 | Le couplage faible : une hybridité plus approfondie | 206 |
| 6.2.1 | Identification de possibles rapprochements | 206 |
| 6.2.2 | Proposition : une "constellation" de modèles <i>process-based</i> pour l'entraîne- ment d'un <i>pattern-based</i> | 211 |
| 6.3 | Conclusion | 215 |
| | Conclusion générale | 217 |
| | Bibliographie | 221 |
| | Annexes | 257 |
| | Annexe A Procédures de génération de <i>Land Use</i> pour les différents SP | 259 |
| | Liste des figures | 265 |
| | Liste des tables | 269 |

Préambule

« Se méfier des penseurs dont l'esprit ne fonctionne qu'à partir d'une citation. »

Emil Michel Cioran (1911 — 1995)

EN CETTE FIN de premier quart du XXI^e siècle, la question environnementale est déjà installée depuis au moins 50 ans (BODON, 2005 ; BOY, 2009) dans le débat public des sociétés qui subissent les effets des changements globaux induits par leurs propres activités. Le réchauffement climatique, l'élévation du niveau de la mer ou l'érosion de la biodiversité ne sont que les manifestations les plus visibles et les plus médiatisées des perturbations anthropiques de l'environnement, qui ne cessent de prendre de l'ampleur et de s'accélérer, particulièrement depuis la fin de la Seconde Guerre mondiale (MCNEILL et ENGELKE, 2016). À l'échelle du globe, la transformation des sols vers un usage agricole constitue aujourd'hui la forme d'artificialisation prépondérante, le plus souvent au détriment des espaces forestiers (déforestation). Si les notions d'anthropocène (CYNORHODON, 2020) ou de capitalocène (BONNEUIL, 2017), qui se diffusent rapidement en ce début de XXI^e siècle, font débat, elles ont une valeur heuristique indéniable à l'heure où la science est appelée à s'engager (BRIÈRE, LIEUTENANT-GOSSELIN et PIRON, 2020).

Depuis ses balbutiements, la géographie contemporaine s'attache à l'étude des interactions société-environnement. Pour peu que l'on se penche sur l'histoire de la discipline (CLAVAL, 2011), cette orientation était déjà toute indiquée dès ses racines antiques. Mais la révolution quantitative (PUMAIN et ROBIC, 2002) que connaît la géographie à partir des années 1950 et 1960 — concomitante des progrès technologiques majeurs de l'époque (ordinateurs, satellites artificiels) — la transforme en une science nomothétique et amène peu à peu le développement de l'analyse spa-

tiale, puis de la technoscience géomatique (JOLIVEAU, 2020) et des méthodes et outils qui leurs sont associés. L'intérêt pour la question des changements globaux est donc apparu au même moment que des moyens utiles à leur analyse et au suivi de leur évolution. Comme si le fruit était dans le ver, le progrès technique et industriel a amené à la fois les préoccupations environnementales contemporaines et l'appareil technologique — télédétection, systèmes d'information géographique — pour mettre "la Pachamama en bases de données" : l'information environnementale est aujourd'hui omniprésente, mais ce n'est pas nécessairement un atout (GAUTREAU, 2021a).

L'utilisation de ces données numériques environnementales par la modélisation et la simulation spatiale contribuent cependant à représenter la complexité des systèmes socio-environnementaux, tout en apportant une dimension expérimentale à la géographie. Depuis maintenant plusieurs décennies, des modèles et simulations informatiques sont produits et utilisés par les géographes comme "laboratoires virtuels" pour formaliser, décrire, expliquer et prédire les phénomènes spatiaux. La diffusion de ces méthodes de recherche est accompagnée d'une réflexion continue sur leurs usages et potentialités (VARENNE, 2012, 2017), qui ont connu plusieurs développements : d'abord plutôt théoriques, les modèles et les simulations sont devenus de plus en plus empiriques et spatialement explicites (EDMONDS et MOSS, 2005), parce que de plus en plus "nourris" par les données (*data-driven*). Pourtant, alors que celles-ci sont plus abondantes que jamais, les démarches de modélisation et de simulation employées en géographie et en sciences sociales peinent encore à s'imposer comme des outils d'aide à la décision crédibles, d'un point de vue opérationnel mais parfois aussi scientifique, et l'utilisation des modèles à des fins prospectives — pour "prédire" — est particulièrement questionnée (CHATTOE-BROWN, 2023; DIGNUM, 2023; EDMONDS, 2023).

C'est dans ce contexte que s'inscrit cette thèse, dont l'objectif principal est de contribuer à l'amélioration de la simulation prospective des changements d'occupation et d'usage du sol (VELDKAMP et LAMBIN, 2001). La déforestation de l'Amazonie équatorienne a été choisie comme cas d'étude et d'application en raison des spécificités du contexte équatorien, du caractère emblématique de la déforestation tropicale et du rôle central qu'occupe le géosymbole amazonien dans les représentations collectives (BONNEMAISON, 1981; GAUTREAU, 2021b). Nous chercherons plus particulièrement ici à rapprocher deux approches de modélisation qui incarnent des courants disciplinaires, des raisonnements, des méthodes de recherche et un rapport à la donnée différents : l'une basée sur les formes et structures spatiales macroscopiques — dite "*pattern-based*" — et l'autre sur les processus complexes sous-jacents qui les engendrent — "*process-based*".

Ce mémoire de thèse est organisé en deux parties contenant chacune trois chapitres. La première partie, intitulée "*Fondations*", pose comme son nom le laisse deviner les cadres thématiques, théoriques, méthodologiques et géographiques de notre travail. Le premier chapitre introduit les changements d'occupation et d'usage des sols en tant qu'empreinte laissée par les interactions société-environnement dans le paysage. Le deuxième chapitre aborde ensuite la modélisation et la simulation spatiales, qui constituent à la fois notre objet d'étude et notre méthodologie de recherche. Le troisième chapitre présente quant à lui les spécificités de notre terrain, situé en Amazonie équatorienne.

La deuxième partie de cette thèse est dédiée aux "*Modélisations*". Deux démarches de modélisation différentes ont en effet été mises en œuvre dans le cadre de ce travail, elles sont respectivement présentées dans les chapitres quatre et cinq, de leur conceptualisation aux résultats de leurs simulations. Ces deux modèles ont fait l'objet de publications et communications dans des colloques internationaux au cours de ces années de recherche (MEJEAN et al., 2020a, 2021, 2020b). Enfin, le sixième et dernier chapitre compare les résultats des deux modèles et présente des pistes de réflexion pour envisager leur hybridation.

Première partie



Fondations

1 Thématique : les changements d'occupation et d'usage des sols

« L'homme a, sur cette planète, domestiqué les animaux utiles, détruit ceux qui étaient nuisibles. Il a défriché la terre et l'a dépouillée de sa végétation sauvage. Puis, un jour, il disparaît, et le flot de la vie primitive est revenu sur lui-même, balayant l'œuvre humaine. Les mauvaises herbes et la forêt ont derechef envahi les champs, les bêtes de proie sont revenues sur les troupeaux, et maintenant il y a des loups sur la plage de Cliff-House! »

Jack London, La peste écarlate.

1.1 L'objet d'étude

1.1.1 Interactions société-environnement et systèmes socio-écologiques

EN 1905, le géographe français Elisée Reclus démarre son dernier ouvrage — *L'Homme et la Terre* (RECLUS, 2015) — par la célèbre épigraphe "*L'homme est la nature prenant conscience d'elle-même*". Cette phrase sous-entend que les sociétés humaines sont indissociables de leur environnement, auquel elles appartiennent, au sein duquel elles évoluent et dont elles sont issues. Pourtant, d'après PELLETIER (2016), Elisée Reclus n'emploie jamais le terme "environnement" dans son œuvre, lui préférant celui de "milieu", hérité de la mésologie d'Auguste Comte (1798 -

1857) et de Louis-Adolphe Bertillon (1821 - 1883).

On retrouve aujourd'hui le terme "environnement" à la fois dans les discours médiatique, politique et scientifique¹, mais il revêt cependant un caractère polysémique et les représentations qui y sont attachées sont plurielles (GUÉRIN-PACE et COLLOMB, 1998). Le terme peut d'abord être entendu dans son acception étymologique comme "ce qui est aux environs", "ce qui entoure de tous les côtés". En droit français, l'environnement désigne la nature, les sites et les paysages (d'après VEYRET et CIATTONI, 2005, introduction). Le terme "environnement" comme synonyme de "milieu" et de "milieu géographique" semble avoir été introduit en français suite à une confusion de Paul Vidal de La Blache, lorsqu'il traduit en 1922 le terme anglais "*environment*", lui-même choisi par Herbert Spencer pour traduire le mot français "milieu" (selon PELLETIER, 2016)... Plus tard, le terme est notamment repris par les géographes Albert Demangeon dans les années 1940 et Pierre George en 1970 pour désigner les interrelations entre les sociétés et leur milieu (d'après VEYRET, 2007). L'après-guerre voit l'environnement devenir un objet politique international, c'est l'émergence de la question environnementale et l'invention de l'environnement global (MAHRANE et al., 2012). Dans les sciences, c'est aussi à cette époque que la notion est influencée par l'approche systémique et le paradigme de la complexité (BEROUTCHACHVILI et BERTRAND, 1978; DURAND-DASTÈS et MERLIN, 1989). C'est dans sa dimension systémique que les géographes l'emploient aujourd'hui. VEYRET et CIATTONI (2005) définissent l'acception spécifique à la géographie, basée sur les trois principales dimensions relevées par DAUPHINÉ (1979) — l'environnement comme un "donné", un "vécu" et un "perçu" — en proposant le terme de "géo-environnement" (VEYRET et CIATTONI, 2005), qui désigne "*les relations d'interdépendance complexes [...] entre l'homme, les sociétés et les composantes physiques, chimiques, biotiques du milieu en intégrant aussi ses aspects économiques, sociaux et culturels.*"

Les interactions société-environnement sont donc pensées et étudiées par la science géographique depuis ses balbutiements, au XIX^e siècle, d'abord en tant que science naturelle puis en tant que science humaine (voir CLAVAL, 2011, pp. 49-67). Elles constituent l'un des fondements de la démarche de la discipline et sont omniprésentes dans son épistémologie. L'étymologie de "géographie" évoque d'ailleurs cette réciprocité entre société et environnement, comme BERQUE (2016) s'essaye à le démontrer : "*l'être de l'humain se grave (graphein) dans la terre (gê), et [il] en est en retour gravé*". Autrement dit, les sociétés humaines transforment leurs territoires, espaces qu'elles s'approprient en vue de leur reproduction (voir BAUD, BOURGEAT et BRAS, 2013), et ces

1. Notons par exemple la création du Ministère de l'Environnement en 1971 ou encore l'intégration d'une Charte de l'environnement à la Constitution française en 2005.

transformations les influencent en retour. Le caractère perpétuel de ces rétroactions évoque la définition du paysage en tant que processus et comme interface entre nature et culture (BERTRAND, 1978) : les interactions société-environnement s'écrivent dans le paysage, qui est le "*résultat de la combinaison dynamique, donc instable, d'éléments physiques, biologiques et anthropiques [...]*" (BERTRAND et TRICART, 1968).

La conception systémique des interactions société-environnement s'est exportée bien au-delà de la géographie. Autour des années 2000, alors que la question de l'interdisciplinarité s'imisce de plus en plus dans les sciences environnementales (ZANONI, 1998; GALOCHET et al., 2006), l'approche par les systèmes socio-écologiques² émerge (BERKES, COLDING et FOLKE, 2001; BERKES et FOLKE, 2002; OSTROM, 2009) et permet d'appréhender les questions de résilience et de soutenabilité (KATES, 2001), elles aussi émergentes, sans pour autant dissocier les systèmes sociaux des systèmes naturels (REDMAN, GROVE et KUBY, 2004).

Les changements d'occupation et d'usage du sol, qui constituent l'objet d'étude de cette thèse, peuvent être appréhendés comme un marqueur de l'action anthropique sur l'environnement, c'est-à-dire comme une empreinte laissée par les interactions société-environnement dans le paysage. En raison de son positionnement épistémologique, que nous avons évoqué, la géographie est une discipline privilégiée pour l'étude des *land systems* (VERBURG et al., 2015), systèmes socio-écologiques : "*geography is uniquely fitted for a leading role in integrating the human world of land use and the biophysical one of land cover*" (MEYER et TURNER, 1996).

1.1.2 Occupation du sol et usage du sol, deux sémantiques en interrelation

Bien que renvoyant à deux idées distinctes, les termes "occupation"³ et "usage" du sol sont très souvent utilisés conjointement, particulièrement dans les documents d'aménagement, dans les études scientifiques et dans les jeux de données spatiales (usuellement découpées selon une typologie en "classes" d'occupation et/ou d'usage du sol, voir COMBER, FISHER et WADSWORTH, 2005). Cet usage conjoint a pu amener quelques confusions — notamment évoquées par FISHER et al. (2005) — c'est pourquoi il convient de nous livrer à une courte clarification sémantique.

L'occupation du sol (*land cover*, en anglais) désigne la constitution biophysique des matériaux de la surface terrestre, par exemple le type de végétation qui la recouvre, l'eau et les éléments

2. On retrouve deux terminologies dans la littérature scientifique anglophone : les SES (*socioecological systems*) et les CHANS (*coupled human and natural systems*), issues de divergences disciplinaires. Voir LIU et al. (2007) et ALBERTI et al. (2011).

3. En français, on retrouve également le terme de "couverture" du sol comme synonyme d'occupation du sol.

de nature anthropique (artificialisations diverses). L'utilisation du sol (*land use*) décrit quant à elle *comment* les sociétés utilisent la terre, c'est-à-dire quelles activités humaines y sont implantées pour satisfaire la demande en ressources (MEYER et TURNER, 1996 ; définition de *land use* dans WARE, 2010, vol. 4). L'occupation du sol peut être observée directement, notamment à partir de méthodes de télédétection, alors que l'utilisation du sol nécessite une interprétation socio-économique : une même occupation du sol peut avoir plusieurs utilisations différentes.

Occupation et usage du sol sont en interrelation. En effet, l'occupation du sol conditionne les choix d'utilisation faits par les sociétés humaines : selon leur propriétés — caractéristiques pédologiques, présence ou non de pente, etc. — les sols sont plus ou moins adaptés à telle ou telle utilisation. En retour, l'usage du sol entraîne des changements qui altèrent la couverture terrestre : "*land use globally at present is probably the dominant source of land-cover change*" (MEYER et TURNER, 1996), bien que des forces biophysiques puissent également la modifier (variations climatiques, éruptions volcaniques, etc.)

1.1.3 Changements

Dans leur *Dictionnaire d'analyse spatiale*, BAVOUX et CHAPELON (2014) définissent le "changement" comme le "*passage d'un état à un autre, qualitativement et/ou quantitativement.*" Les changements d'occupation et d'usage du sol⁴ désignent alors le passage d'une classe d'occupation et/ou d'usage du sol à une autre, le plus souvent sous l'effet de l'action humaine. A l'échelle du globe, on peut par exemple citer la conversion des sols vers un usage agricole, l'étalement urbain et l'artificialisation des sols induite, la déprise agricole, la disparition des zones humides ou encore la désertification.

Comme nous l'avons dit précédemment, les interactions société-environnement s'ancrent dans le paysage, qui est en permanente évolution : il subit continuellement des transformations qui le font passer d'un état à un autre (ibid.). Dès la fin des années 1970, BEROUTCHACHVILI et BERTRAND (1978) évoquaient déjà l'intérêt des analyses diachroniques pour suivre l'évolution des états du géosystème, notamment grâce à la télédétection. L'étude des changements d'occupation et d'usage du sol nécessite en effet le recours à des approches spatio-temporelles (MATHIAN et SANDERS, 2014, 2015), qui seront abordées dans la dernière partie de ce chapitre.

La section suivante aborde la trajectoire historique des *land systems* à travers l'évolution

4. Aussi appelés "changement d'affectation des sols" et "conversion des sols" en français et "*land use and land cover changes*" en anglais (avec les acronymes LUCC ou LULCC).

des changements d'occupation et d'usage du sol, puis les enjeux environnementaux et socio-économiques autour de cet objet d'étude.

1.2 Trajectoire d'évolution, causes et impacts des changements d'occupation et d'usage du sol

1.2.1 Trajectoire d'évolution et causes

Toutes les espèces ont un impact sur les écosystèmes, ne serait-ce que par la consommation des ressources que ces derniers offrent, nécessaire à leur survie et à leur reproduction. L'espèce humaine se distingue cependant des autres par ses capacités d'ingénierie, d'action collective — due à son organisation sociale — et l'utilisation d'outils, qui lui permettent très tôt de modeler les écosystèmes plus efficacement et durablement (ELLIS, 2011). D'autre part, l'aire de peuplement des sociétés humaines (l'écoumène de BERQUE, 2016) n'a cessé de s'étendre au cours des dernières centaines de milliers d'années, accompagnant une croissance démographique logarithmique (DEEVEY, 1960). Dans le même temps, la capacité de l'homme à transformer son environnement s'est elle aussi continuellement accrue par le biais de divers progrès techniques et technologiques, mais aussi de changements d'organisation socio-spatiale (constitution en sociétés et sédentarisation, puis métropolisation et globalisation).

RAMANKUTTY et al. (2006) distinguent trois phases (Figure 4.1) dans cette "longue anthropisation de la planète" (VEYRET et CIATTONI, 2005). La première démarre avec la découverte et la maîtrise du feu, à la fin du Paléolithique inférieur, il y a environ 400 000 ans. La maîtrise du feu change les pratiques de chasse et se trouve être à l'origine des premières modifications paysagères (BIRD et CALI, 1998). Vient ensuite la "révolution néolithique", il y a environ 10 000 ans, marquée par l'apparition de l'agriculture avec la domestication de la faune et de la flore, entraînant la sédentarisation et amplifiant ainsi le façonnement des paysages par l'homme. Enfin, au cours des trois derniers siècles, la "Révolution industrielle", le fort accroissement démographique, le capitalisme et la puissance des technologies utilisant les énergies fossiles ont multiplié les changements d'occupation et d'usage du sol d'origine anthropique. L'accélération est si importante que durant cette dernière phase, les changements ont été plus importants qu'au cours des derniers millénaires, particulièrement depuis la fin de la Seconde Guerre mondiale (MCNEILL et ENGELKE, 2016). Certains auteurs évoquent également l'avènement d'une quatrième phase, au XXI^e siècle, marquée par l'apparition des nanotechnologies, de la biologie moléculaire et la rapidité des flux

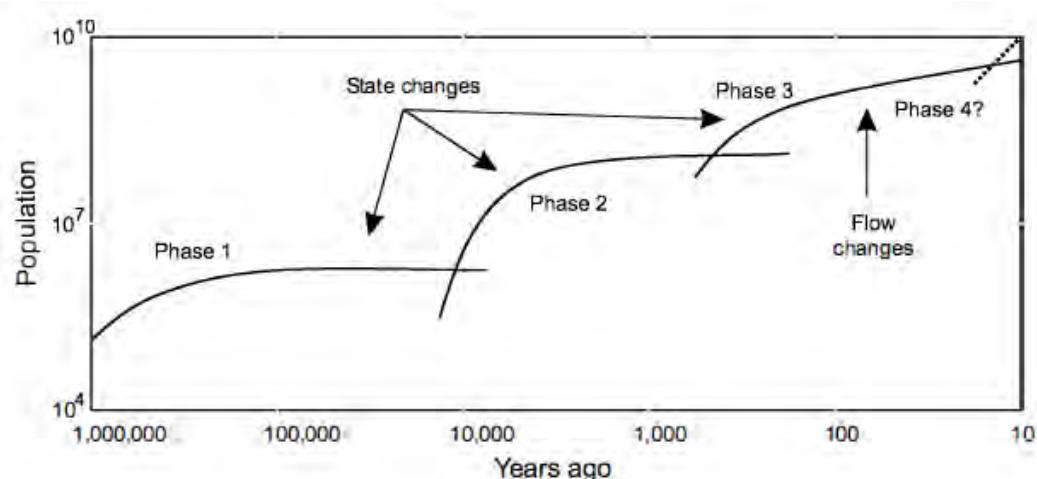


Figure 1.1 – Phases logarithmiques des interactions société-environnement. Figure extraite de TURNER II et MCCANDLESS (2004), qui l'ont adaptée à partir de DEEVEY (1960).

de population et de capitaux (TURNER II et MCCANDLESS, 2004).

À l'échelle du globe, la conversion des sols vers une utilisation agricole est aujourd'hui prépondérante (TILMAN, 2001 ; BURNEY, DAVIS et LOBELL, 2010) et s'effectue le plus souvent au détriment des espaces forestiers (forêt tempérée, forêt tropicale) mais également d'autres écosystèmes tels que les steppes, les prairies ou bien les déserts (exemple de la production agricole par irrigation à pivot central en Arabie Saoudite et dans d'autres régions arides). Les surfaces cultivées ont vu leur superficie s'accroître au gré des siècles et de "l'élargissement du monde". On estime par exemple que depuis 1850, près de 6 millions de km² de forêts et 4,7 millions de km² de savanes, steppes et prairies ont été transformés en cultures (RAMANKUTTY et FOLEY, 1999). La déforestation tropicale, qui représente au XXI^{ème} siècle près de 85% de la déforestation qui a lieu dans le monde (HANSEN et al., 2013), est particulièrement étudiée (ALLEN et BARNES, 1985; WALKER, 2004; HOSONUMA et al., 2012), d'une part parce qu'elle héberge de nombreux *hotspots* de la biodiversité mondiale (MYERS, 1990; ORME et al., 2005) et d'autre part parce qu'elle concerne des pays en voie de développement (en Amérique du Sud, en Afrique et en Asie), dont la transition démographique n'est pas encore terminée voire même entamée. Or, il existe un lien entre transition démographique et "transitions d'usage du sol" (*land-use transitions*, FOLEY, 2005; LAMBIN et MEYFROIDT, 2010, cf. figure 4.2) : l'usage du sol et la pression sur les terres s'intensifient à mesure que la population et donc les besoins alimentaires s'accroissent (PRESTON, 1996; CARR, 2003), bien que d'autres facteurs entrent également en jeu, notamment sociologiques et institutionnels (LAMBIN et al., 2001) ou économiques (ANGELSEN et KAIMOWITZ, 1999). L'urbanisation et l'étalement urbain font également partie des changements majeurs les plus préoccupants (SQUIRES,

2002; ANGEL et al., 2005), amenés comme tous les autres par une cause globale en toile de fond : la mondialisation (LAMBIN et al., 2001).

Les changements d'occupation du sol sont cependant le résultat de changements d'usages du sol à l'échelle locale, aux causes (*driving forces*, BÜRGI, HERSPERGER et SCHNEEBERGER, 2005) multiples opérant à des échelles variées (influence des marchés, pauvreté, choix individuels, etc.) et différentes d'un lieu à un autre, ce qui légitime encore une la géographie.

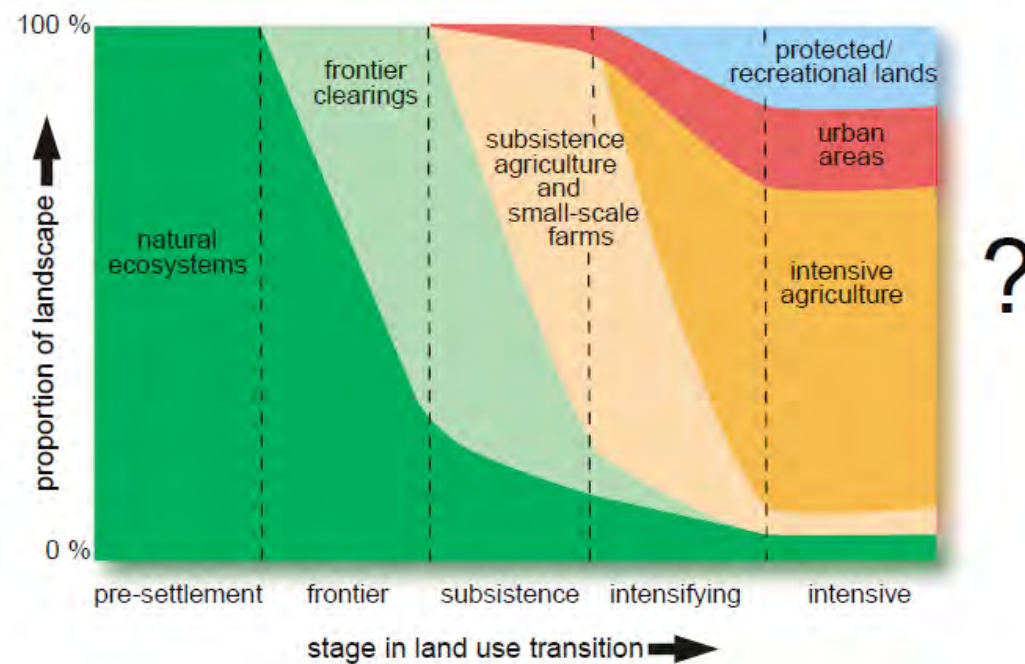


Figure 1.2 – Transitions d'usage du sol. Figure extraite de FOLEY (2005).

Ainsi, les sociétés humaines ont toujours modifié leur environnement et utilisé le sol pour améliorer leur bien-être ainsi que la quantité, la qualité et la sécurité de leurs moyens de subsistance (nourriture, eau potable, produits médicaux, etc., voir RAMANKUTTY et al., 2006) et dominent aujourd'hui les écosystèmes de la planète ("*a human-dominated planet*", VITOUSEK, 1997). Cette domination et cette utilisation du sol se sont accrues et accélérées au cours des 300 dernières années et particulièrement au cours du XX^e siècle afin de répondre à une demande en ressources toujours plus grande (TURNER II et al., 1990; GOLDEWIJK et RAMANKUTTY, 2009; KRAUSMANN et al., 2013), si bien que certains auteurs (ELLIS, 2008) parlent de "biomes anthropiques" pour mettre en avant le caractère prépondérant de l'influence de l'homme sur le système Terre, tandis que d'autres estiment que nous serions entrés dans une nouvelle ère géologique, l'anthropocène, caractérisée par l'impact irréversible des perturbations anthropiques sur l'environnement (MCNEILL et ENGELKE, 2016). La multiplicité, l'intensité et l'accélération des changements d'oc-

cupation et d'usage du sol ont des conséquences à l'origine d'enjeux environnementaux et socio-économiques, abordés dans la sous-section suivante.

1.2.2 Impacts

Il est désormais admis depuis plusieurs décennies que les changements d'occupation du sol d'origine anthropique qui se produisent à des échelles locales contribuent activement aux changements globaux (LAMBIN et GEIST, 2006). En effet, plus des trois quarts des terres libres de glace de la planète présentent aujourd'hui des signes d'altération affectant des éléments clé du système Terre tels que la biodiversité, la qualité des sols, le cycle de l'eau ou le système climatique (VERBURG et al., 2013). Nous abordons ci-dessous les différents impacts environnementaux de la conversion des sols ainsi que leurs conséquences socio-économiques.

1.2.2.1 Impacts environnementaux

Habitats naturels et biodiversité En détruisant, dégradant et fragmentant les habitats naturels de nombreuses espèces animales et végétales, les changements d'occupation et d'usage du sol tels que la déforestation, l'urbanisation ou l'étalement urbain ont un impact négatif sur la biodiversité⁵ : ils contribuent au phénomène d'extinction des espèces et à son accélération (CHHABRA et al., 2006). Il s'agit d'un enjeu majeur, notamment parce que l'extinction des espèces est considérée comme le seul changement environnemental global véritablement et entièrement irréversible (DIRZO et RAVEN, 2003) et que la somme des extinctions d'espèces enregistrées au cours des 300 dernières années dépasse d'au moins plusieurs centaines de fois ce que l'on aurait pu attendre au regard des données géologiques, ce qui confirme le rôle prépondérant des perturbations anthropiques dans la sixième extinction de masse (DIRZO et RAVEN, 2003; BARNOSKY et al., 2011). L'extinction des espèces n'est pas seulement un enjeu environnemental, puisque la biodiversité est empreinte de valeurs culturelles, sociales et constitue d'autre part une ressource précieuse pour contribuer à améliorer la santé et le bien-être humain (MYERS, 2019).

Qualité des sols et hydrologie La qualité du sol peut être définie comme la capacité du sol à fonctionner en maintenant la productivité biologique, la qualité de l'environnement et la santé des plantes et des animaux (DORAN et PARKIN, 1994; KARLEN et al., 1997). Cette capacité dépend des propriétés physiques (profondeur, texture, type de couverture), chimiques (taux d'azote, de

5. Proposé par le biologiste américain Wilson en 1987, le terme de "biodiversité" désigne la diversité interspécifique et intraspécifique (génétique et phénotypique) de l'ensemble des formes du vivant et des écosystèmes.

carbone, de phosphore, etc.) et biologiques du sol (quantité de matière organique, biomasse, etc.), qui sont altérées par son utilisation (CHHABRA et al., 2006). Les conséquences des modifications humaines sur les sols ont été reproduites à petite échelle sur des parcelles expérimentales et de petits bassins versants (ESHLEMAN, 2004), où on a pu observer des perturbations dans les processus d'infiltration de l'eau, de ruissellement de surface, d'évapotranspiration, etc. Bien que ces expériences n'aient pu être conduites aux échelles régionale et continentale compte tenu de la complexité des systèmes hydrologiques et de la variété de l'utilisation du sol sur de si grands espaces, elles confirment que les changements d'occupation et d'usage du sol peuvent affecter la capacité du sol à fournir plusieurs services écosystémiques tels que le stockage et la libération d'eau et de nutriments. En effet, la dégradation ou la disparition de la couverture végétale des espaces forestiers et arbustifs laisse les sols à nu, augmentant ainsi le ruissellement de surface, qui accentue l'érosion des sols et peut entraîner, entre autres, une augmentation de la charge sédimentaire des cours d'eau. La perte de couvert végétal rend également les sols vulnérables à l'érosion éolienne et à "l'effet splash", autre facteur d'érosion hydrique des sols provoquant une reptation de particules sédimentaires suite à l'impact des gouttes de pluie sur le sol (ABER, MARZOLFF et RIES, 2010). A titre d'exemple, l'étalement urbain est responsable de l'imperméabilisation des surfaces au sol, qui limite le réapprovisionnement des nappes phréatiques, en plus de limiter l'évapotranspiration et de favoriser le transfert de polluants et le risque d'inondation (WHEATER et EVANS, 2009; MARSALEK, 2014). D'autre part, les pratiques agricoles sont aussi susceptibles de modifier les systèmes et les processus hydrologiques et d'étendre les zones soumises à un stress hydrique, notamment par surexploitation de la ressource en eau à des fins d'irrigation (PIMENTEL et al., 2004), alors que l'eau est inégalement répartie à la surface du globe (LAGANIER et ARNAUD-FASSETTA, 2009). Bien qu'il s'agisse également d'une conséquence socio-économique, notons enfin que la diminution de la qualité des sols s'accompagne d'une chute des rendements agricoles (qui menace les moyens de subsistance de nombreux modes de vie) et que l'utilisation du sol peut parfois être à l'origine d'une contamination du réseau hydrique et des sols (polluants d'origine agricole — pesticides, fongicides, insecticides — ou industrielle), comme nous le verrons par la suite.

Système climatique terrestre Les changements d'occupation et d'usage du sol impactent le système climatique terrestre de plusieurs façons. D'abord, l'occupation du sol joue un rôle sur les propriétés biophysiques de la surface terrestre, en définissant le type et la quantité de végétation ainsi que le type de sol (CHHABRA et al., 2006). Or, les propriétés biophysiques de la surface — par exemple sa température, son humidité ou son albédo — exercent un contrôle sur les échanges

d'énergie entre cette dernière et l'atmosphère, et il a été démontré que les conditions climatiques locales, régionales mais aussi globales pouvaient être affectées par les altérations humaines de la surface terrestre (PIELKE et AVISSAR, 1990). La question des changements d'occupation et d'usage du sol constitue d'ailleurs un levier d'action majeur pour répondre aux changements globaux en matière de politique climatique (FEDDEMA, 2005; SEARCHINGER et al., 2018). D'autre part, lorsque des sols sont convertis pour des usages agricoles, leur chimie est affectée : ceux-ci libèrent une partie de leur stock de carbone, plus ou moins importante selon le type d'occupation du sol original (WEI et al., 2015). La quantification et la répartition spatiale de la "dette carbone" du sol, entraînée par ses changements d'occupation et d'usage, a fait l'objet de travaux en vue d'élaborer des scénarios d'atténuation du réchauffement climatique (CROWTHER et al., 2016; SANDERMAN, HENGL et FISKE, 2017). De manière générale, c'est tout le cycle biogéochimique du carbone qui est interrelié au climat. L'extension des surfaces agricoles (cultures et pâtures) au détriment des forêts, l'usage de pratiques agricoles émettrices d'aérosols carbonés (par exemple la culture sur brûlis) ou encore l'utilisation d'énergies fossiles contribuent à l'accroissement du taux de dioxyde de carbone CO_2 dans l'atmosphère, connu comme un des principaux gaz à effet de serre perturbant l'équilibre radiatif de la planète (CHHABRA et al., 2006; FELDMAN et al., 2015). D'autres gaz à effet de serre sont également émis dans l'atmosphère suite à des changements d'occupation et d'usage du sol, comme le méthane CH_4 (élevages d'herbivores, riziculture, lire HEILIG, 1994 et TURNER, FRANKENBERG et KORT, 2019) ou le protoxyde d'azote N_2O (épandage de fumier, d'engrais azotés, voir TIAN et al., 2020).

1.2.2.2 Impacts socio-économiques

Modes de vie, pauvreté et insécurité alimentaire Comme nous l'avons évoqué précédemment, les sociétés utilisent et modifient la couverture du sol à des fins d'abord socio-économiques : afin de sécuriser leurs moyens de subsistance (production de denrées alimentaires, revenus), d'améliorer leur bien-être ou bien à la recherche de profits. Pourtant, en pratique, la pauvreté persiste et la sécurité alimentaire n'est pas toujours atteinte (CHHABRA et al., 2006). On observe, notamment dans les pays en voie de développement, que des changements importants comme ceux qui accompagnent le développement de l'agro-industrie (BARRETT, BARBIER et REARDON, 2001) bouleversent les systèmes agricoles traditionnels, basés sur de petits exploitants, de l'agriculture vivrière et/ou itinérante (TURNER et GARDNER, 2015; PEREIRA, SIMMONS et WALKER, 2016; AHAMMAD, STACEY et SUNDERLAND, 2021). Les modes de vie reposant sur la chasse, la pêche et la produc-

tion de biens artisanaux sont eux aussi perturbés par la conversion des sols pour l'agriculture, qui se fait au détriment des espaces qui abritent la ressource. En effet, les populations concernées sont exposées à une variation de leur revenu annuel ainsi qu'à des difficultés pour assurer leur suffisance alimentaire, notamment parce que les nouveaux systèmes agricoles mis en place diminuent la diversification de leurs moyens de subsistance (par exemple, les monocultures), sont tributaires des marchés internationaux et amplifient parfois la dégradation des sols (PAGIOLA, 2019; TURNER et AYANTUNDE, 2021). La baisse des niveaux de vie voire la privation des moyens de subsistance peut donc être vue comme une cause et une conséquence des changements d'occupation et d'usage du sol (CHHABRA et al., 2006). Il faut cependant veiller à nuancer ces propos, dans la mesure où les ménages mal-nourris sont aussi bien souvent ceux pratiquant une agriculture vivrière, comme c'est le cas en Afrique (SIBHATU et QAIM, 2017). D'autre part, des travaux suggèrent que la pauvreté est à l'origine de prises de décision relatives à l'usage du sol à horizon relativement court (CHHABRA et al., 2006), qui dégradent l'environnement et entretiennent en retour la pauvreté des ménages. Des recherches plus récentes montrent cependant qu'il n'en est pas toujours ainsi, les dégradations environnementales pouvant provenir des ménages les moins pauvres (ETONGO, DJENONTIN et KANNINEN, 2016), notamment parce que d'autres acteurs et processus doivent être pris en compte (GRAY et MOSELEY, 2005).

Impacts sanitaires Les impacts sanitaires des changements d'occupation et d'usage du sol, qu'ils soient directs ou indirects, comptent parmi les enjeux les plus importants et les plus complexes des changements globaux pour les sociétés (CHHABRA et al., 2006; JONES et al., 2008). La diffusion dans l'espace d'éléments nocifs pour l'espèce humaine tels que des pathogènes divers, des irritants ou encore des substances cancérigènes, est favorisée par la conversion des sols. Le développement des usages agricoles du sol s'accompagne par exemple de l'utilisation de biocides chimiques (fongicides, pesticides et autres insecticides), qui permettent d'améliorer les rendements mais ne sont pas sans conséquences sur la santé humaine, notamment neurologique et reproductive (FRAZIER, 2007; COLOSIO, RUBINO et MORETTO, 2017), lorsqu'ils contaminent les eaux de surface, les eaux souterraines et les sols. L'urbanisation, autre source majeure des changements d'occupation et d'usage du sol contemporains, peut également être à l'origine de risques sanitaires tels que la pollution ou la transmission de maladies via une mauvaise gestion des déchets (KNOWLTON, 2001). La hausse de la production de déchets ménagers ou industriels est en effet concomitante des dynamiques d'urbanisation et d'étalement urbain, notamment dans les pays en voie de développement (VIJ, 2012). Les changements d'occupation et d'usage des sols

participent également indirectement à la diffusion des maladies vectorielles telles que la malaria (BAEZA et al., 2017; RICE et al., 2018) ou la peste (DIRZO et al., 2015) ainsi que d'autres maladies infectieuses, d'une part en rapprochant les habitats humains de ceux d'espèces-réservoir de pathogènes (MENDOZA et al., 2020) et d'autre part en étendant l'aire de répartition d'espèces vecteurs de maladies. Dans ce dernier cas, il s'agit d'une rétroaction (négative) liée à la perturbation du système climatique terrestre, en partie entraînée par les changements d'occupation et d'usage du sol : le réchauffement global est susceptible d'étendre l'aire géographique où les conditions environnementales sont favorables (PATZ et al., 2008) à certains vecteurs et certaines espèces-réservoir, comme c'est par exemple le cas pour l'épidémiologie de la maladie de Lyme (ALKISHE, PETERSON et SAMY, 2017). Enfin, de nombreux services écosystémiques tels que la régulation de l'érosion, du climat, des cycles hydrologiques, du risque inondation ou encore des interactions biotiques, qui contribuent à préserver la santé humaine en maintenant par exemple la qualité de l'eau et de l'air sont susceptibles d'être perturbés par l'usage humain du sol (HASAN et al., 2020).

1.3 Étudier les *land systems*

1.3.1 Émergence de la *land system science*

Les différents impacts environnementaux et socio-économiques des changements d'occupation et d'usage du sol d'origine anthropique, et notamment le rôle important qu'ils jouent dans le réchauffement climatique, mettent en évidence la nécessité de les étudier. À l'heure où ces changements s'intensifient et sont voués à se multiplier (voir section 1.2, *land use transitions*), mieux connaître et comprendre les facteurs qui les causent ainsi que leurs interactions avec le climat, les cycles biogéochimiques et la biodiversité constitue un challenge important pour la communauté scientifique internationale. Ainsi, après plusieurs travaux préparatoires au début des années 1990, le *LUCC project* est mis en place en 1995 (GEIST, 2009), avec pour ambition de fédérer et d'organiser une communauté de recherche interdisciplinaire autour de la question des changements d'occupation et d'usage du sol. Le *LUCC project* est administré par deux instances internationales : l'*International Geosphere-Biosphere Programme* (IGBP), qui supervise les travaux dans le champ des géosciences et l'*International Human Dimensions Programme on Global Environmental Change* (IHDP), qui dirige ceux dans le champ des sciences humaines et sociales (MEYER et TURNER, 1996). On retrouve ainsi dans l'organisation de ce programme de recherche la partition disciplinaire entre *land cover* d'un côté et *land use* de l'autre, soit entre les aspects biophysiques et les aspects humains des changements d'occupation et d'usage du sol. L'étude et

le suivi de la dynamique des changements dans le temps, de leurs impacts sur les populations et l'environnement, le développement de modèles prospectifs pour esquisser des futurs durables ou encore l'identification d'espaces critiques et vulnérables afin de guider les politiques publiques font partie de la feuille de route et des objectifs du projet jusqu'en 2005. Après cette date, le *Global Land Project*⁶ prend la relève, afin de "mesurer, modéliser et comprendre les systèmes socio-environnementaux". L'élargissement des connaissances dans ce domaine doit notamment permettre d'alimenter les modélisations informatiques du système Terre, à l'origine des scénarios du groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC). Ces modèles, conçus selon une approche modulaire, comprennent en effet nécessairement un volet qui concerne les changements d'occupation et d'usage du sol, compte tenu de leur rôle dans le réchauffement climatique (DEFRIES, BOUNOUA et COLLATZ, 2002).

La conceptualisation des changements d'occupation et d'usage du sol en tant qu'objet de recherche est donc relativement récente et suscite un intérêt croissant dans la communauté scientifique internationale, si l'on en croit par exemple le nombre d'articles publiés avec le mot-clé "*land use*" en constante augmentation (ASPINALL, 2006; MÜLLER et MUNROE, 2014). En effet, à la suite du *LUCC project*, qui a ouvert la voie, c'est tout un champ de recherche interdisciplinaire qui a émergé aux côtés des travaux sur la résilience et la durabilité (*sustainability sciences*, KATES (2001), THEYS et VIVIEN (2014)) des écosystèmes. Tantôt dénommé *land-use science* (MÜLLER et MUNROE, 2014), *land change science* (GUTMAN et al., 2004; TURNER, LAMBIN et REENBERG, 2007) ou encore *land system science* (VERBURG et al., 2013; VERBURG et al., 2015; HOELLE, 2018) dans la littérature, ce champ de recherche étudie les changements qui affectent les sols, à l'interface des systèmes sociaux et environnementaux, et leurs conséquences sur les changements globaux (MÜLLER et MUNROE, 2014). Le *Journal of Land Use Science*, créé en 2006 (ASPINALL, 2006) et *Land*, créé en 2012 (MILLINGTON, 2012), y sont consacrés et témoignent de l'ancrage pluridisciplinaire de ce champ de recherche qui entretient de nombreux points communs avec l'écologie du paysage (ROY CHOWDHURY et TURNER, 2019).

L'une des préoccupations majeures de la *land system science* demeure aujourd'hui la construction théorique (MEYFROIDT et al., 2018), qui repose sur la méta-analyse d'études de cas particuliers et une meilleure prise en compte de la dimension systémique des processus socio-environnementaux à l'œuvre (TURNER et al., 2020). Cela passe notamment par la construction de

6. Qui deviendra le *Global Land Program* en 2016, composant du programme de recherche décennal *Future Earth*, lancé par l'ONU lors de la conférence des Nations unies sur l'environnement et le développement de 2012, plus connue sous le nom de "sommet de Rio".

nouveaux cadres conceptuels tel que celui du *telecoupling* (FRIIS et al., 2016; FRIIS et NIELSEN, 2019; KAPSAR et al., 2019), qui permet de prendre en compte les facteurs socio-économiques distants des lieux où se produisent les changements. La *land system science* renouvelle d'autre part continuellement ses méthodes de suivi des changements, tirant profit des innovations technologiques pour mieux analyser les systèmes socio-environnementaux (DONG et al., 2019).

1.3.2 Étudier les changements

1.3.2.1 Où et combien ? Formes et structures spatio-temporelles

L'analyse des changements d'occupation et d'usage du sol passe d'abord par le recueil et le traitement de données en vue de déterminer la nature des transitions, leur quantité (superficie) et leur localisation. Depuis le lancement de Landsat-1 en 1972 — premier satellite d'observation de la Terre — la télédétection spatiale permet d'acquérir des données sur l'occupation du sol au moyen de méthodes d'analyse d'image⁷ appliquées aux pixels ou à des objets vectoriels (CAI et LIU, 2013; BLASCHKE et al., 2014). On distingue deux catégories d'algorithmes permettant de détecter les changements d'occupation et d'usage du sol : les approches pré-classification et les approches post-classification, une classification pouvant être définie comme une typologie des pixels selon une nomenclature préalablement définie (KHATAMI, MOUNTRAKIS et STEHMAN, 2016), à partir des caractéristiques spectrales (réflectance, émissivité) et/ou texturales et morphologiques de la surface (SCHOWENGERDT, 2006; LILLESAND, KIEFER et CHIPMAN, 2015). Bien que les approches post-classification soient considérées plus fiables que les approches pré-classification (WU et al., 2021), elles restent sensibles à la question de l'incertitude dans les données (GARCIA-ALVAREZ, 2018), présente à toutes les étapes du processus de classification, ainsi qu'à celle de l'agrégation de catégories (PONTIUS et MALIZIA, 2004a).

Les séries temporelles fournies par les satellites des missions d'observation (WULDER et al., 2008) et les classifications de l'occupation du sol qui en sont déduites sont utilisées depuis plusieurs décennies pour la gestion des espaces forestiers (BOYD et DANSON, 2005; LECHNER, FOODY et BOYD, 2020), des productions agricoles (WEISS, JACOB et DUVEILLER, 2020), des dynamiques hydrologiques (SCHMUGGE et al., 2002) et urbaines (MELCHIORRI et al., 2018; LIU et al., 2018), notamment au moyen de systèmes d'information géographique (SIG). D'autre part, comme nous le verrons, les cartes d'occupation et d'usage du sol sont également nécessaires aux approches de modélisation et de simulation des changements, dont la plupart reposent sur leur caractérisation

7. Parfois complétées par la photo-identification et la photo-interprétation.

préalable, notamment en termes de localisation et de quantité. Comme le rappellent ALDWAIK et PONTIUS, 2012, cette caractérisation préalable influence le choix des variables explicatives (*drivers*) du modèle, la prise en compte des impacts des changements sur les sociétés et l'environnement ainsi que la détermination de scénarios prospectifs.

Les méthodes de classification d'images satellites sont en constante amélioration (LU et WENG, 2007; TSO et MATHER, 2009), tout comme la résolution spatiale et spectrale des capteurs embarqués, qui couvrent des domaines du spectre de plus en plus spécifiques et permettent un suivi fin et régulier des dynamiques socio-environnementales. Les jeux de données d'occupation du sol⁸ se sont ainsi multipliés au cours des trois dernières décennies, produits par des acteurs variés, à différentes échelles — nationales et continentales pour la plupart (GREKOUSIS, MOUNTRAKIS et KAVOURAS, 2015). Dans le cadre des approches spatio-temporelles telles que celles développées par la géomatique et l'analyse spatiale (MATHIAN et SANDERS, 2015, 2014), ces données servent de référence pour l'analyse des changements d'occupation et d'usage du sol dans le temps.

Les sous-sections suivantes présentent plusieurs méthodes d'analyse et de caractérisation des changements, qui comptent parmi les plus répandues en *land system science* : les indices de budgétisation et l'analyse d'intensité des changements, qui reposent sur le calcul de matrices de confusion ; les métriques paysagères, plutôt utilisées en écologie du paysage et en écologie spatiale ; les analyses basées sur la théorie des graphes, émergentes. Ces méthodes apportent des éléments à la fois qualitatifs et quantitatifs, relatifs à la localisation, à la forme, à la structure⁹ et à la quantité des changements dans le temps.

Matrices de confusion et *LUCC budgets*

La détection et l'analyse des changements d'occupation et d'usage du sol survenus au cours d'une période comprise entre une date A et une date B reposent le plus souvent sur des calculs post-classification (PONTIUS et MALIZIA, 2004a), bien que des méthodes de détection des changements puissent également s'appliquer sur les images satellites brutes — on parle alors de traitements pré-classification (MAS, 1999). Il s'agit, en pratique, de superposer deux cartes d'occupation et d'usage du sol afin de calculer des matrices de confusion (*cross-tabulation matrices*) qui comptabilisent les transitions d'une classe à une autre, en nombre de pixels ou en superficie, en valeur absolue ou relative. Ces matrices permettent de calculer des indicateurs tels que les gains et les

8. *Land cover products*, en anglais.

9. Formes, structures et motifs spatiaux (mais également temporels) correspondent au concept de *pattern*, que l'on trouve dans la littérature scientifique anglophone et que nous définirons dans le chapitre 2.

pertes pour chacune des catégories d'occupation et d'usage du sol entre les deux dates de la période étudiée ainsi que le montant total de chacune des catégories pour chacune des deux dates. Ainsi, sur le tableau 4.1 :

P_{ij} désigne la proportion P de la catégorie i s'étant convertie en catégorie j entre la carte (date) A et la carte (date) B. La diagonale P_{jj} est interprétée comme la persistance (aucun changement de classe au cours de la période). Les matrices de confusion permettent également de dénombrer le montant total de chaque catégorie à chacune des deux dates (P_{i+} pour la date A et P_{j+} pour la date B). Enfin, la matrice dénombre les gains et pertes pour chacune des catégories entre les dates A et B : les pertes pour la catégorie i sont la somme des valeurs hors-diagonale pour la catégorie i à la date A, tandis que les gains pour la catégorie j sont la somme des valeurs hors-diagonale pour la catégorie j à la date B.

| | | Carte B | | | | |
|---------|---------------|-------------------|-------------------|-------------------|---------------|-------------------|
| | | Catégorie 1 | Catégorie 2 | Catégorie 3 | Total carte A | Pertes |
| Carte A | Catégorie 1 | P_{11} | P_{12} | P_{13} | P_{1+} | $P_{12} + P_{13}$ |
| | Catégorie 2 | P_{21} | P_{22} | P_{23} | P_{2+} | $P_{21} + P_{23}$ |
| | Catégorie 3 | P_{31} | P_{32} | P_{33} | P_{3+} | $P_{31} + P_{32}$ |
| | Total carte B | P_{+1} | P_{+2} | P_{+3} | 1 | |
| | Gains | $P_{21} + P_{31}$ | $P_{12} + P_{32}$ | $P_{13} + P_{23}$ | | |

Tableau 1.1 – Exemple de matrice de confusion comparant deux cartes pour deux dates différentes (d'après PONTIUS et MALIZIA, 2004a).

Deux autres indicateurs complétant la budgétisation des changements (*LUCC budgets* PAEGELOW, 2018b) peuvent être dérivés des matrices de confusion : le montant des changements nets (*net change*) et le montant des changements de place (*swap change*) pour chaque catégorie. Il s'agit des deux composantes du changement total (*total amount of change*). Le montant des changements nets pour une catégorie est égal à la différence entre pertes et gains sur la période (c'est-à-dire le changement non compensé pour une catégorie), le montant des changements de place est quant à lui égal à deux fois le minimum du gain ou de la perte de la catégorie (c'est-à-dire le changement compensé, PONTIUS et MALIZIA, 2004a). Selon PAEGELOW (2018b), un *net change* prédominant révèle une simple extension ou régression de la catégorie au cours de la période tandis qu'un *swap change* indique des processus de changement plus complexes, impliquant plusieurs catégories.

À noter que les indices de budgétisation des changements peuvent également être employés

pour analyser les résultats des modèles de changements d'occupation et d'usage du sol (comparaison entre une date A et une date B puis entre une date A et une date simulée B).

Matrices de confusion et *Intensity analysis*

La méthode *Intensity Analysis* développée par ALDWAIK et PONTIUS (2012) augmente et complète celle de la budgétisation des changements présentée ci-dessus. Il s'agit d'évaluer quantitativement, cette fois-ici à partir de classifications de l'occupation et de l'usage du sol à trois points dans le temps ou plus — ce qui permet d'analyser deux intervalles temporels ou plus à partir donc de deux matrices de confusion ou plus :

1. comment la quantité et la vitesse des changements varient
2. comment la quantité et l'intensité des gains et des pertes pour chaque catégorie varient entre les catégories
3. comment la quantité et l'intensité des transitions d'une catégorie varient entre les autres catégories disponibles pour cette transition.

Cette méthode basée sur les intervalles (1), les catégories (2) et les transitions (3) permet de mieux caractériser l'intensité et les patrons spatiaux (*patterns*) du changement dans le temps et peut ainsi mener à une meilleure compréhension des processus de changement. QUAN, PONTIUS et SONG (2020) ont utilisé la méthode pour comparer deux régions sur le même intervalle temporel, grâce à une modification des équations.

On retrouvera l'ensemble des équations des différents indices de la méthode *Intensity Analysis* ainsi qu'un exemple d'application dans la publication originelle (ALDWAIK et PONTIUS, 2012). La méthode a été implémentée dans un package R, *Open Land*¹⁰, afin de faciliter et de démocratiser son utilisation (EXAVIER et ZEILHOFER, 2020).

Landscape metrics

L'écologie du paysage (*landscape ecology*) a développé depuis les années 1980 un ensemble d'indicateurs appelés "métriques paysagères" (*landscape metrics*), qui permettent de rendre quantitativement compte de certains aspects de la structure spatiale du paysage, comme sa fragmentation ou son hétérogénéité, à partir de classifications de l'occupation du sol au format raster. L'échelle d'analyse est celle du "patch"¹¹, qui peut être défini comme un ensemble de pixels contigus¹² regroupés dans la même classe d'occupation du sol (TURNER et PHAM, 2015). Pour REIS,

10. <https://cran.r-project.org/web/packages/OpenLand/index.html>

11. Que l'on pourrait traduire par "tâche", en français.

12. Selon un voisinage dit "de Moore" — les huit cellules adjacentes — ou un voisinage dit "de von Neumann" —

SILVA et PINHO (2016), les *landscape metrics* font partie des *spatial metrics* aux côtés des *geospatial metrics* et des *spatial statistics*.

Les métriques paysagères sont utiles à la compréhension des interactions entre les processus écologiques et les formes et structures paysagères, c'est pourquoi elles sont utilisées pour étudier la biodiversité et son habitat, pour évaluer la qualité des eaux mais également pour analyser l'évolution des *patterns* spatiaux du paysage dans le temps (UUEMAA et al., 2009). Les indices les plus couramment utilisés dans la littérature se divisent en deux catégories (HORNING, 2019) : ceux qui évaluent la composition du paysage (richesse, régularité et diversité des types d'occupation du sol) et ceux qui évaluent la configuration spatiale du paysage (taille et forme des patches, connectivité entre les patches, dispersion ou agglomération de patches, etc.).

Moins répandues qu'en écologie du paysage, les métriques paysagères sont utilisées en *land change science* pour analyser l'évolution des *patterns* (en termes de composition et de configuration spatiale) de l'occupation du sol sur la base de critères quantitatifs objectifs qui peuvent être calculés pour une classification à une date A et pour une autre à une date B, à des fins de comparaison (OLSEN, WASHINGTON-ALLEN et DALE, 2005).

Là encore, de nombreux logiciels ont implémenté les équations de diverses *landscape metrics* : le *Patch Analyst* de ArcView, le module PATTERN de TerrSet, FRAGSTAT (MCGARIGAL, CUSHMAN, ENE et al., 2012), ou plus récemment le package R *landscapemetrics*¹³ (HESSELBARTH et al., 2019), qui intègre quatre nouvelles métriques de complexité paysagère (NOWOSAD et STEPINSKI, 2019).

Approches par la théorie des graphes

Au cours de la dernière décennie, de nouvelles méthodes ont été développées pour étudier les changements d'occupation et d'usage du sol, afin de mieux prendre en compte les processus de l'évolution et de répondre à la remise en question de la pertinence écologique des métriques paysagères évoquées précédemment (KUPFER, 2012). Plusieurs travaux ont notamment mobilisé la théorie des graphes, déjà couramment employée par l'analyse spatiale et les géosciences (PHILLIPS, SCHWANGHART et HECKMANN, 2015) pour formaliser des systèmes spatiaux (réseaux de transport, paysage, etc.).

WU et al. (2021) élaborent par exemple des graphes de voisinage à partir d'une analyse orientée objet : les centroïdes des objets (ensemble de pixels contigus classifiés dans la même catégorie d'occupation du sol) forment les nœuds du graphes, reliés entre eux par des arêtes qui repré-

quatre cellules adjacentes, sans les diagonales.

13. <https://r-spatialecology.github.io/landscapemetrics/index.html>

sentent les relations de voisinage entre les objets (FOLTÊTE, CLAUZEL et VUIDEL, 2012; FOLTÊTE, GIRARDET et CLAUZEL, 2014). Les auteurs traduisent ensuite ces graphes en "matrices d'événements adjacents" (*adjacency-event matrix*), qui permettent, une fois établies pour plusieurs dates, de rendre compte des changements dans la structure de l'occupation du sol : création, disparition, persistance, extension, contraction, division ou fusion d'objet, ce qui prolonge les travaux de CHEUNG, O'SULLIVAN et BRIERLEY (2015).

GUTTNER et al. (2017) proposent quant à eux une méthode de détection des changements pré-classification qui combine OBIA (analyse d'image orientée objet, voir BLASCHKE et al., 2014) et *data mining* pour élaborer des graphes d'évolution spatio-temporelle des changements.

Enfin, d'autres auteurs ont développé des métriques paysagères calculées à partir de graphes, ne recourant ainsi pas au pixel comme élément de base de l'analyse (MARTENSEN, SAURA et FORTIN, 2017).

1.3.2.2 Comment et pourquoi ? Processus sous-jacents

La *land change science* a été beaucoup influencée par les géographes et notamment par les approches géomatiques qui emploient, comme nous venons de le voir, un ensemble d'outils et de méthodes pour caractériser quantitativement et qualitativement les changements : télédétection, cartographie diachronique, SIG, analyse spatiale (CHEONG et al., 2012). Or, en plus de mettre plutôt l'accent sur l'occupation que sur l'utilisation du sol, ces approches sont insuffisantes pour identifier, comprendre et expliquer les causes des changements d'un point de vue humain, social, politique, économique et/ou culturel, alors que l'importance des représentations, des comportements et des décisions individuelles dans les dynamiques de l'occupation du sol ainsi que des normes sociales a été mise en évidence (MEYFROIDT et al., 2013). Au-delà de la quantification et de la spatialisation des changements, qui permettent de rendre compte des *patterns*, il est en effet nécessaire de comprendre comment et pour quelles raisons les changements se produisent, afin de mieux appréhender leurs processus sous-jacents.

Pour cela, les méthodes qualitatives empruntées aux sciences humaines et sociales (ethnologie, sociologie) se révèlent utiles. Les enquêtes de terrain (observation participante, entretiens individuels ou collectifs) permettent d'obtenir des données qualitatives sur les processus de changement impossibles à recueillir à partir des seules images satellites. Il s'agit par exemple de déterminer le processus de prise de décision conduisant aux choix d'occupation du sol, à l'échelle individuelle (rationalité et choix des ménages) et/ou institutionnelle (décision politique) : quels

sont les facteurs et les leviers démographiques, économiques, légaux, culturels voire psychologiques qui favorisent ou limitent les changements ? De telles données qualitatives favorisent la compréhension des processus qui mènent aux changements observés sur les images satellites et les classifications (CHEONG et al., 2012). À titre d'exemple, les travaux de CARR (2003), CARR, PAN et BILSBORROW (2007) et CARR (2008, 2009) menés sur la déforestation en Amérique latine (Amazonie équatorienne, Guatemala) identifient les facteurs de la migration rurale vers les fronts pionniers agricoles et analysent les relations entre les dynamiques de déforestation et la densité de population, la composition démographique des ménages et le taux de fécondité à partir d'enquêtes de terrain. Plus récemment, LE POLAIN DE WAROUX et al. (2021) ont proposé un cadre conceptuel pour favoriser la prise en compte des aspects culturels en *land system science*, dont l'intérêt a lui aussi été démontré à travers plusieurs études de cas (CHI et al., 2013; HOELLE, 2018).

Enfin, il apparaît important de noter ici que les données qualitatives relatives à l'usage du sol et aux processus de changement récoltées à partir de méthodes d'enquête sont utiles au développement des approches de modélisation et de simulation utilisées en *land system science*, aux côtés des données quantitatives évoquées plus tôt. En particulier, les modèles à base d'agents (PARKER et al., 2008) — plutôt appelés "individu-centrés" en sciences dites dures (SHAPIN, 2022)¹⁴ — nécessitent des informations sur les rationalités et les comportements individuels qui, une fois traduites en code informatique, contribuent à formaliser le *land system* via ses processus sous-jacents. Les données empiriques qualitatives sont notamment utiles à la caractérisation et au paramétrage des modèles (SMAJGL et al., 2011), en servant de base à la modélisation des comportements (BAKKER et VAN DOORN, 2009; KARALI, ROUNSEVELL et DOHERTY, 2011; AN, 2012; GROENEVELD et al., 2017) et donc des mécanismes. Les jeux de rôles impliquant des acteurs du *land system* (ménages agricoles, décideurs politiques, etc.) comptent également parmi les méthodologies qualitatives pouvant renseigner les modèles de changements d'occupation et d'usage du sol (CASTELLA, TRUNG et BOISSAU, 2005).

La modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol est une démarche de recherche qui mobilise donc des données à la fois quantitatives et qualitatives, réduisant ainsi d'une certaine façon les distances disciplinaires et épistémologiques entre *land use* et *land cover*. Le chapitre suivant aborde les pratiques de modélisation et de simulation en géographie puis plus particulièrement la question de la modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol

14. Début 2023, une recherche des mot-clés "modèle individu centré" sur le portail theses.fr donne 97 résultats (hors informatique), dont seulement 5 en sciences humaines et sociales (deux en sociologie et trois en géographie et aménagement). Les disciplines les plus représentées parmi les 92 autres résultats sont l'écologie et la biologie.

(*LUCC modelling*), qui fait l'objet de cette thèse.

2

Objet d'étude et méthodologie : la modélisation et la simulation spatiale des changements d'occupation et d'usage du sol

« Le simple est toujours faux. Ce qui ne l'est pas est inutilisable. »

Paul Valéry, Mauvaises pensées et autres.

2.1 Modélisation et simulation : principes et intérêts

LES MODÈLES simplifient la réalité, la rendant ainsi plus intelligible. En retenant uniquement les grands traits (figure 2.1) d'un phénomène complexe, les modèles résument et discriminent la réalité, à plusieurs fins. Qu'ils soient utilisés pour expliquer, explorer, décrire ou prédire des phénomènes, les modèles sont de plus en plus répandus dans les sciences. En géographie, les modèles de simulation apportent une dimension expérimentale à la discipline : ils permettent de tester des hypothèses relatives au fonctionnement des systèmes socio-environnementaux. Ils apportent également la possibilité d'explorer des futurs plausibles, dans le cadre de démarches prospectives ou d'aide à la décision. Après avoir définie notre acception des termes "modèle" et "simulation", nous évoquerons dans ce chapitre l'historique de leur utilisation ainsi que la nécessité de ces outils pour l'analyse des systèmes complexes. Enfin, nous nous intéresserons plus

particulièrement aux modèles utilisés en *land system science*, en rappelant leurs enjeux, leurs utilisations et leur contribution à ce champ disciplinaire. Nous détaillerons particulièrement les points communs et différences entre modèles dits "*pattern-based*" et modèles dits "*process-based*", qui sont les deux approches de modélisation employées dans cette thèse.

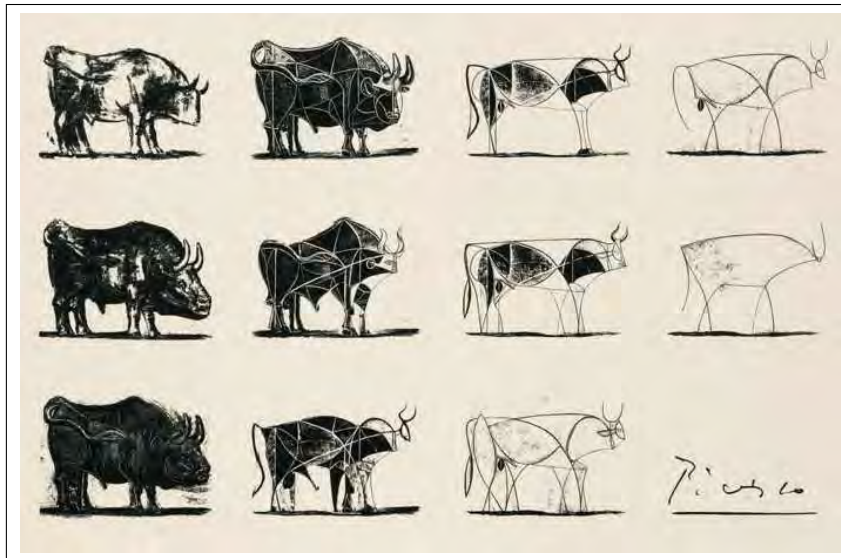


Figure 2.1 – Simplification d'un taureau par Picasso, 1946.

2.1.1 Qu'est-ce qu'un modèle ?

Avant d'aborder la question de la modélisation en géographie et plus spécifiquement le cas des modèles de changements d'occupation et d'usage du sol, il est nécessaire de revenir sur la notion de modèle, dont la définition n'est pas aisée compte tenu de son caractère polysémique. Comme le rappelle DELAY (2015, p. 78), qui cite le modèle héliocentrique de Nicolas Copernic ou encore le modèle microbiologique de Louis Pasteur, les modèles sont inséparables de la démarche scientifique. Pour VARENNE (2012) également, dont les travaux ont beaucoup contribué à l'épistémologie des modèles et des pratiques de modélisation en sciences, les modèles sont présents "*dans tous les secteurs de la science, des technologies et des techniques depuis au moins la fin de la Seconde Guerre mondiale*" et leur essor remonterait au début du XX^e siècle (VARENNE, 2016).

En amont des modèles utilisés par les scientifiques existent les modèles mentaux JOHNSON-LAIRD (1989) et JOHNSON-LAIRD (2010), qui les façonnent puis les engendrent. Chaque être humain en fait inconsciemment l'usage dans sa vie quotidienne, ce qui est d'ailleurs à l'origine de la subjectivité de toute modélisation :

"Every person in his private life and in his business life instinctively uses models for

decision making. The mental image of the world around you which you carry in your head is a model. One does not have a city or a government or a country in his head. He has only selected concepts, and relationships between them, and uses those to represent the real system." (FORRESTER, 1971)

"[...] no model could claim absolute objectivity as each is also subject to the modeller's subjectivity, view and understanding of the world, and proneness to mistakes" (AUGUSIAK, VAN DEN BRINK et GRIMM, 2014)

La définition de la notion de modèle peut être sensiblement différente d'une discipline à l'autre (BESLON, 2008, p. 23), notamment en raison des différentes fonctions des modèles — que nous aborderons plus tard —, qui dépendent des fondements épistémologiques des disciplines (DURAND-DASTÈS, 2001). Le terme de "modèle" peut par exemple désigner les modèles graphiques, statistiques ou de simulation, très différents les uns des autres. La littérature semble cependant s'accorder sur le fait que le modèle est avant tout un objet de substitution, comme l'énonce la définition de MINSKY (1965), qui compte parmi les plus citées :

"To an observer B, un objet A is a model of an object A to the extent that B can use A* to answer questions that interest him about A."*

Cette définition est notamment plébiscitée par VARENNE (2017, p. 92), pour plusieurs raisons. D'abord, parce qu'elle est selon lui tardive, minimaliste, suffisamment générale et formulée par un scientifique ayant une vue rétrospective sur les modèles du XX^e siècle (VARENNE, 2012). Ensuite, parce qu'elle définit le modèle comme une interrelation entre trois éléments : l'objet-cible, le modèle lui-même — qui s'y substitue — et l'observateur du système/concepteur du modèle. Le modèle est donc ici pensé comme un objet médiateur se substituant à un autre objet, il y fait référence et le symbolise pour répondre à un questionnement à son sujet. Le modèle est l'aboutissement de la démarche de modélisation, "procédure de recherche" (BRUNET, 1980) qui peut être définie comme le processus au cours duquel le modèle est construit, bien que certains auteurs définissent également la modélisation comme le résultat de cette activité :

"Le terme de modélisation désigne à la fois l'activité pour produire un modèle et le résultat de cette activité" (LANGLOIS et REGUER, 2005)

En ce sens, comme le suggère BRUNET (2001), l'entreprise de définition est elle-même une modélisation, puisque les définitions — par exemple celles d'un dictionnaire — s'appuient sur

les caractéristiques communes d'un groupe d'objets-cible alors qu'aucun de ces objets-cible, pris individuellement, n'est identique à un autre :

"[...] Toute définition d'un objet propose un modèle. Prenez la définition de la cuesta : elle décrit un modèle, auquel toutes les cuestas ressemblent, sans que deux cuestas soient identiques. Prenez les définitions du volcan, de l'île, de l'écoulement laminaire ou turbulent, de la ville, du bocage ou du centre commercial périphérique avec hypermarché : toutes évoquent à la fois une image générale et, aussitôt, des quantités d'images particulières [...] Chaque fois que l'on définit une catégorie d'objets, un type au sein de cette catégorie, un cas que l'on veut exemplaire pour l'illustrer, l'on a affaire à des modèles, il faut passer par un modèle pour comprendre et se faire comprendre."

C'est également la position de BAVOUX et CHAPELON (2014) :

"Tout modèle, à la manière d'une définition générale, est représentatif d'un ensemble d'éléments de même nature, dont il possède les caractéristiques communes, ou au moins les plus répandues, renvoyant ainsi à chacun des cas particuliers de la collection."

En tant que substitut d'un objet ou d'un système-cible, le modèle simplifie la réalité afin de la rendre plus intelligible et de faciliter la médiation dans une enquête de connaissance (VARENNE, 2017, p. 91). Ainsi, en géographie, la carte est un modèle plan qui se substitue à la "réalité" — biophysique ou politique — de la surface terrestre et la simplifie, entre autres via l'utilisation d'un système de signes (BERTIN, 2013) et d'un rapport de réduction, l'échelle. De la même façon, le globe est une modélisation de la planète qui n'a pas recours aux projections cartographiques et permet ainsi de la représenter "*dans sa structure exacte*" mais réduite, pour reprendre les termes d'Elisée RECLUS (2011, p. 63), d'ailleurs connu pour préférer le modèle "globe" au modèle "carte" pour représenter l'espace géographique. Cette idée de simplification se retrouve dans la définition proposée par Peter Haggett en 1965, qui est elle aussi abondamment citée, particulièrement par les géographes :

"[A model is] a simplified version of reality, built in order to demonstrate certain of the properties of reality" (HAGGETT, 1965)

"The traditional reaction of man to the apparent complexity of the world around him has been to make for himself a simplified and intelligible picture of the world [...]" (HAGGETT et CHORLEY, 1967)

Ce besoin de simplification de la complexité du monde pour mieux la penser et l'étudier est à mettre en relation avec celui de théorisation, évoqué par DELAY (2015, p. 80), qui cite PUMAIN (2003) :

"Théoriser, c'était d'abord tenter d'échapper aux apories d'une « science du concret », et surtout dépasser l'irréductible unicité des lieux, chercher à construire un point de vue nomothétique sur la discipline." (ibid.)

Les modèles sont en effet utiles à la formalisation des théories scientifiques (GEORGE, 1967). En tant qu'objets de substitution, ils simplifient et généralisent la réalité jusqu'à constituer une certaine abstraction ou idéalisation du monde (VARENNE, 2017, p. 70) sur laquelle les méthodes hypothético-déductives peuvent être appliquées (DURAND-DASTÈS, 2001). Pour HAGGETT et CHORLEY (1967), les modèles sont des "approximations sélectives", ils grossissent les traits des systèmes spatiaux et formalisent des "schémas de mécanismes" censés reproduire des "faits stylisés" (VARENNE, 2017, p. 86).

Retenons enfin, en guise de conclusion, la définition proposée dans le *Dictionnaire d'analyse spatiale* de BAVOUX et CHAPELON (2014) : les modèles sont des "*représentations épurées d'une réalité complexe, à des fins de meilleure intelligibilité*". Ils permettent de "*conceptualiser l'espace, d'en faire émerger les structures et dynamiques fondamentales, les mécanismes sous-jacents, les régularités*".

2.1.2 Pourquoi modéliser ?

Comme nous l'avons dit précédemment, le modèle est un objet de médiation (MORGAN et MORRISON, 1999) qui se substitue à la réalité pour la simplifier et la rendre plus intelligible. Les démarches de modélisation peuvent ainsi remplir plusieurs desseins et assurer différentes fonctions épistémiques. La question de l'intérêt scientifique des modèles a été abordée sous l'angle de leurs fonctions et de leurs objectifs, afin de justifier et de légitimer le recours aux modèles mais également d'en encadrer les usages et les pratiques.

EPSTEIN (2008) relève par exemple seize autres motivations que la prédiction pour construire des modèles, soulignant ainsi que les modélisations n'ont pas toutes une visée prédictive ou prospective — comme les non-initiés se l'imaginent souvent, le modèle "boule de cristal" — mais peuvent avoir diverses fonctions et intervenir à différents moments de la démarche de recherche scientifique : pour faire émerger de nouvelles questions de recherche, pour mettre en lumière des

dynamiques ou des incertitudes fondamentales, pour tester des hypothèses et/ou des scénarios, pour sensibiliser le grand public, etc. BAVOUX et CHAPELON (2014) classifient les modèles à la fois selon leur mode d'expression¹ et leur finalité, qui peut être descriptive, explicative ou prédictive. Il s'agit alors respectivement soit de représenter la réalité telle qu'elle est observée, soit de chercher à l'expliquer en reproduisant ses mécanismes sous-jacents issus de la théorie ou de l'observation, soit encore d'anticiper son évolution, dans une approche prospective (VOIRON-CANICIO, 2012). Le modèle fait donc le lien entre l'observation et la théorie (HAGGETT et CHORLEY, 1967), ce qui nous renvoie une nouvelle fois à sa définition en tant qu'objet de médiation. Cette médiation constitue en effet la "fonction générale" de tout modèle selon VARENNE (2017, p. 91), qui la décline en cinq autres "grandes fonctions", elles-mêmes subdivisées en "fonction spécifiques" : (1) faciliter l'expérience et l'observation contrôlée ; (2) faciliter la formulation intelligible ; (3) faciliter la théorisation ; (4) faciliter la co-construction des savoirs ; (5) faciliter l'aide à la décision et l'action. Si ces fonctions peuvent se cumuler — la formulation intelligible d'un phénomène complexe à l'aide d'un modèle peut par exemple faciliter la théorisation et la co-construction des savoirs —, l'objectif d'un modèle est exclusif. C'est en effet ce qu'avancent EDMONDS (2017) et EDMONDS et al. (2019) dans leur réflexion sur les objectifs (*purposes*) des modèles : ils sont des outils conçus à des fins spécifiques, et l'évaluation de leur "qualité" doit se faire à l'aune de leur utilité pour l'objectif déclaré. Ainsi, pour les modèles de simulation (cf. 2.1.4), les objectifs peuvent être la prédiction, l'explication, la description, l'exploration théorique, l'illustration, l'analogie ou l'apprentissage social (ibid.).

La capacité des modèles à permettre l'expérimentation les rend particulièrement dignes d'intérêt pour les sciences humaines et sociales, notamment la géographie. La modélisation apporte effectivement une dimension expérimentale à cette discipline, pour laquelle l'expérimentation est difficile voire impossible compte tenu de la nature des thématiques qu'elle traite. Il est par exemple peu aisé, pour le géographe travaillant sur les migrations internationales comme pour celui s'intéressant au risque inondation, de valider des hypothèses par des expériences matérielles contrôlées, à la fois pour des raisons éthiques et pour d'autres tenant à l'ampleur et à la complexité de ces phénomènes². Le modèle, qui se substitue au système spatial étudié, devient alors un véri-

1. Les auteurs distinguent trois catégories de modèles : les modèles matériels (comme les maquettes), les modèles mathématiques et les modèles graphiques. Il s'agit de ce que VARENNE (2017, p. 112) appelle leur "substance", c'est-à-dire *de quoi* les modèles sont faits. Mais il distingue quant à lui les modèles matériels, les modèles symboliques et les modèles mentaux. Pour WEISBERG (2015), il existe les modèles matériels, mathématiques et computationnels.

2. L'expérimentation peut néanmoins se pratiquer dans certains courants disciplinaires relatifs aux sciences naturelles. La géomorphologie emploie par exemple des méthodes expérimentales pour étudier les processus d'érosion des sols, sur des parcelles-test et autres modèles réduits, comme le font aussi les agronomes.

table "laboratoire virtuel"³, dans lequel le géographe peut réaliser des expériences pour tester ses hypothèses de recherche ou bien construire des scénarios prospectifs. Contrairement au système spatial réel, les variables et les entités du modèle y sont manipulables, ce qui permet la pratique d'une certaine "géographie artificielle" (DAUDÉ, 2005), grâce à la simulation informatique et ses expériences menées *in silico*.

Comme nous le verrons, nous employons dans le cadre de ce travail de recherche des modèles de simulation à des fins de prédiction — au sens de EDMONDS et al. (2019), pour qui la distinction entre prédiction (*prediction*) et prospective (*forecasting*) n'a pas lieu d'être. Par soucis de compréhension, nous reviendrons sur la question de la prédiction par les modèles après avoir introduit les modèles de simulation, et notamment ceux qui font l'objet de cette thèse.

2.1.3 Paradigme de la complexité et modélisation

Ce n'est pas un hasard si les pratiques de modélisation se multiplient dans tous les domaines de la recherche scientifique à la fin du XX^e siècle. Cette diffusion s'inscrit dans le contexte des "sciences de la complexité" (BERTIN et al., 2011), dont l'ambition est en quelque sorte la construction d'une "théorie du tout" à travers l'étude des systèmes complexes, ou tout au moins la saisie de ce que MORIN (2013) appelle la "complexité généralisée". Si un système peut être défini comme un ensemble d'éléments organisés par des relations d'interdépendance, un système complexe se caractérise par la présence de nombreux éléments hétérogènes ayant des interactions multiples et non-linéaires qui entraînent une diversité de ses niveaux d'organisation et l'imprévisibilité de son évolution (BAVOUX et CHAPELON, 2014). C'est à cette propriété — la complexité — que cherche à répondre une nouvelle approche, holiste, selon laquelle "le tout est plus que la somme de ses parties". Le paradigme de la complexité, qui naît et évolue dans le sillage du paradigme systémique, entraîne un renouveau épistémologique et méthodologique dans l'ensemble des sciences, au point d'être parfois qualifié de "révolution" ou de "tournant" (URRY, 2005). Pour MORIN (2013), c'est un changement de paradigme.

L'analyse systémique⁴ bouleverse en effet le rationalisme classique incarné par la démarche analytique de René Descartes et son *Discours de la Méthode* (1637), qui prévalait jusqu'alors. Le rationalisme cartésien, qui est fondé sur le postulat de la causalité (linéaire), prône les préceptes d'évidence, d'exhaustivité et de réductionnisme pour la démarche scientifique : les objets de re-

3. Il s'agit d'une analogie ancienne et fréquemment employée par les modélisateurs. Voir REY-COYREHOURCQ (2015, p. 19) pour approfondir.

4. Que l'on appelle aussi "approche systémique" (ROSNAY, 1975) ou "système" (DURAND, 2017).

cherche doivent être décomposés, leurs éléments isolés et étudiés en détail, "une variable à la fois"⁵. Or, réduire un système à l'ensemble de ses constituants inhibe l'émergence qui naît de leurs interactions. Cette méthode apparaît donc comme inadaptée à l'étude des systèmes complexes et incapable de répondre aux "défis" posés par la complexité. C'est pourquoi l'analyse systémique lui oppose le postulat de la téléologie pour ainsi admettre les causalités non-linéaires (boucles de rétroactions) et mettre en avant l'appréhension globale, la simplification et le rejet des détails, soit "*appréhender l'indécomposable et l'inextricable*" (BAVOUX et CHAPELON, 2014, p. 118).

L'analyse systémique est directement héritée d'avancées théoriques pluridisciplinaires réalisées au cours du XX^e siècle. Après la Seconde Guerre mondiale, la théorie du système général de von BERTALANFFY (2012), la théorie de l'information de SHANNON (1948), la cybernétique (WIENER et al., 2014) et le structuralisme des sciences humaines et sociales forment un terreau fertile pour l'analyse systémique, qui constituera plus tard l'un des fers de lance des sciences de la complexité. Pour approfondir cette question, on lira les travaux de philosophie des sciences de LI VIGNI (2020), qui abordent également l'histoire des sciences de la complexité, notamment les fondements et la construction de ce champ de recherche, le rôle prépondérant joué par le *Santa Fe Institute* aux États-Unis et les débats autour de sa légitimité. Mieux vaut en effet s'en tenir aux travaux des spécialistes, car la complexité pâtit de sa diffusion (THRIFT, 1999) et devient "*un domaine aussi célèbre que mal compris*" (LI VIGNI, 2022).

La modélisation et la simulation font partie des méthodologies de recherche associées aux sciences de la complexité (SCHWEBER et WÄCHTER, 2000) et à l'analyse systémique. Les outils tels que les fractales, les graphes, les automates cellulaires, les réseaux de neurones artificiels, les modèles à base d'agents ou les algorithmes génétiques sont en effet prisés pour leur capacité à formaliser la complexité des systèmes dans sa dimension globale et/ou spatio-temporelle. En plus des avancées théoriques citées ci-dessus, la modélisation et la simulation doivent leur diffusion aux progrès technologiques ayant conduit à l'invention du micro-ordinateur. Ce dernier est quelque part lui-même hérité de la machine à calculer — imaginée bien plus tôt par Alan Turing (1912 - 1954) pour résoudre des problèmes de computation et de complexité algorithmique en informatique théorique — et de l'augmentation continue de la puissance computationnelle.

Les travaux de modélisation et de simulation des changements d'occupation et d'usage du sol présentés dans cette thèse s'ancrent dans le cadre théorique des sciences de la complexité. En géo-

5. Pour approfondir la question de la réduction et sa contribution à la construction des connaissances, on lira le travail de KISTLER (2013).

graphie, la modélisation — couplée ou non à la simulation computationnelle — est une méthodologie de recherche répandue dans les courants disciplinaires de l'analyse spatiale (SANDERS, 2001) et de la géographie dite "théorique et quantitative" (PUMAIN, 2003; DAUPHINÉ, 2003; VARENNE, 2017, p. 143), pouvant assurer plusieurs fonctions.

2.1.4 Modèle et simulation computationnelle

Si le modèle peut être défini comme un objet, la simulation est un processus. Elle possède une dimension temporelle. "Simuler" peut être défini comme "utiliser le modèle" (préalablement conçu), "imiter le réel de manière dynamique" ou encore "plonger le modèle dans le temps" (VARENNE, 2017). Ces définitions de la simulation se bornent évidemment aux simulations computationnelles, c'est-à-dire à celles qui utilisent l'outil informatique et sa puissance de calcul comme dispositif. Les simulations basées sur des expériences sensorielles et cognitives ne sont pas concernées, bien que tout autant virtuelles (SOHIER, GILLET et STASZAK, 2019).

Pour AXELROD (1997), d'un point de vue épistémologique, la simulation est "une troisième voie" ("*a third way*"), une méthode de recherche qui se distingue à la fois de la déduction et de l'induction. Selon VARENNE (2021), il existe trois grands types de simulation dans les sciences : les simulations numériques (basées sur un modèle mathématique connu), les simulations à automates ou agents (où des entités informatiques discrétisent, en tant que symboles, des éléments du système-cible) et les simulations informatiques, qui peuvent mêler les deux premières. Pour BAVOUX et CHAPELON (2014), une simulation est une "*reproduction artificielle d'un phénomène, permettant d'étudier son fonctionnement et son évolution, sans recourir directement à sa manifestation réelle*". Il s'agit en effet du processus d'exécution d'un modèle informatique ou numérique, c'est-à-dire de la mise en application des règles de comportement de ses entités, du calcul de ses équations et algorithmes, etc. Pour HUMPHREYS (2009), la simulation computationnelle (*computer simulations*) est un "nouvel ensemble" de méthodes scientifiques, qui posent de nouvelles questions épistémologiques et méthodologiques à la philosophie des sciences.

Pour une définition plus complète et une histoire de la simulation en sciences humaines et sociales, on lira le travail remarquable de REY-COYREHOURCQ (2015, pp. 18-58). La section suivante — qui ne vise pas l'exhaustivité — livre plusieurs exemples d'utilisations concrètes de modèles et de simulations en géographie, afin de donner quelques repères au lecteur sur ce que sont et ne sont pas les modèles développés dans le cadre de nos recherches. Il s'agit de situer nos démarches de modélisation dans le cadre et la continuité du courant "modélisation" en géographie.

2.2 Modèles et simulations en géographie

2.2.1 Modèles graphiques

Si l'on met de côté les représentations de la Terre ou d'une portion de la surface terrestre sous forme de carte, en géographie, les modèles graphiques désignent des représentations épurées de l'espace et de ses dynamiques. Ils sont le plus souvent utilisés pour expliquer ou décrire des phénomènes, pour les illustrer et ainsi faciliter la construction ou la transmission des connaissances. Pour FERRAS (1993), les modèles graphiques se distinguent des croquis et autres schémas car ils "*émanent] d'une démarche systématique*" (p. 14).

La géographie physique a beaucoup utilisé de modèles graphiques plus ou moins abstraits, tels que les profils et les coupes (topographique, géologique) ou encore les blocs-diagrammes, afin de résumer les caractéristiques et les dynamiques d'un espace. Les blocs-diagrammes comptent notamment parmi les modèles graphiques les plus pertinents pour interpréter et expliquer les paysages. On citera par exemple les modèles du relief de cuesta ou des dynamiques glaciaires, qui traumatisent encore aujourd'hui les étudiants de premier cycle assidus aux cours de géomorphologie.

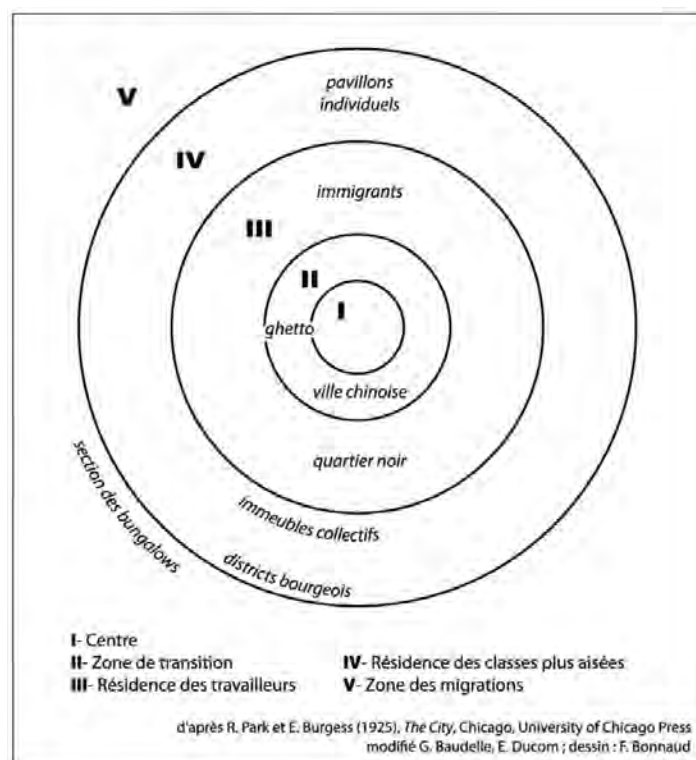


Figure 2.2 – Modèle de Burgess (1925), traduit et adapté par BAUELLE et DUCOM (2009).

La géographie humaine a elle aussi mobilisé la modélisation graphique pour la construction théorique et l'explication de dynamiques spatiales. En géographie urbaine, les modèles graphiques de la répartition des groupes sociaux et des activités économiques dans l'espace urbain figurent parmi les plus cités et les plus enseignés (RACINE, 1971). Il s'agit des modèles élaborés au cours du XX^e siècle, issus des travaux de l'École de Chicago et de l'écologie urbaine (GRAFMEYER et JOSEPH, 2009). Burgess (PARK et al., 1925) réalise en 1925 un modèle graphique (figure 2.2) à partir de l'observation de Chicago qui suggère une organisation de l'espace urbain en cercles concentriques, soit selon la distance au centre⁶, un gradient centre-périphérie issu des différentes activités économiques et des vagues de migration successives. Ce modèle "séminal" a été remanié plusieurs fois au cours du XX^e (CLERC et GAREL, 1998), notamment par le modèle urbain en secteurs radiaux de Hoyt (figure 2.3) ou par le modèle de la ville américaine à noyaux multiples de Harris et Ullman (1945).

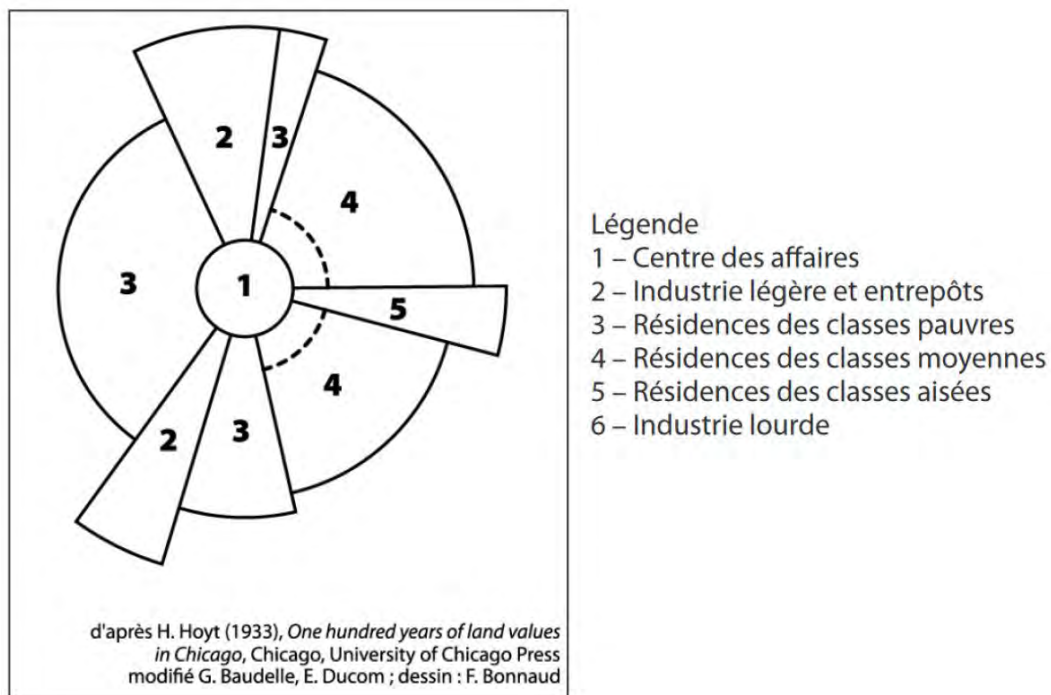


Figure 2.3 – Modèle de Hoyt (1939), traduit et adapté par BAUELLE et DUCOM (2009).

Le modèle de von Thünen (1783-1850) est un autre exemple de modèle graphique emblématique en analyse spatiale et couramment abordé en géographie (WALKER, 2021), basé sur la distance au centre. L'économiste allemand est l'auteur d'une théorie de la productivité agricole qui repose sur la localisation de la rente foncière : afin de maximiser son profit, l'agriculteur doit

6. Exactement comme dans le modèle de von Thünen, plus ancien, évoqué dans le paragraphe suivant.

optimiser l'utilisation de son sol en fonction des coûts de production et des coûts de transport — la distance au marché où il écoule sa production. Il imagine pour cela une organisation en cercles concentriques autour de la ville-centre (où se trouve le marché) pour modéliser les différentes zones d'utilisation du sol optimale : la production d'une denrée n'est rentable qu'à une certaine distance du centre, compte tenu de ses coûts de production et de transport.

Toujours au cours du XX^e siècle, les modèles graphiques ont servi de support de réflexion et de communication à la "théorie des lieux centraux" imaginée par le géographe allemand controversé Walter Christaller (1893-1969). Le "modèle christallérien" envisage d'expliquer l'organisation spatiale des systèmes de villes à partir de principes économiques, géographiques et administratifs. Il s'agit, dans un espace théorique isotrope, de déduire la localisation optimale des villes selon leur poids, leur fonction et leur position dans le système urbain, à l'aide de figures géométriques (hexagones, triangles équilatéraux). Cette "théorie" a été réfutée par August Lösch (1906-1945), puis définitivement enterrée par des travaux plus récents (RADEFF, 2012; ADAM et al., 2018). Les schémas de W. Christaller sont en effet à la fois mathématiquement et géométriquement faux et n'ont jamais pu être validés empiriquement, que ce soit par Christaller lui-même ou *a posteriori*⁷.

Il ne faudrait pas oublier de citer la chorématique, méthode de modélisation graphique imaginée par Roger BRUNET (1980), qui demeure emblématique des représentations graphiques en analyse spatiale et dans la géographie francophone. Définie comme un "alphabet de l'espace", les "chorèmes" imaginés par Brunet sont des formes simples qui, une fois combinées, permettent de représenter les caractéristiques de l'espace et ses dynamiques : maillage, attraction, contact, tropisme, etc. On peut trouver des exemples de modèles graphiques utilisant la chorématique dans les travaux de CASANOVA ENAULT et CHATEL (2017).

Enfin, bien évidemment, les représentations graphiques de données statistiques (diagrammes circulaires, histogrammes, courbes, etc.) font également partie des modèles graphiques abondamment utilisés en géographie.

7. Pourtant, le "modèle christallérien" est toujours enseigné comme modèle emblématique en analyse spatiale, sans que ne soient toujours évoquées les réfutations successives dont il a fait l'objet. Le "modèle" de W. Christaller — qui n'existe scientifiquement pas — continue à être reproduit par des modèles de simulation tel que le "Modèle Christaller" développé par le réseau MAPS (<https://maps.hypotheses.org/production-pedagogique-de-maps/modeles-mapsiens/modele-christaller>).

2.2.2 Modèles statistiques

En géographie comme dans d'autres sciences humaines et sociales, les statistiques sont utilisées pour décrire et analyser des données numériques, qui sont de plus en plus nombreuses et de plus en plus facilement accessibles (JOLIVEAU, 2011).

La statistique descriptive est utilisée pour résumer un ensemble de données portant sur le phénomène étudié, afin d'en tirer des connaissances. Il peut s'agir de calculer des indicateurs de centralité (moyenne, médiane) et de dispersion (variance, écart-type), de représenter graphiquement les données ou encore de résumer et hiérarchiser un volume relativement important de données à l'aide de l'analyse des données. L'école française d'analyse des données mobilise des méthodes de statistique exploratoire multidimensionnelle telles que par exemple l'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse factorielle des correspondances (AFC) — développée par Jean-Paul Benzécri dans les années 1960 (SALLES, 2009) — qui sont utiles au traitement et à l'interprétation de grands volumes de données quantitatives et qualitatives. ACP et AFC résument et hiérarchisent les relations statistiques d'un ensemble de variables et d'individus d'après leurs corrélations mutuelles. Il s'agit ainsi d'une certaine forme de modélisation statistique, puisque les indicateurs et/ou représentations graphiques et géométriques (cercle des corrélations) produites simplifient des données factuelles pour les rendre plus intelligibles et interprétables.

Mais ce qui est plus communément appelé "modèle" statistique en géographie correspond plutôt aux modèles tels que les modèles de régression linéaire, qui visent à expliquer une variable à partir de n autres variables dites "explicatives". Il peut s'agir d'un modèle de régression linéaire simple (univarié) ou multiple (bivarié ou multivarié), bien souvent réalisés à la suite de statistiques descriptives. La méthode consiste à analyser et quantifier l'adéquation entre la situation théorique — le modèle, sous forme d'équation mathématique — et la réalité, afin d'apprécier la relation statistique entre les variables étudiées. En géographie, la cartographie des résidus (écarts au modèle) apporte une information spatiale à prendre en compte dans l'analyse. Les modèles de régression linéaires sont parfois également employés par les géographes pour prédire le comportement d'une variable dans le temps, toutes choses égales par ailleurs (*ceteris paribus*).

La statistique inférentielle consiste quant à elle à étudier un échantillon d'une population pour en induire les propriétés de la population totale. Elle est également mobilisée par les géographes, qui ont par ailleurs élaboré des méthodes d'échantillonnage prenant en compte la dimension spatiale (GUMUCHIAN et MAROIS, 2000).

Enfin, l'analyse spatiale a développé un ensemble de méthodes permettant de modéliser graphiquement et spatialement des indicateurs statistiques calculés sur une population d'individus géo-référencés. Il peut par exemple s'agir de résumer la position moyenne (en longitude et latitude) d'un nuage de points (par un barycentre, soit la moyenne des coordonnées en longitude et latitude) ou encore par une ellipse de déviation standard (sorte d'écart-type spatialisé modélisant la dispersion et la tendance directionnelle d'un nuage de points dans l'espace).

L'utilisation et la diffusion des modélisations statistiques en géographie ont été permises et facilitées par les progrès technologiques du XX^e siècle, notamment l'accroissement de la puissance de calcul des ordinateurs et leur démocratisation. C'est encore plus le cas pour les modèles de simulation, évoqués dans la sous-section suivante.

2.2.3 Modèles de simulation

Les modèles de simulation sont ceux que nous employons dans le cadre de ce travail de recherche. On les retrouve également sous la dénomination de "modèles informatiques" dans la littérature francophone, puisqu'ils désignent le plus souvent des modèles issus d'approches computationnelles⁸ conçus pour permettre la simulation d'un système-cible au moyen d'un ensemble de règles définissant le comportement des entités qui le composent et leurs interactions (VARENNE, 2017, p. 138). Les modèles de simulation constituent ainsi une forme de modélisation numérique dynamique, où les itérations temporelles se succèdent une fois le programme lancé. Nous nous attacherons ici à présenter deux types de modèles de simulation : les automates cellulaires (CA) et les modèles à base d'agents (ABM).

2.2.3.1 Les automates cellulaires (CA)

Les automates cellulaires (CA) peuvent être considérés comme les premiers modèles de simulation (ou modèles pouvant être simulés) employés en géographie. Composés d'un maillage de cellules contiguës dotées d'un état et de règles de changement d'état, ils sont utilisés par les géographes pour discrétiser l'espace. Lors de la simulation, le changement d'état des cellules au cours du temps dépend de leurs caractéristiques propres et de celles de leur environnement, c'est-à-dire des cellules voisines (BAVOUX et CHAPELON, 2014). L'état d'une cellule peut par exemple correspondre, en géographie, à un type d'occupation ou d'usage du sol. Les CA démontrent très tôt leur intérêt pour l'étude des processus auto-réplicatifs et des systèmes complexes, dès les travaux de

8. Il peut aussi s'agir de modèles mathématiques.

John von Neumann (1903 - 1957) réalisés à la fin les années 1940, dont ils sont issus⁹. Le célèbre jeu de la vie de Conway illustre notamment très bien l'intérêt des CA pour l'étude des phénomènes auto-réplicatifs (GARDNER, 1970) faisant intervenir le concept d'émergence.

Le modèle de ségrégation proposé par Thomas C. SCHELLING (1971) est un exemple emblématique de l'utilisation des CA pour étudier les systèmes complexes en sciences humaines et sociales. Il demeure aujourd'hui encore une référence incontournable pour tout géographe s'intéressant à la modélisation des phénomènes spatialisés. À partir de règles simples définies à l'échelle de la cellule — soit à l'échelle dite microscopique ("micro") ou individuelle — l'économiste parvient à reproduire un phénomène de ségrégation spatiale à l'échelle macroscopique ("macro"). Lors de l'initialisation du modèle¹⁰, une couleur (parmi deux possibles) est attribuée aléatoirement aux cellules, définissant leur "type" (voir figure 2.4 a). Un seuil de tolérance à la dissimilarité est ensuite fixé par le modélisateur : il définit la part maximale de cellules voisines¹¹ dissimilaires tolérées par chaque cellule. Lors de la simulation, à chaque pas de temps, les cellules évaluent leur taux de voisins dissimilaires et se déplacent tant que ce taux est plus élevé que le seuil fixé. Après plusieurs itérations, des groupements de cellules de couleur identique se forment (cf. figure 2.4 b et c), et cela même si le taux de tolérance fixé à l'initialisation est important, ce qui en fait un comportement complexe. Ce modèle illustre ainsi remarquablement le concept d'émergence : une structure spatiale apparaît au cours de la simulation sans qu'il eut été possible de le prédire à partir de la seule connaissance des règles individuelles. Le modèle de Schelling a fait l'objet de nombreux développements théoriques, d'extensions et d'études (BANOS, 2010; HATNA et BENENSON, 2015).

Les CA ont par exemple été utilisés pour reproduire des phénomènes biologiques, pour imiter le trafic routier, etc. En géographie, leurs propriétés auto-répliquatives basées sur les relations de voisinage cellulaire ont été beaucoup mobilisées pour étudier le développement urbain (TOBLER, 1970; WHITE et ENGELEN, 1993; BATTY et XIE, 1994; CLARKE, HOPPEN et GAYDOS, 1997; DUBOS-PAILLARD, GUERMOND et LANGLOIS, 2003) et, de manière plus générale, les changements d'occupation et d'usage du sol. Cependant, comme l'évoque DELAY (2015, p. 99), il a été reproché aux CA leur rigidité et leur modélisation bien trop stylisée des phénomènes spatiaux, cantonnée à l'usage des seules cellules.

9. La genèse des automates cellulaires est abordée avec plus de détails par VARENNE (2004) dans sa thèse, au chapitre 9.

10. L'étape d'initialisation correspond à la "mise en place" du modèle, de sa situation initiale, soit le temps t_0 de la simulation, avant que le programme ne soit démarré.

11. Selon un voisinage de Moore.

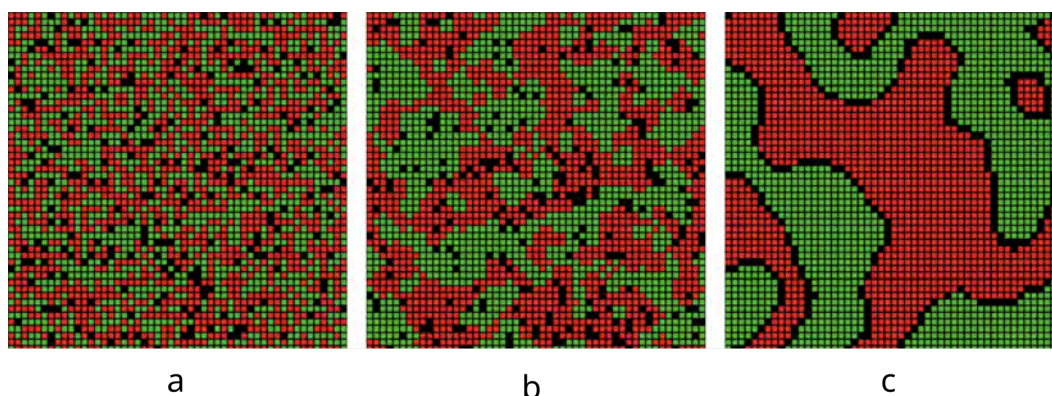


Figure 2.4 – Modèle de Schelling simulé sous NetLogo : initialisation (a), fin de la simulation avec un seuil de dissimilaires tolérés fixé à 30% (b) et à 65% (c).

Les automates cellulaires précèdent de quelques décennies l'apparition des systèmes multi-agents, auxquels ils sont bien souvent couplés pour en constituer l'environnement virtuel. Les modèles à base d'agents permettent de simuler les systèmes complexes avec moins de rigidité et plus de "réalisme".

2.2.3.2 Les modèles à base d'agents (ABM)

Définition Les modèles à base d'agents (*agent-based models*, ABM, en anglais)¹² sont des systèmes informatiques composés d'agents hétérogènes qui interagissent entre eux dans un environnement. Ces systèmes informatiques peuvent être considérés comme des modèles (de simulation) au sens où nous l'entendons dans la section 2.1 : une simplification sélective de la réalité en vue de répondre à un questionnement. D'un point de vue informatique, les ABM incarnent (comme les réseaux de neurones artificiels) l'intelligence artificielle distribuée, qui consiste en la résolution de problèmes complexes à partir d'entités indépendantes, autonomes et coopératives.

Plus précisément, les "agents" sont des entités informatiques définies ainsi par FERBER (1997) :

"On appelle agent une entité physique ou virtuelle..."

a. qui est capable d'agir dans un environnement,

b. qui peut communiquer directement avec d'autres agents,

12. On trouve également dans la littérature scientifique les termes de modélisation ou de simulation "à base d'agents" ou "multi-agents", on parle aussi de "systèmes multi-agents" (SMA), ou encore de modèles "individuo-centrés". Ces dénominations se réfèrent certes à des objets légèrement différents, notamment du point de vue de leurs usages, mais nous les considérons ici comme interchangeables.

- c. qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser),*
- d. qui possède des ressources propres,*
- e. qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,*
- f. qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune),*
- g. qui possède des compétences et offre des services,*
- h. qui peut éventuellement se reproduire,*
- i. dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit."*

Plus récemment, CHATTOE-BROWN (2023) définit la modélisation à base d'agents comme une "[...] technique that involves representing social processes as computer programmes rather than equations (in regression for example) or narratives (as in ethnography)".

En résumé, nous considérons ici les "agents" comme des entités informatiques hétérogènes et autonomes pouvant coopérer et interagir les unes avec les autres mais également avec l'environnement virtuel, dotées de règles de comportement, d'objectifs, de représentations et de compétences définies par le modélisateur. Ces règles peuvent être renseignées à partir de données empiriques issues d'enquêtes et/ou d'analyses réalisées préalablement.

ABM et géographie

Par analogie, les "agents" informatiques sont donc utilisés en sciences humaines et sociales et plus particulièrement en géographie pour modéliser les acteurs d'un système socio-spatial ou socio-environnemental complexe comme des individus, des fermiers ou encore des aménageurs, mais également d'autres entités individuelles (véhicules, animaux) ou collectives (familles, ménages, institutions, etc.) Les ABM ont ainsi été adoptés par les géographes modélisateurs en raison de leur capacité à modéliser des systèmes spatiaux complexes avec bien plus de souplesse et de possibilités que n'en offrent les automates cellulaires, dont ils sont une sorte de "version augmentée". En effet, un CA est bien souvent couplé à un ABM, pour en constituer l'environnement virtuel : les agents se déplacent et interagissent avec un "damier spatial" de cellules, elles-mêmes considérées comme des entités autonomes en interaction (figure 2.5). Dès lors, l'ABM devient pour le géographe un "laboratoire virtuel" (cf. 2.1.2) qui permet de formaliser des systèmes spatiaux complexes pour pouvoir explorer leurs mécanismes intrinsèques ou bien leurs plausibles

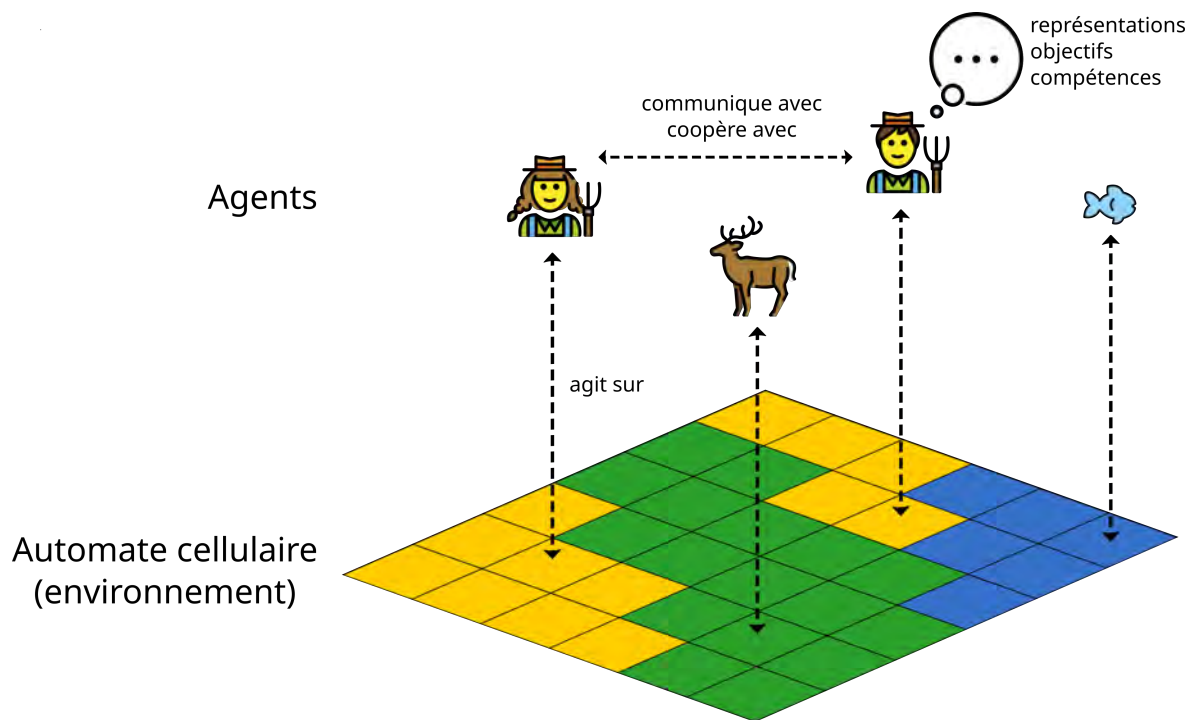


Figure 2.5 – Schéma illustrant le fonctionnement d'un modèle à base d'agents.

évolutions.

C'est pourquoi, en géographie, les ABM sont peu à peu adoptés à partir des années 2000, notamment pour étudier les interactions société-environnement et plus particulièrement les changements d'occupation et d'usage du sol (POIX et MICHELIN, 2000; PARKER et al., 2003; DEADMAN et al., 2004; EVANS et KELLEY, 2004; CASTELLA, TRUNG et BOISSAU, 2005; EVANS, SUN et KELLEY, 2006). Les agents modélisent les acteurs du changement (le plus souvent des ménages agricoles) et les cellules, l'occupation du sol. On retrouve également les ABM dans d'autres champs de la discipline : ils sont particulièrement utilisés en géographie de la santé et en épidémiologie pour simuler le processus de diffusion d'un pathogène au sein d'une population (BADARIOTTI, BANOS et LAPERRIÈRE, 2007; GAUDOU et al., 2020) et en géographie urbaine, pour étudier les questions de mobilité, de choix résidentiel ou de ségrégation spatiale (BENENSON, 1999; ANTONI, VUIDEL et FRANKHAUSER, 2009; HUANG et al., 2014).

Si les ABM, qui sont basés sur la programmation orientée objet, peuvent être développés à l'aide d'une grande variété de langages informatiques, ils n'en demeurent pas moins accessibles aux non-initiés à la programmation, notamment grâce à l'existence de plateformes de modélisation dotées de langages dédiés, faciles à manipuler. La diffusion des pratiques de modélisation à base d'agents est en partie due à la facilité d'utilisation de plateformes telles que Net-

Logo (WILENSKY, 1999), qui dispose d'une communauté d'utilisateurs réactive et d'une importante banque de modèles d'exemple et *toy models* pluridisciplinaire. Une communauté francophone de modélisation multi-agents s'est également formée dans les années 1990 et 2000 autour du logiciel CORMAS (BOMMEL et al., 2016), très axée sur la modélisation d'accompagnement, une approche de modélisation participative impliquant les acteurs. Enfin, plus récemment, la plateforme GAMA (TAILLANDIER et al., 2012, 2018) se distingue par ses nombreuses implémentations de concepts et d'outils issus de la géomatique (opérateurs spatiaux, prise en compte de nombreux formats de données SIG, etc.), ce qui séduit particulièrement les géographes et nous a personnellement orienté vers cette plate-forme pour développer le modèle ABM qui sera présenté dans le chapitre 5.

***KISS* et *KIDS* : deux approches méthodologiques**

Un modèle multi-agent est conçu pour répondre à certaines hypothèses de recherche, élaborées en amont. Le modèle doit reproduire artificiellement et simuler (*in silico*) le système étudié afin de pouvoir tester et donc corroborer ou réfuter les hypothèses émises dans le cadre de la démarche de recherche. En ce qui concerne l'élaboration des hypothèses et le développement adéquat de modèle pour y répondre, deux écoles existent, chacune correspondant à une approche méthodologique différente.

La première correspond à un principe bien connu en développement logiciel, le principe dit "*KISS*" pour "*Keep It Simple, Stupid*"¹³. Cette approche, prônée par EPSTEIN et AXTELL (1996) pour la modélisation à base d'agents, consiste à recourir à des modèles parcimonieux — c'est-à-dire épurés — pour répondre à des hypothèses sur le fonctionnement du système complexe étudié. Pour AXELROD (1997), la complexité d'un modèle doit se trouver dans le résultat de ses simulations et non dans son architecture. C'est la vieille idée, déjà formulée par Herbert Simon (1916 - 2001), que la simulation des systèmes complexes ne nécessite pas forcément de modèle complexe ou que la complexité peut être reproduite par des modèles simples, via l'émergence. Un parallèle peut être fait entre cette approche méthodologique et le célèbre raisonnement philosophique du rasoir d'Ockham. Les modèles développés selon une approche *KISS* visent ainsi à expliquer et/ou explorer des faits stylisés (LIVET, PHAN et SANDERS, 2014). Les modèles *KISS* sont aussi parfois qualifiés de modèles "abstraites" (GILBERT, 2008) en raison de leur schématisation des interactions sociales et de l'espace, ce qui constitue pour certains auteurs un obstacle majeur à la démarche de recherche empirique (BOERO et SQUAZZONI, 2005). Pour d'autres, l'ajout de détails supplémen-

13. Peut être traduit en français par "laisse-le simple, stupide".

taires ne donne pas forcément de meilleures explications "mécanistes" (CRAVER et KAPLAN, 2020). Cependant, cette abstraction rend les modèles *KISS* hautement généralisables et applicables à plusieurs contextes, ce qui facilite la construction théorique.

À partir du milieu des années 2000, l'approche "*KIDS*" pour "*Keep It Descriptive, Stupid*" (EDMONDS et MOSS, 2005), fondamentalement différente, émerge à partir de la question de l'empirisme dans les modèles à base d'agents (JANSSEN et OSTROM, 2006). Cette approche prône quant à elle le développement de modèles "descriptifs", plus complexes — c'est-à-dire tout le contraire des modèles *KISS* — pour simuler finement les phénomènes et les systèmes étudiés, notamment grâce à l'implémentation de données de cas particuliers. Pour AMBLARD et al. (2006), cette méthodologie s'attache à "[...] *conserver une approche explicative et [tâche à] rendre toute partie du modèle isomorphe (similaire de structure) aux phénomènes que l'on cherche à modéliser*". Pour approfondir la question *KISS/KIDS*, on lira les quelques pages qu'Arnaud Banos y consacre dans son mémoire d'HDR (2013, pp. 40-44), où on trouvera notamment la métaphore du "fer à cheval" (cf. figure 2.6).

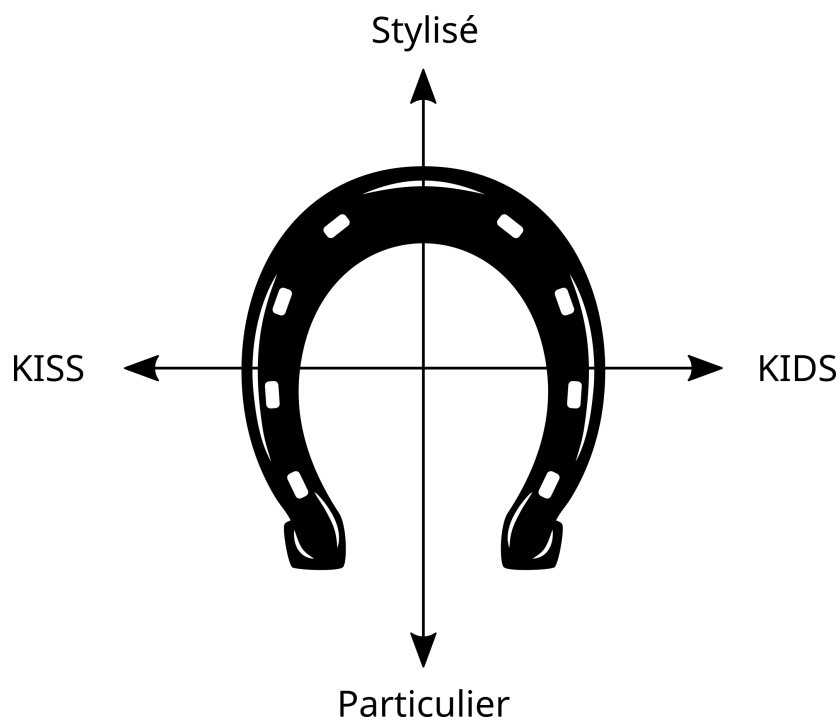


Figure 2.6 – Le "fer à cheval", grille de lecture des modèles de systèmes complexes en géographie selon deux axes : *simple - descriptif* et *stylisé - particulier*. Pour plus de détails, on lira TAILLANDIER (2019, pp. 3-5). Figure adaptée de BANOS (2013). La forme du fer à cheval rappelle la gaussienne modélisant le rapport intérêt/complexité d'un modèle et la "zone de Medawar" proposée par GRIMM et RAILSBACK (2005), expliquée par SUN et al. (2016).

La question de l'implémentation de données empiriques dans les modèles *KIDS* a été étudiée par de nombreux auteurs depuis JANSSEN et OSTROM (2006), qui proposaient d'utiliser des études de cas, des jeux sérieux ou encore des expériences de laboratoire pour "nourrir" les modèles en données. ROBINSON et al. (2007) comparent par exemple plusieurs méthodes empiriques pour construire des modèles à base d'agents dans le champ de recherche qui nous concerne, les changements d'occupation et d'usage du sol ; GHORBANI, DIJKEMA et SCHRAUWEN (2015) ont travaillé sur la structuration des données qualitatives pour leur implémentation dans les ABM ; UTOMO et al. (2020) proposent de renseigner le comportement des agents à partir de réponses à des questionnaires scénarisés ; GELLER (2014) proposent un plan de travail pour établir un ABM dans le cas d'un accès aux données empiriques difficile ; BUCHMANN, GROSSMANN et SCHWARZ (2016) montrent en quoi les données importées dans un modèle multi-agents influencent sa performance, etc. En géographie, la démocratisation de l'information spatiale a facilité l'import de données empiriques spatialement explicites. L'architecture des agents tend elle aussi vers un gain de complexité dans le cadre de l'approche *KIDS*, amenant des agents de plus en plus cognitifs (ADAM et GAUDOU, 2016). Nous évoquerons avec plus de profondeur la question de l'implémentation de données empiriques dans les modèles à base d'agents dans le chapitre 5.

En résumé, "[...] l'approche *KISS* privilégie donc la reproduction de structures macroscopiques observées, tandis que l'approche *KIDS* se focalise d'avantage sur les mécanismes sous-jacents" (BANOS, 2016, p. 43). Enfin, rappelons que "de l'aveu même de EDMONDS et MOSS (2005), aucun modèle n'est tout à fait *KISS* et complètement *KIDS*" (DELAY, 2015, p. 109), mais ils se situent en réalité plutôt le long d'un axe-continuum entre les deux approches, selon les choix et les objectifs du modélisateur.

2.2.3.3 Validation des modèles de simulation

Comme nous l'avons dit, en tant que substitut d'un système-cible étudié, le modèle de simulation rend possible l'expérimentation. Afin de tester leur validité, les "résultats" des expériences menées par simulation¹⁴ doivent être confrontés au système-cible. La *validation* est cependant à distinguer de la *vérification*, qui ne se base pas sur le système "réel" mais consiste à s'assurer que

14. On parle de "sorties" ou de "*model outputs*", en anglais. VARENNE (2017, p. 129) utilise quant à lui le terme de "simulat". Il peut s'agir de tout type de données relatives au comportement du modèle, produites au cours de la simulation : données statistiques ou géographiques concernant la population d'agents (état, localisation, etc.), impressions de l'environnement du modèle, etc.

l'implémentation du modèle est correcte¹⁵, c'est-à-dire que le modèle "fait bien ce qu'il est censé faire" (THACKER et al., 2004). Vérification et validation font toutes deux partie de l'étape d'évaluation des modèles (GRAEBNER, 2018), que AUGUSIAK, VAN DEN BRINK et GRIMM (2014) désignent par le mot-valise "*evaludation*". Notons également que l'étape de validation d'un modèle est différente de sa calibration, qui vise l'ajustement de ses paramètres.

La question de la validation des modèles de simulation a été abondamment discutée dans la littérature scientifique, par la communauté de modélisation à base d'agents (AMBLARD et al., 2006; ORMEROD et ROSEWELL, 2009; LEE et al., 2015) ou par d'autres, comme celle des *pattern-based models*, que nous présenterons dans la section suivante. Il s'agit en effet d'une étape indispensable du processus de développement d'un modèle. D'un point de vue épistémologique, il existe pour GRAEBNER (2018) plusieurs formes de validation, selon ce que sous-entendent les chercheurs par "comprendre la réalité" : (1) la validation des entrées, qui évalue la capacité du modèle à représenter les éléments du système étudié ; (2) la validation des processus, qui concerne les mécanismes du modèle ; (3) la validation des résultats descriptifs, qui évalue la capacité du modèle à reproduire des données existantes et enfin (4) celle des résultats prédictifs.

Plusieurs méthodes ont ainsi été proposées pour valider les modèles, toutes ayant en commun de devoir être opérées au regard des objectifs du modèle et de ses hypothèses sous-jacentes. La validation d'un modèle consiste le plus souvent à comparer ses sorties (*outputs*) à des données ou observations directement extraites du système-cible : confrontation entre la population synthétique du modèle et des données du recensement de la population, utilisation de métriques spatiales (PARKER, EVANS et MERETSKY, 2001), comparaison d'une carte d'occupation du sol simulée et d'une classification réalisée à partir d'images satellite (PONTIUS et MALIZIA, 2004b; PONTIUS et al., 2008), observations empiriques sur le terrain, validation participative (MILLINGTON, DEMERITT et ROMERO-CALCERRADA, 2011), etc. Ce principe de validation à partir d'une comparaison avec le monde "réel" n'est pas sans ambiguïté puisque les captures de cette "réalité" ne sont jamais exemptes de critiques et de subjectivité et qu'il faut toujours veiller à bien séparer les données utilisées pour l'entraînement (ou calibration) du modèle de celles utilisées pour sa validation. GRAEBNER (2018) fait notamment remarquer qu'aucune validation ne peut être complète car malgré la multiplication des *big data*, les dispositifs de "capture de la réalité" ne sont pas exhaustifs et demeurent perfectibles, à l'image de la télédétection et de son incertitude (GARCIA-ALVAREZ, 2018; GARCIA-ALVAREZ et al., 2019). Il a d'ailleurs été démontré que les

15. Cette distinction entre vérification et validation est nommée par AMBLARD et al. (2006) "validation interne" (vérification) et "validation externe" (validation).

modèles sont sensibles aux données d'entrée (*input data*) — particulièrement les modèles *KIDS* — et aux conditions initiales de la simulation (BERTOLOTTI, LOCORO et MARI, 2020). Les analyses de sensibilité aux paramètres et aux conditions — y compris spatiales (MAGLIOCCA, MCCONNELL et WALLS, 2018; RAIMBAULT et al., 2019) — initiales se révèlent alors utiles à l'évaluation des modèles. L'équifinalité et la dépendance au chemin (*path dependence*) constituent deux autres écueils à ne pas négliger pour valider les modèles et évaluer leur robustesse (BROWN et al., 2005; WILLIAMS et al., 2020).

2.3 Modéliser et simuler les changements d'occupation du sol

Les modèles de changements d'occupation et d'usage du sol (*LUCC models* en anglais) sont principalement apparus au début des années 1990, dans le sillage de l'émergence de la *land system science*, abordée en 1.3.1. Ces modèles répondent alors à la nécessité de formaliser et de mettre en relation les connaissances pluridisciplinaires acquises sur les changements d'occupation et d'usage du sol (HERSPERGER et al., 2010) et les relations société-environnement (en économie, géographie, biologie, climatologie, etc.), dans le contexte des changements globaux (TURNER et al., 2013).

Comme tous les modèles, les *LUCC models* sont développés selon un objectif précis, dont les plus récurrents sont la prédiction des changements d'occupation et d'usage du sol à venir dans une démarche prospective (VOIRON-CANICIO, 2012), et l'amélioration de la compréhension des processus sous-jacents. Sur la base de scénarios normatifs ou exploratoires (JULIEN, LAMONDE et LATOUCHE, 1975; FRANCHOMME, 2006), la simulation computationnelle peut en effet permettre d'explorer des "futurs plausibles" pour ces systèmes (qu'on appellera "*land systems*"), ce qui fait d'elle un outil d'aide à la décision. Les *LUCC models* permettent d'appréhender les dynamiques des *land systems* dans leur complexité, c'est-à-dire à la fois les processus sociaux, économiques, biophysiques, climatiques et leurs interactions mutuelles. En cela, ils sont aussi utiles pour tester des théories et des concepts en lien avec les changements. Alors que certains modèles se suffisent à eux-mêmes (modèles dits "*standalone*"), d'autres ont vocation à se greffer à des modélisations globales du système Terre, aux côtés de modélisations de l'atmosphère, des circulations océaniques, etc. Au-delà des connaissances acquises sur les processus de changements, ces modèles assurent également une finalité aux différentes données récoltées au travers d'enquêtes ou via les satellites d'observation de la Terre, qui sont implémentées aux modèles en tant que données d'entrée. D'une certaine manière, les *LUCC models* satisfont ainsi une demande scientifique,

sociale ou même opérationnelle, comme ceux utilisés dans le cadre du projet REDD+ initié pour lutter contre le réchauffement climatique induit par la déforestation (LU et al., 2012).

Les *LUCC models* développés depuis les années 1990 sont divers et variés, parce qu'ils sont issus de plusieurs disciplines, avec des objets d'étude, des objectifs et des méthodes de modélisation différents. Le cadre théorique et conceptuel, les bases empiriques ou encore l'échelle d'analyse différencient également les "écoles" de modélisation entre elles. On trouve dans la littérature plusieurs essais de classification des *LUCC models*, selon des critères eux aussi variés (BROWN et al., 2013).

La sous-section suivante entend définir les concepts de *pattern* et de *process* tels qu'utilisés en modélisation spatiale. Ces termes qualifient l'un et l'autre les deux approches de modélisation et de simulation des changements qui font l'objet de cette thèse, ils sont donc essentiels, nécessaires à la compréhension de ce travail de recherche. Nous pourrions ainsi ensuite introduire les dites approches de modélisation — *pattern-based* et *process-based* — en expliquer les principes de fonctionnement, les usages, les particularités, les atouts et les faiblesses pour l'étude des changements d'occupation et d'usage des sols. Enfin, la section 2.3.5 sera dédiée à la présentation des enjeux scientifiques et des verrous conceptuels et méthodologiques autour du couplage de ces deux approches, avec l'appui d'un bref état de l'art des tentatives antérieures. La fin de ce chapitre introduit ainsi la problématique qui a animé ce travail de recherche, en justifiant l'intérêt d'une confrontation de ces deux approches pour améliorer les résultats prédictifs des simulations.

2.3.1 *Pattern et process*

Les données telles que les séries temporelles d'images satellite et les classifications de l'occupation et de l'usage du sol qui en découlent apportent des informations sur la structure spatiale et temporelle des changements, c'est-à-dire sur leurs *patterns* — spatiaux et temporels. En français, "*patterns*" peut être traduit par "patrons", "schémas"¹⁶, "motifs" ou encore "modèles", mais nous préférons utiliser ici l'anglicisme lexical, qui paraît certes jargonneux mais qui est précis, évite toute confusion, et nous permet de partager un langage commun avec la bibliographie. Le concept de *pattern* est difficile à définir rigoureusement, mais il sous-entend une idée de régularité, parce que les *patterns* sont en quelque sorte l'empreinte ou la signature laissée par les processus à l'œuvre dans le système étudié : "[...] *patterns contain information on the internal*

16. Il y a plus de cinquante ans, Georges BERTRAND (1972) avait déjà rapproché ce qu'il appelle le *schéma taxonomique* (de la structure de l'espace géographique) du concept de *pattern of location* de la "Nouvelle Géographie" américaine.

organization of a system, bunt in a 'coded' form" (GRIMM et al., 2005). On trouvera d'autres définitions dans l'ouvrage de O'SULLIVAN et PERRY (2013, p. 30) consacré à l'exploration des relations *pattern/process* par les modèles de simulation, qui nous sert de référence.

Les *processes* (concept de *process*¹⁷) peuvent quant à eux être définis comme "tout mécanisme causant le changement d'état d'un système et produisant potentiellement des *patterns* caractéristiques" (ibid., p. 31). Ces deux définitions sont complémentaires, car les deux concepts sont unis par une boucle de rétroaction : les processus génèrent les particularités (formes, récurrences) de la structure spatiale, et celles-ci influencent les processus en retour. Les rétroactions entre *pattern* et *process* sont une problématique récurrente de la géographie (HARVEY, 1968; SPENCER et BLADES, 1986; MANLEY, FLOWERDEW et STEEL, 2006; O'SULLIVAN et PERRY, 2013), jamais très éloignée des réflexions portant sur l'échelle ou sur les processus causaux et la causalité dans la discipline (CLAVAL, 2003). Dans une moindre mesure, on retrouve également ces concepts dans d'autres disciplines, comme la psychologie (PAPINI, 2002) ou la linguistique (FORTESCUE, 2004).

En ce qui concerne les changements d'occupation et d'usage du sol, le parallèle peut être fait entre *pattern* et *process* d'un côté et *land cover* et *land use* de l'autre. En effet, d'une certaine façon, les structures spatiales observables (depuis le ciel ou l'espace) à l'échelle macro — les *patterns* — peuvent être assimilées à du *land cover* interdépendant des processus relatifs aux pratiques d'usage du sol — *land use* — observables à l'échelle micro. On retrouve ces deux concepts autour des enjeux de modélisation des changements. Comme nous allons le voir dans les sous-sections suivantes, il existe en effet deux grandes familles de *LUCC models* : l'approche basée sur les *patterns* (*pattern-based*) et l'approche basée sur les *processes* (*process-based*). On les trouve également sous d'autres dénominations dans la littérature scientifique. En écologie par exemple, les modèles *pattern-based* sont qualifiés de "phénoménologiques" (*phenomenological*) par BOLKER (2008) (cité par O'SULLIVAN et PERRY, 2013, p. 39), en opposition aux modèles *process-based* dits "mécanistes" (*mechanistic*). Alors que les premiers "[...] concentrate on observed patterns in the data, using functions and distributions that are the right shape or sufficiently flexible to match them", les seconds "[...] are more concerned with the underlying processes, using functions and distributions based on theoretical expectations". On peut donc dire que la "substance" des modèles (au sens de VARENNE, 2017, p. 112) est différente entre les deux approches, puisque l'une utilise les *patterns* comme "matière première", l'autre les processus sous-jacents.

17. Nous avons là aussi fait le choix de conserver l'anglicisme lexical, pour les mêmes raisons que pour les *patterns* et parce que *pattern* et *process* sont inséparables.

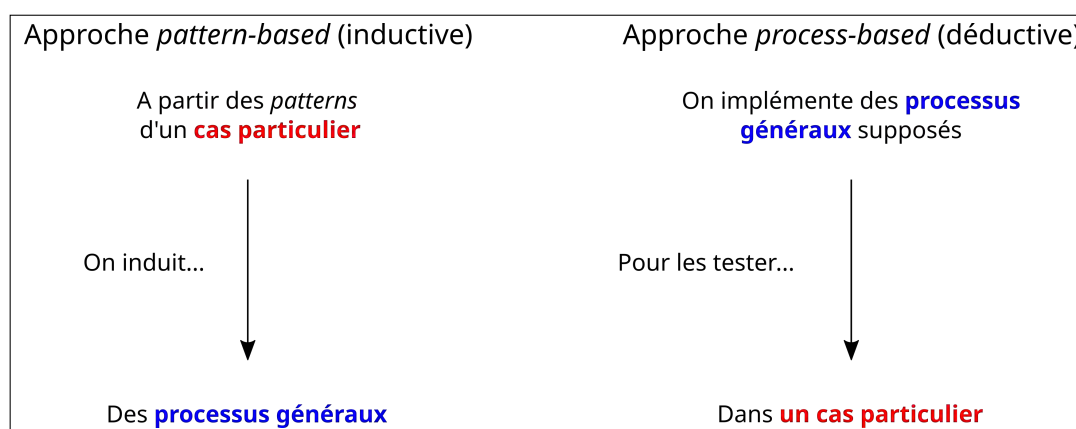


Figure 2.7 – Schéma rapportant les méthodologies inductive et déductive de OVERMARS, DE GROOT et HUIGEN (2007) à la distinction *pattern/process*.

Au-delà de la "substance" des modèles, ces deux approches de modélisation des changements sont fondamentalement différentes d'un point de vue conceptuel et méthodologique. On peut en effet rapprocher la modélisation *pattern-based* de l'approche qu'OVERMARS, DE GROOT et HUIGEN (2007) appellent "inductive", et la modélisation *process-based* de celle qu'ils qualifient de "déductive"¹⁸. L'approche inductive cherche à tirer des connaissances théoriques à partir de *patterns* de cas particuliers (*deriving process from pattern*), alors que l'approche déductive tend à appliquer des *processes* généraux issus de la théorie à des cas particulier(*driving pattern from process*), afin de tester la théorie (figure 2.7). Pour reprendre la terminologie de VERBURG et OVERMARS (2009), on peut dire qu'il s'agit soit de modéliser les changements "par le haut" (*top-down*) — à partir des *patterns* — soit "par le bas" (*bottom-up*) — à partir des *processes*. Cependant, comme nous le verrons, en pratique, aucun *LUCC model* n'est exclusivement inductif ou déductif : les modèles *pattern-based* ont toujours recours à un minimum de connaissances théoriques ; les modèles *process-based* nécessitent des données empiriques pour leur construction¹⁹. Comme nous allons le voir, ces deux "écoles" de modélisation des changements s'appliquent à des questions et des cas différents, apportent des connaissances différentes, peuvent servir des objectifs différents.

18. Ce rapprochement n'est pas de notre seul fait, il est également opéré par le US NRC, 2014, p. 16.

19. Concernant plus particulièrement les modèles ABM, AXELROD (1997) considère la simulation comme une "troisième voie", différente de l'induction et de la déduction. PARKER et al. (2003) voient quant à eux la modélisation à base d'agents comme une "[...] *amalgamation of these two approaches—like deduction, it starts with a set of explicit assumptions derived from perceptions of the way the world works, but uses these to generate simulated data that can be analysed inductively*".

2.3.2 Plusieurs approches de modélisation

Au cours des dernières décennies, l'utilisation des *LUCC models* s'est accrue au sein de la communauté scientifique (NRC, 2014), y compris au-delà de la géographie et de ses modèles spatialisés. Des modèles très différents les uns des autres sont apparus, développés sur des bases théoriques et empiriques variées, issus de démarches méthodologiques et de techniques diverses, et traitant différents aspects des *land systems*. La modélisation et la simulation des changements d'occupation et d'usage du sol (*LUCC modelling*) est donc devenue un champ de recherche à part entière, qui s'est peu à peu structuré en différentes "écoles" de modélisation et communautés de modélisateurs, réunies par l'établissement de cadres et de feuilles de routes communs (VERBURG et al., 2004).

2.3.2.1 Typologies d'approches

Plusieurs auteurs ont proposé des typologies de modèles de changements d'occupation et d'usage du sol, afin de mettre en avant leurs fondements théoriques, de documenter leurs similitudes et différences, leurs atouts et faiblesses, ou bien encore pour éclairer le choix d'un type de modèle plutôt qu'un autre selon les cas d'application (objectifs scientifiques, données disponibles, etc.)

Comme le rappellent VAN SCHROJENSTEIN LANTMAN et al. (2011) dans leur revue de la littérature, l'une des premières typologies des *LUCC models* est celle de BAKER (1989), qui classe les *LUCC models* selon leur échelle d'analyse. Vingt ans plus tard, BRIASSOULIS (2000) propose une classification selon "l'école" de modélisation (*modeling tradition*), qui fait référence aux principaux concepts de la technique employée : modèles statistiques et économétriques, modèles d'interaction spatiale²⁰, modèles d'optimisation, modèles intégrés (aux approches modulaires) et "autres modèles", dans lesquels elle place notamment les modèles SIG et ceux basés sur des chaînes de Markov. LAMBIN, ROUNSEVELL et GEIST (2000) proposent une classification similaire, selon la méthode de modélisation employée, autour d'une discussion à propos de la capacité des modèles à prédire les changements. AGARWAL et al. (2002) classifient quant à eux les modèles à l'aide d'un cube tridimensionnel selon leur représentation de l'espace, du temps et du processus de prise de décision humain. MICHETTI et ZAMPIERI (2014) ont proposé une typologie distinguant dans un premier temps les *LUCC models* dits "géographiques" (BIELECKA, 2020) de ceux dits

20. Il s'agit de modèles inspirés de la loi universelle de la gravitation découverte par Isaac Newton, en mécanique classique : deux corps s'attirent en raison de leur masse et en raison inverse de la distance qui les sépare. Le modèle gravitaire a également été transféré en géographie urbaine par PUMAIN et al. (2001).

"économiques", puis selon les méthodes et concepts théoriques (modèle d'optimisation, modèle statistique, etc.) dans un second temps.

En 2014, un comité d'experts réalise pour le US NRC²¹ un audit des *LUCC models* qui fera office de référence et sera abondamment cité dans la littérature scientifique (CAMACHO OLMEDO et al., 2018c). Ce rapport porte un regard sur les pratiques de modélisation des changements d'occupation du sol qui ont cours depuis les années 1990, avec notamment l'ambition d'établir une "langue commune pour distinguer les différentes approches de modélisation selon leurs bases théoriques et empiriques" (US NRC, 2014, p. 26). Les auteurs distinguent six approches de *LUCC modelling*, qu'ils classent selon leur degré de prise en compte des processus, c'est-à-dire de la plus *pattern-based* vers la plus *process-based*. Nous adoptons ici cette typologie des "écoles" de modélisation des changements, qui est la suivante :

1. ***machine learning and statistical***
2. *cellular*
3. *sector-based economic*
4. *spatially disaggregated economic*
5. ***agent-based***
6. *hybrid*

La suite de ce chapitre aborde les deux approches de modélisation que nous mobilisons dans ce travail de recherche (en gras dans le texte), sous un angle théorique. Après avoir présenté leurs principes de fonctionnement (fondements théoriques et empiriques, démarche méthodologique, concepts et techniques employés), nous discutons des atouts et faiblesses de chacune d'elle, notamment à partir des points avancé par le US NRC (ibid.). Les aspects plus pratiques tels que la conception concrète des modèles (choix des variables, des entités à représenter, etc.) ou leur validation, seront directement discutés dans les chapitres de la partie 2, lors de la présentation des démarches de modélisation.

2.3.3 *Machine learning and statistical* : PBM

2.3.3.1 Principes

La catégorie *machine learning and statistical* correspond à ce que CAMACHO OLMEDO et al. (2018c) appellent les "*inductive pattern-based models*" (PBM), des modèles "inductifs basés sur les

21. *United States National Research Council*, Conseil national de la recherche des États-Unis.

patterns", spatialement explicites, dédiés à la simulation prospective et mobilisant des techniques statistiques et/ou d'apprentissage machine. En raison du rôle prépondérant joué par l'information géographique dans ces modèles, ils sont parfois appelés "*GIS-based models*" (BIELECKA, 2020) ou "modèles géomatiques", comme c'est le cas dans le titre de l'ouvrage de CAMACHO OLMEDO et al. (2018a), qui nous sert de référence.

"Land change is modeled empirically using statistical and machine learning methods and observations of past land change to calibrate functions which describe the relationship between these changes and the set of drivers." (CAMACHO OLMEDO et al., 2018c)

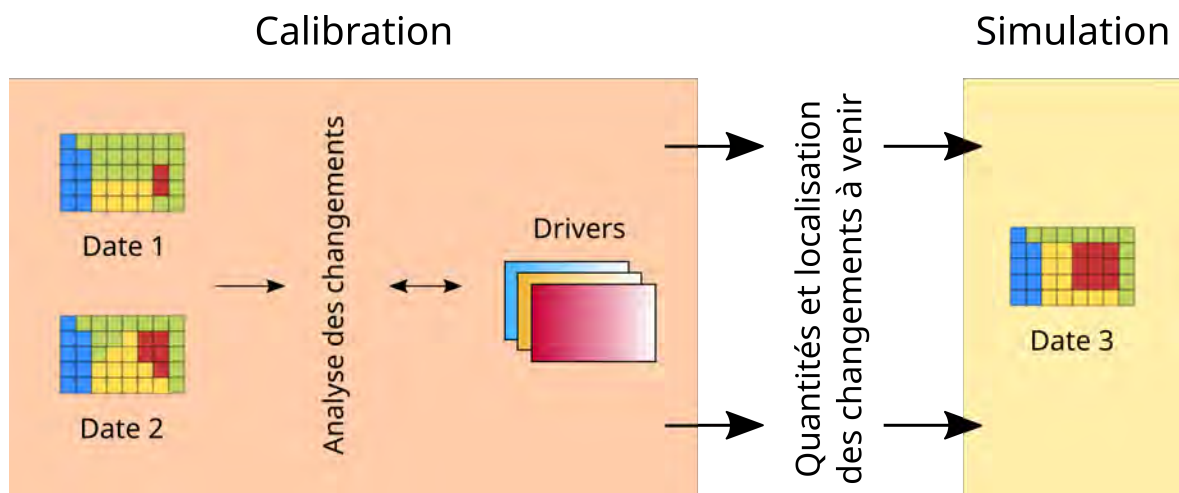


Figure 2.8 – Fonctionnement schématique de la démarche PBM.

En effet, dans un PBM, la simulation des changements est basée sur les formes et structures spatio-temporelles des changements passés, autrement dit sur leurs *patterns* (cf. section 2.3.1). Pour une période dite de calibration²², il s'agit en effet d'utiliser la relation entre les changements passés et un ensemble de variables supposées en être à l'origine — on parle de "variables explicatives" (*explanatory variables*) ou de "*drivers*"²³ — pour déduire des cartes d'aptitude au changement ou de probabilités de transition²⁴ d'une classe à une autre. Ces cartes servent ensuite à "projeter" dans le temps (et dans l'espace) les futures quantités de changement, qui ont été estimées à partir des quantités passées (calculées au moyen des méthodes évoquées dans la section 1.3.2.1). La figure 2.8 résume et illustre le fonctionnement général de la démarche de modélisation PBM.

22. Période qui correspond à l'intervalle temporel entre deux dates pour lesquelles le modélisateur dispose de classifications de l'occupation et de l'usage du sol.

23. On parle également d'*input variables*, car il s'agit de données d'entrée, c'est-à-dire de données préexistantes introduites dans le modèle pour son entraînement (dans le cas de l'usage d'un procédé d'apprentissage automatique).

24. Appelées *transition potential map* sur le Land Change Modeler (LCM) de EASTMAN et TOLEDANO (2018).

Les PBM étant des modèles spatialement explicites, les variables explicatives (*drivers*) utilisées en entrée sont des données spatiales, qui peuvent concerner des aspects biophysiques et socio-économiques : altitude, pentes, densité de population, distance à la route, distance aux centres urbains, etc. Elles sont sélectionnées à partir d'une revue de la littérature et/ou d'une connaissance approfondie de la thématique et du terrain d'étude (dires d'expert). Différentes méthodes statistiques peuvent intervenir en appui à la sélection des variables *drivers* (MAS, 2018a) : régressions, coefficients de corrélation, test du khi-deux, etc. Certaines variables explicatives sont cependant récurrentes et communes à la plupart des PBM, tant leur prégnance dans la survenue des changements est admise et documentée : c'est par exemple le cas de la distance à la route ou de la topographie (PFAFF, 1999; GEIST et LAMBIN, 2002; GOERS, LAWSON et GAREN, 2012).

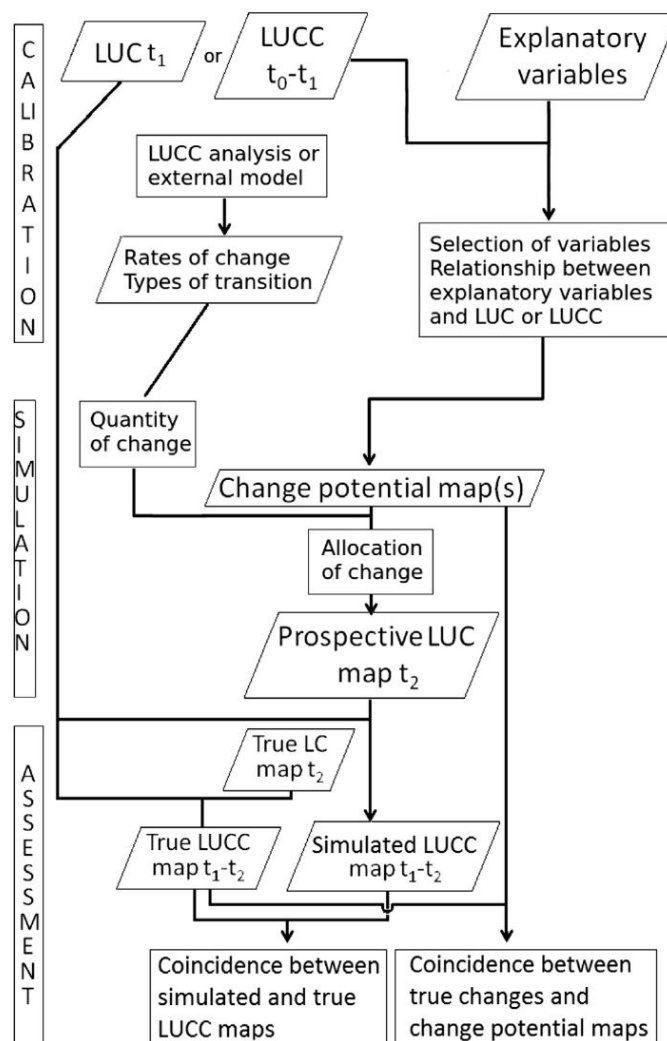


Figure 2.9 – Procédure générale de modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol *pattern-based* (PBM). Figure extraite de MAS et al. (2014).

La diversité des PBM provient des différentes techniques qui peuvent être utilisées pour déterminer les futures quantités de changements et leur allocation spatiale, via les relations entre les *patterns* des changements passés et ceux des variables explicatives (*drivers*). Il peut s'agir d'approches statistiques telles que la régression logistique, de réseaux bayésiens, de méthodes d'apprentissage automatique (*machine learning*) telles que les réseaux de neurones artificiels, d'algorithmes génétiques, d'arbres de décision, etc. Les réseaux neuronaux comme ceux de type perceptron multicouches²⁵ permettent par exemple de relier les changements d'occupation et d'usage du sol survenus au cours d'une période donnée à leurs *drivers* supposés par un processus d'apprentissage itératif²⁶. Concernant l'estimation de la quantité de changements à venir, les logiciels ont la plupart du temps recours à des chaînes de Markov (CAMACHO OLMEDO et al., 2018b).

Les *pattern-based models* sont implémentés dans plusieurs "paquets logiciels" (*software package*), ce qui constitue à la fois un avantage et un inconvénient : ils peuvent être mis au point sans aucune connaissance en programmation informatique — via l'interface graphique des logiciels —, ils reposent sur un cadre commun facilitant la comparaison des modèles, mais sont en revanche caractérisés par une certaine rigidité. Parmi les paquets logiciels les plus cités dans la littérature, on retrouve Land Change Modeler (EASTMAN et TOLEDANO, 2018) et CA-Markov, tous deux intégrés dans TerrSet (EASTMAN, 2014), Dinamica EGO (RODRIGUES et SOARES-FILHO, 2018), SLEUTH (CHAUDHURI et CLARKE, 2013) ou encore CLUE-S (VERBURG et OVERMARS, 2007).

Des travaux se sont attachés à comparer différentes implémentations de PBM, notamment ceux de MAS et al. (2011) et MAS et al. (2014), qui ont montré que peu importe les techniques et les algorithmes utilisés pour estimer les quantités et la localisation des changements, tous les paquets logiciels étaient basés sur le même cheminement méthodologique, une procédure générale de modélisation PBM représentée par la figure 2.9, qui repose sur ces quatre étapes essentielles :

1. estimation de la quantité de changements futurs
2. spatialisation des changements à partir des relations changements passés-*drivers*
3. allocation spatiale des changements
4. validation du modèle

Les travaux de comparaison de *pattern-based models* publiés plus récemment par CAMACHO OLMEDO et al. (2015) et PICKARD, GRAY et MEENTEMEYER (2017) apportent des approfondisse-

25. Appelés MLP en anglais, pour *multi-layer perceptron*.

26. L'apprentissage automatique est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui vise à rendre la machine capable "d'apprendre" à partir des données. En l'occurrence, il s'agit ici d'apprendre à reproduire les changements à partir des *drivers* sélectionnés.

ments supplémentaires.

2.3.3.2 Atouts et faiblesses

Les PBM ne nécessitent pas ou très peu de connaissances théoriques sur les processus sous-jacents. De fait, ils conviennent donc très bien aux "*situations where data concerning pattern are available and theory concerning process is scant*" (US NRC, 2014, p. 27). Ces situations sont très courantes, compte tenu d'une part de la grande disponibilité des données relatives à l'occupation du sol²⁷ et d'autre part de la facilité à produire des variables *drivers* spatialisées²⁸. On peut donc dire que les PBM sont peu "gourmands" en données, relativement peu coûteux et faciles à mettre en œuvre²⁹. En effet, ces modèles ne nécessitent pas plus que quelques classifications de l'occupation du sol (*land cover maps*) et variables explicatives spatialisées. Ils ne requièrent pas la réalisation d'enquêtes sur le terrain pour connaître les motivations des acteurs des changements d'occupation et d'usage du sol (fermiers, aménageurs, etc.) puisque les processus sous-jacents ne sont pas la substance (VARENNE, 2017, p. 112) de cette approche de modélisation. C'est pourquoi les PBM sont généralement appliqués à de petites échelles (régionale, continentale). Ainsi, dans le cadre d'approches prospectives, les PBM permettent une exploration intéressante de dynamiques plausibles, avec des scénarios normatifs (dits "*business as usual*", MEJEAN et al., 2020b) ou exploratoires. Pour le US NRC (2014), les *LUCC models* sont donc appropriés à un usage prédictif (cf. section 2.1.2), mais cependant uniquement dans le cadre de prédictions à court terme.

Postulat de la stationnarité

La principale limite des PBM réside dans ce que l'on appelle le "postulat de la stationnarité" des relations entre les changements d'occupation du sol et leurs variables explicatives supposées (*drivers*). Dans un PBM, la simulation prospective des changements est en fait une extrapolation des *patterns* historiques sur la base d'un apprentissage de la relation avec les *patterns* de leurs *drivers*. Or, puisque l'apprentissage opéré sur la période de calibration sert de base à la projection sur la période de simulation (figure 2.8), il est fait le postulat de la stationnarité dans le temps de la relation changements-*drivers* (MAS, 2018a). Ceci correspond ni plus ni moins à

27. De plus en plus d'États mettent ces données à disposition (exemple de la base de données Corine Land Cover en Union européenne). Lorsque ce n'est pas le cas, elles peuvent être produites à partir d'images satellites.

28. Les données nécessaires pour produire les variables *drivers* les plus courantes — distance à la route, distance aux principaux centres urbains, pentes, etc. — sont le plus souvent en libre accès, ne serait-ce que par OpenStreetMap, et les traitements à réaliser sous SIG sont relativement simples.

29. Ils sont pour la plupart (Land Change Modeler, Dinamica EGO, CLUE-S) implémentés dans des paquets logiciels simples d'utilisation, avec une interface graphique plus ou moins intuitive, ne nécessitant donc pas de connaissance en programmation.

l'adage *ceteris paribus*, une simulation "toutes choses égales par ailleurs", basée sur l'hypothèse que les analyses tirées des observations du passé sont pertinentes pour anticiper le futur. En réalité, la relation entre les changements d'occupation du sol et leurs variables explicatives est évolutive et de nouvelles variables explicatives peuvent également apparaître dans le temps, pour plusieurs raisons : conditions économiques changeantes, accroissement démographique ou encore la survenue de "chocs" pouvant entraîner un changement de trajectoire du système socio-environnemental (FILATOVA et POLHILL, 2012).

"For example, a machine learning algorithm might be able to fit a tight relationship between land cover maps and explanatory variables for a given time interval but do a relatively poor job of matching observations when the relationship is extrapolated to time points beyond the calibration interval, for example because the market or policy conditions differ between the two time periods." US NRC, 2014, p. 30)

C'est pourquoi le rapport du US NRC (ibid.) ne préconise pas les approches *machine learning and statistical* pour simuler les rétroactions et les processus non-stationnaires des systèmes socio-environnementaux, ni pour évaluer les effets des politiques publiques modifiant les processus sous-jacents. Selon les auteurs, le postulat de la stationnarité limite également la pertinence des simulations prospectives au-delà de quelques années. C'est également l'argument évoqué par PARKER et al. (2003) :

"[...] such models may be useful for projecting spatial dynamics and interactions only for processes that are stationary and uniform over space and time."

Explication causale

Une autre limite des PBM, elle aussi pointée par le US NRC (2014), tient évidemment à leur trop grande focalisation sur les *patterns* au détriment des processus du changement, qui sont laissés de côté par cette approche de modélisation. Certes, les PBM ne sont pas entièrement inductifs puisqu'ils font notamment appel aux connaissances théoriques lors de la sélection des variables explicatives, mais ils ne permettent pas de tirer des connaissances sur les processus du changement, ce qui oriente d'ailleurs leur application à des objectifs de prospective/prédiction. L'explication causale n'est pas permise par les PBM. Les techniques utilisées pour simuler les changements ne sont pas étrangères à cette limite : le *machine learning* est souvent vu comme une "boîte noire" opaque, et son utilisation de plus en plus répandue en sciences pose des questions relatives à la construction des connaissances, dont s'est emparée la philosophie des sciences (SULLIVAN,

2022; ZEDNIK et BOELEN, 2022). Ainsi, pour la plupart des objectifs de modélisation relevés par EDMONDS et al. (2019) — explication, description, exploration théorique, apprentissage social —, les *LUCC models* de type PBM ne peuvent pas être utilisés. Il s'agit d'un vieil écueil des études *top-down* (macro vers micro) faisant intervenir des données issues de la télédétection, discuté dès la fin des années 1990 dans un précédent rapport du US NRC (1998).

L'approche de modélisation PBM continue à faire l'objet de développements et d'avancées méthodologiques, par exemple sur les questions de calibration (MAZY et LONGARETTI, 2022).

2.3.4 Agent-based : ABM

2.3.4.1 Principes

Les principes de fonctionnement des modèles faisant partie de l'approche *agent-based* (ABM) ont déjà été abordés en section 2.2.3.2. Ainsi, l'objectif n'est donc pas de répéter ici ce qui a déjà été dit, mais plutôt d'expliquer quelles sont les spécificités de cette approche pour modéliser les changements d'occupation et d'usage du sol. Autrement dit, il s'agira ici de considérer les ABM en tant que *LUCC models* (appelés *agent-based land-use models* — ABLUMs — par MATTHEWS et al., 2007).

La modélisation à base d'agents est une approche *process-based*, elle représente explicitement les processus du changement. Les ABM sont en effet capables de simuler la complexité des systèmes socio-environnementaux à partir d'une modélisation des multiples acteurs hétérogènes et autonomes en interaction qui les composent, et de leurs décisions, tout en prenant en compte les rétroactions avec l'environnement (AN, 2012). À l'inverse des modèles PBM évoqués précédemment, il s'agit donc ici d'une approche que l'on peut qualifier de *bottom-up* : des processus vers les *patterns*. D'autre part, la flexibilité des ABM a permis de les mobiliser dans le cadre de démarches participatives (CASTELLA, TRUNG et BOISSAU, 2005).

Dans les ABLUMs, les agents peuvent être des propriétaires terriens, des ménages, des agriculteurs, des entreprises, des associations, des agences gouvernementales, des décideurs publics, etc., tandis que l'environnement virtuel est utilisé pour représenter l'occupation et l'usage du sol (US NRC, 2014). En *land change science*, depuis le début des années 1990, les ABM ont surtout été utilisés pour organiser et formaliser des connaissances issues d'études empiriques ou pour explorer des aspects théoriques liés aux changements (MATTHEWS et al., 2007). Ces usages correspondent aux objectifs d'explication, de description, d'exploration théorique, d'illustration

et d'analogie formulés par EDMONDS et al. (2019).

La modélisation à base d'agents a été très tôt envisagée comme prometteuse pour la modélisation et la simulation des changements d'occupation et d'usage du sol, jusqu'à être considérée comme l'approche pouvant surmonter les limites des autres (PARKER et al., 2003). Les principaux arguments avancés étaient alors la grande flexibilité des modèles ABM, la possibilité de représenter le processus de prise de décision des acteurs (humains) des *land systems* de manière distribuée (KARALI, ROUNSEVELL et DOHERTY, 2011), et la prise en compte des rétroactions société-environnement. C'est donc la capacité des ABM à faire le lien entre les décisions prises à l'échelle micro et les phénomènes observés à l'échelle macro (émergence) qui a séduit la communauté *LUCC modelling*. Dès lors, cette approche de modélisation a été utilisée pour étudier divers aspects des *land systems*, évoqués par MATTHEWS et al. (2007) dans une revue des différentes applications des ABM. Pour citer quelques exemples parmi les plus démonstratifs de la diversité des questions abordées : DUKE, WU et PARKER (2014) démontrent l'intérêt des ABM pour traiter les aspects économiques du *land change*, par exemple les effets du marché (SUN et al., 2014) ; le modèle de DOBBIE et al. (2018) se penche sur la question de la sécurité alimentaire et des modes de vie soutenables ; on trouvera chez KREMMYDAS, ATHANASIADIS et ROZAKIS (2018) une revue des ABM développés pour évaluer des politiques agricoles et chez LE PAGE et al. (2017) une revue des ABM utilisés pour la gestion environnementale ; PARKER et al. (2008) comparent plusieurs ABM développés pour étudier les changements d'occupation et d'usage du sol dans des contextes de fronts pionniers, ce qui nous intéresse particulièrement. À ce titre, le modèle LUCITA développé par DEADMAN et al. (2004) et le travail de modélisation de MENA et al. (2011) sont ceux qui se rapprochent le plus du modèle que nous présentons dans le chapitre 5 — nous y reviendrons.

2.3.4.2 Atouts et faiblesses

Les fondements théoriques et conceptuels des ABM offrent des possibilités intéressantes pour la modélisation des changements, que nous venons d'énumérer : formalisation des acteurs individuels et de leurs décisions relatives au *land use*, prise en compte des rétroactions société-environnement et génération des changements (*patterns*) à partir des processus sous-jacents, ce qui est leur principal atout. En tant qu'approche *process-based*, les ABM présentent en effet l'avantage majeur de pouvoir prendre en compte la complexité, inhérente aux *land systems*. Pour paraphraser PARKER et al. (2003), aucune approche de modélisation PBM ne peut représenter les impacts de décisions humaines autonomes, hétérogènes et décentralisées sur le paysage. Dans le

même travail, PARKER et al. énumèrent les raisons pour lesquelles les ABM sont utilisés en *LUCC modelling* : en tant que "laboratoire de simulation sociale", pour représenter certaines propriétés des systèmes (complexité, adaptation, émergence) ainsi que des trajectoires dynamiques, ou bien pour permettre les démarches participatives. Ces raisons sont leurs principaux atouts.

"By explicitly representing heterogeneous agents and the interactions among agents and between agents and their environment, ABMs are particularly useful for modeling the formation of outcome patterns, like bilateral prices formed through a series of transactions, or patterns on a landscape, which result from a system that lacks centralized control." (US NRC, 2014)

Les ABLUMs sont donc préconisés pour étudier les effets des processus de changements qui opèrent à des échelles et des niveaux d'organisation multiples ainsi que pour mieux comprendre l'impact de changements environnementaux, politiques, économiques ou d'une autre nature sur les décisions humaines (et remplir les objectifs *explain and learn*, selon le US NRC *ibid.*). D'une manière plus générale, en raison de leur flexibilité, ils sont appropriés pour l'exploration théorique et le test d'hypothèses relatives aux processus sous-jacents. Parce qu'ils reposent sur une modélisation desdits processus du changement et sur des entités autonomes et douées d'adaptation et d'apprentissage, les ABLUMs sont censés être plus "résistants aux chocs" (résilients) que les PBM (CHEN et al., 2019), capables de prendre en compte les bifurcations du *land system* et donc de produire des résultats prospectifs à horizon temporel plus large que ceux des PBM.

Pourtant, la prédiction/prospective est un objectif de modélisation peu répandu parmi les modèles ABLUMs, pour plusieurs raisons, qui seront abordées ci-après. Avant cela, nous verrons pourquoi la flexibilité de cette approche de modélisation peut s'avérer contre-productive, après avoir évoqué quelques unes des limites de la modélisation à base d'agents, qui tournent autour de la question des capacités computationnelles et de celle de la disponibilité des données. Nous n'avons pas l'ambition d'énumérer ici tous les challenges que les ABLUMs ont à relever (notamment pour devenir des outils d'aide à la décision opérationnels), il s'agit seulement de souligner certains aspects afin d'alimenter notre réflexion sur les approches de modélisation *pattern-based* et *process-based*.

Limites : capacités computationnelles, échelle, flexibilité et subjectivité

La modélisation à base d'agents est l'approche la plus répandue pour des études à l'échelle locale (MATTHEWS et al., 2007). En effet, plus l'étendue couverte par le modèle est grande, plus

les agents sont nombreux et plus les données nécessaires (pour les paramétrer) sont importantes et difficiles à obtenir. D'autre part, plus le volume de données et le nombre d'entités autonomes d'un modèle sont conséquents, plus la puissance de calcul nécessaire pour mener les simulations à leur terme est importante. C'est particulièrement vrai dans le cas des modèles de type *KIDS*, qui nécessitent d'importantes données empiriques, qui n'existent parfois pas toujours ou bien dans des formats peu adaptés. L'utilisation du sol (*land use*) est par exemple une information particulièrement difficile à obtenir pour de vastes étendues spatiales³⁰. Il est donc difficile d'employer les ABLUMs pour modéliser des changements d'occupation et d'usage du sol à l'échelle régionale voire globale sans recourir à des simplifications pour alléger le temps de calcul lors des simulations et/ou le volume de données nécessaires. Ces simplifications concernent le plus souvent la complexité des agents (hétérogénéité, cognition, etc.) et/ou celle des processus modélisés. On pourrait dire, bien que ce soit un raccourci, que les modélisateurs doivent arbitrer entre faire un modèle ABM à l'échelle locale avec des agents et des processus d'un haut niveau de détails ou faire un modèle ABM à l'échelle régionale au détriment de la complexité des entités et des processus modélisés. Cette problématique fait bien évidemment écho aux différences méthodologiques et conceptuelles qui existent entre les approches *KISS* et *KIDS* (cf. section 2.2.3.3), à la question "modèles simples ou modèles compliqués" ? (SUN et al., 2016)

VALBUENA et al. (2010a) proposent un cadre de travail (*framework*) pour développer des ABLUMs à l'échelle régionale, qui repose notamment sur l'élaboration de typologies d'agents (VALBUENA, VERBURG et BREGT, 2008). Concernant les processus sous-jacents, les agents sont dotés d'une capacité (*ability*) et d'une volonté (*willingness*) — toutes deux influencées par des facteurs internes et externes — à modifier l'usage et l'occupation du sol. Il s'agit d'une simplification, inhibition nécessaire à la modélisation à l'échelle régionale.

Les *frameworks* de ce type sont très utiles pour les ABLUMs, car la flexibilité de la modélisation à base d'agent évoquée plus haut comme un atout peut s'avérer être contre-productive. En effet, à la différence des modèles PBM imbriqués dans des paquets logiciels, l'utilisation de "l'outil" ABM nécessite une conceptualisation (passage du système complexe au modèle conceptuel), une intégration (du modèle conceptuel au modèle informatique), puis une implémentation (du modèle informatique vers le modèle exécutable) par la programmation (figure 2.10). Or, à chacune de ces étapes, la subjectivité du ou des modélisateurs entre en jeu, ce qui a des conséquences sur l'allure (architecture) finale du modèle exécutable et ses résultats. Ainsi, pour un seul

30. La question des données empiriques dans les modèles ABM dits "descriptifs" sera traitée au début du chapitre 5.

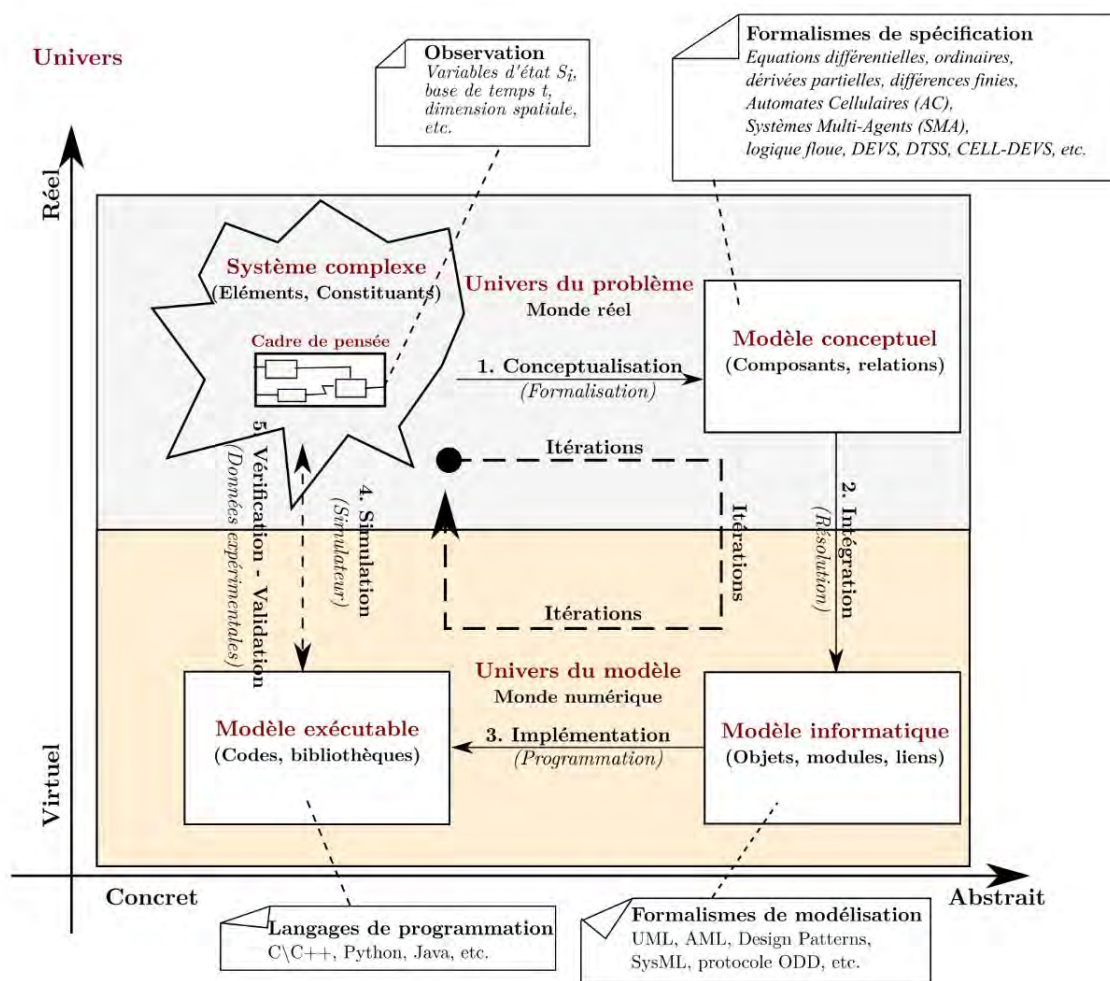


Figure 2.10 – Processus de modélisation 4-SSIMP d'un système complexe. Figure extraite de INNOCENTI et al. (2023).

et même système complexe (par exemple un *land system*), nous pensons qu'il peut exister une pa-lanquée de modèles différents, développés pour répondre à la même question et au même objectif de modélisation (EDMONDS et al., 2019), ne serait-ce qu'en raison des représentations (LEVY, 2015; KNUUTTILA et LOETTIGERS, 2017) et des modèles mentaux (BREWER, 2001) différents d'un modéli-sateur à l'autre. C'est pourquoi nous disons que la flexibilité des ABM peut être contre-productive. Cet écueil limite par ailleurs la généralité des ABLUMs (qui sont généralement développés pour un cas d'étude particulier), la comparaison entre modèles, mais également leur compréhension (d'où la nécessité du formalisme de description ODD de GRIMM et RAILSBACK, 2005, appliqué par POLHILL et al., 2008 aux ABLUMs) et leur reproductibilité (DONKIN et al., 2017; DILAVER et GILBERT, 2023). D'une certaine façon, la validation des modèles ABM est elle aussi affectée, no-tamment à travers le problème bien connu en modélisation à base d'agents de l'équifinalité : un

même résultat de simulation peut être obtenu par des modélisations différentes, car "plusieurs chemins mènent à Rome".

ABM et prédiction

Selon la conception et l'idéal scientifique déterministe du médecin et épistémologue Claude Bernard (1813 - 1878), la parfaite connaissance des lois d'un système nous rendrait capable de le prédire. On trouve déjà ce même déterminisme, un peu plus tôt, chez Pierre-Simon de Laplace (1749 - 1827) dans son *Essai philosophique sur les probabilités* (1814), lorsqu'il imagine l'existence d'une entité omnisciente, c'est la métaphore du "démon de Laplace" :

"Une intelligence qui, à un instant donné, connaîtrait toutes les forces dont la nature est animée et la situation respective des êtres qui la compose embrasserait dans la même formule les mouvements des plus grands corps de l'univers et ceux du plus léger atome; rien ne serait incertain pour elle, et l'avenir, comme le passé, serait présent à ses yeux."

Sans vouloir rentrer dans les débats autour de la question du déterminisme, le "rêve de Laplace" a depuis été démystifié (SARTENAER, 2017), notamment par la théorie du chaos qui consacre l'imprévisibilité de systèmes pourtant déterministes ou par différentes visions de la complexité (DEFFUANT et al., 2015). En sciences humaines et sociales, "prédire" — de surcroît avec des approches computationnelles *process-based* comme la modélisation et la simulation à base d'agents — pose des questions d'ordre épistémologique, philosophique et méthodologique.

Dès le début des années 2000, MOSS, PAHL-WOSTL et DOWNING (2001) évoquent le caractère imprédictible des systèmes sociaux, compte tenu de leur complexité. L'imprévisibilité des comportements humains rend en effet les prédictions plus difficiles en sciences sociales que dans les sciences naturelles, où elles sont envisagées dès le début du XX^e siècle par l'école de météorologie de Bergen (JEWELL, 1981 et figure 2.11), soit bien avant l'invention de l'ordinateur. Un argument déjà évoqué quelques années plutôt par AXELROD (1997) :

"In the social sciences in particular, even highly complicated simulation models can rarely prove to be completely accurate. Physicists have accurate simulations of the motion of electrons and planets, but social scientists are not as successful in accurately simulating the movement of workers or armies."

C'est pourquoi, pour EPSTEIN (2008), la prédiction n'est qu'un objectif secondaire, alors qu'elle est pourtant "[...] the use that most people think of when they consider simulation as a



Figure 2.11 – Représentation artistique de la "Weather Forecasting Factory" (usine de prévisions météorologiques) imaginée par RICHARDSON et LYNCH (2007) en 1922. Par Stephen Conlin, 1986.

scientific technique" (AXELROD, 1997). Ainsi, en *LUCC modelling*, les prédictions/prospectives restent encore l'apanage des approches *pattern-based*. Pour LEMPERT (2002, cité par MATTHEWS et al., 2007), si les ABM ne pas mobilisés tant qu'outils opérationnels en appui à l'élaboration de politiques (aide à la décision), c'est parce qu'ils ont été utilisés à mauvais escient, pour prédire un avenir imprévisible par nature car les prévisions peuvent elles-mêmes affecter l'évolution du système (MOSS, PAHL-WOSTL et DOWNING, 2001). C'est un peu l'idée de la prophétie auto-réalisatrice ou auto-destructrice : qu'elles soient jugées "souhaitables" ou "non-souhaitables", les prévisions peuvent modifier la trajectoire du système, effets bien connus en pédagogie (effet Pygmalion/effet Golem).

Pour EDMONDS et al. (2019), une "prédiction" sous-entend l'anticipation d'aspects du système (données, *patterns*, etc.) que l'on ne connaît *pas encore* et pas seulement l'anticipation de données hors de l'échantillon, car l'ajustement à des données connues n'est selon eux pas suffi-

sant pour tester les capacités de prédiction. C'est pourquoi, selon eux, la prédiction est un objectif de modélisation très rarement tenté par un ABM (ce que confirme l'analyse bibliométrique de GROENEVELD et al., 2017). En effet :

"Independent prediction usually is not possible at the system level for agent-based complex systems, as we cannot perform controlled experiments, cannot know the future type and dynamics of drivers, and cannot wait for years or decades to see whether our predictions are true." (SCHULZE et al., 2017)

Quand bien même la prédiction d'un modèle de simulation s'avèrerait correcte, cela ne signifierait pas nécessairement que le modèle en question représente correctement les dynamiques du système-cible et leurs processus sous-jacents : le mouvement des planètes et la survenue des éclipses étaient prédits correctement deux mille ans avant Newton, avec une explication pourtant erronée (TROITZSCH, 2009). L'impossibilité de connaître l'ensemble des processus (et donc des *drivers*) sous-jacents à l'œuvre dans un système social est également citée par EDMONDS et al. (2019) comme l'un des freins majeurs aux capacités prédictives des ABM en sciences humaines et sociales, aux côtés de la difficulté à se procurer suffisamment de données, de surcroît dans un format adéquat.

Ainsi, en 2009, lorsque que Scott Moss demande à l'ensemble de la communauté de simulation sociale à base d'agents s'il existe ne serait-ce qu'un seul ABM ayant fourni une prévision correcte de l'impact d'une politique sociale (HASSAN et al., 2013), personne n'est en mesure de lui répondre. À la suite de cette question, un débat houleux autour de l'intérêt de l'existence des ABM est démarré en 2009 sur la liste de diffusion SIMSOC³¹. Le débat ressurgira en 2020³² peu après la pandémie de COVID-19, durant laquelle les ABM sont une fois de plus pointés du doigt pour leur inutilité opérationnelle, malgré des efforts importants en ce sens (GAUDOU et al., 2020).

Pour POLHILL (2018), la prédiction doit absolument être prise en compte par la communauté de modélisation ABM. D'abord, parce que la demande sociale est grande. Ensuite, parce que comme tout développement méthodologique, il s'agit d'un processus itératif qui se construira sur le temps long, après plusieurs tentatives jalonnées d'échecs. C'est pourquoi il faut selon lui encourager celles et ceux qui se lancent dans la prédiction avec des approches *process-based* :

31. simsoc@jiscmail.ac.uk

32. À travers la motion "*Agent-based modelling can be used for prediction in complex social systems*", débattue puis soumise au vote au cours d'un workshop de la *Social Simulation Week 2020* organisée en ligne par le laboratoire Behave (Université de Milan). Ce débat a été démarré et poursuivi sur le *prediction thread* de la RofASSS, accessible ici : <https://rofasss.org/tag/Prediction-Thread>.

"[...] it would be good if the social simulation community embraced the challenge, and provided a supportive environment to those with the courage to take it on."

En 2023, la prédiction des systèmes sociaux complexes au moyen de modèles à base d'agents est toujours une question saillante et clivante, qui a fait l'objet d'un numéro spécial du *International Journal of Social Research Methodology* (volume 26, issue 2³³). On y trouvera notamment les contributions de CHATTOE-BROWN (2023), EDMONDS (2023), DIGNUM (2023) ou encore de ELSENBROICH et POLHILL (2023), pour prolonger le débat.

2.3.5 Des modèles "hybrides" ?

2.3.5.1 Antagonismes et complémentarités

Puisque les changements d'occupation et d'usage du sol sont la conséquence d'interactions société-environnement multiples, non-linéaires et plurifactorielles ancrées dans le paradigme de la complexité, leur modélisation et leur simulation exigent la prise en compte de dynamiques multiscalaires engendrées par différents aspects des *land systems*. Comme nous l'avons montré, plusieurs approches de modélisation des changements ont émergé à partir de contextes disciplinaires et de questionnements différents. La diversité apparente de ces approches s'étend en réalité autour de deux concepts qui polarisent l'un et l'autre l'ensemble des pratiques de modélisation des changements : *pattern* et *process*. Ces deux "écoles" de modélisation (*pattern-based* et *process-based*) reposent sur des positionnements épistémologiques, des méthodologies et des techniques différenciés, ce qui entraîne notamment des recommandations d'usage différentes de la part des spécialistes. VAN SCHROJENSTEIN LANTMAN et al. (2011) résument ainsi la différence fondamentale entre les deux approches :

"In general it can be said that an inductive (data-driven) approach is strong in reproducing land-use patterns which is (spatial resemblance), but is weak in explaining correlations found. A deductive (theory-driven) approach, on the other hand, is strong in explaining how and why land use will change (which is process resemblance), but is weak in spatial allocation of land-use change."

Le tableau 2.1, élaboré à partir de notre revue de la littérature et inspiré de celui proposé par le US NRC (2014, pp. 69-70), synthétise les caractéristiques des deux approches de modélisation, incarnées (en ce qui nous concerne) par les modèles dits *statistical and machine learning* d'une

33. Accessible ici : <https://www.tandfonline.com/journals/tsrm20>.

part et ceux dits *agent-based* d'autre part. Nous y avons fait figurer, dans un ordre logique, plusieurs critères distinguant les deux écoles de modélisation : d'abord ceux relatifs aux aspects théoriques (mécanismes, échelle, objectifs, métaphore), puis les technico-pratiques (substance, données, technique), et enfin ceux relatifs aux implications pour les pratiques de recherche (atouts, limites, usages).

Ce tableau met certes en évidence les antagonismes entre les deux approches (macro/micro, *top-down/bottom-up*, etc.), mais il laisse également envisager une complémentarité entre les modèles *pattern-based* et les *process-based*. Les premiers sont par exemple peu recommandés pour prédire l'évolution de processus non-stationnaires, à la différence des seconds, mais ceux-ci sont limités à des applications locales, ce qui n'est pas le cas des premiers. Le "rapprochement" entre les deux "écoles" de modélisation pour réconcilier *pattern* et *process* et ainsi améliorer la modélisation des changements en profitant des avantages d'une approche pour combler les lacunes de l'autre est un enjeu scientifique important compte tenu de sa nécessité (FILATOVA et al., 2013) et de sa difficulté (VOINOV et SHUGART, 2013). Ce n'est en revanche pas une idée nouvelle, mais plutôt une antienne :

"[...] hybridity and integration of disparate model types comes with the challenges of reconciling the advantages of one modeling approach with the limitations of another." (O'SULLIVAN et al., 2016)

2.3.5.2 Définitions et exemples

Les formes de modélisation "hybrides" — combinant plusieurs approches — sont en effet évoquées dès 2003 par PARKER et al. comme un moyen de prendre en compte différents aspects des *land systems* (colonisation humaine, interactions écologiques, décisions politiques, etc.). L'analyse bibliométrique de VAN SCHROJENSTEIN LANTMAN et al. (2011) montre que les modélisations "hybrides" occupent une part de plus en plus importante parmi les articles publiés sur les changements d'usage du sol entre 1996 et 2007. Cette période correspond plus ou moins à la construction des approches PBM et ABM, qui incarnent en effet déjà une certaine hybridité : les PBM à travers la combinaison des méthodes/techniques³⁴ *statistical* et *cellular* ; les ABM par l'utilisation conjointe d'automates cellulaires et de systèmes multi-agents.

Concernant en revanche les rapprochements entre *pattern* et *process*, quatre publications plus tardives retiennent particulièrement notre attention : la "comparaison" des approches dé-

34. Ce que VAN SCHROJENSTEIN LANTMAN et al. (2011) appellent des "concepts" ("*land-use change concepts*").

Tableau 2.1 – Caractéristiques générales des approches de modélisation *pattern-based* et *process-based*. Tableau inspiré de celui du US NRC, 2014.

| | <i>pattern-based</i> (PBM) | <i>process-based</i> (ABM) |
|-----------|---|---|
| Échelle | Macro (<i>land cover</i>) | Micro (<i>land use</i>) |
| Mécanisme | <i>Top-down</i> | <i>Bottom-up</i> |
| Objectifs | Prédiction | Explication, description, exploration théorique, analogie |
| Métaphore | "Boule de cristal" | "Laboratoire virtuel" |
| Substance | Images raster (classifications, <i>drivers</i>) | Agents informatiques, règles de comportement Image raster (classification) |
| Données | Classifications à deux points temporels Variables explicatives (<i>drivers</i>) spatialisées | Propriétés de l'environnement (<i>land cover</i> et/ou <i>land use</i>) Caractéristiques des agents (attributs, structure sociale) Connaissances sur les processus (actions, interactions) |
| Technique | Statistiques, ANN, Chaînes de Markov, CA... | Systèmes multi-agents (LAD) |
| Atouts | Peu de connaissances théoriques nécessaires, générique, paquets logiciels (pas de programmation) Facile à mettre en œuvre | Processus et complexité (émergence, rétroactions, adaptation, résilience) Ressources limitées : computation et données d'entrée (notamment données de <i>land use</i> difficiles à obtenir) Subjectivité du modélisateur combinée à la flexibilité de l'approche Coûteux en ressources computationnelles et ressources humaines, chronophage, gourmand en données (<i>KIDS</i>) Prédiction ardue (équifinalité, <i>path dependence</i> ...) |
| Limites | Postulat de la stationnarité Explication causale impossible sans processus | |
| Usages | Prédictions à court-terme et stationnaires (projection de changements passés) ou scénarios contrastés Applications à l'échelle régionale, continentale | Exploration des mécanismes sous-jacents, des effets de changements exogènes Applications locales |

ductive et inductive par OVERMARS, VERBURG et VELDKAMP (2007) ; la "combinaison" de dynamiques *top-down* et *bottom-up* par VERBURG et OVERMARS (2009) ; la "combinaison" de modèles *process-oriented* et *pattern-oriented* par CASTELLA et VERBURG (2007) ; le "couplage" de règles de changement *top-down* et *bottom-up* par HOUET et GOURMELON (2014). Les différents termes choisis par les auteurs pour désigner leurs efforts "d'hybridation" — "comparaison", "combinaison" et "couplage" — soulignent la polysémie du terme, qu'il convient de définir. Qu'entendons-nous par "hybridation" ? Qu'est-ce qu'un modèle hybride ? Comment l'hybridité se concrétise-t-elle en pratique ?

Nous reprenons une fois de plus à notre compte une définition du US NRC (2014, pp. 76-77), pour qui une modélisation "hybride" peut impliquer :

1. une combinaison d'approches pour mieux prendre en compte certains aspects relatifs aux changements
2. l'utilisation d'approches différentes selon l'échelle
3. l'utilisation d'approches différentes selon le type de changement à modéliser
4. l'utilisation d'une approche pour en paramétrer une autre
5. l'intégration conceptuelle de différentes approches, à travers par exemple l'utilisation d'un langage commun

O'SULLIVAN et al. (2016) proposent une définition plus technique et fonctionnelle, qui fait justement la différence entre comparaison, combinaison et couplage, termes correspondant selon eux à plusieurs degrés d'hybridité :

- l'hybridité de premier niveau (la plus simple) correspond à la *comparaison* de modèles séparés appliqués à la même question, ce qui sous-entend un cadre conceptuel et un ensemble de données communs entre les modèles et/ou les approches comparées : *"it becomes possible to compare multiple approaches to the same problem, either as a form of model-to-model evaluation or as a way to give more insight into the problem"*
- une hybridité plus complète dépasse la comparaison pour *coupler*³⁵ différentes approches de modélisation entre elles
- enfin, l'hybridité peut dépasser la simple comparaison ou le couplage d'approches dans le cadre de modèles intégrés, où un type de modèle peut être employé comme "container" intégrant d'autres approches de modélisation

En pratique, la "comparaison" d'OVERMARS, VERBURG et VELDKAMP (2007) et OVERMARS,

35. Voir FIANYO (2001, pp. 8-16) pour la définition de "couplage".

DE GROOT et HUIGEN (2007) consiste à établir des cartes d'aptitude au changement (cf. section 2.3.3.1) à partir de deux approches, l'une inductive et l'autre déductive. La comparaison des résultats obtenus par cette méthode ne fait que corroborer les recommandations d'usage des approches *pattern* et *process* :

"The deductive approach can better handle discontinuities in land use processes and can therefore evaluate a wide range of scenarios, which can also include new land use types. The inductive approach is easily reproducible and is well able rapidly to identify hotspots of land use change. The deductive approach is better suited for smaller study areas, but needs fieldwork to implement. The inductive approach can be applied more quickly in larger areas if basic data are available."

Les "combinaisons" de CASTELLA et VERBURG (2007) et VERBURG et OVERMARS (2009) sont toutes les deux basées sur le modèle *CLUE-S* — d'où la présence de P. Verburg³⁶. La première, qui articule un ABM et un PBM, a particulièrement retenu notre attention. Les règles (processus) de l'ABM y sont définies à partir d'une approche participative (voir le *role-playing game* "SAMBA", CASTELLA, TRUNG et BOISSAU, 2005) puis extrapolées à tout un paysage agricole par *CLUE-S*. Les cartes d'aptitude au changement sont donc là aussi obtenues à partir des processus : d'abord "pixeliser le social", puis "socialiser le pixel". Les résultats sont comparés à une version de *CLUE-S* dépourvue de mécanisme *process-based* ainsi qu'à ceux de *SAMBA*, et montrent une fois de plus que les approches *pattern* et *process* sont complémentaires :

"Therefore, the two approaches should not be seen as competing but as complementary approaches in reconciling process and pattern in LUCC research and informing stakeholders about potential future land use dynamics."

Les auteurs concluent cependant leur étude en recommandant l'usage de l'une ou de l'autre approche selon les données disponibles, les objectifs et le temps à accorder à la recherche³⁷ plutôt qu'en incitant à de nouvelles hybridations *pattern/process* :

"Statistical models and ABM were very complementary in capturing both patterns and processes of LUCC in an interactive fashion. Of course the choice of a model depends on the objective of the study and on available resources."

36. Qui est le principal développeur de ce modèle après la publication initiale de VELDKAMP et FRESCO (1996).

37. Il leur a notamment fallu trois mois pour mettre en place le modèle *CLUE-S* (*pattern-based*), contre trois ans pour le modèle basé sur la procédure participative "SAMBA".

2.3.6 Problématique et direction

Comment améliorer la modélisation des changements d'occupation et d'usage des sols ?

Compte tenu de l'ensemble des éléments présentés dans ce chapitre, nous faisons l'hypothèse que la réponse à cette question — qui constitue le fil rouge de cette thèse et notre problématique de recherche — se situe dans l'hybridation des approches *pattern* et *process*.

La question de "l'amélioration" de la modélisation des changements est tout aussi vaste que vague. Quels aspects améliorer ? Dans quel but ? Ainsi, nous la circonscrivons ici à l'objectif de prédiction. Ce que l'on souhaite améliorer par l'hybridation des approches *pattern* et *process*, c'est la simulation prospective spatialement explicite des changements d'occupation et d'usage du sol. Autrement dit, il s'agit donc pour nous de viser l'amélioration de la précision spatiale des simulations. Nous chercherons donc la validation des résultats prédictifs (cf. 2.2.3.3), au sens de GRAEBNER (2018).

Avant même d'envisager une quelconque hybridation, il nous apparaît nécessaire d'appliquer les deux démarches de modélisation — *pattern-based* et *process-based* — au même territoire d'étude, avec le même objectif (la prédiction), ce qui constitue déjà un défi et une originalité.

Cet exercice s'inscrit dans une perspective de réflexion méthodologique, c'est pourquoi nous faisons le choix de travailler avec des données du passé, à la fois pour calibrer et pour valider nos modèles. Ceux-ci "prédiront" donc des données connues, ce qui selon EDMONDS et al. (2019) ne peut pas être qualifié de démarche "prédictive" ou "prospective". Nous qualifions donc ces modélisations de "rétrospectives" (OLMEDO, PAEGELOW et MARTÍNEZ, 2007), terme que l'on retrouve dans le titre de cette thèse.

D'autre part, nous pensons que l'amélioration de la modélisation et de la simulation prospective des changements nécessite aussi par le dépassement des limites inhérentes aux deux approches, mentionnées dans la littérature et listées dans le tableau figure 2.1. Nous avons donc cherché à traiter les points suivants :

1. l'amélioration de la prise en compte des processus sous-jacents dans les approches *pattern-based*
2. la question de la disponibilité des données pour les modèles *process-based* (particulièrement les données de *land use*)
3. la question de la prédiction des changements par les ABLUMs
4. le paramétrage d'une approche par une autre

En cohérence avec le travail de CASTELLA et VERBURG (2007), ces points nous permettront d'abord d'apporter des avancées sur les approches PBM et ABM indépendamment l'une de l'autre. Ensuite, la mise en œuvre des deux démarches de modélisation permettra la confrontation des deux approches — hybridation simple — avant d'envisager une hybridité de deuxième niveau au sens de O'SULLIVAN et al. (2016) à partir de cette expérience de modélisation duale.

Emblématique des interactions société-environnement contemporaines, la déforestation tropicale est le changement d'occupation et d'usage du sol que nous avons choisi d'étudier dans le cadre de ces travaux méthodologiques. Cette thématique est présentée dans le chapitre suivant, d'abord d'un point de vue global puis centrée sur le cas de l'Amazonie équatorienne, qui est le terrain d'étude que nous avons retenu, et dont les spécificités sont abordées en fin de chapitre suivant.

3 Terrain : la déforestation en Amazonie équatorienne : contexte historique, dynamiques récentes et actuelles

« Le danger vient du fait que, depuis que Francis Bacon et Galilée ont défini les nouveaux buts et méthodes de la technique, nos grandes transformations physiques ont été accomplies par un système qui élimine délibérément la personnalité humaine dans sa totalité, ne tient aucun compte du processus historique, exagère le rôle de l'intelligence abstraite, et fait de la domination de la nature physique, et finalement de l'homme lui-même, le but principal de l'existence. »

Lewis Mumford.

3.1 Contextualisation : la déforestation dans le monde

3.1.1 Forêts et déforestation : définitions

LES FORÊTS sont présentes à différentes latitudes, sous les climats boréal, tempéré, subtropical et tropical. Selon le dernier rapport de la FAO (2022), elles recouvrent aujourd'hui 4,06 milliards d'hectares sur la planète, ce qui représente près d'un tiers des terres émergées (31%). Cette évaluation quantitative de l'état des forêts du monde repose sur la définition appliquée par la FAO,

qui considère les forêts comme des :

"Terres occupant une superficie de plus de 0,5 hectares avec des arbres atteignant une hauteur supérieure à 5 mètres et un couvert forestier de plus de 10 pour cent, ou avec des arbres capables d'atteindre ces seuils in situ. Sont exclues les terres à vocation agricole ou urbaine prédominante."

Les plantations arboricoles telles que les palmeraies ou les vergers ne sont donc pas considérées comme des forêts par la FAO, ni les espaces boisés en zone urbaine (parcs et jardins). Il existe plusieurs façons de définir les forêts, qui diffèrent en termes de superficie, de hauteur d'arbres, d'utilisation du sol et d'autres critères encore. A titre d'exemple, avant d'adopter la définition de la FAO, en France, l'IFN¹ définissait les forêts comme :

"un territoire occupant une superficie d'au moins cinq ares avec des arbres capables d'atteindre une hauteur supérieure à 7 mètres à maturité in situ un couvert arboré de plus de 10% et une largeur d'au moins 25 mètres. Les sites momentanément déboisés ou en régénération sont classés comme forêt même si leur couvert est inférieur à 10% au moment de l'inventaire."

Au-delà de ces définitions technico-scientifiques pensées par les gestionnaires et les scientifiques principalement occidentaux et contemporains, d'autres définitions de la forêt existent ou ont existé par le passé, basées sur les représentations, les usages, les systèmes de pensées et de valeurs de groupes sociaux entretenant entre un rapport différent aux espaces forestiers (MICHON, 2003).

La question de la définition de la forêt est importante, car elle conditionne celle de la déforestation. Ces deux définitions sont déterminantes pour l'analyse des dynamiques spatio-temporelles des forêts, à toutes les échelles. Le terme de "déforestation" est en effet ambigu, car il est utilisé pour désigner la conversion des espaces forestiers vers d'autres usages (un changement de *land use*²) mais également leur dégradation (METZ, 2009). Comme cela est évoqué dans le dernier rapport de la FAO (2022), la plupart des études scientifiques sur la déforestation n'emploie pas la définition de l'organisation internationale, lui préférant une définition plus simple et plus

1. L'inventaire forestier national (IFN), créé en 1958, était l'organisme chargé de mettre à jour l'inventaire permanent des forêts nationales françaises. Il a fusionné en 2012 avec l'Institut géographique national (IGN) pour devenir l'Institut national de l'information géographique et forestière.

2. C'est notamment la définition adoptée par la FAO dans son *Évaluation des ressources forestières mondiales* (FRA, 2018) : "conversion de la forêt à d'autres utilisations des terres indépendamment du fait qu'elle soit anthropique ou pas".

approximative basée uniquement sur le couvert arboré (*land cover*), sans porter attention à l'utilisation des terres, car plus facile à mettre en œuvre à l'aide de méthodes telles que la télédétection. Il est cependant nécessaire, pour les États comme pour les ONG, de distinguer la perte temporaire de couvert forestier — due aux incendies, à l'exploitation forestière ou à l'agriculture itinérante —, de la perte permanente, qui correspond à la déforestation "réelle".

Les chiffres et les analyses du couvert forestier mondial sont donc tributaires des définitions de la forêt et de la déforestation, qui ne sont pas universelles. Pour approfondir la question de la définition de la forêt et ses implications, on lira le travail de CHAZDON et al. (2016).

3.1.2 Le couvert forestier mondial

3.1.2.1 Rôle et importance des espaces forestiers

Les représentations de la forêt et de la déforestation ont évolué dans le temps et continuent encore aujourd'hui d'être différentes selon les régions du globe et les groupes sociaux qui les habitent. Jusqu'à l'apparition des considérations environnementales récentes telles que le réchauffement climatique ou l'érosion de la biodiversité, la déforestation était principalement considérée comme bénéfique, notamment du point de vue du développement économique et de l'aménagement du territoire (HOUGHTON, 2016). En considérant la forêt uniquement comme une ressource, les sociétés humaines ont favorisé les bénéfices marchands à ceux, dénués de valeur marchande, apportés par les forêts (BUSCH et FERRETTI-GALLON, 2017).

Les forêts apportent en effet de nombreux biens et services importants pour les sociétés humaines comme pour les écosystèmes. D'abord, les espaces forestiers constituent l'habitat naturel de nombreuses espèces animales et végétales, et leur perte a donc des conséquences importantes sur la biodiversité (NEWBOLD et al., 2015; BETTS et al., 2017). C'est d'autant plus le cas lorsque ce sont les forêts tropicales qui sont concernées, puisque celles-ci concentrent la plupart des *hotspots* de la biodiversité mondiale (MYERS, 1990; ORME et al., 2005), plus exactement les deux tiers de celle-ci, tout en ne représentant que 10% de la surface terrestre (GIAM, 2017). Les forêts jouent également un rôle important dans le système climatique en interagissant avec l'atmosphère³ et leur disparition affecte notamment les températures et les précipitations à de multiples échelles (DURIEUX, 2003; LAWRENCE et VANDECAR, 2015; LEITE-FILHO et al., 2021; SMITH, BAKER

3. Les interactions forêts-atmosphère sont complexes. Par exemple, si toutes les forêts du globe participent à la séquestration du carbone, les forêts tropicales régulent le climat grâce à l'effet de l'évapotranspiration, tandis que les forêts boréales exercent un forçage climatique positif en raison de leur faible albédo (BONAN, 2008).

et SPRACKLEN, 2023). D'autre part, la dégradation des espaces forestiers entraîne une libération de carbone sous la forme de dioxyde de carbone, un gaz à effet de serre. Ce phénomène est amplifié par la mise en culture des sols après leur déforestation, qui libère également du carbone lorsque la matière organique se décompose. Ainsi, on estime qu'au cours de la décennie 2000-2010, 10% des émissions mondiales de carbone provenaient de la déforestation (POORTER et al., 2015). Le rôle des forêts tropicales est encore une fois particulièrement prépondérant : celles-ci stockent un quart du carbone total, notamment parce qu'elles possèdent 96% des espèces d'arbres recensées sur la planète (ibid.). Les espaces forestiers assurent également d'autres services tels que la prévention d'aléas naturels (inondations, tempêtes) et la filtration de l'eau (PIAGGIO et SIIKAMÄKI, 2021). Le recul du couvert forestier au profit d'autres usages du sol, anthropiques, met enfin également en danger la santé humaine. En effet, la plupart (60%) des maladies infectieuses émergentes sont des zoonoses issues de la faune sauvage, et la déforestation rapproche les activités humaines des habitats, multipliant ainsi les interactions (GUÉGAN et al., 2019; FAO, 2022).

Au-delà de ces aspects écologiques et climatiques, les espaces forestiers ont également une importance économique, culturelle et sanitaire pour les sociétés humaines, avec lesquels elles entretiennent une relation spatiale : 70% de la population rurale mondiale vit à moins de cinq kilomètres d'une forêt, ce qui représentait près de 2.4 milliards d'individus en 2012 (NEWTON et al., 2020). L'industrie du bois et les produits à base de bois (sylviculture, production de pâtes et papiers, etc.) constituent la principale source de revenus de nombreuses populations du globe. La FAO (2022) estime en effet que le secteur forestier, au sens large, a apporté près de 1520 milliards de dollars US aux économies nationales en 2015 et que plus de la moitié du produit intérieur brut (PIB) mondial dépend des services écosystémiques, dont ceux apportés par les forêts. Par ailleurs, la plupart des modes de vie ruraux comptent sur la forêt comme moyen de subsistance, en utilisant son bois comme combustible ou bien à travers la consommation, le troc ou la vente de produits forestiers non ligneux, par exemple de produits alimentaires d'origine animale ou végétale (SHACKLETON, SHACKLETON et SHANLEY, 2011; RASMUSSEN, WATKINS et AGRAWAL, 2017). Toujours selon la FAO (2022), 77% des ménages ruraux du monde prélèvent de la nourriture dans la nature, ce qui contribue à la fois à leurs revenus, à la sécurité de leurs moyens d'existence et à leur résilience. Enfin, rappelons que les forêts occupent une place centrale dans la culture et les croyances de nombreux peuples, particulièrement autochtones, ce qui n'est d'ailleurs pas sans conséquences sur les stratégies de conservation (HAMILTON, 1993; VERSCHUUREN et BROWN, 2018; FA et al., 2020; MA et al., 2022).

Compte tenu du rôle et de l'importance du couvert forestier mondial, la déforestation apparaît donc comme un changement d'occupation et d'usage du sol majeur (LAMBIN et GEIST, 2006), une préoccupation contemporaine cernée par des enjeux à la fois sociaux, politiques, environnementaux et scientifiques. C'est pour cette raison que les dynamiques de déforestation sont scrutées et analysées, d'autant plus que leur ampleur est sans précédent dans l'histoire de l'humanité.

3.1.2.2 Dynamiques de déforestation et transition forestière

Mise à part la déforestation dite "naturelle" causée par les maladies du bois ou par les feux de forêts déclenchés par la foudre ou le volcanisme, la déforestation d'origine anthropique existe depuis que l'espèce humaine utilise le feu, soit avant la naissance de l'agriculture sédentaire il y a environ 10.000 ans (HOUGHTON, 2016). Elle s'est néanmoins intensifiée au cours des derniers siècles, et plus particulièrement aux XIX^e et XX^e siècles pour les forêts tempérées et à partir de 1950 pour les forêts tropicales. Avant 1950, la déforestation concernait en effet surtout l'Europe, la Russie, l'Amérique du Nord, la Chine et l'Australie, soit les pays et colonies de peuplement qui avaient jusqu'à cette date la démographie la plus vigoureuse. Puis, dans ces régions, la tendance a ralenti voire s'est inversée, tandis que la déforestation commençait à s'accroître dans les pays en voie de développement de la zone intertropicale, pour atteindre, dans ces espaces, 12 millions d'hectares par an durant la décennie 1990 (ibid.) — toujours du fait de la démographie.

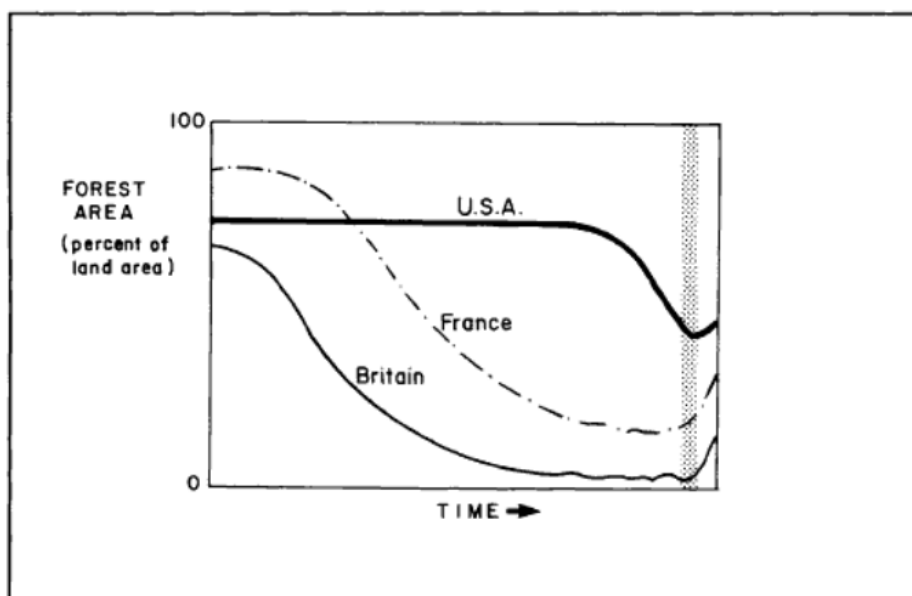


Figure 3.1 – Modélisation de la transition forestière de trois pays développés. Le début de l'axe des abscisses correspond aux débuts de l'influence anthropique sur le couvert forestier, la fin correspond au temps présent. Le point d'inversion est signalé par la bande en pointillés. Figure extraite de l'article séminal de MATHER (1992).

Le concept de "transition forestière", inventé par MATHER (1992), décrit un modèle théorique des dynamiques de déforestation des nations (figure 3.1). Selon ce modèle calqué sur celui de la transition démographique, le couvert forestier commence d'abord par diminuer fortement afin d'être converti en terres agricoles pour subvenir aux besoins alimentaires d'une population croissante et résidant de plus en plus dans les villes. Ensuite, l'expansion agricole finit par s'arrêter et le couvert forestier peut alors se reconstituer peu à peu, selon plusieurs processus et déterminants décrits par RUDEL et al. (2005, 2016) et que nous n'aborderons pas ici. Les États-Unis sont un très bon exemple de transition forestière, décrit bien avant la théorisation de MATHER (1992) : le couvert forestier commence à y diminuer fortement au début du XIX^e siècle, atteint son taux le plus faible avant 1900, se stabilise, puis augmente à partir de 1920 (CLAWSON, 1979). En Inde, le tournant s'est produit plus tard — autour de 1960 —, et encore plus tard en Chine (WOLFERSBERGER et al., 2022). La "transition forestière" serait donc couplée au développement économique, industriel et urbain des nations et expliquerait ainsi les dynamiques de déforestation et leurs différences régionales et temporelles par la géographie humaine (notamment la transition démographique et l'entrée progressive des pays dans l'économie de marché et le capitalisme mondialisé, avec la hausse du revenu par habitant qui l'accompagne). Bien que généralement vraie, la théorie de la transition forestière n'est cependant pas absolue et plusieurs contre-exemples peuvent être trouvés, comme celui du Brésil, abordé dans le paragraphe suivant. D'autre part, un débat existe au sein de la communauté universitaire entre les tenants de l'existence d'une "courbe de Kuznets environnementale" (STERN, 2018) appliquée à la déforestation et leurs détracteurs. À l'aide de données satellite, CRESPO CUARESMA et al. (2017) ont cependant démontré l'effet de la croissance du revenu par habitant sur la couverture forestière, plus important aux premiers stades du développement économique.

Au XXI^e siècle, dans les pays tropicaux, les taux de déforestation n'ont que légèrement diminué — environ 9 millions d'hectares y sont annuellement défrichés selon HOUGHTON (2016) —, ce qui signifie que le point d'inversion ("*turning point*", voir WOLFERSBERGER, DELACOTE et GARCIA, 2015) n'a pas encore été atteint dans la plupart d'entre eux, un défi compte tenu des enjeux cités dans la section précédente. Pour approfondir la question, on lira les travaux de BARBIER, BURGESS et GRAINGER (2010) ou de WOLFERSBERGER, DELACOTE et GARCIA (2015), qui analysent et identifient notamment les déterminants de la "fin de la déforestation", autrement dit de l'atteinte du point d'inversion. Au Brésil, par exemple, le point d'inversion avait été atteint en 2004, mais le taux de déforestation a eu tendance à ré-augmenter à partir de 2012 malgré les efforts de contrôle et encore plus après l'élection de Jaïr Bolsonaro en 2018, dont le gouvernement s'est attaché à dé-

manteler les agences environnementales du pays (ABESSA, FAMÁ et BURUAEM, 2019). Entre 2018 et 2019, la déforestation de l'Amazonie brésilienne a ainsi connu une augmentation de 30% (WEST et FEARNESIDE, 2021). Cet épisode souligne l'influence des politiques publiques sur les dynamiques de déforestation, facteur indirect qui sera abordé dans la sous-section suivante.

Entre 2000 et 2012, selon HANSEN et al. (2013), 230 millions d'hectares d'espaces forestiers ont disparu dans le monde, contre seulement 80 millions de "gagnés" sur la même période⁴.

Au-delà de la tendance et des dynamiques globales de déforestation, on lira le travail d'analyse spatiale et quantitative de SANDKER et al. (2017) pour plus de détails sur les formes passées et présentes des dynamiques de la déforestation mondiale, en lien avec le potentiel agricole des terres, la densité de la population rurale et d'autres facteurs impactant directement ou indirectement la déforestation.

3.1.3 Les causes de la déforestation

Si les géographes ont le plus souvent abordé le déterminisme comme la dépendance causale stricte des activités humaines vis-à-vis de leur environnement physique (CLAVAL, 1985, 2003), une conception plus générale inspirée de son acception philosophique existe, selon laquelle *"tout fait géographique est explicable par des causes (ou conditions) et lorsque [celles-ci] sont réunies, le fait se produit"* (BAILLY, BEGUIN et SCARIATI, 2016)⁵. La déforestation, en tant que fait géographique, n'échappe pas à la règle. Comprise en tant que changement d'occupation et d'usage du sol majeur, prépondérant dans le changement global, la déforestation est un phénomène complexe amené par des causes multiples opérant à différentes échelles.

Les causes de la déforestation sont étudiées depuis plusieurs décennies par une communauté scientifique pluridisciplinaire, à la fois afin de l'expliquer, de la comprendre et de la limiter. Connaître les causes de la déforestation, c'est en effet se donner les moyens d'agir sur ses déterminants — ou forces motrices, appelées *"drivers"* en anglais. La littérature scientifique sur les *drivers* de la déforestation est donc abondante, et nous en proposons ici une brève revue tournée vers la déforestation des forêts tropicales, d'une part car elle est un enjeu contemporain compte tenu de l'importance de ces forêts pour la biodiversité et l'équilibre climatique, mais aussi parce

4. Il s'agit, en outre, de forêts secondaires. La phase de "repeuplement" forestier qui survient après le point d'inversion dans le modèle de la transition forestière est à relativiser, comme l'a montré GRAINGER (1995).

5. C'est la "pierre" de Spinoza : un événement s'explique rationnellement par sa cause, celle-ci par sa cause précédente, etc. (Spinoza, *Lettre à Schuller*, 1674, lettre LVIII, trad. du latin par Charles Appuhn, dans *Œuvres*, vol. IV, GF Flammarion, 1966, pp. 303-304).

que la transition forestière de ces espaces n'est pas encore terminée, et d'autre part car elle nous concerne particulièrement, l'Amazonie équatorienne étant une forêt tropicale.

Le travail de GEIST et LAMBIN (2002) fait référence sur la question et figure parmi les études les plus citées⁶. À partir de l'analyse de plus de 150 cas d'étude, les auteurs y distinguent notamment ce qu'ils appellent les "*proximate causes*" (causes directes) de la déforestation, qui correspondent aux activités humaines ou aux actions immédiates à l'échelle locale, des "*underlying causes*" (causes sous-jacentes), forces motrices de la déforestation à d'autres échelles, correspondant à des processus sociaux fondamentaux. Parmi les causes directes, les auteurs évoquent l'expansion des terres agricoles, présente dans 96% des cas étudiés (pour les cultures permanentes, l'élevage, l'agriculture itinérante, etc.), l'extraction de bois (pour être vendu, utilisé comme combustible), et l'extension d'infrastructures (transport, urbanisation, industries, etc.). Les causes sous-jacentes évoquées sont nombreuses et désignent des processus influençant indirectement la déforestation tropicale : facteurs démographiques (densité de population, soldes naturel et migratoire, cycles de vie des ménages), facteurs économiques (marché⁷, cours des denrées agricoles, etc.), facteurs politiques et institutionnels (politiques climatiques, régime foncier, etc.), facteurs technologiques et facteurs culturels. D'autres facteurs sont également cités tels que les facteurs environnementaux rappelant le déterminisme géographique (qualité du sol, topographie) et les événements sociaux majeurs (guerres, révolutions, chocs économiques⁸, etc.). Les auteurs soulignent notamment que les précédentes études sur les causes de la déforestation tropicale mettaient beaucoup trop l'accent sur la croissance de la population (influence néo-malthusienne, très bien expliquée par TSAYEM DEMAZE, 2011) et l'agriculture itinérante, loin d'être les seuls déterminants. Pour approfondir la question de la relation entre la déforestation et ses facteurs démographiques, on lira le travail de CARR (2003), qui met notamment l'accent sur les contextes de front pionnier dans les pays tropicaux.

Le travail de GIBBS et al. (2010) souligne lui aussi l'importance de l'extension des terres agricoles dans la déforestation tropicale, notamment des forêts primaires :

"Across the tropics, we find that between 1980 and 2000 more than 55% of new agri-

6. En mai 2023, Google Scholar dénombre 4235 citations de cet article, 3038 d'après ResearchGate.

7. L'influence des marchés comprend entre autres ce que l'on appelle le paradigme du "*telecoupling*", à savoir les *drivers* distants de la zone de défriche tels que la demande extérieure. Cette cause de déforestation sous-jacente, longtemps mise de côté, est de plus en plus étudiée depuis une dizaine d'année et intégrée dans les modèles de *land change* (MEYFROIDT, 2013; MILLINGTON et al., 2017; PARRA PAITAN et VERBURG, 2019; DOU et al., 2019).

8. L'impact des crises financières sur la déforestation a récemment été étudié par ANTONARAKIS, PACCA et ANTONIADES (2022).

cultural land came at the expense of intact forests, and another 28% came from disturbed forests."

"This study confirms that rainforests were the primary source for new agricultural land throughout the tropics during the 1980s and 1990s. More than 80% of new agricultural land came from intact and disturbed forests."

D'autres études, plus récentes, abordent la question des causes de la déforestation sous d'autres angles. HOSONUMA et al. (2012) proposent par exemple d'étudier les forces motrices de la déforestation et de la dégradation forestière selon le modèle de la transition forestière de MATHER (1992) évoqué dans la section précédente. Les auteurs découpent la transition forestière en quatre phases distinctes (pré-transition, transition précoce, transition tardive et post-transition), cartographient l'état d'avancement des nations dans la transition et identifient ensuite les *drivers* qui agissent le plus sur la déforestation, selon les continents et selon la phase de transition. Cette approche comparative désigne l'agriculture commerciale comme *driver* prépondérant lors de la décennie 2000-2010, agissant particulièrement lors de la phase de transition précoce. Ce travail affine et met à jour celui de ACHARD (2002) et tous ceux qui comparent quantitativement la déforestation entre les continents. Bien que reposant sur des données quantitatives, les résultats du travail de CURTIS et al. (2018) permettent une comparaison qualitative des principales causes de déforestation sur la période 2001-2015 à l'échelle globale (figure 3.2).

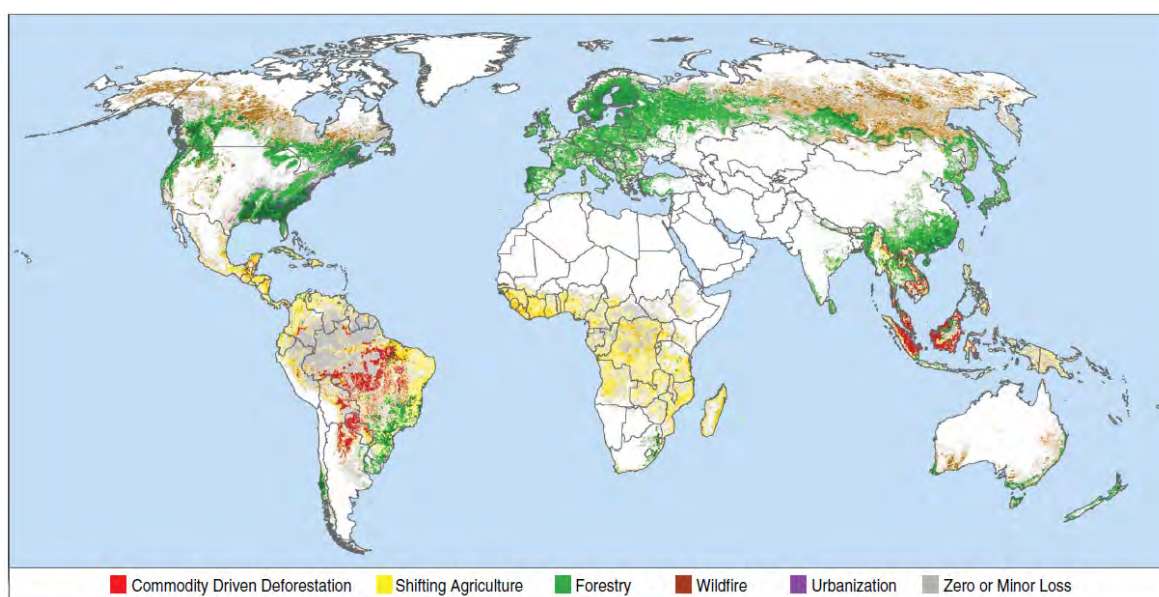


Figure 3.2 – Principaux *drivers* de la perte de couvert forestier entre 2001 et 2015. Figure extraite de CURTIS et al. (2018).

ARMENTERAS et al. (2017) explorent quant à eux une autre hypothèse à partir d'une revue de 369 études portant sur les forêts d'Amérique latine : les *drivers* de la déforestation seraient différents selon le type de forêt concerné (forêt tropicale de plaine, forêt tropicale de montagne, forêts sèches tropicales et subtropicales, forêts tempérées subtropicales et forêts mixtes, forêts atlantiques et mangroves⁹). L'étude des taux de déforestation sur la période 1980-2010 montre que les forêts tropicales de plaine équatoriennes et les forêts tropicales sèches mexicaines et argentines sont les plus touchées par la déforestation. Parmi les *drivers* les plus prégnants — classifiés en causes directes et causes sous-jacentes selon GEIST et LAMBIN (2002) —, on retrouve l'expansion des terres agricoles en tête pour tous les types de forêts. Concernant le type de forêt qui nous préoccupe dans le cadre de notre travail, à savoir les "forêts tropicales de plaine", que l'on retrouve en Amazonie équatorienne, la pression démographique, l'extension des infrastructures (routières notamment), les pâturages pour les bovins et l'influence des marchés et prix suivent ensuite.

À partir d'une méta-analyse fine d'études portant sur les forces motrices de la déforestation, BUSCH et FERRETTI-GALLON (2017) affirment que les causes de la déforestation restent en grande partie inchangées depuis von Thünen (FUJITA et THISSE, 2003; WALKER, 2021) : ce sont les rendements économiques qui déterminent la répartition de l'occupation et de l'usage du sol entre les forêts et l'agriculture. Les auteurs formulent plusieurs recommandations à destination des décideurs afin d'enrayer la déforestation : mieux planifier les réseaux routiers pour minimiser leur intrusion dans les espaces forestiers éloignés, cibler l'établissement de zones protégées sur les espaces les plus menacés, aider financièrement les populations les plus pauvres des fronts pionniers ou encore appliquer plus strictement les lois forestières ainsi que favoriser la gestion continue des forêts par les populations indigènes (ce qui fait écho à HAMILTON, 1993 ; GARNETT et al., 2018 ; FA et al., 2020 ; ALEJO et al., 2021). BUSCH et FERRETTI-GALLON (2017) recommandent également d'isoler du marché les prix des produits de base dans les fronts pionniers, afin de ne pas encourager les défrichements supplémentaires.

3.2 Le cas de l'Amazonie équatorienne

3.2.1 L'Oriente équatorien

L'Équateur est un pays situé sur la façade Pacifique de l'Amérique du Sud, d'une superficie de près de 26 millions d'hectares, ce qui en fait un petit pays à l'échelle du continent sud-américain,

9. Voir les définitions dans l'article.

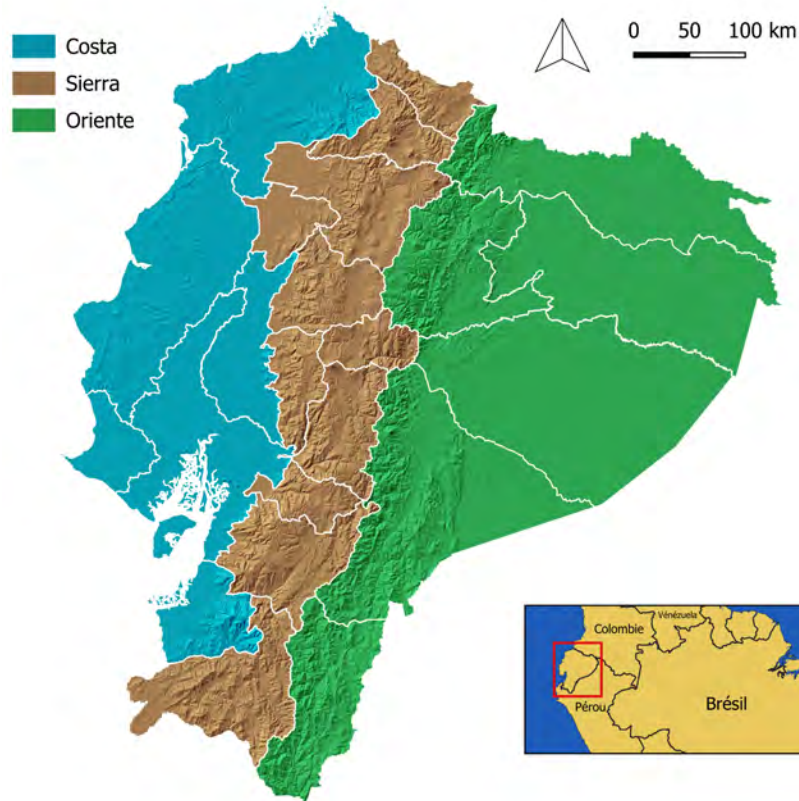


Figure 3.3 – L'Équateur continental avec ses trois grands ensembles géographiques et son découpage administratif (*provincias*, qui équivaudraient au niveau NUTS 2 de la nomenclature des unités territoriales statistiques européennes).

et peuplé d'environ 18 millions d'habitants en 2023¹⁰. Le pays est partagé en trois grandes régions géographiques¹¹ (voir figure 3.3) qui sont, d'ouest en est : la *Costa*, partie côtière où se trouve Guayaquil, port le plus important du pays et capitale économique ; la *Sierra*, partie andine où se trouve Quito, la capitale ; l'*Oriente*, qui correspond à la partie amazonienne. L'Équateur compte en effet parmi les neuf nations sud-américaines hébergeant une partie de la vaste forêt amazonienne (photographie figure 3.4), au même titre donc que le Brésil, la Colombie, le Pérou, la Bolivie et le Venezuela, pour ne citer que les plus vastes. Le Putumayo, le Napo, le Pastaza ou encore le Santiago, qui traversent l'Équateur, sont des rivières du bassin supérieur de l'Amazone, partie occidentale du bassin amazonien.

La forêt équatoriale amazonienne constitue le plus grand réservoir de biodiversité au monde

10. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/estadisticas/>

11. Nous parlons ici de l'Équateur continental. L'archipel des Galápagos — situé à plus de 900 km à l'ouest du continent — est souvent désigné comme un quatrième ensemble géographique.



Figure 3.4 – Panorama sur la forêt amazonienne depuis la *Transversal Norte* (route E20), à environ 30 km à l'ouest de Loreto, province d'Orellana. Photographie Romain Mejean, avril 2019.

et son rôle majeur dans le système climatique terrestre est couramment admis (DIRZO et RAVEN, 2003). Impactée de manière croissante depuis plusieurs décennies par des perturbations anthropiques, la forêt amazonienne est de plus fragilisée et de moins en moins résiliente depuis le début des années 2000 (BOULTON, LENTON et BOERS, 2022), particulièrement à cause de la déforestation (BOERS et al., 2017). En Équateur, la déforestation que connaît l'*Oriente* est caractérisée par une dynamique et un contexte (géographique, historique et social) particulier, qui ont été à l'origine de notre choix de l'Amazonie équatorienne comme terrain d'étude pour la mise en œuvre de démarches de modélisation des changements. Ce contexte est décrit dans les sous-sections suivantes.

3.2.2 Découverte du pétrole, migrations internes et colonisation agricole

Comme l'explique PICHON (1992), l'Amazonie équatorienne a d'abord été largement épargnée par l'essor économique amazonien de la fin du XIX^e et du début du XX^e siècles, principalement dû à l'exploitation des arbres produisant de la quinine¹² et du latex, assez peu présents dans la région. En revanche, les prospections pétrolières entamées par les grandes compagnies occidentales dès la fin des années 1930 (en 1937 par la Royal Dutch Shell, en 1947 par la Standard Oil of New Jersey) sous le couvert des évangélistes, qui finissent par aboutir à la découverte du pétrole dans le nord-est en 1967 par le consortium Texaco-Gulf (HIRAOKA et YAMAMOTO, 1980), vont radicalement changer le territoire de l'Amazonie équatorienne.

12. Il s'agit d'arbres du genre *cinchona*, particulièrement le quiquina rouge et le quiquina jaune. La quinine est notamment utilisée depuis des siècles par les populations indigènes pour son action antipaludique. L'un de ses dérivés synthétiques a récemment beaucoup fait parler de lui lors de la pandémie de Covid-19, la chloroquine.



Figure 3.5 – Paysage typique du nord de l'Amazonie équatorienne, avec un pipeline au premier plan, une prairie défrichée au deuxième plan et la forêt amazonienne à l'arrière-plan. Photographie Romain Mejean, avril 2019.

L'exploitation des hydrocarbures organise en effet peu à peu le territoire de l'*Oriente* en concessions pétrolières (*bloques petroleros*, figure 3.6) et nécessite la création d'infrastructures (pistes d'atterrissage, routes et pipelines pour acheminer travailleurs et marchandises) connues pour être des *drivers* majeurs de la déforestation (cf. section 3.1.3). La création de routes facilite l'installation de paysans venus d'autres régions équatoriennes, le plus souvent sans terres ou marginalisés (BROWN et al., 1992), et donne un coup de pouce aux volontés de peuplement de la région amazonienne amorcées par le gouvernement de Quito quelques décennies plus tôt. Avant la découverte du pétrole en 1967, l'État équatorien encourageait déjà, effectivement, l'installation d'Équatoriens de la *Costa* ou de la *Sierra* en Amazonie afin de revendiquer ce territoire, dont une grande partie a été perdue lors de la défaite face au Pérou voisin en 1942¹³. Compte tenu des enjeux culturels et ethniques sur le terrain, c'est-à-dire étant donnée la présence de nombreux peuples autochtones descendants des civilisations pré-colombiennes, le peuplement de la zone est qualifié de "colonisation" par l'historiographie, les ethnographes, mais également par l'État équatorien lui-même (BROMLEY, 1981; PICHÓN, 1997; MURPHY, 2001). Preuve en est le nom de la principale organisation gouvernementale équatorienne ayant joué un rôle dans la colonisation du territoire de l'*Oriente* : l'IERAC (*Instituto Ecuatoriano de Reforma Agraria y Colonización*), créée en 1964. Chargée de "légaliser" *a posteriori* la propriété foncière des colons et de faciliter les nouvelles installations (PICHON, 1992) à travers la mise en œuvre d'un véritable "plan" de co-

13. Le protocole de Rio, signé le 29 janvier 1942, met fin à la guerre péruano-équatorienne démarrée en juillet 1941 sur fond de revendications territoriales. Entre autres, l'Équateur est contraint de céder 200 000 km² de territoires amazoniens au Pérou.

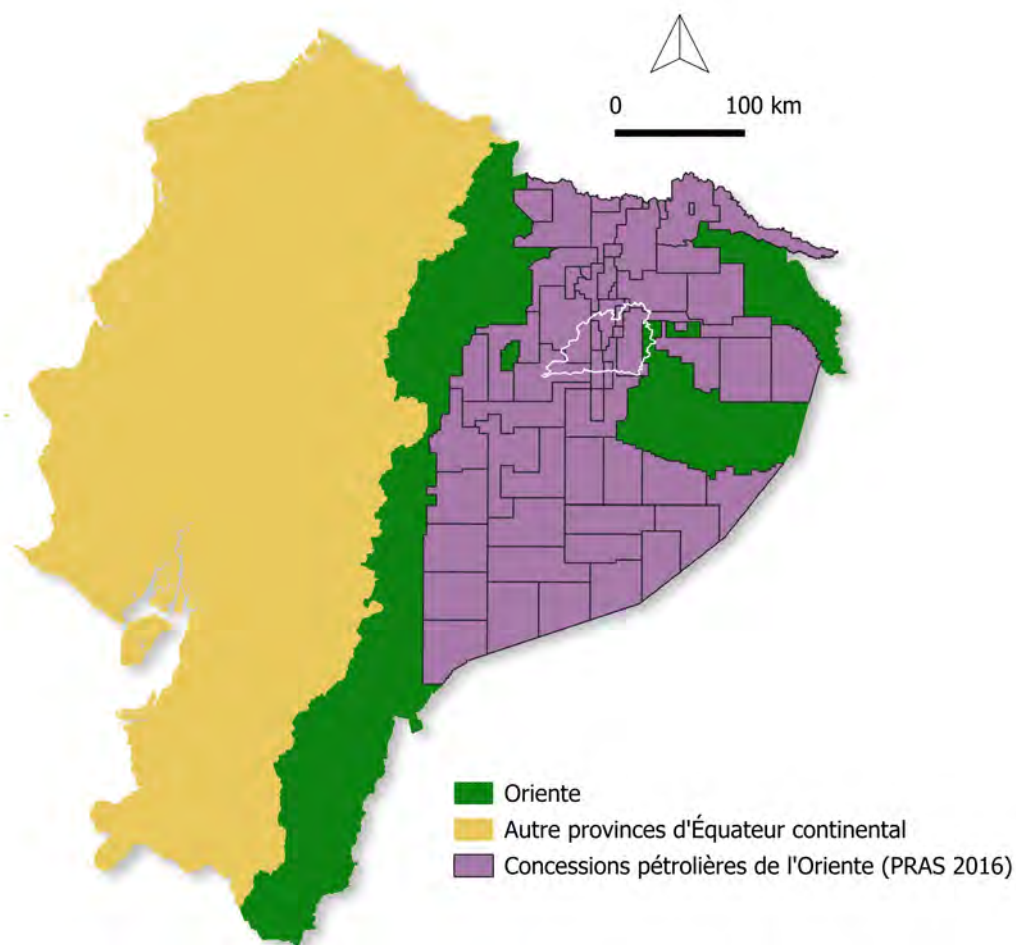


Figure 3.6 – Découpage de l’*Oriente* en concessions pétrolières (2016).

lonisation, l’IERAC agit dans le cadre de deux lois de réformes agraires ayant considérablement modifié le territoire amazonien équatorien. Les liens entre déforestation, extraction pétrolière et réformes agraires (1964-1972 et 1973-1979) sont décrits et analysés en détail par WASSERSTROM et SOUTHGATE (2013). RUDEL (1983) et BAYNARD, ELLIS et DAVIS (2013) analysent quant à eux le rôle incitatif joué par le réseau routier en Amazonie équatorienne.

Ainsi, entre 1965 et 2000, l’Amazonie équatorienne connaît les dynamiques spatiales d’un front pionnier actif caractérisé par l’installation des nouveaux arrivants le long des routes ouvertes dans la forêt tropicale par les compagnies pétrolières (voir photographie figure 3.5), d’abord dans le nord de l’*Oriente* autour de la ville nouvelle de Lago Agrio¹⁴ et de Coca (Puerto Fran-

14. Le nom "Lago Agrio" est une référence à Sour Lake (Texas, USA), lieu de naissance de la compagnie pétrolière Texaco, en 1903. Lago Agrio est également appelée Nueva Loja ("nouvelle Loja"), en référence à Loja, ville du Sud de la *Sierra*, d’où sont originaires de nombreux colons (*colonos*).

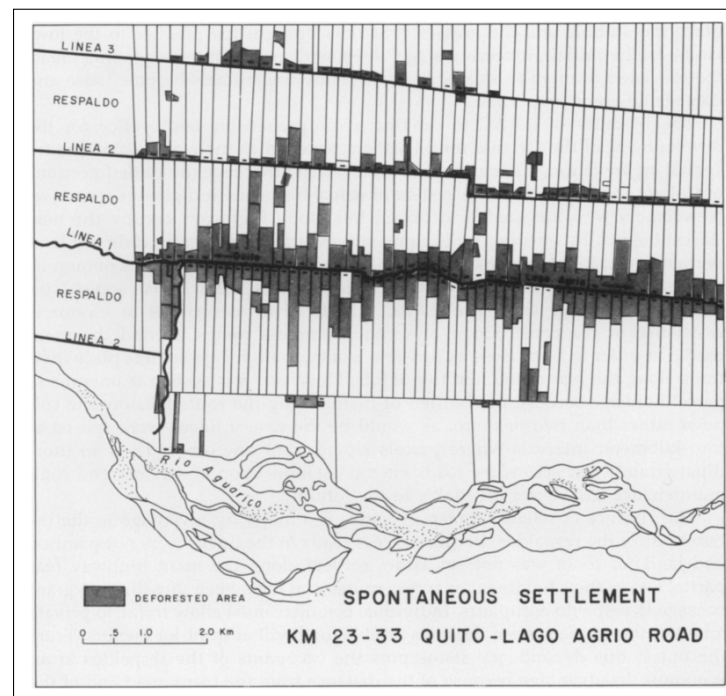


Figure 3.7 – Colonisation agricole de l'Amazonie équatorienne sous la forme "d'arêtes de poisson". Figure extraite de HIRAOKA et YAMAMOTO (1980).

cisco de Orellana). Comme FEARNSIDE (2015) l'a montré pour l'Amazonie brésilienne, le réseau routier crée l'opportunité d'accéder à des espaces auparavant inaccessibles, de s'y installer, rend l'activité agricole possible, améliore sa rentabilité et joue un rôle dans la spéculation foncière. En Équateur, le réseau routier fait de l'*Oriente* un espace attractif et émancipateur¹⁵ (BROWN et al., 1992). BROMLEY (1981) décrit très bien l'historique de création du réseau routier d'Amazonie équatorienne, majoritairement établi à partir de fonds nationaux et internationaux. Les routes principales ouvrent ensuite la voie à la construction d'un réseau routier secondaire, construit perpendiculairement au réseau principal pour mailler l'espace, le long duquel de nouveaux fermiers peuvent s'établir et démarrer une activité agricole après avoir défriché leur parcelle de 2000 m de longueur en moyenne, attribuée par l'IERAC. C'est pourquoi la déforestation prend la forme "d'arêtes de poisson", comme l'illustre la figure 3.7. Ces formes sont caractéristiques de la déforestation due à l'activité agricole de fermes individuelles (ARIMA et al., 2015). Pour plus de détails sur la colonisation de l'Amazonie équatorienne, on se penchera sur le travail de MARQUETTE (1998) qui porte sur les formes de *land use* adoptées par les fermiers s'installant en *Oriente* ou sur ceux de PICHÓN et MARQUETTE (1996) et SOUTHGATE, WASSERSTROM et REIDER (2009), qui analysent et retracent l'ensemble du processus.

15. L'acquisition d'une propriété foncière permet en effet à de petits paysans d'échapper à la servitude du *huasipungo*, forme de travail agricole traditionnel.

Comme ailleurs en Amazonie occidentale et notamment au Pérou, en Bolivie et au Brésil (FINER et al., 2008), l'exploitation des champs pétrolifères de l'Amazonie équatorienne n'est pas exempte d'impacts négatifs sur la biodiversité (CANADAY et RIVADENEYRA, 2001), sur la santé humaine (SAN SEBASTIAN, 2001; WERNERSSON, 2004; CORONEL VARGAS, AU et IZZOTTI, 2020; FACCHINELLI et al., 2022) ou sur le modes de vie des populations autochtones (SOUTHGATE, WASSERSTROM et REIDER, 2009; GRAY, BOZIGAR et BILSBORROW, 2015). C'est pourquoi l'histoire de la colonisation agricole et pétrolière de l'Amazonie équatorienne est jonchée de conflits d'usage prenant la forme de confrontations humaines, d'abord meurtrières puis de plus en plus juridiques entre les populations autochtones et les colons d'un côté, les institutions publiques et entreprises multinationales du pétrole ou de l'huile de palme de l'autre (BECKERMAN et al., 2009; FINER et al., 2009; SAQALLI et al., 2020). La contamination de l'environnement (MEJEAN et al., 2018) est occasionnée par des négligences dans le traitement des déchets de l'industrie pétrolière¹⁶ et par des fuites d'hydrocarbures récurrentes le long du réseau d'acheminement (DURANGO-CORDERO et al., 2018; DURANGO-CORDERO et al., 2019, 2022). Cette affaire, dite "Texaco-Chevron"¹⁷, a été portée par un collectif d'associations locales devant les tribunaux, et défraie la chronique judiciaire internationale depuis 1993 (LEGEARD, 2014; DUPRÉ, 2019).

On peut donc dire que le "boom" du pétrole est à l'origine de l'accélération du peuplement de l'*Oriente* du début des années 1970 à 2000, qui s'est notamment manifesté par une colonisation agricole, avec la déforestation qui l'accompagne¹⁸. Il s'agit d'une déforestation qu'on pourrait qualifier de "familiale", parce qu'elle est le fait de petits exploitants individuels¹⁹, à rebours de la déforestation opérée par de grands propriétaires, comme c'est par exemple souvent le cas en Amazonie brésilienne (LE TOURNEAU, 2015). Un peu plus tôt au XX^e siècle, le "boom" du cacao et de la banane avaient été à l'origine du peuplement d'une partie de la *Costa* (BROMLEY, 1981; PICHÓN et MARQUETTE, 1996). En *Oriente*, le cours des denrées agricoles a également joué un rôle dans les dynamiques de peuplement et de déforestation à la fin du XX^e siècle (MORIN, 2015), mais bien moins important à cause de l'enclavement de l'Amazonie équatorienne (PICHÓN et MARQUETTE, 1996).

Durant la décennie 1990-2000, l'Équateur est le pays sud-américain qui connaît le plus im-

16. Dépôts dans des *picinas* creusées à même le sol n'empêchant pas les infiltrations de polluants jusqu'aux aquifères ni les ruissellements de polluants jusqu'aux eaux de surface.

17. Chevron et Texaco ont fusionné en 2001.

18. Le phénomène s'est amplifié de lui-même, puisque le pétrole a aussi apporté de nouveaux moyens au gouvernement équatorien, qui a pu encourager et accélérer la colonisation de l'*Oriente* grâce à des promesses d'aide à l'installation.

19. On parle de *smallholder farmers*, dans la littérature scientifique anglophone.

portant taux de déforestation annuel, avec 1.2%/an à l'échelle nationale (selon la FAO, 2001, cité par MENA, BILSBORROW et MCCLAIN, 2006) et près de 2%/an à l'échelle de l'Amazonie équatorienne²⁰ (PICHON, 1992; PICHÓN et MARQUETTE, 1996). Entre 1965 et 2000, l'*Oriente* perd environ 18.6% de son couvert forestier total (WASSERSTROM et SOUTHGATE, 2013).

3.2.3 Déclin de la natalité, émigration, fragmentation des propriétés et ralentissement de la déforestation ?

Entre les débuts de la colonisation et aujourd'hui — et sensiblement au cours des trois dernières décennies —, l'*Oriente* a connu des changements d'ordre économique et démographique mais également des changements relatifs à l'usage du sol et aux choix de modes de vie des populations locales (SELLERS et al., 2017), interreliés. Ces transformations récentes peuvent expliquer le ralentissement continu de la déforestation²¹ que l'on a observé entre 1990 et 2016.

Les données d'occupation et d'usage du sol du MAE²² (SIERRA, CALVA et GUEVARA, 2021) montrent en effet qu'à l'échelle nationale, la déforestation annuelle nette diminue graduellement, passant de près de 90 000 ha défrichés en 1991 à 50 000 ha en 2016. Ces données ne doivent cependant pas être interprétées sans précautions, car les chiffres en matière de déforestation sont variables d'une étude à l'autre en raison de la diversité des définitions et des méthodologies (de télédétection, de comptage) employées, écueils relatifs à la fiabilité des données, déjà abordés par SIERRA (2000). Après avoir connu une croissance très rapide lors du "*land rush*" de 1972-1982 (WASSERSTROM et SOUTHGATE, 2013) dû aux débuts de l'activité pétrolière et de la colonisation agricole du territoire, la déforestation de l'Amazonie équatorienne connaît elle aussi un ralentissement. Les travaux de OJEDA LUNA et al. (2020) démontrent en effet à partir d'une étude comparative, qu'entre 2000 et 2016, le front pionnier de la province d'Esmeraldas (*Costa*) a été plus actif²³ que celui du nord de l'Amazonie équatorienne, en perte de dynamique (0.21% de déforestation par an entre 2000 et 2008, 0.13% entre 2008 et 2016²⁴). Plusieurs facteurs sont à l'origine de cette diminution de la déforestation annuelle en *Oriente*, à nuancer. Nous abordons ici les principaux d'entre eux afin d'apporter au lecteur une vue synthétique des dynamiques récentes et actuelles

20. Comme c'est très souvent le cas lorsqu'il s'agit des chiffres de la déforestation, le *Modifiable area unit problem* (MAUP) — ou "problème d'agrégation spatiale" — bien connu en analyse spatiale et cartographie, invisibilise des dynamiques contrastées à des échelles plus fines.

21. On entend par là une diminution du taux annuel de déforestation nette.

22. *Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica*, ministère de l'environnement, de l'eau et de la transition écologique Équatorien.

23. Encore une fois, on entend ici un taux annuel de déforestation nette plus important.

24. Calculs concernant les provinces d'Orellana, Napo et Pastaza — en *Oriente* — réalisés par OJEDA LUNA et al. (2020) avec les chiffres du SUJA, 2018.

du territoire, ainsi que pour justifier en partie le choix de notre terrain d'étude, la *parroquia* de Dayuma, présentée ci-après, en section 3.3.

Les dynamiques démographiques figurent parmi les forces motrices principales de la déforestation tropicale (CARR, 2003), c'est pourquoi les premières explications sont à chercher du côté de la croissance démographique et de ses deux composantes, l'accroissement naturel et le solde migratoire. D'une population estimée à environ 70 000 habitants en 1950, l'*Oriente* est passé à une population de près de 263 000 habitants en 1982, soit une augmentation considérable de 277% sur la période — 8.7%/an (BROWN et al., 1992). Cette augmentation est évidemment due à la colonisation agricole du territoire et aux migrations internes qui l'accompagnaient, principalement en provenance de la *Sierra* (BROWN et al., 1992; MARQUETTE, 1998), espace caractérisé par la pauvreté rurale et les *minifundia*. Tout en restant bien supérieur à la moyenne nationale (PICHON, 1992), ce taux chute à 8% sur la période 1974-1982, à 6% en 1982-1990, puis à 3.5% en 1990-2001 (PAN et al., 2007).

Ce ralentissement démographique, qui épouse le ralentissement du taux de déforestation, peut être expliqué par la chute du taux de fécondité²⁵ sur la même période. En effet, à mesure que le front pionnier du nord de l'Amazonie équatorienne progresse, le taux de fécondité diminue, tout en restant lui aussi bien supérieur à la moyenne nationale. Alors qu'il était de 7 à 8 enfants par femme avant 1990, celui-ci n'est plus que de 5.5 en 2000 (contre 3.4 pour la moyenne nationale, BILSBORROW, BARBIERI et PAN, 2004), 4.2 en 2005 (PAN et al., 2007). À l'échelle nationale, le taux de fécondité est passé de 2.8 enfants par femme en 2005 à 2.05 en 2020 (Banque Mondiale). CARR, PAN et BILSBORROW (2007) ont analysé les déterminants de cette baisse de la fécondité parmi les populations amazoniennes de l'Équateur, ainsi que les relations entre démographie, cycles de vie, choix de *land use*, taille de l'exploitation et décisions migratoires, dans la droite ligne du modèle de CHAYANOV (1986). DAVIS, BILSBORROW et GRAY (2015) mettent quant à eux en évidence les différences de fécondité entre colons (*colonos*) et populations indigènes, pour lesquelles le taux de fécondité reste à un niveau élevé (7 enfants par femmes en 2012) à cause d'un manque d'informations relatives aux contraceptifs modernes, mais tend tout de même à diminuer. Pour approfondir la question, on lira le travail de BREMNER et al. (2009).

Malgré sa chute à partir de 1990 qui suggère la progression de l'Équateur dans sa transition démographique, le taux de fécondité reste élevé en *Oriente*. D'autre part, les migrations internes

25. Appelé *total fertility rate* (TFR) en anglais, le taux de fécondité est synonyme du nombre moyen d'enfants par femme. À ne pas confondre avec le taux de natalité — qu'il détermine — qui correspond au nombre annuel de naissance rapporté à la population totale de cette même année.

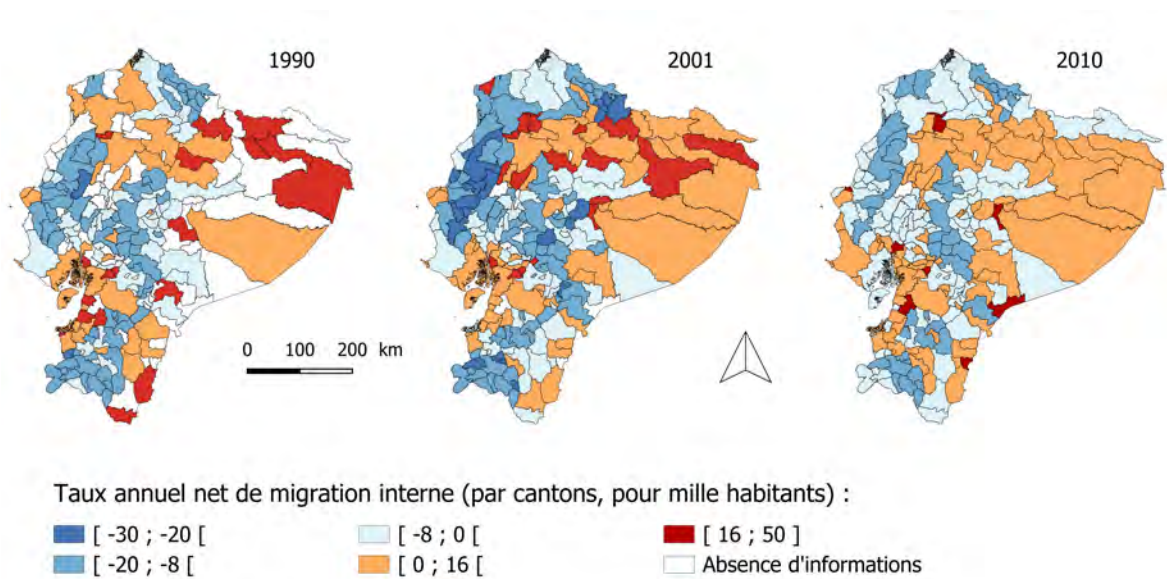


Figure 3.8 – Migrations internes en Équateur (cantons). Données INEC, *Censo de Poblacion y Vivienda* 1990, 2001, 2010. Discrétisation selon la méthode standard.

Le taux annuel de migration interne nette d'un canton donné correspond au taux d'évolution de la population imputable aux mouvements migratoires entre ce canton et les autres cantons du territoire national équatorien. Il est égal à la différence entre le taux d'immigration et le taux d'émigration, rapportée à la population moyenne du canton.

de provinces de la *Sierra* et de la *Costa* vers l'*Oriente* n'ont pas cessé, et le solde migratoire de la plupart des subdivisions administratives amazoniennes reste ainsi positif en 2010 (voir figure 3.8). Ces deux éléments sont à l'origine du basculement d'une agriculture jusqu'alors extensive vers une agriculture intensive, qui s'est manifesté par une subdivision des parcelles originelles. D'une superficie moyenne de 45.9 hectares en 1990, celles-ci ne sont plus que de 25.3 hectares en moyenne en 1999, ce qui entraîne la baisse du couvert forestier moyen par parcelle, qui passe de 59% en 1990 à 45% en 1999 (BARBIERI et CARR, 2005). Ces données quantitatives sont cohérentes avec les observations de BILSBORROW, BARBIERI et PAN (2004), pour qui la déforestation tend au contraire à s'accroître localement, en raison de cette intensification de la pratique agricole, de la mécanisation croissante (WASSERSTROM et SOUTHGATE, 2013), et de la "fermeture" du front pionnier par les aires protégées (JONES et al., 2017). Toujours selon BILSBORROW, BARBIERI et PAN (2004), l'agriculture est cependant un mode de subsistance de moins en moins viable, ce qui explique en partie la déprise économique et agricole de la région (RUDEL, 2006), les dynamiques d'émigration de la seconde génération de colons (BARBIERI, CARR et BILSBORROW, 2009) et la hausse de l'emploi non-agricole et de l'urbanisation (BARBIERI et PAN, 2013; VITERI-SALAZAR et TOLEDO, 2020).

Concernant les dynamiques plus récentes, on lira le travail de LERNER et al. (2015) sur les

changements spécifiques aux paysages pastoraux de l'Amazonie équatorienne, et celui de VITERI-SALAZAR et TOLEDO (2020) sur l'évolution de l'usage du sol entre 2000 et 2011. Le travail de LÓPEZ (2022), qui évalue quant à lui la déforestation et la dégradation forestière entre 2013 et 2019, nous invite à la prudence en soulignant que si le taux de déforestation a tendance à ralentir dans le nord de l'Amazonie équatorienne, il cache une fragmentation forestière qui peut notamment être imputée à l'expansion des plantations de palmier à huile. Enfin, dans toute l'Amazonie équatorienne — et pas seulement au Nord, comme c'était le cas pour le pétrole —, une autre activité d'extraction apporte son lot de déforestation et de contamination environnementale depuis maintenant plusieurs années : l'exploitation de l'or (V. CAPPARELLI et al., 2021 ; MESTANZA-RAMÓN et al., 2022).

L'Amazonie équatorienne est un terrain intéressant pour l'étude des changements d'occupation et d'usage du sol dominés par les dynamiques de déforestation, la déforestation tropicale étant une préoccupation contemporaine majeure, comme nous l'avons montré au début de ce chapitre. Il s'agit en effet d'un espace traversé par des enjeux multiples, en termes de biodiversité, de contamination environnementale, de démographie ou encore de mouvements migratoires. Après une croissance très importante jusqu'à la fin des années 1990 autour des champs pétroliers de la région de Lago Agrio, frontalière de la Colombie, le front pionnier de l'*Oriente* équatorien connaît un ralentissement de sa dynamique et tend à se déplacer vers le sud. L'Amazonie équatorienne est aujourd'hui un territoire traversé par des mutations socio-économiques, ethniques et bien entendu environnementales. Au sein de cet espace, nous avons choisi la *parroquia* de Dayuma pour mettre en œuvre nos démarches de modélisation des changements, pour des raisons à la fois thématiques et pratiques.

3.3 Terrain d'étude : la *parroquia* de Dayuma

3.3.1 Contexte et intérêt

Dayuma est une paroisse²⁶ rurale équatorienne d'environ 1230 km² située en *Oriente*, à environ 40 km au sud de la confluence entre les rivières Coca et Napo, où se situe la capitale provinciale, Puerto Francisco de Orellana — appelée plus couramment (El) Coca. Dayuma doit son nom à une membre de la tribu Huaorani ayant joué un rôle central dans "l'opération Auca", tentative d'évangélisation du peuple Huaorani durant les années 1950. Peuplée d'environ 6300 habitants selon le recensement de la population de 2010 (INEC), la paroisse compte une majorité d'agri-

26. Les paroisses (*parroquias*) constituent la plus petite entité administrative et unité statistique en Équateur. Elles sont l'équivalent des communes dans le système français.



Figure 3.9 – Puits de pétrole situé le long de la *vía Auca*. Photographie Romain Mejean, avril 2019.

culteurs, mais les emplois dans le secteur pétrolier y sont également très présents, à l'image de la place qu'ils occupent dans le paysage.

Dayuma est en effet située sur la *vía Auca*, une route construite en pleine forêt amazonienne par les industriels du pétrole, asphaltée depuis 2007, la situant ainsi à seulement un peu plus d'une heure de trajet en bus de Coca (MORIN, 2015). La *vía Auca* est une longue impasse de près de 100 km de longueur (en noir sur la figure 3.10), établie longitudinalement le long d'un vaste champ pétrolifère par les firmes du secteur, dans l'optique d'extraire les hydrocarbures. Cette route relie de fait Coca aux différents sites d'extraction situés plus au sud, jusqu'à la province de Pastaza. À elle seule, la paroisse de Dayuma compte 156 puits de pétrole (comme celui sur la photographie figure 3.9) de taille variable, dont une grande partie étaient en activité en 2015 (ibid.). Du nord au sud, la *vía Auca* est longée par des pipelines acheminant le pétrole brut extrait du sol. Elle est également de part et d'autre jonchée de chemins de terre (*carreteras*) en direction de l'Est ou de l'Ouest, menant pour la plupart vers des sites d'extraction, le long desquels se sont installés de petits exploitants agricoles.

Par sa localisation au sud du Napo, Dayuma se situe donc en-dehors du front pionnier initial et de la première zone de colonisation de l'Amazonie équatorienne, qui se trouve plutôt autour de Lago Agrio (Nueva Loja), Shushufindi et La Joya de los Sachas (voir carte). Le long de la *vía Auca*, la déforestation a été plus tardive. Comme nous le verrons (cf. figure 3.12), en 1990, elle était à peine entamée. C'est pourquoi notre choix de terrain d'étude s'est porté sur la *parroquia* de Dayuma, qui paraissait très bien représenter les dynamiques récentes et actives du front pionnier de l'*Oriente* et de son "déplacement vers le sud". D'autre part, la présence du parc national Yasuní

et de nombreuses populations indigènes (35% de la population totale selon MORIN, 2015) sur le territoire paroissial constitue une particularité qui offre des perspectives intéressantes pour des démarches de modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol : comportements relatifs au *land use* différents selon l'ethnie, prise en compte des espaces protégés, etc. La situation géographique de Dayuma, sur le cul-de-sac de la *vía Auca*, en fait également un choix privilégié pour la mise en place de modélisations, car elle simplifie les interactions, en faisant de cet espace une sorte de "monde fermé".

Enfin, si le choix du terrain d'étude s'est orienté vers Dayuma, c'est aussi parce que la paroisse a fait l'objet de précédents travaux dans le cadre de l'ANR MONOIL²⁷. Ainsi, nous avons pu nous appuyer sur l'expérience et les données récoltées par l'équipe de recherche constituée à l'époque, notamment le travail d'enquête de MORIN (ibid.). Ce mémoire de recherche portant sur les dynamiques agricoles de la région nous a été d'une aide précieuse pour développer le modèle à base d'agents présenté dans le chapitre 5. Une mission de quatre semaines réalisée sur le terrain en mars-avril 2019 est venue parfaire et confronter nos connaissances, financée par une aide à la mobilité internationale des doctorants (AMID) obtenue auprès de l'université Toulouse 2 Jean Jaurès et de l'UMR GEODE. Le découpage de la zone d'étude que nous utilisons ne correspond pas tout à fait au découpage administratif équatorien de la *parroquia* de Dayuma, mais à un ensemble de sous-bassins versants hérité d'une modélisation des contaminations pétrolières réalisée dans le cadre de l'ANR MONOIL, le modèle PASHAMAMA (HOUSSOU et al., 2019; KACED et al., 2019).

Après une brève présentation des données utilisées, la section suivante est dédiée à l'analyse des changements d'occupation et d'usage du sol survenus sur la zone d'étude — autour de la *parroquia* de Dayuma — entre les années 1990 et 2016, au moyen des méthodes présentées dans la section 1.3.2.1. Cette analyse nous permet de connaître et de caractériser la dynamique des changements sur la période, étape préalable indispensable à toute entreprise de modélisation.

27. Programme de recherche interdisciplinaire financé par l'ANR entre 2014 et 2018, MONOIL (Monitoring environnemental, santé société et pétrole en Équateur) était chargé d'améliorer "*la compréhension, le suivi, la réduction et la prévention des contaminations pétrolières et de leurs impacts sur la société, la santé et sur l'environnement*" (monoil.ird.fr), à partir du cas de l'Amazonie équatorienne.

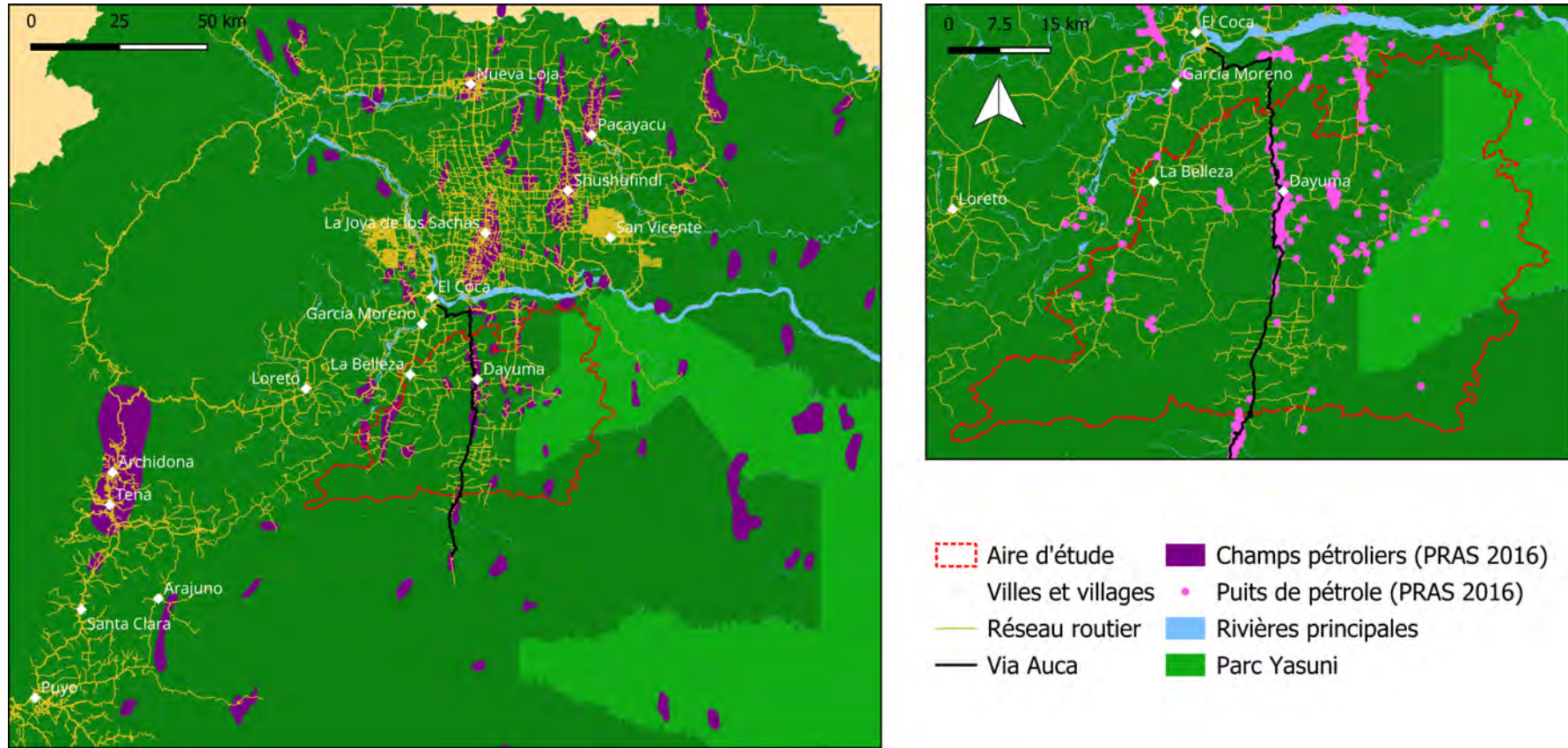


Figure 3.10 – Cartes de localisation.

3.3.2 Analyse des changements

3.3.2.1 Présentation des données et aperçu de la déforestation

Les données utilisées pour analyser les changements d'occupation et d'usage du sol sont extraites des classifications réalisées par les ministères de l'environnement et de l'agriculture équatoriens (MAE et MAGAP²⁸), rendues publiques. Ces données sont mises à disposition à l'échelle nationale équatorienne sous la forme de couches vectorielles pour les années 1990, 2000, 2008, 2014 et 2016. Nous les avons converties en données matricielles d'une résolution de 90 mètres grâce à l'outil `rasterize` de GDAL²⁹. Le protocole méthodologique d'élaboration de ces classifications (choix des capteurs, définition des classes, méthodes de classification automatique et de validation, etc.) est détaillé dans un document technique (PERALVO et DELGADO, 2010). Ces dates conviennent parfaitement pour l'étude des dynamiques de déforestation des territoires amazoniens situés au sud du Napo, où les changements ont été plus tardifs. La classification pour l'année 2014 n'a pas été retenue, jugée temporellement trop proche de celle de 2016, qui a été préférée.

L'utilisation de classifications de l'occupation et de l'usage du sol "officielles" (provenant de services gouvernementaux) peut avoir des inconvénients mais présente surtout des avantages dans notre cas. D'abord, un gain de temps considérable compte tenu de l'aspect chronophage de la recherche et du traitement d'images satellites et de la mise en œuvre de méthodes de classification. Ce choix permet ensuite de bénéficier du travail de calibration et de validation réalisé sur le terrain par les équipes MAE-MAGAP, que nous n'aurions pas pu réaliser nous-mêmes faute de temps et de moyens. Enfin, l'adoption de ces classifications nous évite de nous égarer dans des considérations théoriques et techniques relatives au domaine de la télédétection et complètement étrangères à nos recherches doctorales, qui portent sur la modélisation des changements. C'est d'ailleurs pour cette raison que, finalement, le niveau de finesse — thématique et spatiale — des classifications utilisées nous importe peu, notre travail étant bien plus d'ordre méthodologique (sur les approches de modélisation des changements) que thématique (sur la déforestation).

Nous avons utilisé le premier niveau de la nomenclature établie par les MAE-MAGAP, qui classe l'occupation et l'usage du sol en six grands postes :

- Forêts (natives primaires et secondaires, plantations forestières)
- Végétation arbustive et herbacée (y compris *páramo*)
- Terres agricoles (cultures annuelles, semi-pérennes et pérennes)

28. *Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica et Ministerio de Agricultura y Ganadería*

29. https://gdal.org/programs/gdal_rasterize.html.

- Étendues d'eau (naturelles et artificielles)
- Espaces anthropisés (urbanisation et infrastructures)
- Autres terres (espaces sans couverture végétale et glaciers)

En réalité, seulement les "forêts" (FOR), "terres agricoles" (AGR), "étendues d'eau" (EAU) et "espaces anthropisés" (URB), soit quatre classes, apparaissent au sein des données d'occupation et d'usage du sol (voir figure 3.11), puisque les autres postes sont soit absents soit quantitativement insignifiants sur notre aire d'étude, la *parroquia* de Dayuma. Ces données sont également celles qui seront utilisées pour nos démarches de modélisation des changements, dans les chapitres 4 et 5.

Un premier aperçu visuel des dynamiques de déforestation de l'aire d'étude peut être obtenu par la cartographie de ces données : la figure 3.12 montre la progression de la déforestation de la région de Dayuma entre les années 1990 et 2016. Comme on peut le voir, au début de la période, en 1990, seule une bande longitudinale est déforestée et la quasi-totalité du territoire est encore

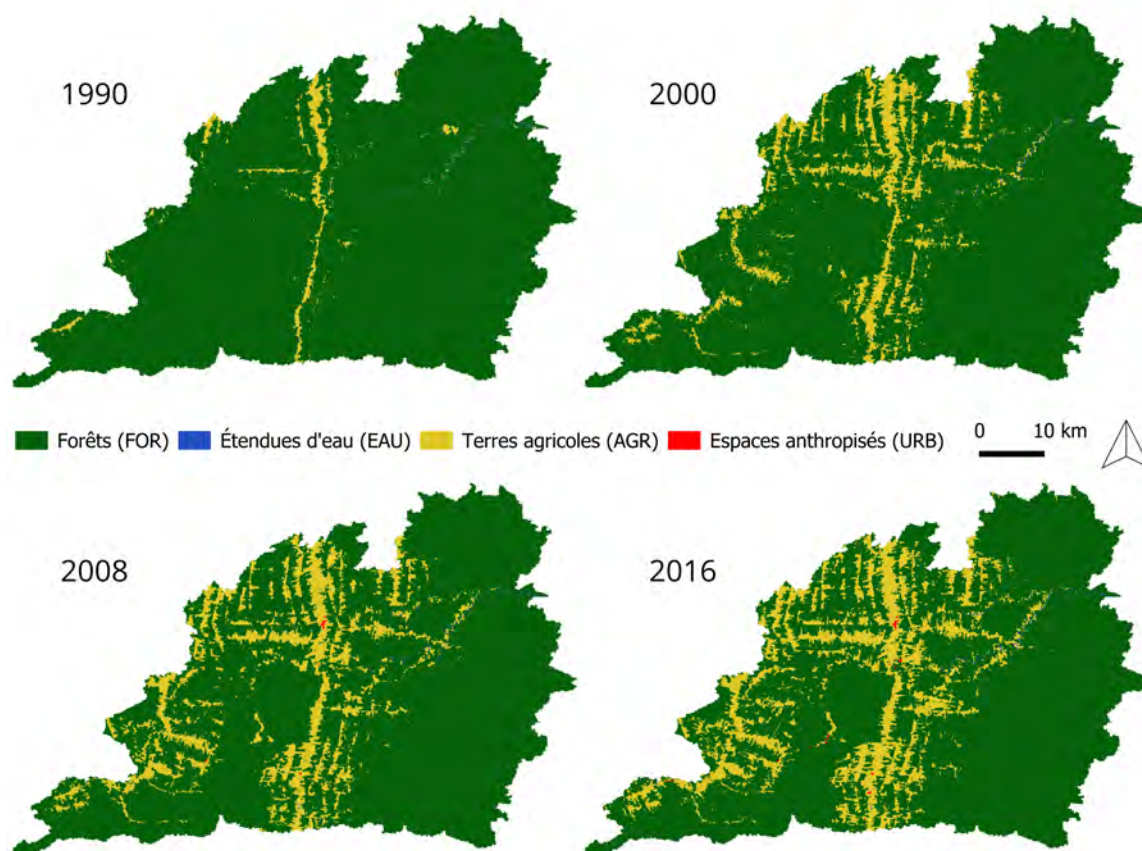


Figure 3.11 – Classifications de l'occupation et de l'usage du sol des environs de la *parroquia* de Dayuma. Données MAE-MAGAP.

dominée par la forêt tropicale amazonienne. Cet axe de déforestation nord/sud d'une largeur ne dépassant pas 5 km correspond aux abords de la *vía Auca*, première route construite dans la zone pour permettre l'exploitation des champs pétroliers, le long de laquelle se sont installés des ménages agricoles. Une décennie plus tard, en 2000, la déforestation s'est étendue selon le schéma en "arêtes de poisson" décrit précédemment, parce qu'elle a suivi le tracé du réseau routier secondaire et, dans une moindre mesure, des voies navigables. Entre 2000 et 2016, l'agriculture occupe une part de plus en plus importante dans le paysage et les formes et structures du parcellaire sont de plus en plus visibles à mesure que la défriche progresse. La décennie 1990-2000 est donc marquée par des changements d'occupation et d'usage du sol majeurs dans la région de Dayuma, similaires à ceux survenus plus au nord (Lago Agrio, Shushufindi) entre 1975 et 1990.

L'analyse quantitative des changements d'occupation et d'usage du sol sur la période 1990-2016 présentée ci-après complète ces premières observations.

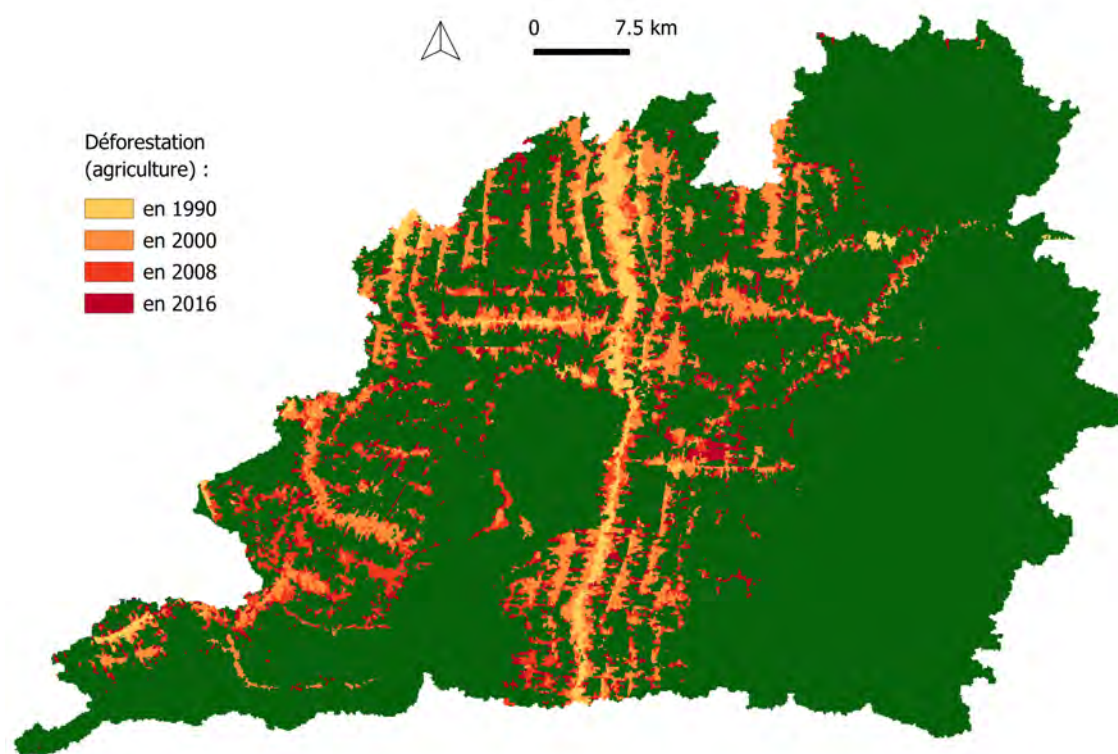


Figure 3.12 – Déforestation de la *parroquia* de Dayuma entre 1990 et 2016.

3.3.2.2 *Intensity analysis*

L'analyse des changements d'occupation et d'usage du sol survenus au cours de la période 1990-2016 a été réalisée avec une partie des méthodes présentées dans la section 1.3.2.1 du chapitre 1. Il s'agit notamment de l'*Intensity analysis* développée par ALDWAİK et PONTIUS (2012), qui permet de comparer plusieurs points temporels à l'aide de matrices de confusion et d'analyser les changements selon trois aspects/niveaux :

- la variation de leur ampleur et de leur vitesse d'un intervalle temporel à l'autre (niveau de l'intervalle)
- la variation de la taille et de l'intensité des pertes et gains bruts entre les différentes classes d'un intervalle à l'autre (niveau de la catégorie)
- la variation de la taille et de l'intensité des transitions entre classes pour chaque intervalle (niveau de la transition)

Pour chacun des niveaux, les changements observés sont comparés à un taux ou à une intensité théoriques dits "uniformes". Ainsi il s'agit, pour le niveau de l'intervalle, de calculer l'intensité du changement annuel pour chaque intervalle de temps, puis de comparer les taux observés à un taux uniforme théorique qui existerait si les changements annuels étaient répartis uniformément sur l'ensemble de la période. Pour le niveau de la catégorie, l'intensité des pertes et des gains bruts pour chaque catégorie est comparée avec l'intensité uniforme théorique du changement annuel qui existerait si le changement dans chaque intervalle était distribué uniformément sur l'ensemble de l'étendue spatiale. Enfin, pour le niveau de la transition, lorsqu'une catégorie particulière perd ou gagne, il s'agit d'identifier quelles autres catégories sont intensivement évitées ou ciblées pour la transition, en comparant l'intensité observée de chaque transition avec une intensité uniforme théorique qui existerait si la transition était distribuée uniformément parmi les catégories disponibles pour la transition.³⁰

Les différents calculs et représentations graphiques présentés ci-dessous ont été réalisés avec le package R *OpenLand*³¹ (EXAVIER et ZEILHOFER, 2020), qui implémente la méthode de ALDWAİK

30. Ce paragraphe est mis en retrait car il est presque une traduction intégrale des explications fournies par ALDWAİK et PONTIUS (2012) dans leur publication.

31. <https://github.com/reginalexavier/OpenLand>.

et PONTIUS (2012). Pour faciliter la compréhension des analyses, nous avons fait le choix de ne pas traduire les figures en français, qui conservent donc les mêmes titres d'axe, légendes et unités que dans l'exemple proposé par ALDWAIK et PONTIUS (2012) pour illustrer la méthode. On trouvera dans cette publication tout le détail des formules de calcul.

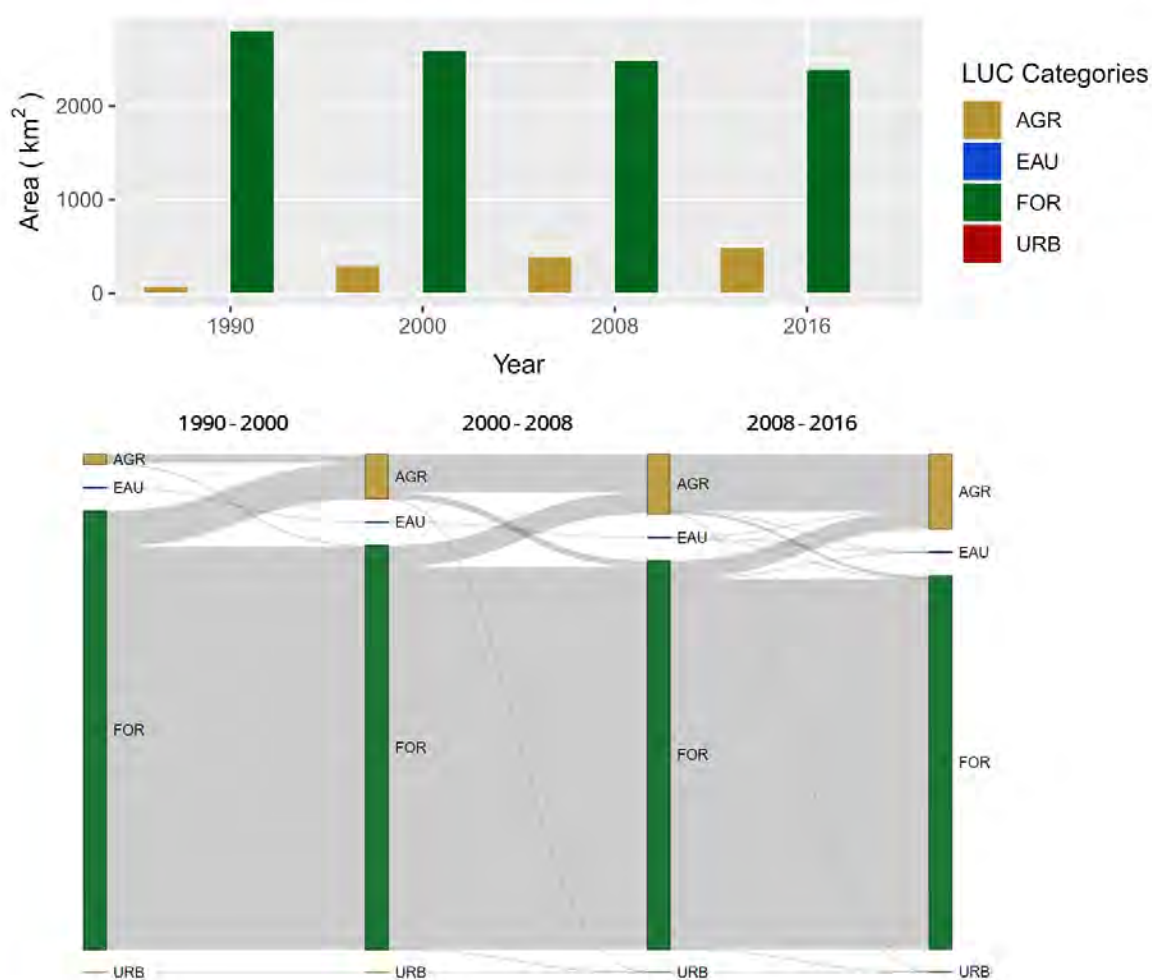


Figure 3.13 – Superficie occupée par année, selon la catégorie d’occupation et d’usage du sol (partie supérieure). Diagramme de Sankey illustrant les transitions inter-catégories pour chacun des trois intervalles (partie inférieure).

D’abord, la figure 3.13 apporte une vue d’ensemble des changements, en montrant à la fois l’évolution de la superficie de chacune des classes d’occupation et d’usage du sol au cours de la période et les transitions inter-classes survenues durant les trois intervalles temporels, grâce à un diagramme de Sankey. Comme on pouvait déjà le voir sur la carte figure 3.12, le couvert forestier (FOR) régresse tout au long de la période au profit de l’activité agricole (AGR), qui atteint une superficie totale de près de 500 km² en 2016. Le diagramme de Sankey montre que des transitions AGR vers FOR existent également — notamment entre 2000 et 2008 —, mais dans une bien

moindre mesure. Toujours d'un point de vue général (tous les intervalles et les toutes transitions), la figure 3.14 affiche le cumul des changements par classes, répartis entre gains et pertes de superficie et en distinguant les changements nets des changements bruts (*gross changes*). Nous avons choisi de conserver les classes EAU et URB dans l'analyse mais commenterons très peu les changements traversés par ces deux types d'occupation du sol, compte tenu de leur très faible importance dans le paysage.

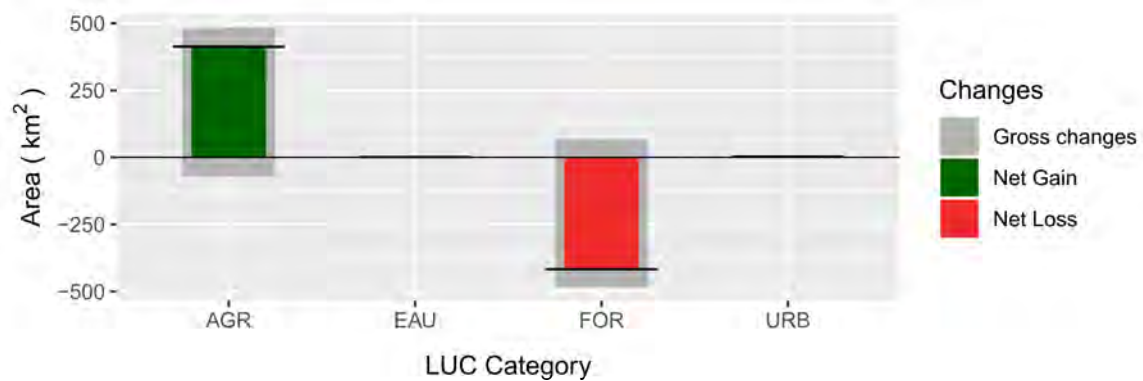


Figure 3.14 – Cumuls des changements sur la période 1990-2016 par catégorie, répartis entre changements bruts et changements nets. Les gains de superficie sont au-dessus du zéro, les pertes au-dessous.

Niveau de l'intervalle

La figure 3.15 résume les analyses réalisées au niveau de l'intervalle. Dans chacun des deux graphiques, les barres horizontales correspondent à des intervalles temporels différents. Le premier graphique montre l'intensité des changements (en % du territoire, il s'agit donc d'un taux de changement) survenus au cours de l'intervalle ; le second montre le taux de changement annuel (même mesure, mais rapportée au nombre d'années de l'intervalle).

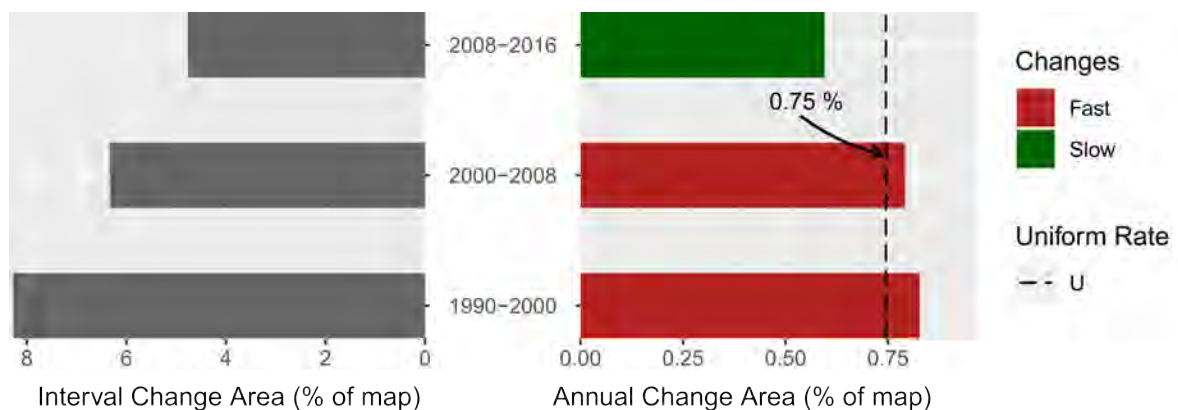


Figure 3.15 – Analyse de l'intensité des changements (rapides ou lents) pour trois intervalles : 1990-2000, 2000-2008 et 2008-2016. À gauche, le taux de changement sur l'ensemble de la période (en % du territoire), à droite le taux annuel de changement.

Le taux de changement, qui était de plus de 8% entre 1990 et 2000, chute à moins de 5% entre 2008 et 2016. Si les changements annuels étaient répartis uniformément sur l'ensemble de la période, le taux de changement serait de 0.75%/an. Or, le taux observé dépasse 0.75%/an en 1990-2000 et 2000-2008, ce qui nous permet de qualifier les changements survenus au cours de ces intervalles de "rapides" (en rouge). À l'inverse, avec un taux de changement annuel de moins de 0.6%/an, les changements d'occupation et d'usage du sol survenus au cours de la période en 2008-2016 peuvent être qualifiés de "lents" (en vert). On observe donc un ralentissement de la dynamique de déforestation au cours de la dernière période, ce qui correspond aux dynamiques de front pionnier habituellement décrites dans la littérature, à savoir des changements rapides à l'ouverture du front, qui correspondent notamment à la mise en place des infrastructures et à l'installation des premières exploitations (nombreux défrichages), puis une progression plus lente de la déforestation, si aucun facteur indirect n'influence le processus.

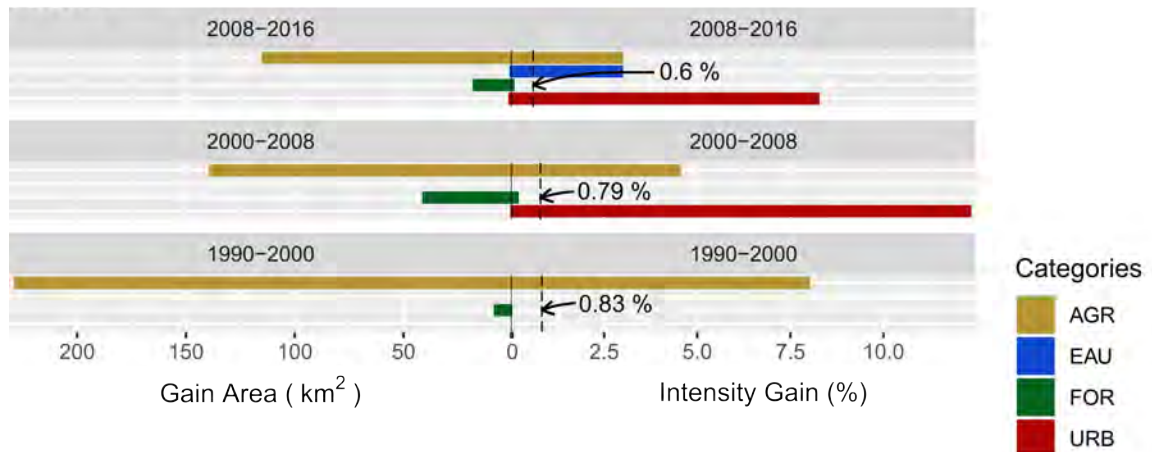
Niveau de la catégorie

La figure 3.16 contient deux graphiques qui présentent les analyses au niveau de la catégorie. Le premier concerne les gains bruts, le second les pertes brutes. Les lignes verticales en pointillés visibles à droite représentent pour chaque intervalle un taux théorique de changement annuel uniforme, qui existerait si les changements étaient répartis uniformément dans le paysage. Ces analyses nous permettent de déterminer si une catégorie est stable dans le temps en termes de gains et de pertes.

En ce qui concerne d'abord les gains bruts, les espaces forestiers et les espaces agricoles sont stables dans le temps, puisque les uns et les autres restent respectivement à gauche et à droite de la ligne du taux théorique uniforme pour l'ensemble des intervalles. Ceci malgré la décroissance temporelle de l'intensité des gains bruts pour les espaces agricoles, qui passent de plus de 7.5% de gains/an entre 1990 et 2000 à moins de 3%/an entre 2008 et 2016, ce qui est conforme aux observations précédentes, qui mettaient en avant un ralentissement de la dynamique de déforestation à la même période. On note également une rupture pour les espaces urbanisés, qui dépassent bien largement le taux de changement uniforme au deuxième intervalle temporel.

Pour la même raison, mais bien moins marquée, les pertes brutes affichent également une stabilité temporelle : espaces forestiers et espaces agricoles restent là aussi respectivement à gauche et à droite de la ligne du taux théorique uniforme à tous les intervalles. Le graphique souligne cependant la différence entre l'observation des valeurs absolues (à gauche) et celle des valeurs relatives (à droite). Les premières montrent que les espaces forestiers perdent annuellement de

Gains



Losses

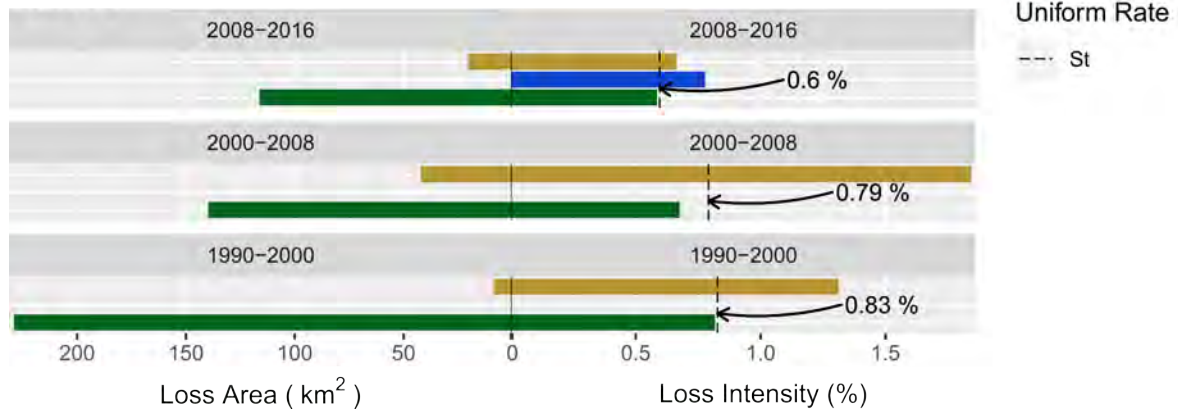


Figure 3.16 – Analyse de l'intensité des changements (gains bruts en haut, pertes brutes en bas) selon la catégorie et l'intervalle temporel. À la gauche du zéro, les changements sont exprimés en superficie (km²/an pour chaque intervalle temporel), tandis qu'à la droite du zéro ils sont exprimés en intensité annuelle (valeur relative).

moins en moins de superficie intervalle après intervalle, tandis que les secondes mettent en évidence l'importance de la perte d'espaces agricoles, probablement due à de l'enfrichement ou à de la régénération naturelle (voire à des erreurs de télédétection ?)

Niveau de la transition

Enfin, les figures 3.17 et 3.18 résument des analyses effectuées au niveau de la transition. Puisque c'est ici la déforestation qui nous intéresse, nous avons choisi de nous pencher sur la transition AGR vers FOR, soit sur l'évaluation des gains d'AGR et de perte de FOR. Bien évidemment, compte tenu du nombre peu élevé de catégories d'occupation et d'usage du sol de nos classifications, cette analyse, qui peut être très utile et pertinente pour identifier les transitions particulièrement intenses pour chaque intervalle, se révèle être plutôt triviale et convenue dans notre cas. Nous avons tout de même fait le choix de la présenter ici, pour suivre la méthode d'*Intensity*

analysis des changements dans son intégralité.

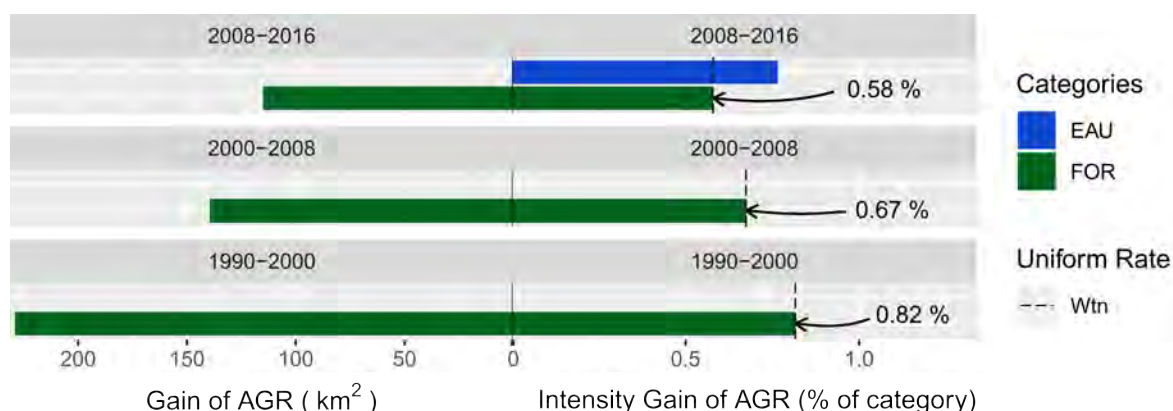


Figure 3.17 – Analyse de l'intensité de la transition vers AGR, selon la catégorie et l'intervalle temporel. À la gauche du zéro, les changements sont exprimés en superficie (km²/an pour chaque intervalle temporel), tandis qu'à la droite du zéro ils sont exprimés en valeur relative (% de la catégorie en question).

Sans surprise, la figure 3.17 est peu utile, car elle montre que la quasi-totalité des gains d'AGR proviennent de la forêt. Le taux uniforme W_{tn} est en effet égal à la longueur de la barre horizontale pour deux intervalles temporels sur trois. Pour le dernier intervalle, la faible superficie de la classe EAU rend le résultat anecdotique et sans intérêt.

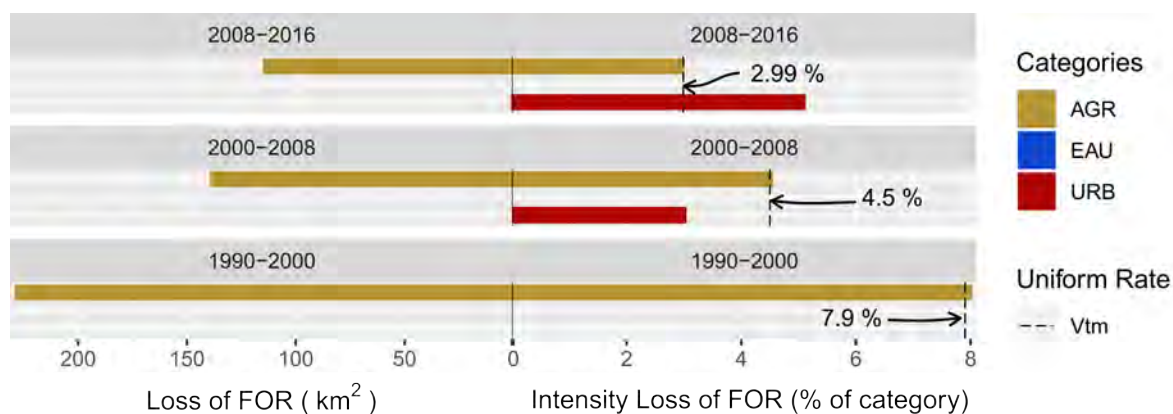


Figure 3.18 – Analyse de l'intensité de la transition depuis FOR, selon la catégorie et l'intervalle temporel. À la gauche du zéro, les changements sont exprimés en superficie (km²/an pour chaque intervalle temporel), tandis qu'à la droite du zéro ils sont exprimés en valeur relative (% de la catégorie en question).

C'est la même chose pour la figure 3.18, qui montre à l'inverse que les pertes de FOR se font presque toujours au profit de la classe AGR. La barre horizontale URB dépassant le taux théorique uniforme V_{tm} pour l'intervalle 2008-2016 n'est qu'une nouvelle manifestation d'un phénomène déjà décrit plus haut, l'importance croissante — mais toujours négligeable en valeur absolue — des espaces urbanisés sur le territoire. Cette figure a cependant le mérite de nous apprendre que

les espaces urbanisés semblent être gagnés sur la forêt tropicale et non sur les espaces agricoles. Les calculs et brèves interprétations des quelques métriques paysagère présentés dans la sous-section suivante viennent augmenter et terminer cette analyse des changements survenus autour de la *parroquia* de Dayuma entre 1990 et 2016.

3.3.3 *Landscape metrics*

Les métriques paysagères ou *landscape metrics* sont des indices et mesures statistiques permettant de rendre quantitativement compte de plusieurs aspects liés à la structure d'un paysage, principalement développés par le champ de la *landscape ecology*. Les métriques paysagères mettent en évidence les "*patterns*" spatiaux d'un paysage, afin par exemple d'évaluer son niveau de fragmentation — ce qui est irréalisable à partir de méthodes basées sur les matrices de confusion. Calculées sur une série temporelle pour un même espace, elles rendent compte de l'évolution de la structure paysagère. Nous avons déjà présenté ces métriques spatiales dans la section 1.3.2.1 du chapitre 1.

Nous avons choisi de calculer des métriques illustrant plusieurs aspects de la structure paysagère de la région de Dayuma : fragmentation, composition, formes, etc. Les calculs ont été réalisés à partir du package R *landscapemetrics*, qui implémente les métriques de FRAGSTATS v4 (MCGARIGAL, CUSHMAN et ENE, 2023). Le tableau 4.2 contient l'ensemble des métriques paysagères calculées, pour les quatre classes d'occupation et d'usage du sol et pour les quatre dates différentes. L'analyse fine des changements n'étant pas l'objet principal de ce travail, nous nous cantonnerons ici à des commentaires simples et concis, sans calculs de taux de variation d'une date à l'autre, sans non plus d'analyse statistique mettant en évidence les covariances et autres colinéarités entre métriques.

D'abord, le nombre de patches (NP) de FOR, qui est de plus en plus important sur la période, montre le morcellement continu des espaces forestiers des environs de la *parroquia* de Dayuma. On observe la même dynamique pour les espaces agricoles (AGR) — une augmentation continue de NP —, probablement à la défriche d'espaces non contigus à la déforestation existante sur la classification antérieure. Le NDCA — qui compte le nombre de zones centrales disjointes — et la densité des bordures (ED) — qui évalue la configuration du paysage — affichent tous deux la même tendance, dont l'interprétation est identique.

Si on se penche sur les métriques qui évaluent la composition et la domination du paysage, on observe logiquement que la superficie moyenne des patches (AREA MN) de FOR décroît sur la

| Classe | Année | NP | AREA MN | LPI | NDCA | CPLAND | ED | ENN MN |
|--------|-------|-----|---------|-------|------|--------|-------|---------|
| FOR | 1990 | 32 | 8751.66 | 97.57 | 27 | 96.50 | 2.71 | 94.83 |
| | 2000 | 120 | 2150.06 | 89.30 | 235 | 87.30 | 9.89 | 135.32 |
| | 2008 | 124 | 2001.45 | 85.79 | 233 | 83.47 | 11.87 | 130.90 |
| | 2016 | 221 | 1078.69 | 51.44 | 391 | 79.56 | 14.26 | 127.62 |
| AGR | 1990 | 241 | 26.82 | 0.85 | 255 | 1.78 | 2.24 | 408.47 |
| | 2000 | 776 | 36.74 | 2.60 | 991 | 7.92 | 9.56 | 244.21 |
| | 2008 | 615 | 62.18 | 2.64 | 911 | 10.86 | 11.63 | 212.45 |
| | 2016 | 821 | 58.15 | 7.14 | 1142 | 13.64 | 14.00 | 209.69 |
| EAU | 1990 | 128 | 3.54 | 0.01 | 206 | 0.04 | 0.58 | 375.28 |
| | 2000 | 128 | 3.54 | 0.01 | 206 | 0.04 | 0.58 | 375.28 |
| | 2008 | 128 | 3.54 | 0.01 | 206 | 0.04 | 0.58 | 375.28 |
| | 2016 | 130 | 4.31 | 0.01 | 197 | 0.07 | 0.64 | 398.77 |
| URB | 1990 | 1 | 1.08 | 0.00 | 1 | 0.00 | 0.00 | NA |
| | 2000 | 1 | 1.08 | 0.00 | 1 | 0.00 | 0.00 | NA |
| | 2008 | 8 | 11.87 | 0.02 | 10 | 0.02 | 0.06 | 3703.01 |
| | 2016 | 52 | 5.41 | 0.02 | 62 | 0.05 | 0.22 | 2187.34 |

Tableau 3.1 – Métriques paysagères calculées pour les 4 classes et les 4 dates.

NP : *number of patches*; AREA MN : *Mean of patch area*; LPI : *largest patch index*; NDCA : *number of disjunct core area*; CPLAND : *core area percentage of landscape*; ED : *edge density*; ENN MN : *Mean of euclidean nearest-neighbor distance*.

On trouvera les définitions, formules de calcul et conseils d'interprétation de ces différentes métriques dans la documentation du package R *landscapemetrics* : <https://r-spatialecology.github.io/landscapemetrics>.

période, ce qui est cohérent compte tenu de la fragmentation forestière qui progresse. C'est en revanche légèrement moins linéaire pour les patches d'AGR, dont la superficie moyenne augmente jusqu'en 2008, puis diminue en 2016. Encore une fois, cela peut être dû à une déforestation "par îlots", isolée, ou bien peut-être est-ce le signe d'une fragmentation des parcelles agricoles, comme certains travaux réalisés en *Oriente* l'ont observé plus au nord, autour de Lago Agrio. Le *largest patch index* (LPI) montre quant à lui que le "plus gros morceau" de forêt perd de la surface entre chaque intervalle, alors que le "plus gros morceau" d'AGR gagne en superficie. Sa superficie a même pratiquement quadruplé entre 2008 et 2016, ce qui pourrait s'expliquer par la jonction de plusieurs morceaux d'espaces déforestés, un peu à la manière d'une conurbation (l'étalement urbain finit par joindre des villes, ici l'étalement de l'agriculture uniformise — au sens étymologique — le paysage agricole). D'autre part, le pourcentage de paysage couvert par les zones centrales (CPLAND) des patches de FOR diminue tout au long de la période, alors que celui des patches d'AGR augmente.

Enfin, la moyenne de la distance euclidienne au voisin le plus proche (ENN MN), métrique d'agrégation mesurant en quelque sorte l'éloignement moyen entre patches de la même classe, diminue continuellement sur la période pour les espaces agricoles, ce qui confirme leur tendance à l'agglomération. Pour les espaces forestiers, la métrique spatiale augmente entre 1990 et 2000, puis diminue entre 2000 et 2008 ainsi qu'entre 2008 et 2016. Ceci est cohérent avec nos précédentes observations, notamment à la suite de l'*intensity analysis*, et appuie notre interprétation : la déforestation a été très intense au début de la période.

Les connaissances apportées par l'analyse des changements sont indispensables à toute entreprise de modélisation, car elles apportent d'une part une vue d'ensemble des dynamiques de déforestation à simuler et d'autre part des informations sur les processus à l'œuvre. L'analyse des changements apporte par ailleurs des données qui seront utiles à la calibration et à la validation des résultats de simulation.

Les trois chapitres de la première partie de cette thèse ont introduit notre thématique générale (les interactions société-environnement à travers les changements d'occupation et d'usage du sol), la méthodologie employée, qui est aussi notre objet d'étude (la modélisation et la simulation spatiales) et notre terrain — ou cas d'application (la déforestation tropicale en Amazonie équatorienne). Ces *Fondations* positionnent notre recherche d'une part dans le champ de la géographie environnementale et de la *land use science* et d'autre part dans le cadre conceptuel et méthodologique de la géographie théorique et quantitative (PUMAIN, ROZENBLAT et MATHIAN, 1996) et de l'analyse spatiale, à travers la modélisation et la simulation spatiales des systèmes complexes socio-environnementaux (BAVOUX et CHAPELON, 2014). Nos questionnements gravitent autour de la modélisation des changements, ils ont été présentés à la fin du chapitre 2. Le choix de la déforestation tropicale en Amazonie équatorienne a quant à lui été justifié dans le chapitre 3, dans lequel nous avons présenté les spécificités de notre terrain d'étude — la *parroquia* de Dayuma — et livré une première analyses de ses dynamiques paysagères.

La deuxième partie de cette thèse, qui elle aussi découpée en trois chapitres, est dédiée aux démarches de modélisation des changements mises en œuvre. Ainsi, les chapitres 4 et 5 présentent respectivement un modèle *pattern-based* (PBM) et un modèle *process-based* (ABM) construits pour simuler les changements d'occupation et d'usage du sol du territoire de la *parroquia* de Dayuma. Enfin, le chapitre 6 compare les résultats des deux modèles, discute de leurs atouts et limites, puis envisage leur hybridation.

Deuxième partie

Modélisations

4 *Pattern-based* : prédire les changements à partir des formes et des structures spatio-temporelles

« La forme, c'est le fond qui remonte à la surface. »

Victor Hugo

NOUS PRÉSENTONS dans ce chapitre une première approche de modélisation et de simulation des dynamiques de déforestation de notre territoire d'étude en Amazonie équatorienne, la *parroquia* de Dayuma. Il s'agit d'un modèle de changements d'occupation et d'usage du sol de type "*pattern-based*" (PBM) développé avec le Land change modeler (LCM) de TerrSet. Les principes de fonctionnement des PBM ont été abordés dans le chapitre 2. Pour rappel, ce type de modèle repose sur les relations entre l'analyse des changements d'occupation et d'usage du sol passés et un ensemble de variables spatiales explicatives préalablement identifiées — aussi appelées "*drivers*". Comme nous l'avons évoqué dans la première partie de cette thèse et plus particulièrement dans le chapitre précédent, la déforestation de l'Amazonie équatorienne est en effet un phénomène alimenté par des processus multiscalaires (marchés internationaux, migrations internes, décisions locales), des acteurs variés (institutionnels, individuels) et dépend également d'un contexte physique, historique, politique, environnemental et social particulier, approché dans le modèle par cet ensemble de variables explicatives.

Afin de satisfaire les objectifs de notre démarche comparative entre approches de modélisa-

tion des changements d'occupation et d'usage du sol, mais également pour des raisons de disponibilité des données, nous avons fait le choix de réaliser un modèle simple, avec peu de catégories d'occupation du sol et une seule transition à simuler : la déforestation¹. Pour les raisons expliquées à la fin du chapitre 2 (cf. section 2.3.6), le modèle se devait de simuler des données passées. C'est pourquoi celui-ci est calibré sur la période 2000-2008 (soit de t_0 à t_1) et simule des changements pour 2016 (t_2).

Après avoir présenté les données d'occupation et d'usage du sol sélectionnées pour le modèle puis la collecte, le traitement et la sélection des variables utilisées pour sa calibration, nous détaillerons le fonctionnement de notre modèle PBM et présenterons les résultats de simulation ainsi que des éléments d'évaluation/validation.

4.1 Données

4.1.1 Données d'occupation et d'usage du sol

Les modèles de changements d'occupation et d'usage du sol de type PBM sont basés sur les changements passés et leurs relations avec un ensemble de variables explicatives.

Il est donc nécessaire d'analyser au préalable les dynamiques spatio-temporelles de l'occupation et de l'usage du sol, ce qui a été fait et présenté dans le chapitre 3 à partir des classifications d'images satellite produites par les pouvoirs publics équatoriens (cf. section 3.3.2). Les données utilisées pour ces analyses sont donc aussi celles qui ont servi de support à l'élaboration du modèle PBM, à savoir : les classifications de l'occupation et de l'usage du sol de la région de Dayuma pour les années 2000 (t_0), 2008 (t_1) et 2016 (t_2), en quatre catégories : les eaux de surface, les espaces forestiers, agricoles et urbains (Figure 4.1). Les deux premières classifications définissent les bornes temporelles de la période de calibration du modèle, établie sur une période de huit années (2000-2008). L'intervalle temporel est d'une durée identique jusqu'à la dernière classification (2016), qui fixe l'horizon de la période de simulation du modèle (2008-2016).

1. Soit la transition de la classe "forêt" à la classe "agriculture".

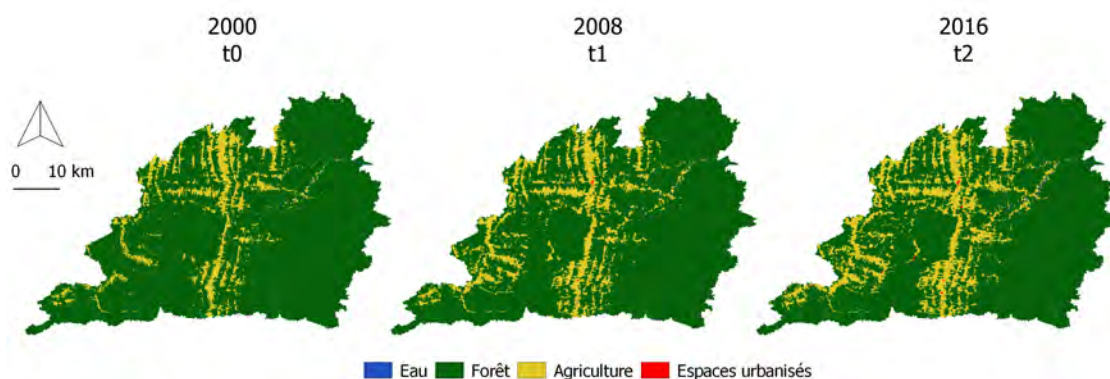


Figure 4.1 – Classifications de l’occupation et de l’usage du sol utilisées pour le modèle PBM.

4.1.2 Variables explicatives

4.1.2.1 Identification des facteurs et données disponibles

Le choix des facteurs explicatifs à utiliser pour calibrer un modèle PBM est basé sur une connaissance des dynamiques à l’œuvre tirée de références bibliographiques, d’enquêtes de terrain ou encore de dires d’experts et dépend des données spatiales disponibles. Pour entraîner le modèle, il convient en effet de choisir des variables corrélées à l’apparition des changements d’occupation et d’usage du sol. Comme nous l’avons vu dans le chapitre 3 (cf. 3.2), l’Amazonie équatorienne connaît des dynamiques de front pionnier : une conversion des sols caractérisée par une déforestation au profit des activités agricoles, entraînée par une dynamique de migration interne amorcée et alimentée par les activités d’extraction pétrolière.

Une première étape a consisté à collecter des données nous permettant de générer les facteurs de changements traditionnellement utilisés dans les modèles de type PBM — la plupart sont relatifs au site et à la situation géographique — déjà éprouvés par des démarches de modélisation antérieures (MAS, 2018a) : la distance au réseau routier (RUDEL, 1983), la distance à la déforestation déjà existante, les caractéristiques topographiques (MNT) et pédologiques du terrain d’étude. Les données permettant de calculer ces variables spatiales ont pu être collectées facilement auprès du programme SIGTIERRAS², il s’agit notamment d’un MNT d’une résolution spatiale de cinquante mètres, du réseau routier vectorisé à l’échelle nationale ainsi que d’une couche de données géographiques concernant la géo-pédologie.

Si ces facteurs explicatifs sont particulièrement récurrents dans les modèles de déforestation

2. "Sistema Nacional de Información de Tierras Rurales e Infraestructura Tecnológica", programme mis en place par le ministère de l’agriculture équatorien — le MAG, *Ministerio de Agricultura y Ganadería* — ayant pour but d’améliorer la gestion administrative du territoire national, en réalisant notamment les levés cadastraux de 57 cantons du pays.

en contextes de fronts pionniers (MAS, 2004; ISLAM, RAHMAN et JASHIMUDDIN, 2018), c'est parce qu'ils synthétisent le modèle théorique de la déforestation tropicale tel que décrit dans la littérature scientifique (ALLEN et BARNES, 1985; LAURANCE et al., 2002; ARIMA et al., 2013; FEARNSTIDE, 2015), à savoir : une déforestation qui se produit à proximité des axes routiers, de manière contiguë à la déforestation déjà existante et sur les espaces les plus propices à la conversion vers des sols agricoles (évitant les fortes pentes et privilégiant les sols les plus fertiles).

Ensuite, afin d'ajouter une dimension thématique et contextuelle spécifique aux dynamiques de déforestation de l'Amazonie équatorienne, il était nécessaire d'intégrer au modèle les facteurs explicatifs d'ordre socio-démographique qui jouent un rôle important dans la transformation du territoire, comme nous l'avons évoqué dans le chapitre précédent (SELLERS et al., 2017; JARRÍN-V., TAPIA CARRILLO et ZAMORA, 2017). Les données utilisées sont celles du recensement de la population équatorien de 2010, réalisé par l'INEC³. Elles concernent à la fois la répartition spatiale de la population dans le territoire, la structure des ménages, la taille et le niveau d'équipement de leur habitation (*vivienda*) ou encore le lieu de naissance des individus. En permettant d'identifier et de distinguer les individus nés dans la Sierra de ceux nés en Amazonie équatorienne, ces données sont particulièrement utiles pour prendre en compte le facteur explicatif de la migration interne et le contexte historique (SOUTHGATE, SIERRA et BROWN, 1991; BROWN et al., 1992; SIERRA, 2000).

Enfin, toujours dans l'idée d'apporter des éléments contextuels spécifiques à notre terrain d'étude, il apparaissait évident de prendre en compte les activités d'extraction pétrolière dans notre démarche de modélisation, puisqu'il s'agit d'un facteur explicatif des changements d'occupation et d'usage du sol de la région. Les données à notre disposition sont des informations spatiales établies par le PRAS⁴ et concernent la localisation de sites et d'équipements liés à l'industrie pétrolière : emplacement des torchères (*mecheros*), des puits (*pozos*), des fosses (*fosas*), etc.

Nous pouvons ainsi regrouper les différents facteurs de changement identifiés en trois catégories (voir Tableau 4.1) : les facteurs relevant du site et de la situation géographiques (MNT, déforestation à t_0 , réseau routier) ; les facteurs d'ordre socio-démographique (localisation, structure et niveau d'équipement des ménages) ; les activités d'extraction pétrolière.

La conversion de ces facteurs de changements en variables explicatives à intégrer au modèle PBM passe par des traitements de données visant leur spatialisation. Ces étapes sont explicitées

3. *Instituto Nacional de Estadística y Censos*, équivalent de l'INSEE français.

4. Le *Programa de Reparación Ambiental y Social*, créé en 2008, étudie les impacts socio-environnementaux des activités économiques, notamment l'extraction d'hydrocarbures.

| Catégorie | Source des données | Date de production des données |
|-----------------------------------|-----------------------|--------------------------------|
| Site et situation géographiques | MAE, MAG (SIGTIERRAS) | 2016 |
| Socio-démographie | INEC | 2010 |
| Activités d'extraction pétrolière | PRAS | 2016 |

Tableau 4.1 – Source et dates de données utilisées pour produire les variables explicatives (*drivers*) utilisées pour calibrer le modèle.

dans la sous-section suivante.

4.1.2.2 Spatialisation et sélection des facteurs

Les variables explicatives à implémenter dans un PBM doivent être de nature spatiale, afin de pouvoir être utilisées pour l'apprentissage du modèle et générer les cartes de probabilité de transition qui servent de base à l'allocation spatiale des quantités de changements prévues par les chaînes de Markov. Cette section détaille les manipulations géomatiques employées pour spatia- liser chacun des facteurs identifiés.

Facteurs liés au site et à la situation géographique

Le réseau routier issu des données SIGTIERRAS a été intégré au modèle grâce à sa transfor- mation en variable spatiale continue. Pour cela, la distance euclidienne ("à vol d'oiseau") entre chaque pixel du territoire et le réseau routier est calculée (Figure 4.2, a, DISROUTE).

La même transformation est opérée pour intégrer au modèle la déforestation existante à t_0 , soit en 2000. La date la plus ancienne est choisie pour formaliser l'hypothèse que les changements survenus ont été affectés par la configuration du paysage au début de la période (MAS, 2018a). La distance euclidienne entre chaque pixel et la déforestation en 2000 est calculée (Figure 4.2, b, DISDEF). Cette variable spatiale sera définie comme "dynamique" au sein de l'environnement de LCM, ce qui signifie qu'elle sera recalculée au cours de chaque itération de la simulation, un pas de temps annuel.

Nous avons également décidé d'intégrer au modèle la distance à la déforestation survenue entre les années 1990 et 2000, afin d'ajouter la logique spatiale de défrichement entre deux dates suffisamment éloignées (figure 4.2, c, DISDEF2).

Enfin, le modèle numérique de terrain (MNT) utilisé, d'une résolution spatiale de 50 mètres, provient également des données du programme SIGTIERRAS (figure 4.2, d, MNT). Il n'a fait l'objet d'aucune transformation ni normalisation.

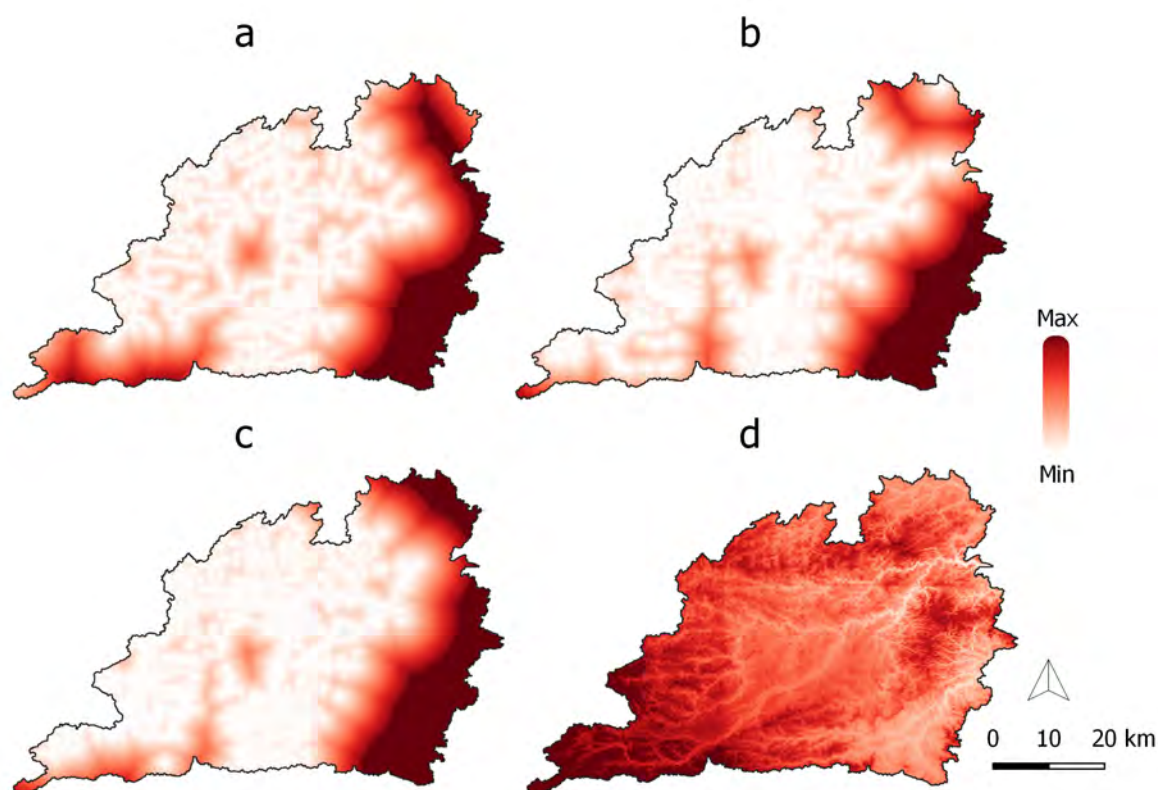


Figure 4.2 – Distances euclidiennes (a) au réseau routier ; (b) à la déforestation en 2000 ; (c) à la déforestation survenue entre 1990 et 2000 ; (d) modèle numérique de terrain. (MNT)

| | DISROUTE | DISDEF | DISDEF2 | MNT |
|--------------------|----------|--------|---------|------|
| V de Cramer | 0.47 | 0.47 | 0.47 | 0.12 |

Tableau 4.2 – Coefficient V de Cramer entre la transition de la classe forêt vers la classe "agriculture" et les variables explicatives relatives au site et à la situation géographiques.

Le coefficient V de Cramer (CRAMÉR, 1991, chap. 21) a été calculé pour évaluer la relation entre chacune de ces variables spatiales et la transition de la classe "forêt" à la classe "agriculture". Ce coefficient, qui oscille entre 0 et 1, est d'autant plus élevé que la corrélation est forte et vice versa. Il est recommandé d'écartier les variables dont le V est inférieur à 0.15, car jugées peu suffisamment explicatives pour entraîner le modèle (MAESTRIPIERI, 2012, p. 209). Nous avons fait le choix de sélectionner et d'intégrer au modèle uniquement les variables dont $V > 0.2$. Ainsi, le MNT n'a pas été retenu (voir Tableau 4.2)

Facteurs socio-démographiques

Des variables explicatives socio-démographiques ont pu être utilisées pour l'entraînement du modèle. La donnée utilisée est issue du recensement national de la population effectué en

2010 et correspond à ce que, en France, l'INSEE appelle le "fichier détail" du recensement. Il s'agit d'une base de données volumineuse dans laquelle chaque ligne correspond à un individu (ou à un ménage).

Dans le système censitaire équatorien, chacun des individus statistiques de ce fichier est rattaché à une localité rurale (*localidades dispersas*), qui appartient elle-même à un secteur, compris dans une zone. C'est la même chose pour les espaces urbanisés, où chaque individu est rattaché à un îlot (*manzana*), qui appartient à un secteur, rattaché à une zone. *Localidades dispersas* et *manzanas* constituent ainsi les unités censitaires les plus fines du recensement national équatorien.

Ainsi, après avoir récupéré la couche de points de l'ensemble des localités rurales de notre zone d'étude et après avoir calculé le centroïde des *manzanas* pour convertir les polygones des îlots en couche ponctuelle, nous avons pu filtrer le fichier national pour en extraire uniquement les informations relatives aux individus vivant sur notre territoire d'étude, la *parroquia* de Dayuma⁵. À partir de ces informations, nous avons pu spatialiser les variables statistiques qui nous intéressaient par une interpolation de type TIN (FLORIANI et MAGILLO, 2009). Pour éviter un effet de bord, les points compris dans une zone tampon de dix kilomètres au-delà de la zone d'étude ont été inclus dans les traitements (voir figure 4.3).

Grâce à ces manipulations, des informations recueillies par le recensement telles que la structure par âge de la population, la structure des ménages et leur niveau d'équipement, etc., sont spatialisées. Les variables statistiques à "transformer en pixels" (US NRC, 1998) ont été choisies à partir des connaissances théoriques et empiriques évoquées dans le chapitre 3, notamment leur rôle incitatif démontré ou supposé dans les dynamiques de déforestation locales : la présence de jeunes enfants au sein des ménages, la taille des familles, leur province de naissance (pour identifier les colons), etc. Une donnée supplémentaire a été ajoutée au corpus de variables explicatives : la distance euclidienne aux puits de pétrole, calculée à partir d'une couche de points inventoriant l'ensemble de ces infrastructures ayant joué un rôle structurant en Amazonie équatorienne. Après avoir une nouvelle fois calculé le coefficient V de Cramer (Tableau 4.3) pour évaluer la relation de chacune de ces variables avec la transition de la classe "forêt" à la classe "agriculture", nous avons choisi d'intégrer dans notre modèle PBM les variables suivantes :

5. Pour filtrer le fichier national à l'aide des identifiants de chacune des localités, nous avons utilisé conjointement les logiciels SPSS et Redatam. Ce dernier est développé par la CEPALC (Commission économique pour l'Amérique latine et les Caraïbes), organe des Nations Unies.

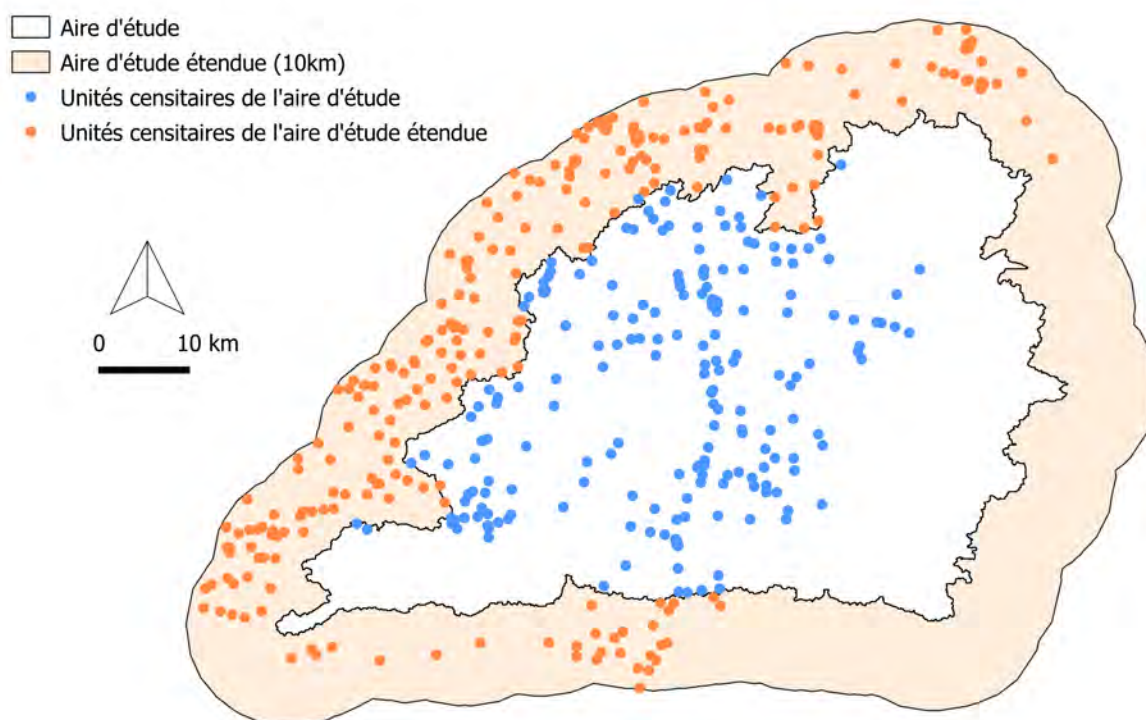


Figure 4.3 – Localités rurales et *manzanas* utilisées pour spatialiser les variables statistiques.

- POP : localisation⁶ de la population
- POP_0-14 : localisation de la population âgée de moins de 14 ans
- POP_65+ : localisation de la population âgée de plus de 65 ans
- POP_SIERRA : localisation des individus nés dans une province de la Sierra
- POP_ORIENTE : localisation des individus nés dans une province de l'Oriente
- FAM+ : localisation des grandes familles (six enfants et plus)
- VIV_1 : localisation des petites *viviendas* (une ou deux chambres)
- VIV_2 : localisation des moyennes *viviendas* (trois ou quatre pièces)
- VIV_3 : localisation des grandes *viviendas* (six pièces et plus)
- VIV_ELEC : localisation des *viviendas* raccordées au réseau électrique
- VIV_SAN : localisation des *viviendas* équipées de sanitaires
- DIS_POZOS : distance aux puits de pétrole

6. La répartition spatiale de chacune des populations de cette liste est estimée par une interpolation spatiale de type TIN calculée à partir des unités censitaires ponctuelles de l'aire d'étude et de l'aire d'étude étendue (voir figure 4.3).

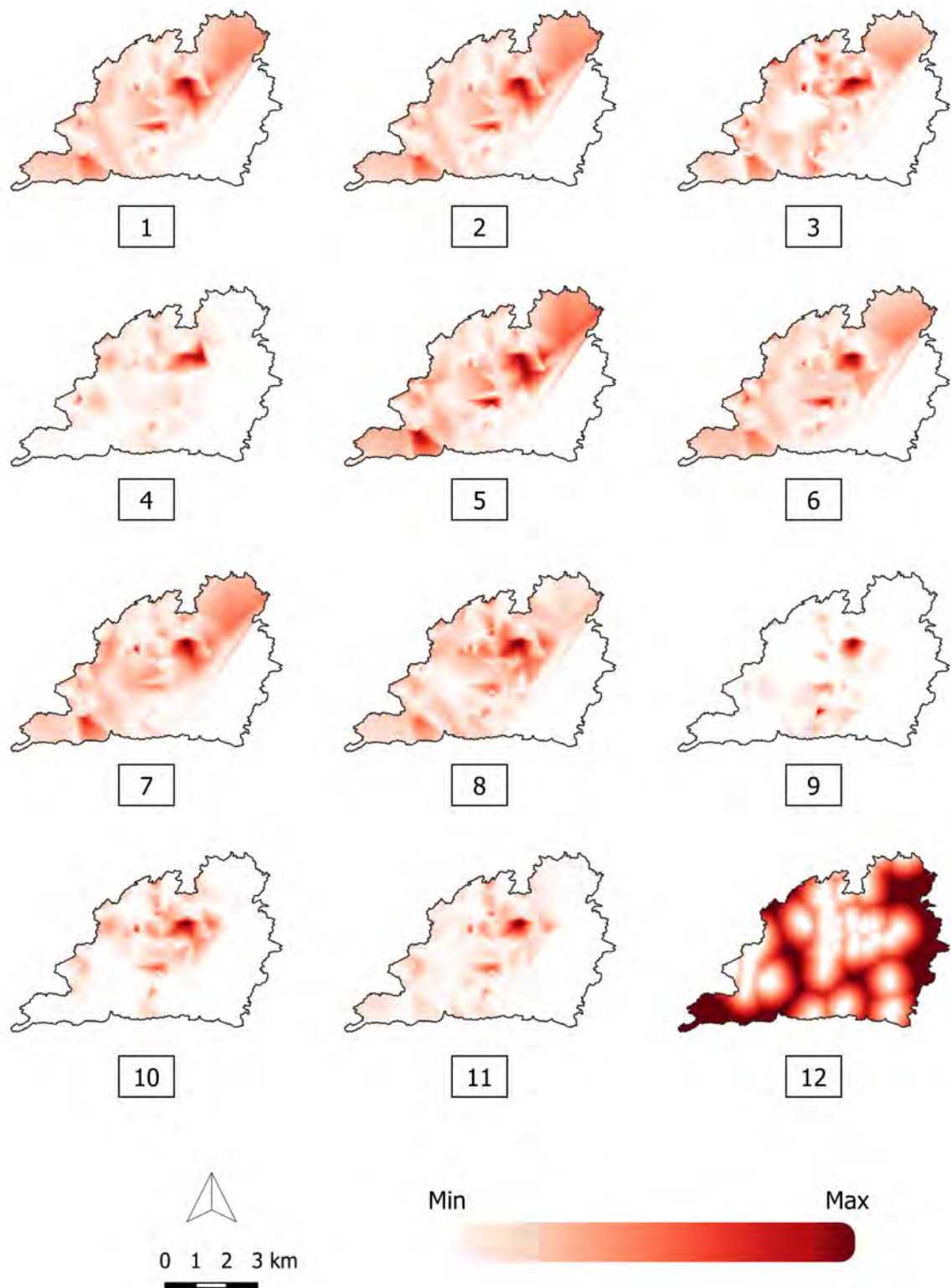


Figure 4.4 – Variables statistiques socio-démographiques spatialisées. La numérotation des variables est indiquée dans le tableau 4.3.

Tableau 4.3 – Coefficient V de Cramer entre la transition de la classe "forêt" vers la classe "agriculture" et chacune des variables explicatives relatives à la socio-démographie.

| id | Variable | V de Cramer |
|----|-------------|-------------|
| 1 | Pop | 0.23 |
| 2 | Pop_0-14 | 0.23 |
| 3 | Pop_65+ | 0.23 |
| 4 | Pop_Sierra | 0.33 |
| 5 | Pop_Oriente | 0.25 |
| 6 | Fam+ | 0.21 |
| 7 | Viv_1 | 0.21 |
| 8 | Viv_2 | 0.24 |
| 9 | Viv_3 | 0.20 |
| 10 | Viv_Elec | 0.28 |
| 11 | Viv_San | 0.29 |
| 12 | Dis_Pozos | 0.25 |

4.2 Le modèle

Notre modèle PBM a été développé avec le module Land Change Modeler (LCM) de TerrSet (EASTMAN, 2014; EASTMAN et TOLEDANO, 2018). L'objectif de ce modèle est de simuler les changements d'occupation et d'usage du sol survenus pendant la période 2008-2016 à partir d'une calibration réalisée sur la période 2000-2008. Le choix des périodes de calibration et de simulation, crucial (PAEGELOW, 2018a), a été contraint par la disponibilité des données, puisque nous disposons de classifications de l'occupation et de l'usage du sol pour ces trois dates. Il s'agit ainsi de la simulation d'un scénario prospectif dit "*business-as-usual*", consistant à prolonger les changements observés dans le passé (2000-2008) à partir de leurs relations avec les variables explicatives sélectionnées précédemment. Le modèle est donc calibré sur une période de huit années pour simuler des changements survenant huit années plus tard (Figure 4.5).

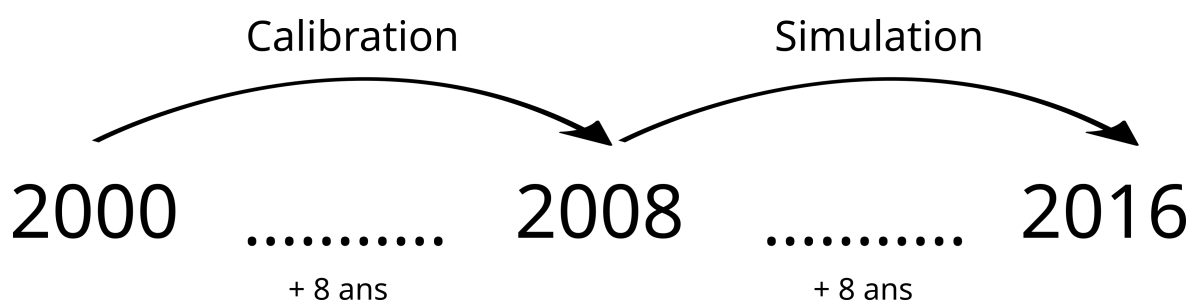


Figure 4.5 – Périodes de calibration et de simulation du modèle.

LCM utilise, entre autres options disponibles, un réseau neuronal artificiel de type perceptron multi-couches⁷ comme celui de la figure 4.6 (MURTAGH, 1991 ; MEYER-BAESE et SCHMID, 2014 ; TAUD et MAS, 2018) pour produire des cartes de probabilité de transition (appelées "*soft predictions*") à l'issue de la calibration du modèle. Ces cartes exprimant une probabilité d'occurrence de changements d'occupation du sol sont ensuite utilisées par une procédure de *competitive land allocation* pour allouer spatialement les quantités de changements futurs estimées par des chaînes de Markov et produire des projections pour l'année 2016 ("*hard predictions*"). La Figure 4.7 illustre notre démarche de modélisation *pattern-based* sous LCM.

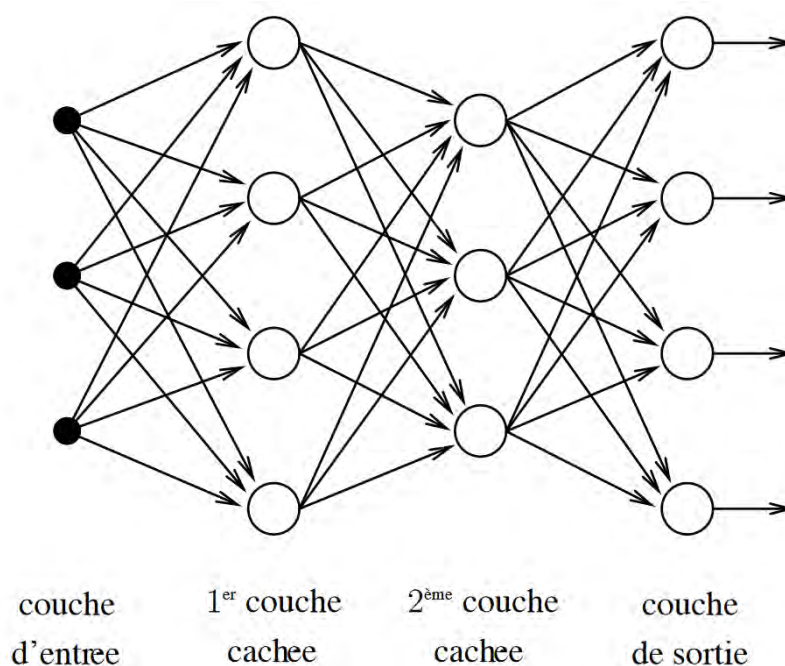


Figure 4.6 – Exemple d'un réseau neuronal de type MLP. Figure extraite de PARIZEAU (2004).

4.2.1 Les transitions

L'analyse des changements passés survenus au cours de la période 2000-2008 souligne trois transitions majeures (cf. chapitre 3) : (1) de la classe "forêt" vers la classe "agriculture", qui correspond aux dynamiques de déforestation ; (2) de la classe "agriculture" vers la classe "forêt", qui concerne l'abandon de terres agricoles, donc l'enfrichement et enfin (3) de la classe "forêt" vers la classe "espace urbanisé", qui correspond quant à elle à l'étalement des villes et villages de la zone d'étude.

7. En anglais, *multi-layer perceptron*, MLP.

Pour plusieurs raisons, nous avons fait le choix de ne simuler que les dynamiques de déforestation (qui correspondent aux "*Changements $t_0 - t_1$* ", sur la figure 4.7). Il nous paraissait d'abord important de conserver un modèle simple afin de permettre la comparaison entre approches de modélisation qui fait l'objet de cette thèse. Ensuite, parce que les variables explicatives utilisées pour entraîner le modèle ont été sélectionnées en fonction de leur lien avec la déforestation. Enfin, parce que les deux autres transitions, qui correspondent respectivement aux dynamiques d'enfrichement et d'étalement urbain en contexte de front pionnier, sont des objets d'étude à part entière, différents de celui qui nous préoccupe et nécessiteraient, pour être simulées, la sélection puis l'intégration de variables spatialisées particulières.

Comme nous le verrons, ce choix de ne simuler qu'une seule des transitions survenues pendant la période de calibration n'est pas exempt de conséquences sur les performances et les résultats du modèle, indépendamment des particularités du territoire de l'Amazonie équatorienne.

4.2.2 Potentiel de transition

Pour chaque transition présente dans le sous-modèle, le réseau neuronal artificiel de LCM produit des cartes du potentiel de transition à partir des changements observés sur la période de calibration et des variables explicatives (*drivers*). À l'issue de ces opérations et de la simulation, LCM génère une carte générale du potentiel de transition. En raison de son caractère continu, cette carte est appelée "*soft prediction*" par LCM, une appellation qui peut également désigner les cartes de "*change potential*", de "*transition probability*", de "*susceptibility to land change*", de "*propensity to change*", ou encore "*suitability*" qui sont produites par d'autres logiciels de modélisation et que l'on retrouve dans la littérature. Comme l'ont montré CAMACHO OLMEDO, MAS et PAEGELOW (2018) dans une entreprise de clarification du jargon, l'existence de ces différents termes est due à des différences méthodologiques entre les processus de modélisation des différents logiciels. Sans entrer dans les détails, la carte calculée par LCM est une *transition potential map*, qui appartient aux *intermediate soft-classified maps* regroupant les cartes dénuées de référence temporelle future⁸. Ainsi, comme le rappelle MAESTRIPIERI (2012, p. 235), il ne s'agit pas d'une carte des pixels qui vont changer mais plutôt d'une carte classant (*ranking*) les pixels selon leur potentiel de transition.

8. Ici, l'information relative aux quantités de changements futurs est distincte, apportée par les matrices de Markov.

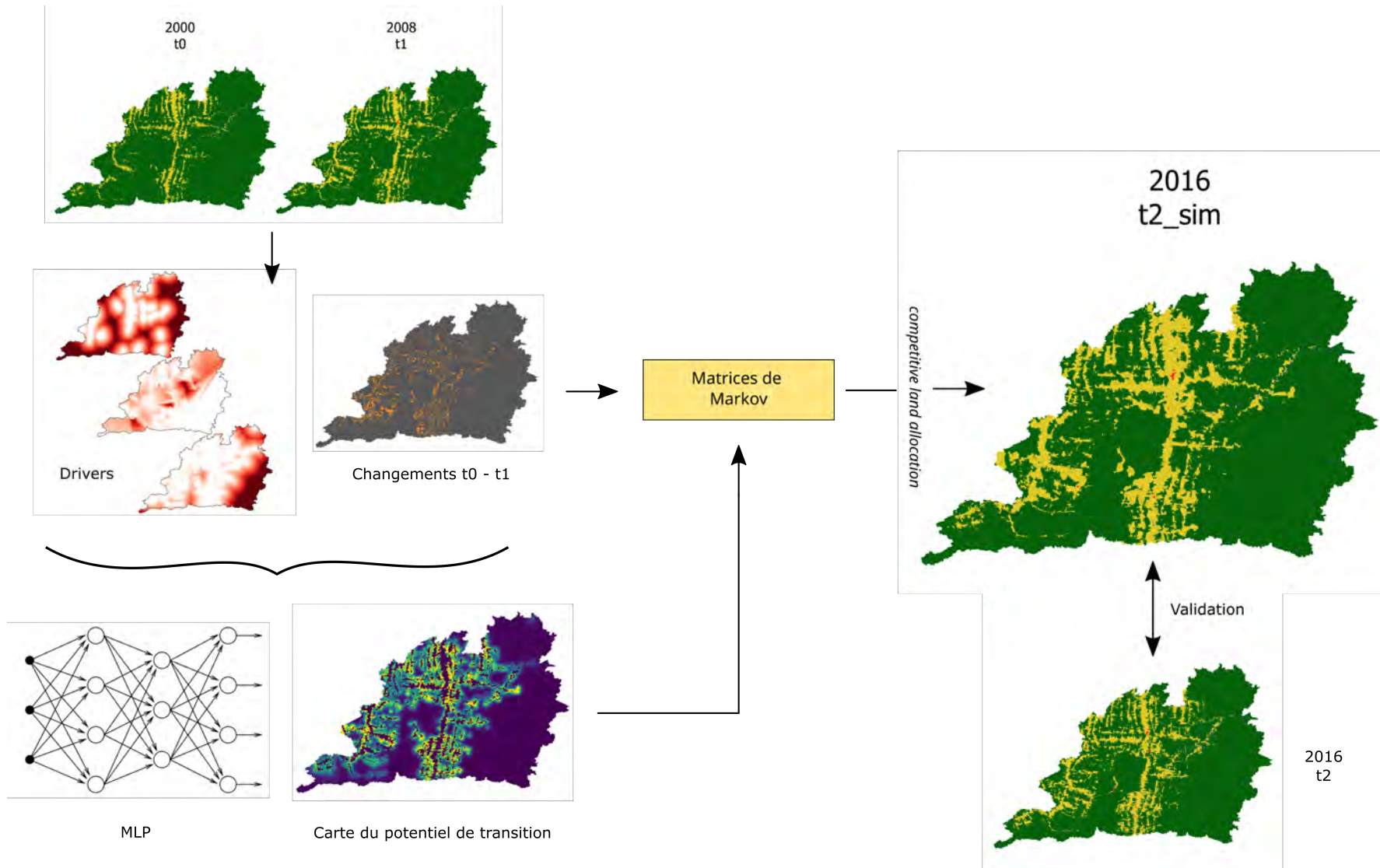


Figure 4.7 – Démarche de modélisation PBM sous Land Change Modeler, illustrée par notre modèle.

La carte (figure 4.8), produite à l'issue de la calibration de notre modèle, indique donc le potentiel de transition de la classe "forêt" vers la classe "agriculture" de chaque pixel, sur une échelle de 0 à 1. Compte tenu des variables explicatives, sans surprise, les pixels ayant la probabilité de transition la plus importante se situent à proximité directe de la déforestation qui existait à t_0 , en 2000, des routes et des principaux foyers de population. À l'inverse, les espaces aux probabilités de transition les plus faibles se situent en marge de la *via Auca* et de la traditionnelle structure spatiale de déforestation en forme d'arêtes de poisson (cf. section 3.2.2), ce qui correspond peu ou prou aux territoires alloués aux populations indigènes (*comunass*) et au parc Yasuní, situé à l'est de la zone d'étude.

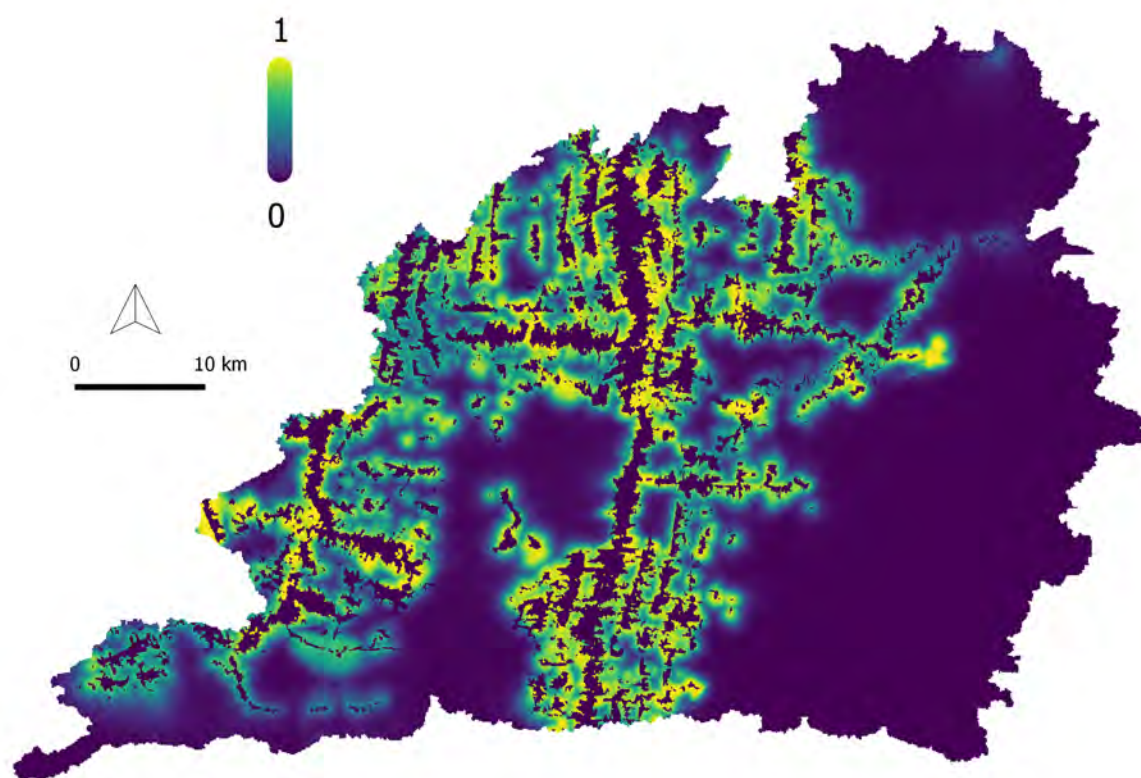


Figure 4.8 – Carte du potentiel de transition. Les pixels les plus clairs sont ceux où le potentiel de transition est le plus important.

4.2.3 Allocation spatiale des changements

D'après CAMACHO OLMEDO, MAS et PAEGELOW (2018), en modélisation PBM, la procédure d'allocation spatiale des changements est "un processus de décision qui sélectionne à partir de [la carte du potentiel de transition] les pixels les plus susceptibles de passer d'une classe à une autre". Dans LCM, ce processus de décision est un algorithme appelé *Multi-Objective Land Allocation*

| De... vers | Eau | Forêt | Déforesté | Urbain |
|------------|-----|-------|-----------|--------|
| Eau | 1 | 0 | 0 | 0 |
| Forêt | 0 | 0.94 | 0.05 | 0 |
| Déforesté | 0 | 0.14 | 0.85 | 0 |
| Urbain | 0 | 0 | 0 | 1 |

Tableau 4.4 – Matrice de transition utilisée par le modèle PBM (matrice de Markov).

(MOLA), qui traite la compétition et les conflits entre les différentes transitions possibles pour un même pixel par une procédure d'optimisation itérative décrite par EASTMAN et al. (1995).

Dans notre modèle, l'allocation spatiale des quantités de changements de la classe "forêt" vers la classe "agriculture" prévues par les matrices de Markov (tableau 4.4) est donc basée sur la carte figure 4.8. Rappelons que les matrices de Markov sont calculées à partir des changements survenus durant la période 2000-2008, dite période d'entraînement du modèle. Celles-ci reposent donc sur l'hypothèse d'une dynamique temporelle linéaire, autrement dit sur la projection dans le futur des dynamiques passées, toutes choses égales par ailleurs, bien que la plupart des logiciels permettent de les éditer manuellement pour l'élaboration de scénarios prospectifs contrastés.

L'allocation spatiale des changements aboutit à la production d'une *hard prediction*, une carte à interpréter en tant que sortie du modèle, résultat de la simulation, où chaque pixel est classifié dans une des catégories d'occupation du sol. La sous-section suivante présente, commente et analyse ces résultats au moyen de plusieurs méthodes de validation.

4.3 Résultats et validation

Compte tenu du caractère "rétrospectif" des simulations, il s'agit ici d'évaluer la capacité du modèle à reproduire des données existantes, ce que GRAEBNER (2018) nomme "validation des résultats descriptifs" (cf. section 2.2.3.3).

Une comparaison visuelle entre la classification de l'occupation du sol observée en 2016 (t_2) et la carte *hard prediction* simulée par le modèle pour la même année (t_2_{sim}) permet une première appréciation de la qualité de la simulation (Figure 4.9). Il semblerait que le modèle surestime la déforestation survenue entre 2008 et 2016, ce qui est confirmé lors de l'examen du Tableau 4.5 qui compare la part du territoire occupée par chacune des catégories pour la carte 2016 observé et 2016 simulé. En effet, alors que les espaces forestiers occupent 83.1% de la zone d'étude en 2016 sur la classification définie comme la "situation observée" (t_2), ils ne représentent que 81.8% de la surface du territoire sur la sortie du modèle, la "situation simulée" (t_2_{sim}). Cette surestimation de

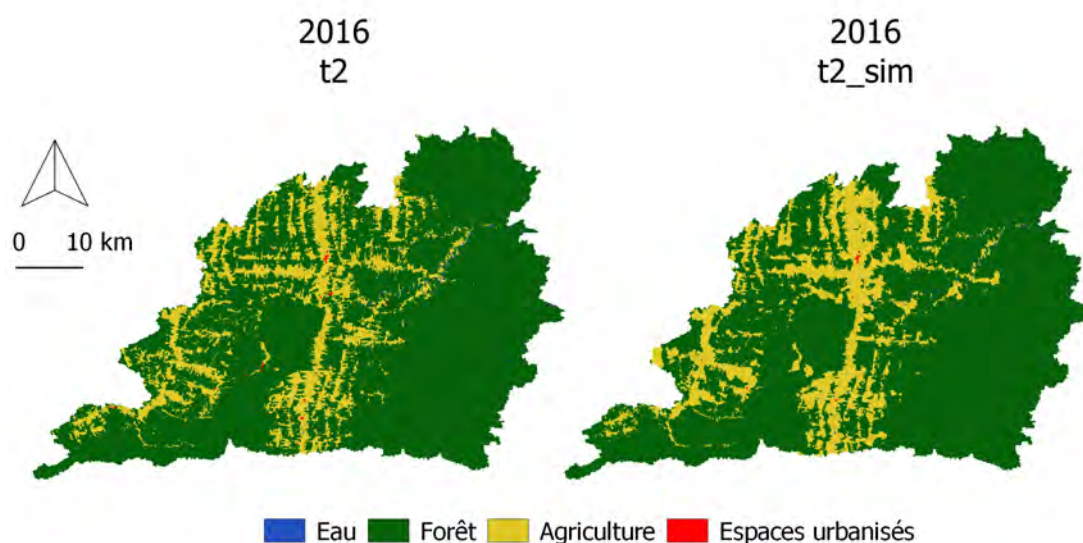


Figure 4.9 – Comparaison visuelle entre la classification MAE-MAGAP pour 2016 (à gauche) et le résultat de la simulation pour la même année (à droite).

| Classe | Part pour $t2$ | Part pour $t2_sim$ |
|-------------------|----------------|---------------------|
| Eau | 0.2 | 0.2 |
| Forêt | 83.1 | 81.8 |
| Agriculture | 16.6 | 18 |
| Espaces urbanisés | 0.1 | 0 |

Tableau 4.5 – Part du territoire d'étude occupée par chacune des classes d'occupation du sol pour l'année 2016, observée ($t2$) et simulée ($t2_sim$).

près de deux points peut être expliquée par le fait que le modèle ne simule qu'une seule transition d'occupation du sol, la déforestation, qui récupère donc les quantités de changements estimées pour les autres transitions.

Les comparaisons visuelles ne sont cependant pas suffisantes pour juger de la qualité des prédictions d'un modèle, c'est pourquoi de nombreuses méthodes de validation ont été mises au point, à la fois pour évaluer les sorties *hard* et les sorties *soft* des logiciels de modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol. Ces techniques, recensées par PAEGELOW, CAMACHO OLMEDO et MAS (2018) sont nombreuses, diverses et complémentaires. Certaines évaluent les aspects quantitatifs de la prédiction alors que d'autres s'intéressent aux aspects qualitatifs, comme à la localisation des erreurs et des exactitudes dans la prédiction des changements.

En ce qui concerne les prédictions dites *soft* (figure 4.8) issues des modèles, la courbe ROC (*receiver operating characteristic curve*) demeure une des méthodes de validation les plus utilisées dans la littérature pour évaluer la qualité des *soft predictions* (MAS, PAEGELOW et CAMACHO

OLMEDO, 2018; CAMACHO OLMEDO, MAS et PAEGELOW, 2022) : "ROC evaluates the model until the change potential stage, but it is unable to assess the LUC simulated map which aims at mimicking temporal and spatial patterns. (MAS et al., 2013). Inventée pendant la Seconde Guerre mondiale pour distinguer les signaux radar du bruit de fond, cette technique est dédiée à la mesure de la performance d'un classificateur binaire. Portée dans le champ de la *land system science* par PONTIUS et SCHNEIDER (2001), la courbe ROC évalue la qualité de la prédiction des changements d'occupation et d'usage du sol en termes de localisation. Concrètement, il s'agit d'évaluer la proportion de vrais et de faux positifs à partir d'une carte de référence binaire — les changements réellement survenus entre les deux dates de référence — et d'une carte continue, comme celle du potentiel de transition. L'interprétation se fait ensuite en comparant la courbe ROC à une droite théorique exprimant une distribution aléatoire : plus l'indice AUC⁹ est élevé, plus la prédiction est jugée performante. Ainsi, par exemple, si la carte du potentiel de transition correspond parfaitement à celle de la déforestation survenue sur la période, AUC = 1. À l'inverse, AUC = 0.5 en cas de distribution parfaitement aléatoire.

Les travaux de PONTIUS (2000) relatifs à la différenciation des erreurs de prédiction dues à la quantité de celles dues à la localisation ont remis en cause l'utilisation du Kappa de Cohen¹⁰ jusque là usuellement utilisé pour évaluer la concordance entre une carte de l'occupation du sol de référence et une autre simulée (PONTIUS et MILLONES, 2008; PONTIUS et MILLONES, 2011). En réponse à ces critiques, CHEN et al. (2010) proposent une méthode de budgétisation des erreurs et des exactitudes des prédictions de changements à partir du croisement de trois cartes : les deux cartes de référence de la période de simulation ($t1$ et $t2$) et la carte de prédiction ($t2_sim$). À la suite de cette procédure, les pixels sont ainsi classifiés en quatre catégories : ceux où on observe une persistance de classe entre les deux dates et où le modèle simule une persistance (*Null Successes*) ; ceux pour lesquels une persistance est observée mais où le modèle prédit un changement (*False alarms*) ; les pixels pour lesquels le changement qui se produit est prédit correctement par le modèle (*Hits*) et enfin ceux où un changement a été observé entre les deux dates mais n'a pas été prédit par le modèle (*Misses*).

Les deux sous-sections suivantes sont consacrées à l'étape d'évaluation/validation de notre modèle PBM. Les deux méthodes évoquées ci-dessus (courbe ROC et budgétisation des erreurs et exactitudes) sont mises en œuvre après un bref commentaire de métriques paysagères (*landscape*

9. Pour *area under curve*, l'aire sous la courbe.

10. Le coefficient K de Cohen est un test statistique non paramétrique qui permet d'évaluer la concordance entre deux classifications catégorielles d'un même objet.

metrics) calculées sur les résultats de la simulation.

4.3.1 Landscape metrics

Afin d'évaluer la capacité du modèle à reproduire les *patterns* observés dans la "réalité" (classification MAE-MAGAP pour l'année 2016, soit l'image *t2*), nous avons calculé un ensemble de métriques paysagères sur la carte *hard prediction* issue de la simulation (*t2_sim*). Dans le tableau 4.6, le résultat des calculs est comparé à ceux déjà effectués pour *t2*, présentés dans la section 3.3.3 du chapitre 3. Seules les classes forêts (FOR) et agriculture (AGR), qui contiennent l'essentiel des dynamiques de déforestation, ont été conservées.

| Classe | Image | NP | AREA MN | LPI | NDCA | CPLAND | ED | ENN MN |
|--------|---------------|-----|---------|-------|------|--------|-------|--------|
| FOR | <i>t2</i> | 221 | 1078.69 | 51.44 | 391 | 79.56 | 14.26 | 127.62 |
| | <i>t2_sim</i> | 187 | 1255.50 | 51.15 | 197 | 79.19 | 10.23 | 156.05 |
| AGR | <i>t2</i> | 821 | 58.15 | 7.14 | 1142 | 13.64 | 14.00 | 209.69 |
| | <i>t2_sim</i> | 459 | 112.52 | 8.92 | 655 | 15.85 | 10.06 | 224.86 |

Tableau 4.6 – Métriques paysagères calculées pour la classification et pour la simulation PBM.

NP : *number of patches*; AREA MN : *Mean of patch area*; LPI : *largest patch index*; NDCA : *number of disjunct core area*; CPLAND : *core area percentage of landscape*; ED : *edge density*; ENN MN : *Mean of euclidean nearest-neighbor distance*.

Les résultats montrent d'abord que, pour les deux classes, le paysage est moins fragmenté sur la carte simulée que sur la classification de l'image satellite (sous-estimation du nombre de patches NP et surestimation de leur superficie moyenne AREA MN). Cela peut être expliqué d'une part par le fonctionnement de Land Change Modeler (EASTMAN et TOLEDANO, 2018), qui simule uniquement les changements contigus à la déforestation existante et pas les changements isolés¹¹ et d'autre part parce qu'aucun sous-modèle de reforestation n'est programmé. Le NDCA et l'ED sont sous-estimés pour la même raison. Le LPI et le CPLAND, qui indiquent respectivement la taille du plus gros patch de la classe et la part du territoire couverte par les zones centrales des patches de la classe sont des *patterns* mieux reproduits par la simulation, où on observe une différence de seulement quelques pourcentages et points de pourcentage par rapport à la réalité. Enfin, la distance euclidienne moyenne au voisin le plus proche (ENN MN) est surestimée par le modèle pour les deux classes, ce qui est très certainement là encore une conséquence de l'insuffisant morcellement du paysage par rapport à la réalité (une fragmentation aurait tendance à

11. LCM possède un mécanisme d'*expand* mais pas de *patcher*, pour reprendre la terminologie utilisée par les concepteurs de Dinamica EGO (RODRIGUES et SOARES-FILHO, 2018).

diminuer la distance moyenne entre patches de la même classe).

4.3.2 Courbe ROC

La courbe ROC (Figure 4.10) est calculée sous TerrSet afin d'évaluer la carte du potentiel de transition (Figure 4.8) à l'aune de la déforestation survenue entre 2008 et 2016. Le logiciel découpe et classe par ordre décroissant les valeurs du potentiel de transition selon 100 seuils d'intervalles égaux. L'occurrence de chaque classe est ensuite comparée à la carte binaire afin de départager les faux positifs des vrais positifs.

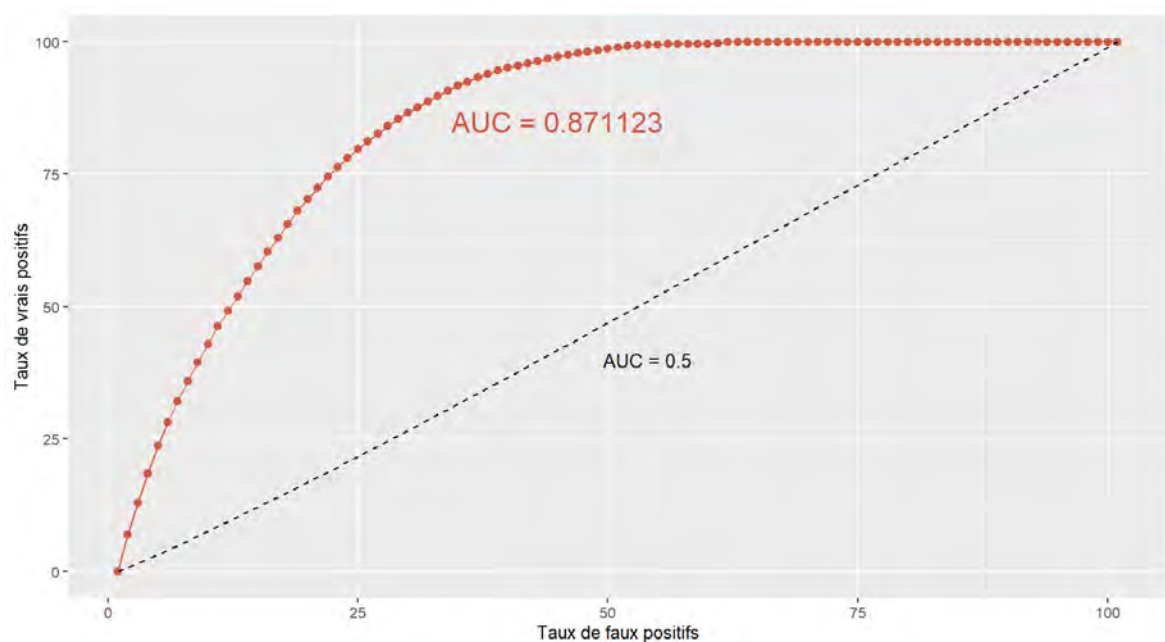


Figure 4.10 – Courbe ROC évaluant la carte du potentiel de transition.

Ici, l'aire sous la courbe (AUC) est d'environ 0.87, ce qui montre que notre modèle tient compte des valeurs du potentiel de transition afin d'allouer spatialement les quantités de changement prévues par le modèle. Attention cependant, l'AUC peut être tirée vers le haut par la persistance correctement prédite (*Null Successes*), à distinguer des changements correctement prédits (*Hits*, voir US NRC, 2014, p.31).

4.3.3 Budgétisation des erreurs et des exactitudes

La méthode de CHEN et al. (2010) est mise en œuvre pour évaluer les résultats de la sortie *hard* de notre modèle. Rappelons qu'une "sortie *hard*" désigne une carte catégorielle où une classe d'occupation du sol est définitivement assignée à chaque pixel à l'issue de la procédure d'allocation.

tion spatiale MOLA, soit de la carte *t2_sim* (figure 4.9).

La figure 4.11 est le résultat du croisement pixel à pixel de trois cartes selon la méthode de (CHEN et PONTIUS, 2011) : les deux cartes de référence *t1* (2008) et *t2* (2016) puis la carte produite par le modèle à l'issue de la simulation pour l'année 2016, *t2_sim*¹². On peut apercevoir sur la carte et sur le graphique qu'une grande partie de la persistance de la classe "forêt" observée est prédite par le modèle (*Null Successess*, plus de 91% du territoire). Le modèle semble en revanche avoir plus de mal à prédire les changements puisque les *Hits* — qui désignent les changements observés et prédits par le modèle — ne concernent qu'un peu plus de 1% du territoire d'étude, contre près de 3.6% pour les changements observés et non prédits par le modèle (*Misses*) et 3.6% pour les changements prédits mais non observés (*False alarms*). À l'observation de la carte, on peut également affirmer que la plupart des *Misses* (en rouge) sont des îlots isolés, fragmentés et éloignés de la *via Auca*, ce qui suppose des difficultés à simuler la déforestation non-contiguë à celle qui préexiste, c'est-à-dire l'apparition de nouvelles coupes. Ce constat est appuyé par l'observation des *False Alarms* (en orange), qui sont quant à elles plutôt regroupées et occupent en moyenne plus d'espace. Ceci n'a rien de surprenant, puisque LCM simule un mécanisme d'expansion des changements qui repose sur la mise en application concrète de la prédiction *soft* évoquée précédemment, qui elle-même repose sur le poids des facteurs de changement. Or, nous avons vu que la distance à la route et la distance à la déforestation existante constituaient des variables explicatives majeures au regard des changements passés.

Une budgétisation plus approfondie des changements peut être réalisée à partir de ces informations, notamment le calcul de la part d'erreur due à la quantité de changements prédits (Q), celui de la part d'erreur due à l'allocation spatiale des changements prédits (A) et donc celui de l'erreur totale (T). Le tableau 4.7 présente les calculs à effectuer pour obtenir ces indices de budgétisation.

| |
|--|
| Q = changement observé - changement prédit |
| A = False Alarms + Misses - Q |
| T = Q + A ou False Alarms + Misses |

Tableau 4.7 – Budgétisation des erreurs et des exactitudes : calculs supplémentaires.

Ici, l'erreur due à la quantité de changements prédits (Q) s'élève à seulement 0.1%, contre 7% d'erreur due à l'allocation spatiale des changements (A), pour une erreur totale (T) de 7.1%. Ces données sont fort utiles à la validation de notre modèle et au commentaire de ses résultats, elles

12. Pour "croiser" pixel à pixel ces trois cartes, la fonction *Crosstab* de Terrset est employée.

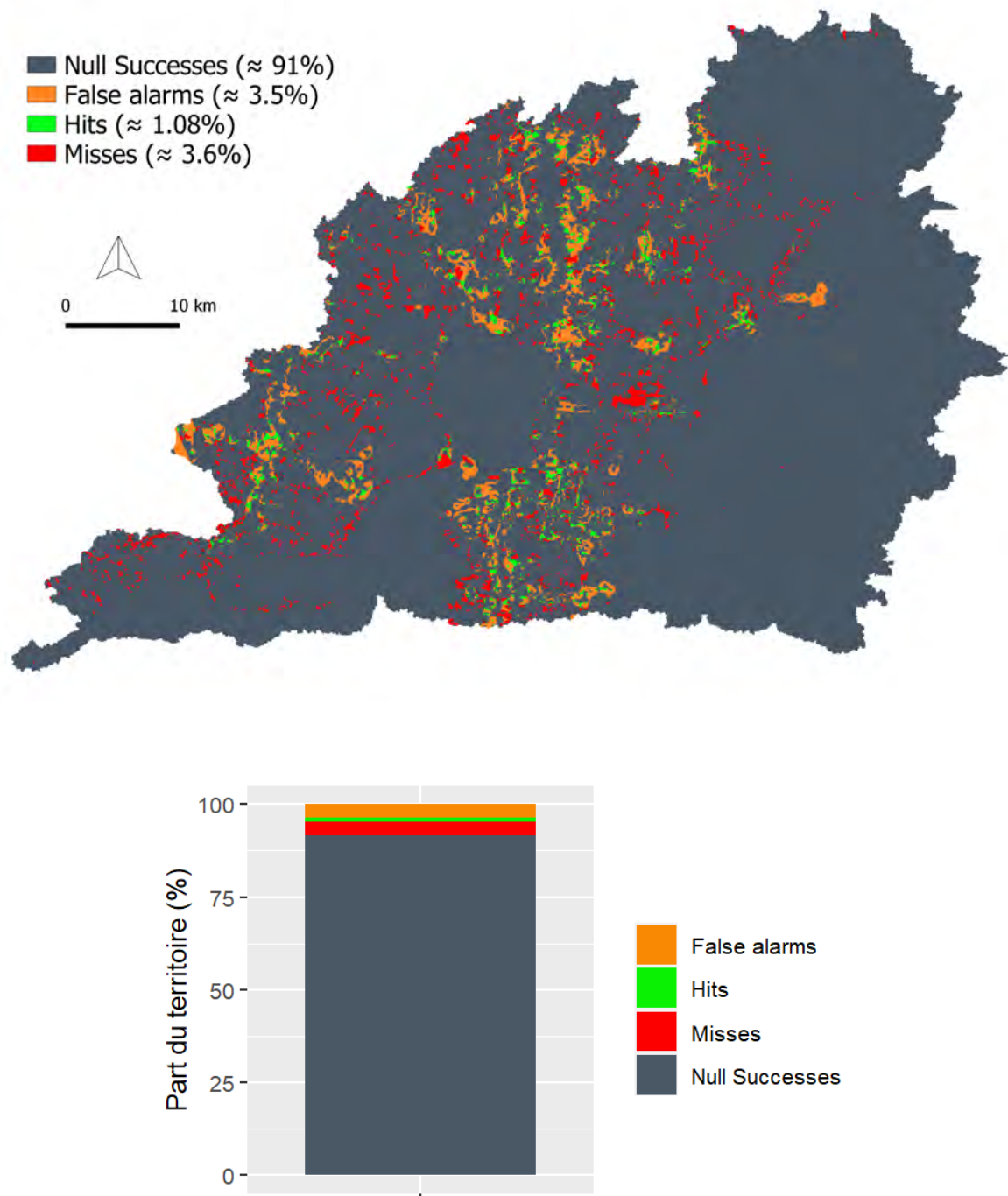


Figure 4.11 – Erreurs et exactitudes de la prédiction : croisement pixel à pixel des deux cartes de référence et de la carte simulée.

montrent que les erreurs sont quasi-entièrement dues à l'allocation spatiale des changements.

D'autres pistes de validation pourraient être imaginées pour valider les résultats des modèles PBM. Pour mieux évaluer l'importance d'un taux d'erreur due à l'allocation spatiale, il pourrait par exemple être intéressant de quantifier la distance moyenne entre les pixels désignés *False Alarms* et les pixels *Misses*, afin de savoir à quel point certes, le modèle ne "tape pas dans le mille", mais s'en approche ou s'en éloigne. Les méthodes de validation mobilisant la logique floue (MAS, 2018b) pourraient également s'avérer plus pertinentes, afin notamment de dépasser le cadre de la stricte concordance "pixel à pixel".

4.4 Conclusion

Le modèle *pattern-based* (PBM) présenté ici avait pour objectif de reproduire les dynamiques de déforestation survenues entre les années 2008 et 2016 sur notre territoire d'étude, la *parroquia* de Dayuma (simulations rétrospectives). À partir de l'analyse des changements passés (2000-2008) et de leurs relations avec un ensemble de variables explicatives relatives aux contextes physique et socio-démographique, ce modèle dit "*business-as-usual*" (MEJEAN et al., 2020b) simule la quantité et la localisation des changements pour une période équivalente à celle de la période de calibration, en "prolongeant" (ou "projetant") sa dynamique. Ce modèle parcimonieux illustre parfaitement le fonctionnement de la démarche de modélisation PBM et pourra ainsi servir notre réflexion sur les pratiques de modélisation et de simulation des changements d'occupation et d'usage du sol.

La transformation des données socio-démographiques issues du recensement de la population en variables spatiales explicatives (*drivers*) employées dans un modèle PBM constitue une certaine originalité. Ce procédé remplit en partie l'objectif d'amélioration de la prise en compte des processus sous-jacents par les approches *pattern-based* (évoqué à la fin du chapitre 2 — cf. section 2.3.6). Les variables socio-démographiques spatialisées ne remplacent certes pas une modélisation dynamique des processus et mécanismes sous-jacents mais elles les représentent par procuration¹³. Plusieurs composantes de forces motrices de la déforestation en Amazonie équatorienne — telles que le cycle de vie des ménages ou la migration — ont de cette façon pu être "approchées" dans le modèle.

Malgré cela, LCM prédit difficilement la localisation des changements : l'analyse des résultats

13. Cette idée de représentation par procuration fait ici référence à la notion de "proxy", également utilisée en climatologie (PETIT et al., 2020).

de la simulation montre que les erreurs dues à une mauvaise allocation spatiale des changements sont prédominantes. La bonne prédiction de la persistance de classe "forêt" pèse également beaucoup trop lourd dans les succès de prédiction du modèle. La déforestation correctement anticipée spatialement ne concerne en effet qu'un peu plus de 1% du territoire. Le modèle prédit donc mal la localisation des nouveaux espaces déforestés et échoue également à reproduire la structure spatiale des changements. Alors qu'on observe que ceux-ci apparaissent plutôt en marge de la déforestation déjà existante, tel un mouchetage d'îlots distants, LCM prédit des changements majoritairement contigus.

Ces résultats de simulation mitigés sont à nuancer. D'abord, parce que LCM propose d'autres fonctionnalités susceptibles d'améliorer les résultats de la simulation, que nous n'avons pas employées. Par exemple, l'ajout de contraintes spatiales telles que les zones d'incitation/de restriction des changements. Cette fonctionnalité aurait à la fois permis d'augmenter le potentiel de transition de certains pixels (par exemple ceux constituant un plan cadastral) et de réduire celui d'autres (par exemple, celui des pixels constituant le parc national Yasuní et les *comunas*, où la déforestation est bien moins présente voire inexistante). Ensuite, comme nous l'avons dit, la simulation des transitions autres que celle de la classe "forêt" à la classe "agriculture" aurait probablement amélioré les résultats de la simulation. Par ailleurs, compte tenu de l'importance de cette variable dans les dynamiques de changements d'occupation et d'usage du sol, LCM rend possible l'utilisation d'un fichier de routes dynamique représentant l'évolution du réseau routier à chaque itération de la simulation. Si un tel fichier avait été en notre possession, les résultats de la simulation auraient été différents. Enfin, il est important de rappeler que l'évaluation des sorties des modèles PBM dépend de la qualité des classifications d'occupation du sol, définies comme "données observées" alors qu'il s'agit d'informations acquises par télédétection, une méthode qui n'est pas dénuée de limites et d'incertitudes.

D'une manière plus générale, ce modèle illustre également les limites et les reproches faits à la démarche de modélisation PBM dans la littérature. La première limite des modèles PBM est celle de la disponibilité des données : toutes les variables pouvant expliquer les changements d'occupation et d'usage du sol d'un territoire ne sont pas convertibles en variables spatialisées afin de pouvoir être utilisées lors de la calibration du modèle. Ceci restreint donc les choix de variables du modélisateur à quelques données somme toute assez générales (relief, distance à la route, etc.) ou bien peu précises (calcul de la répartition de la population par interpolation spatiale, comme nous l'avons fait ici). D'autre part, le nombre de variables pouvant être prises en compte pour l'entraî-

nement d'un modèle est limité, ce qui ne correspond pas à la réalité d'un système complexe. Autre reproche abondamment évoqué dans la littérature, les modèles PBM reposent sur le postulat de la stationnarité (dans le temps et l'espace) des relations entre les variables explicatives et les changements, ce qui rend la prospective compliquée car ces relations peuvent être amenées à évoluer dans le temps en fonction d'éléments contextuels évidents. C'est d'ailleurs pourquoi la modélisation PBM est jugée peu efficace pour la prospective à long terme (US NRC, 2014), au-delà de cinq ans : les bifurcations et changements de trajectoire des systèmes socio-environnementaux ne pourraient être pris en compte. Permettre une variabilité temporelle dans la relation entre les *drivers* et les changements au cours de la simulation permettrait de pallier à cet écueil, à l'image de la fonctionnalité de variabilité spatiale permise par le logiciel Dinamica EGO (RODRIGUES et SOARES-FILHO, 2018), qui propose un "entraînement zonal" pour les modèles PBM. De la même façon, Dinamica EGO propose un mécanisme de simulation des changements basé sur leur génération selon deux formes spatiales différentes : les changements dus à une expansion (via l'*expander*) des espaces déjà déforestés et ceux qui apparaissent de manière isolée (via le *patcher*). Ceci permet de reproduire avec plus de réalisme les dynamiques de fragmentation des espaces forestiers que l'on peut observer en contexte de front pionnier.

Cependant, les modèles PBM tel que celui que nous venons de présenter demeurent une approche *top-down*, qui n'explique pas les changements d'occupation du sol mais a pour objectif leur prédiction ainsi que la construction de scénarios tendanciels et/ou contrastés. L'ensemble des moyens et des outils mis en œuvre par les différentes plate-formes de modélisation existantes pour tenter d'améliorer les résultats des simulations (mécanisme de *patcher/expander*, contraintes et incitations, fichier de route dynamique, zoning, etc.) sont pertinents au regard de certaines attentes du modélisateur mais ne font que rendre les modèles moins généralisables, car de plus en plus modelés selon un contexte spécifique. L'ensemble de ces fonctionnalités ajoutées aux plate-formes de modélisation PBM nous paraissent tout au plus comme des greffons palliatifs à l'inconvénient majeur de cette approche de modélisation : elle ne formalise pas des processus. Néanmoins, d'une certaine façon, les processus se manifestent dans les modèles PBM à travers les taux d'erreur des simulations, qui révèlent les *drivers* manquants au modèle, reflets des processus qui n'ont pas été pris en compte.

Le chapitre suivant est dédié à la présentation de notre modèle *process-based* — un modèle à base d'agent (ABM) — qui a lui aussi pour objectif de simuler les dynamiques de déforestation de notre territoire d'étude. Ce modèle issu d'une approche qualifiée de *bottom-up* est quant à lui

basé sur une représentation des processus sous-jacents.

5 *Agent-based* : construire un *land system* synthétique à partir des processus sous-jacents

« Chercher la raison de toute forme car toute forme a sa raison. »

Eugène Viollet-le-Duc

CE CHAPITRE aborde la construction d'un deuxième modèle de simulation des changements d'occupation et d'usage du sol de la *parroquia* de Dayuma. Il s'agit cette fois-ci d'un modèle à base d'agents (ABM), approche de modélisation dite *process-based*, c'est-à-dire basée sur une représentation des processus du changement. La simulation informatique reproduit ici les dynamiques d'un système socio-environnemental (échelle macro) via une modélisation de ses entités de bas niveau et de leurs comportements (échelle micro), renseignés sur la base de données empiriques. Les bases théoriques et les principes de fonctionnement des ABM ont été évoqués avec plus de détails dans le chapitre 2.

Pour pouvoir être comparé au PBM présenté dans le chapitre précédent en vue d'une hybridation, le modèle présenté ici a lui aussi pour objectif de simuler les changements d'occupation et d'usage du sol survenus entre 2008 et 2016. Il peut donc lui aussi être qualifié de "rétrospectif", ce qui ne nous empêchera pas de traiter de la question de la "prédiction" des changements par les ABLUMs, évoquée précédemment (cf. section 2.3.6) ¹.

1. Rappelons que pour EDMONDS et al. (2019), une "prédiction" *stricto sensu* sous-entend la simulation de données

Dans un premier temps, nous aborderons les enjeux autour de la question de l'empirisme dans les modèles à base d'agents. Nous présenterons ensuite la méthode que nous avons développée pour initialiser notre modèle et le *land system* qu'il imite en 2008. Cette méthode passe notamment par l'apport d'une réponse au deuxième point visé par nos recherches : la question de la disponibilité des données (de *land use*) pour les modèles ABM. Enfin, nous documenterons nos choix d'implémentation et les règles qui régissent le fonctionnement de notre modèle à l'aide du protocole ODD (GRIMM et al., 2006, 2010), conçu pour standardiser la présentation des modèles ABM. En fin de chapitre, les résultats seront présentés et discutés.

5.1 Les modèles à base d'agents et la question des données

5.1.1 Une tendance à l'empirisme

Comme nous l'avons évoqué dans le chapitre 2 (section 2.2.3.2), les modèles à base d'agents (ABM) sont de plus en plus utilisés, depuis maintenant plus de trois décennies. Certaines de leurs propriétés ont notamment séduit la communauté *LUCC modelling*, comme leur capacité à reproduire les processus de changement à partir de règles et de comportements individuels et hétérogènes, ainsi que la possibilité de prendre en compte les rétroactions multiples et non-linéaires entre les décisions humaines individuelles, la société et l'environnement (PARKER et al., 2003; MATTHEWS et al., 2007). Ainsi, ce sont les perspectives d'analyse, d'explication, d'exploration voire de prédiction des systèmes complexes qui sont en partie à l'origine de la diffusion de cette approche de modélisation, y compris au sein des sciences humaines et sociales.

Les nombreux ABM développés et utilisés au cours des années 1990, que l'on qualifie aujourd'hui de "simples" (approche *KISS*²), "abstraites", "théoriques" ou "stylisées" (EPSTEIN et AXTELL, 1996; AXELROD, 1997), ont ouvert la voie et démontré d'une part la validité technique de cette méthodologie et d'autre part sa pertinence pour explorer de nouvelles questions de recherche (JANSSEN et OSTROM, 2006). Par la suite, l'avènement de données toujours plus nombreuses et accessibles (KITCHIN, 2013) ainsi que l'accroissement de la puissance de calcul des ordinateurs ont fait émerger la question de l'empirisme et du gain de "réalisme" dans les ABM, d'abord initiée par des réflexions particulières (CARLSON et al., 2002) puis peu à peu mise en forme et reconnue comme un enjeu majeur pour le développement des futurs ABM (BOERO et SQUAZZONI, 2005; JANSSEN et OSTROM, 2006).

inconnues.

2. Pour "*keep it simple, stupid!*" (EDMONDS et MOSS, 2005).

L'idée est de mobiliser des méthodes et des données empiriques dans les pratiques de modélisation à base d'agents, afin de mieux "faire coller les modèles à la réalité", autrement dit de mieux relier modèle et système-cible. Qui dit modèles empiriques plus réalistes dit applications et finalités empiriques pour les modèles. La formalisation des paramètres, des entités, des attributs et des processus sur la base de données empiriques doit en effet permettre l'étude de cas précis, concrets, et donc, par exemple, d'aider à la décision publique. La validité de ces nouvelles approches de modélisation à base d'agents, dites "descriptives" (approche *KIDS*³), "*empirically based*" (BOERO et SQUAZZONI, 2005; JANSSEN et OSTROM, 2006) voire "*data-driven*" (HASSAN et al., 2010; TRUONG MINH et al., 2016; GILBERT et al., 2017) peut également être testée plus facilement, en confrontant concrètement les sorties de ces modèles à des variables du système-cible.

Cette tendance à l'empirisme s'est traduite par une multiplication des modèles ABM "nourris" aux données empiriques au cours des quinze dernières années, si bien qu'il a été nécessaire d'adapter les pratiques de documentation des modèles pour garantir leur pleine compréhension par les pairs ainsi que leur reproductibilité. Ainsi, le travail de LAATABI et al. (2018) étend le protocole ODD+D (GRIMM et al., 2006, 2010; MÜLLER et al., 2013) — qui standardise la documentation des ABM — à la question des données, en recommandant notamment de documenter avec précision leur provenance, leur structure, leurs relations avec les éléments du modèle (agents, variables) et leur rôle dans la formalisation des hypothèses de modélisation. Cette nouvelle extension d'ODD répond en partie aux recommandations formulées par BRUCH et ATWELL (2015).

Il est important de noter ici que des modèles de type *KISS* continuent à être développés par la communauté scientifique, divisée en deux écoles sur la posture à adopter : doit-on représenter les systèmes complexes par des modèles simples ou bien par des modèles plus compliqués (SUN et al., 2016) ? Bien qu'elle soit dépendante des objectifs de chaque modèle (EDMONDS et al., 2019), la question "modèle agent théorique *versus* modèle agent descriptif" ⁴ continue à être débattue et étudiée (TAGHIKHAH, FILATOVA et VOINOV, 2021). Si les modèles *KISS* sont préférés par certains pour leur plus grande généralité qui facilite notamment la construction théorique, des travaux ont démontré l'intérêt de l'approche empirique (BUCHMANN, GROSSMANN et SCHWARZ, 2016), particulièrement pour faire face au défi de la prédiction/prospective avec les modèles ABM, autre débat agitant le petit monde académique de la modélisation à base d'agents (cf. section 2.3.4.2).

Les données empiriques peuvent être utilisées à différents moments de la démarche de modélisation à base d'agents. Pour JANSSEN et OSTROM (2006), elles interviennent principalement soit

3. Pour "*keep it descriptive, stupid!*" (ibid.).

4. Ou bien "abstrait" *versus* "empirique".

en tant que données d'entrée (*input data*) "nourrissant" le modèle, soit en bout de course, lors de la validation, comme un moyen de falsifiabilité — au sens poppérien (POPPER, 2017). Pour SMAJGL et BARRETEAU (2014), il faut s'appuyer sur des données empiriques pour établir des hypothèses de modélisation pertinentes et robustes pour les ABM. Les questions relatives à l'alimentation d'un modèle ABM en données empiriques — Quelles données intégrer ? Pour renseigner quels éléments du modèle ? À quelle étape de la démarche de modélisation interviennent-elles ? Quelles méthodes utiliser pour les collecter ? Pour les implémenter ? — ont été étudiées par plusieurs auteurs et font l'objet de la section suivante.

5.1.2 "Alimenter" un ABM en données ?

5.1.2.1 Pour renseigner les cinq "organes" du modèle

DILAVER et GILBERT (2023) utilisent la métaphore de l'anatomie pour décrire la structure conceptuelle des modèles à base d'agents. Selon eux, un ABM est composé de cinq organes : (1) les agents, qui peuplent le modèle ; (2) la structure sociale, qui les relie ; (3) leurs actions et leurs interactions ; (4) l'environnement dans lequel ils évoluent et enfin (5) la temporalité, nécessaire à l'exécution des simulations, qui "plongent le modèle dans le temps" (VARENNE, 2017, p. 129). Chacun des cinq éléments de ce cadre conceptuel est lui-même décomposé en sous-catégories par les auteurs.

Dans un modèle ABM dit "descriptif", des données empiriques directement collectées auprès du système-cible — autrement dit, de la "réalité" — sont utilisées pour renseigner chacun des cinq organes du modèle et ses sous-composantes. Par exemple, afin de générer une population d'agents synthétiques fidèle à la population réelle, composée de classes d'agents⁵ hétérogènes — qu'il s'agisse d'agents "humains" (individus, familles, ménages) et/ou non-humains (logements, animaux, institutions) — ou bien pour générer un environnement virtuel réaliste.

Comme nous le verrons, ces deux questions — la génération d'une population synthétique et d'un environnement virtuel réalistes — qui correspondent aux organes (1), (3) et (4), ont une importance particulière dans le modèle ABM que nous présentons dans ce chapitre. C'est la raison pour laquelle les sections 5.1.3 et 5.1.4 s'y attardent à travers une brève revue de la littérature, afin de contextualiser et d'introduire notre travail.

Les données empiriques utilisées pour alimenter un ABM sont plurielles (qualitatives, quanti-

5. En programmation orientée objet, une "classe" est une catégorie d'objets aux attributs et méthodes (comportements) communs.

tatives) et produites au moyen de méthodes empiriques variées. Elles peuvent être employées par le modélisateur à différents "moments" ou étapes de la démarche de modélisation.

5.1.2.2 À différentes étapes de la démarche de modélisation

En effet, les données et les connaissances empiriques peuvent intervenir à différentes étapes du processus de développement d'un modèle ABM (figure 5.1) : (1) lors de sa conceptualisation⁶, qui consiste à sélectionner les éléments du système-cible à formaliser dans le modèle pour répondre à la question de recherche du modélisateur, c'est-à-dire définir les entités, les attributs, les variables et les paramètres ; (2) lors de son paramétrage⁷, qui fait correspondre les éléments du modèle avec la "réalité" en fixant la valeur des paramètres (HIRTZEL, 2017) mais établit aussi les règles de comportement des agents (GELLER, 2014) ; (3) lors de sa calibration, étape facultative dédiée à l'ajustement des paramètres ou enfin (4), lors de sa vérification-validation, pour être confrontées à des sorties (*outputs*) du modèle pensées dans ce but.

Si l'on se risque à une interprétation épistémologique, ces quatre différentes étapes correspondent à ce que l'on pourrait appeler le "temps du modélisateur" ou la "temporalité de la modélisation" (en tant que démarche et procédure de recherche), puisqu'elles renvoient à des "moments" du processus de développement et d'exploitation du modèle. Elles sont à distinguer du "temps du modèle" ou "temporalité de la simulation", qui se divise en trois étapes : initialisation de la simulation (*init*), simulation en cours, simulation terminée (figure 5.1). Ces deux temporalités — celle de la démarche de modélisation et celle de la simulation — sont liées par la question des données empiriques. Effectivement, la conceptualisation du modèle et son paramétrage au moyen de données et de méthodes empiriques contribuent à l'initialisation des simulations (*init*), c'est-à-dire à la mise en place de la "situation" et des conditions initiales. D'autre part, la dépendance aux conditions initiales (RAIMBAULT et al., 2019) est une question fréquemment posée lors de l'étape de vérification-validation du modèle et traitée par le recours à la calibration.

5.1.2.3 Avec des méthodes et des données empiriques plurielles

Il peut s'agir de données qualitatives ou quantitatives, collectées auprès du système-cible par des méthodes empiriques variées. Alors que les données démographiques exhaustives (censitaires) ou partielles (échantillons) sont utilisées pour générer la population synthétique (CHAPUIS

6. Qui est appelée "*characterisation*" par SMAJGL et al. (2011) et "*formalisation*" par INNOCENTI et al. (2023).

7. Ou *parametrisation*, toujours selon SMAJGL et al. (2011)

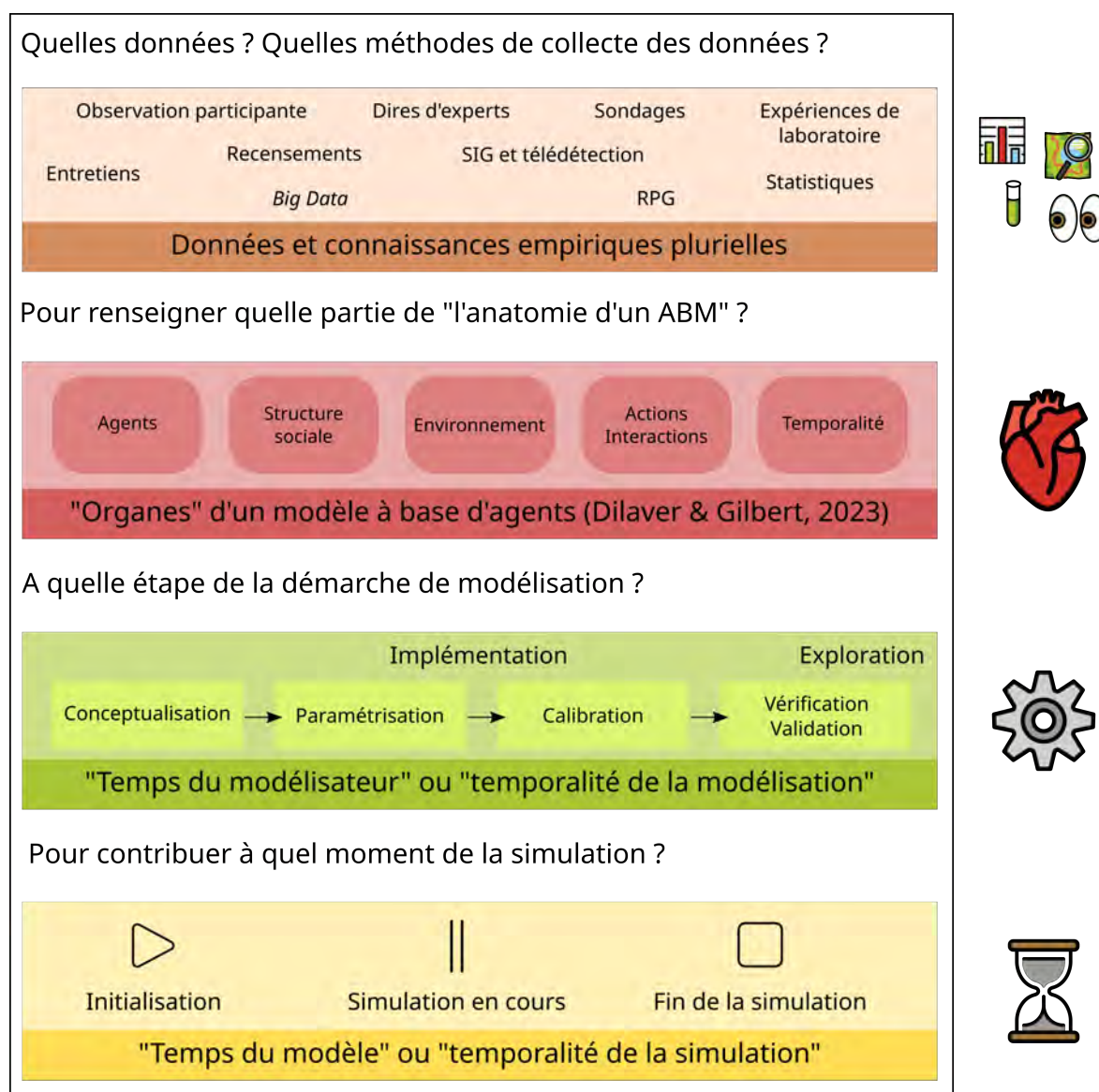


Figure 5.1 – Un ABM "nourri" aux données empiriques : lesquelles ? Pour renseigner quels éléments du modèle ? À quel moment de la démarche de modélisation et de simulation ?

et al., 2021), les informations tirées d'observations sur le terrain — notamment ethnographiques — ou d'autres types d'enquêtes comme par exemple d'entretiens (YANG et GILBERT, 2008; GHORBANI, DIJKEMA et SCHRAUWEN, 2015; ELSAWAH et al., 2015), de questionnaires (UTOMO et al., 2020), ou de cartes mentales (ELSAWAH et al., 2015), sont utilisées pour conceptualiser le modèle, pour renseigner le comportement des agents (actions, interactions), les paramétrer ou les calibrer. Les connaissances empiriques issues de travaux de recherche antérieurs, synthétisées dans des méta-études (MAGLIOCCA et al., 2015), peuvent également être utilisées à cette fin, tout comme des "dires d'experts" (*expert knowledge*, dans les publications anglophones). Dans la même veine, le recours aux approches de modélisation dites "participatives" et/ou "d'accompagnement" —

pionnières en matière de modélisation empirique (D'AQUINO et al., 2002) — qui remplacent certaines des entités informatiques des modèles par les acteurs réels du système-cible (VOINOV et BOUSQUET, 2010), permettent soit de récolter des données sur le processus de prise de décision de ces acteurs, soit d'intégrer directement celui-ci dans le modèle. À l'ère du numérique, les données quantitatives sont de plus en plus nombreuses et toutes semblent pouvoir contribuer à la construction d'ABM plus réalistes, à l'image des données "*big data*" issues de la téléphonie mobile (BELL, 2017). En géographie — et pour le développement de tout modèle spatial à base d'agents (MANSON et al., 2020) — l'utilisation de données spatiales (vectorielles, matricielles) s'est répandue et a beaucoup contribué au gain de "réalisme" des modèles, notamment grâce au développement de plate-formes et d'outils facilitant leur implémentation et la représentation explicite de l'espace géographique (TAILLANDIER et al., 2012, 2018).

ROBINSON et al. (2007) ont traité le cas particulier des modèles à base d'agents utilisés en *land use science* (*LUCC modelling*) — qui nous intéresse particulièrement — et ont identifié cinq méthodes empiriques pour récolter des données servant à renseigner les ABM : les enquêtes par sondages, l'observation participante, les expériences de terrain ou de laboratoire, la modélisation d'accompagnement/participative et enfin, les SIG et la télédétection. En discutant des atouts et des faiblesses de chacune de ces méthodes, les auteurs montrent qu'elles sont complémentaires et permettent de récolter des informations pouvant nourrir le modèle sur plusieurs aspects — qui correspondent peu ou prou aux différents "organes" (DILAVER et GILBERT, 2023) d'un modèle à base d'agents — et effectivement, à différentes étapes de la démarche de modélisation : certaines permettent par exemple de récolter des informations utiles à la compréhension des décisions individuelles relatives à l'usage du sol (comme les enquêtes et l'observation), alors que d'autres permettent de collecter des données utiles à la génération de la population synthétique et de l'environnement du modèle (recensements, télédétection).

5.1.3 Générer une population synthétique

La génération et le paramétrage d'une population d'agents synthétiques est une problématique importante pour les modèles à base d'agents qui se veulent "empiriquement conçus", réalistes. C'est une procédure qui nécessite évidemment des données empiriques. Les ABM reproduisant des *land systems* (ABLUMs) ne sont pas épargnés. La question de la génération et du paramétrage des agents a en effet émergé assez tôt en *LUCC modelling*, avec, par exemple, les questionnements de BERGER et SCHREINEMACHERS (2006) — où elle était d'ailleurs déjà couplée à la question

de la génération d'environnements et paysages virtuels, qui sera traitée dans la sous-section suivante.

Concrètement, le défi est double. Il s'agit effectivement de faire en sorte que les agents qui peuplent les ABM soient les plus représentatifs possibles de la population du système-cible, tout en limitant l'utilisation des données et des capacités computationnelles (CHAPUIS, TAILLANDIER et DROGOUL, 2022). Cela sous-entend notamment que la population synthétique du "monde artificiel" (EPSTEIN et AXTELL, 1996) doit avoir un volume (nombre d'agents), une structure (démographique, sociale) et une répartition spatiale similaires à la population "réelle", tout en reproduisant l'hétérogénéité des caractéristiques (attributs) et des comportements des individus de la réalité.

La génération et le paramétrage de populations synthétiques peut cependant se heurter à certains écueils auxquels il a fallu apporter des solutions, comme un éventuel manque de données empiriques ou bien leur disponibilité sous un format inadapté ou encore le nécessaire besoin de simplification et d'abstraction pour permettre la construction théorique et la production de connaissances sur le système-cible.

Pour construire une population synthétique d'agents réalistes à partir de données empiriques, il y a, d'abord, la génération de population en tant que telle, avec ses attributs et sa localisation dans l'environnement virtuel⁸. CHAPUIS et al. (2018) et CHAPUIS et al. (2021) ont fait le tour des méthodes existantes en matière de génération de population synthétique et développé un outil dédié aux simulations sociales. Baptisé GENSTAR, cet outil accorde un intérêt particulier à la spatialisation de la population synthétique générée au moyen de données censitaires exhaustives ou partielles (échantillons). Il prend la forme d'une librairie Java, intégrée comme *plug-in* dans la plate-forme GAMA (TAILLANDIER et al., 2012). CHEN et al. (2016) évoquent eux aussi rapidement les différentes méthodes de "placement" des agents générés lors de la procédure d'initialisation (*init*) des modèles. Convaincus de l'importance des conditions initiales des simulations et confrontés à des données lacunaires sur la population réelle de leur système-cible, ils génèrent la population synthétique de leur modèle à partir d'une approche hybride mêlant des données censitaires, d'enquête et de télédétection. Cet exemple est important car il est assez proche de la méthode que nous avons employée pour notre modèle.

Ensuite, il s'agit de paramétrer la population synthétique. Pour reproduire dans les ABM l'hétérogénéité de la population réelle tout en conservant un certain niveau d'abstraction, VALBUENA

8. Bien que, comme le rappellent CHAPUIS et al. (2018), la localisation soit parfois considérée comme un simple attribut.

et al. (2010b) ont proposé un protocole qui repose sur l'élaboration d'une typologie d'agents (VALBUENA, VERBURG et BREGT, 2008). L'approche consiste à définir au préalable des archétypes comportementaux à l'aide de données et de méthodes empiriques qualitatives et quantitatives, à paramétrer ces archétypes puis à les affecter aux agents du modèle. L'utilisation d'archétypes comportementaux permet de limiter le nombre d'agents à paramétrer et facilite donc le développement du modèle tout en répondant au problème de la limitation de la puissance de calcul. Ces travaux sont orientés vers des applications en *LUCC modelling*, puisqu'il s'agit ici de reproduire la diversité des caractéristiques et des comportements relatifs à l'usage du sol de fermiers, pour l'étude de la dynamique des paysages ruraux agricoles. MURRAY-RUST et al. (2014) proposent également de recourir à des typologies comportementales — plus complexes — pour paramétrer la population synthétique des modèles ABM de changement d'usage du sol agricole. Comme les données qualitatives relatives au comportement des agents demeurent généralement plus facilement accessibles que les données quantitatives (GELLER, 2014), SMAJGL et al. (2011) proposent de construire les typologies d'agents soit à partir des attributs extraits de données censitaires, soit à partir de comportements identifiés via des méthodes empiriques qualitatives⁹.

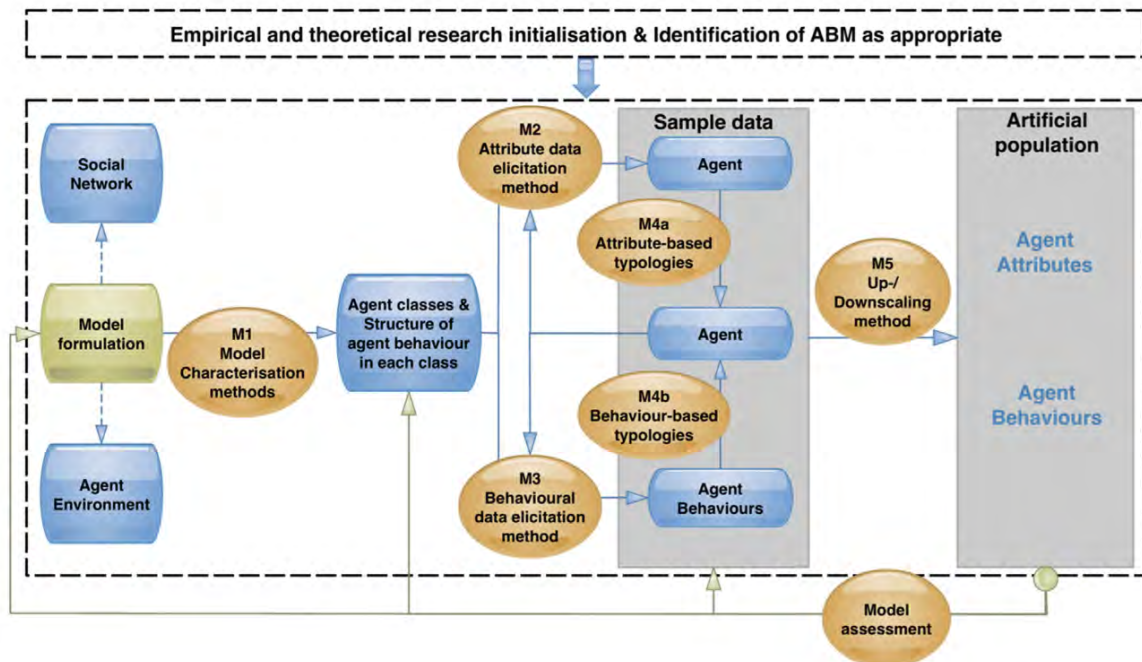


Figure 5.2 – Représentation graphique du *CAP framework* développé par SMAJGL et BARRETEAU, 2017 (figure extraite de la publication). Ce travail passe en revue l'ensemble des méthodes (en orange) qui peuvent être mobilisées pour renseigner le comportement des agents humains dans les ABM empiriques. Consulter la publication pour plus de détails.

9. Il s'agit des méthodes M2 ou M3, visibles sur la figure 5.2.

SMAJGL et al. (2011) sont notamment les auteurs du *CAP framework* — pour *characterisation and parametrisation* — qui encadre le recours aux méthodes et données empiriques pour renseigner le comportement des agents humains dans les ABM. Ce travail abondamment cité inventorie à partir d'une revue de la littérature les différentes méthodes qui peuvent être employées à cet effet, à différentes étapes (figure 5.2) : les méthodes M1 identifient d'abord les différentes classes d'agents ; M2 et M3 fixent ensuite respectivement soit les attributs, soit les règles de comportement des agents ; M4a et M4b les distribuent ensuite à un échantillon de population tandis que les méthodes M5 les généralisent à toute la population synthétique. Dans une mise à jour de leurs travaux, SMAJGL et BARRETEAU (2017) guident le modélisateur dans le choix de ces méthodes de paramétrage selon plusieurs "contextes de modélisation" (figure 5.6), comme la disponibilité ou la non-disponibilité de telle ou telle donnée, la possibilité ou non de réaliser des enquêtes sur le terrain, etc. Cependant, de l'aveu même des auteurs, le *CAP framework* ne couvre que les aspects empiriques relatifs aux agents humains des modèles. Comme on le voit sur la figure 5.2, les réseaux sociaux — c'est-à-dire les liens entre les agents humains — et l'environnement du modèle ne sont pas concernés.

Nous ne nous attarderons pas ici sur la question du paramétrage empirique des réseaux sociaux dans les ABM, parce que notre modèle n'en contient pas. Rappelons néanmoins que cet aspect a été abordé par AMBLARD et al. (2015) ou encore par THIRIOT (2020). En revanche, la génération d'environnements virtuels réalistes pour les modèles ABM nous importe et fait l'objet de la sous-section suivante.

5.1.4 Générer un environnement/un paysage virtuel

L'environnement virtuel (ou synthétique) dans lequel les agents évoluent durant les simulations d'un modèle est lui aussi, comme nous l'avons vu, un composant principal de tout ABM. L'intérêt des ABM réside en effet dans leur formalisation des interactions entre les agents mais également entre les agents et leur environnement, qui influence leurs comportements et leurs décisions (SETH, 2002). D'un point de vue formel, l'environnement des modèles est la plupart du temps composé d'une grille de cellules carrées voire hexagonales (comme le propose la plateforme CORMAS, de BOMMEL et al., 2016) dotée des capacités d'un automate cellulaire, qui fait office de "damier spatial", hétérogène, car les cellules possèdent des attributs différents si l'espace est modélisé anisotrope¹⁰.

10. La plate-forme de modélisation multi-agents GAMA, qui facilite l'intégration des données spatiales, permet de s'affranchir des grilles de cellules pour représenter l'espace dans les ABM. Sa banque d'exemples de modèles (*toy mo-*

Si le choix d'une grille de cellules carrées est si répandu, c'est d'une part parce que cette forme de découpage de l'environnement du modèle permet d'utiliser facilement les concepts des automates cellulaires (comme le voisinage de von Neumann ou le voisinage de Moore¹¹), et d'autre part parce que cela correspond au formatage des données spatiales. Lorsqu'elles sont mises à disposition au format matriciel (*raster*) — c'est-à-dire sous la forme d'une grille de pixels — les données spatiales se prêtent en effet facilement à une intégration dans les modèles à base d'agents, qu'il s'agisse de données d'occupation du sol, de statistiques démographiques ou économiques carroyées, etc. De la même façon, l'export du résultat des simulations (*outputs*) au format matriciel facilite leur analyse, étant donné qu'il existe une cascade d'outils pour le traitement *raster* dans les logiciels de SIG et en R (HIJMANS et VAN ETTEN, 2023).

Ainsi, doter un modèle ABM d'un environnement virtuel réaliste se résume bien souvent à l'importation de données spatiales *raster* telles qu'une carte de l'occupation du sol. C'est pourquoi nous pouvons avoir l'impression que la question de la génération d'environnements virtuels pour les modèles s'est moins posée que celle de la génération de populations synthétiques. Mais les modélisateurs ne s'attachent à développer que ce qui a de l'intérêt pour remplir les objectifs de leurs modèles. Ainsi, ce sont les écologues du paysage qui sont à l'origine des développements méthodologiques les plus importants concernant la génération d'environnements virtuels (ou plus exactement de paysages, dans leur cas) pour les ABM. Comme le niveau de détail (résolutions spatiale et thématique) des données d'occupation du sol disponibles n'est pas toujours aussi élevé que nécessaire pour l'étude de la composition et des configurations spatiales du paysage et que la diversité de ces dernières au sein d'une seule carte n'est parfois pas suffisante pour tirer des enseignements généralisables à d'autres contextes d'étude, l'écologie du paysage (*landscape ecology*) a eu recours, en premier, à des générateurs de paysages virtuels pour ses modèles de simulation.

De prime abord, il s'agit de générer des paysages aléatoirement (GARDNER et al., 1987; GARDNER, 1999) ou bien satisfaisant des métriques paysagères (cf. section 1.3.2.1) particulières afin d'étudier des *patterns* spécifiques, comme un certain taux de fragmentation du paysage, un certain niveau d'autocorrélation spatiale des tâches (*patches*), etc. Ces paysages virtuels sont dits "neutres" (*neutral landscape models*, GARDNER et WALTERS, 2002; SCIAINI et al., 2018) ou *pattern-based*, simples et abstraits — à la manière de l'approche de modélisation *KISS*. C'est pourquoi ils

dels) contient notamment un modèle de Schelling basé sur la distance métrique et l'import de données spatiales vectorielles (TAILLANDIER et al., 2014).

11. Le voisinage de Moore correspond aux 8 cellules adjacentes à une cellule centrale, alors que le voisinage de Moore n'en compte que 4, sans les cellules en diagonale.

sont rarement employés pour générer des paysages agricoles virtuels (LANGHAMMER et al., 2019), bien qu'ils puissent s'y prêter, en étant par exemple couplés à des méthodes vectorielles et géométriques comme les tessellations de Voronoï pour reproduire un pavage de parcelles agricoles (LE BER et al., 2009). Une autre approche, dite *process-based* ou "mécaniste" (LANGHAMMER et al., 2019), consiste à générer des paysages virtuels sur la base des processus (socio-économiques, écologiques) qui en sont à l'origine. Le générateur d'occupation du sol agricole de SALECKER et al. (2019), qui imite notamment l'installation de petits fermiers le long des routes, en est un bon exemple. Les paysages générés par cette approche "mécaniste" sont les plus couramment utilisés en entrée (*input map*) dans les modèles ABM pour en constituer l'environnement virtuel. On retrouve donc, pour la génération de paysages virtuels, les approches *pattern* et *process* qui existent en modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol.

La revue de la littérature de LANGHAMMER et al. (2019) recense plusieurs générateurs de paysages agricoles (*agricultural landscape generators, ALG*), les classifie (*pattern-based* ou *process-based*, figure 5.3), et analyse les usages qui en sont faits. Ainsi, les ALG recensés sont développés soit pour tester des hypothèses et aider au développement théorique, soit pour prédire des dynamiques paysagères futures ou pour guider la décision publique. Enfin, alors que certains ALG sont des modèles en soi (*stand-alone*), d'autres ne sont que des sous-modèles utilisés pour produire des données d'entrée pour les modèles de *LUCC*, notamment l'environnement virtuel présent à l'initialisation des simulations.

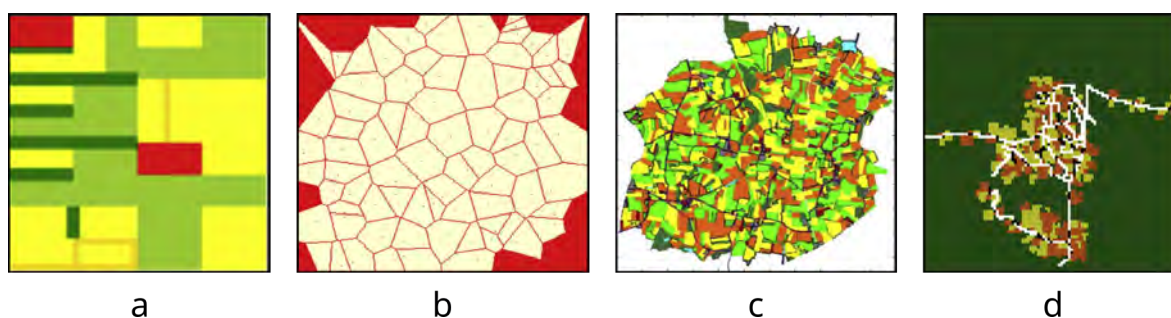


Figure 5.3 – Exemples de paysages virtuels générés par des ALG, recensés par LANGHAMMER et al. (2019). Les paysages (a) et (b) sont générés par des approches *pattern-based*, alors que (c) et (d) sont générés par des approches *process-based*. Voir les détails dans la publication.

Nous nous sommes inspirés des ALG pour générer l'environnement virtuel de notre modèle de changement d'occupation et d'usage du sol appliqué à la déforestation en Amazonie équatorienne. À partir d'une carte d'occupation du sol (*land cover*), nous avons généré l'usage du sol (*land use*) de chaque parcelle agricole selon une approche de génération de paysage basée sur les processus et renseignée empiriquement à partir d'enquêtes et d'entretiens réalisés sur le ter-

rain par MORIN (2015). La méthodologie que nous avons employée apporte ainsi une solution au problème de disponibilité des données de *land use* pour la construction de modèles ABLUMs (cf. section 2.3.4.2). Elle est développée dans ce chapitre.

5.2 Application : générer un *land system* synthétique pour l'*init* d'un ABM

5.2.1 Contexte et enjeux : prendre le train en marche

Notre travail nécessitait la mise en œuvre d'une démarche de modélisation *process-based* pour simuler rétrospectivement les dynamiques de déforestation de notre territoire d'étude situé en Amazonie équatorienne — à la manière du modèle *pattern-based* présenté dans le chapitre précédent. Nous avons ainsi développé un modèle ABM de type *KIDS*, spatialement explicite, pour simuler les changements survenus entre 2008 et 2016, dans l'idée de permettre la comparaison entre les deux démarches de modélisation et leurs résultats. En modélisation à base d'agent, cela signifie donc "initialiser" le modèle en 2008, c'est-à-dire faire de cette date le top départ, le temps t_0 des simulations. En termes de conceptualisation et de paramétrage, il s'agit de reproduire artificiellement le système spatial étudié — ou bien, dans notre cas, le *land system* — tel qu'il était en 2008, à partir de ses éléments de bas niveau¹², et ce n'est pas une mince affaire.

Cette problématique — la reconstitution synthétique virtuelle des éléments-clé d'un système spatial et de leurs paramètres à une certaine date t — peut être illustrée par ce que nous appelons la métaphore du train en marche (figure 5.4). En effet, si l'on assimile un système spatial à un train ayant une destination (trajectoire), toute simulation de système spatial qui démarre à un moment postérieur à la genèse de celui-ci revient à "prendre un train en marche". Autrement dit, l'enjeu est, pour le modélisateur, d'initialiser son modèle en tenant compte du fait que les éléments du système existent déjà, qu'ils ont un passé et que leurs dynamiques sont déjà amorcées. Dans notre cas, par exemple, la question du train en marche ne se serait pas posée si notre modèle démarrait dans les années 1960, juste avant le début de la colonisation agricole de l'Amazonie équatorienne, si bien sûr on admet que celle-ci donne naissance au système spatial actuel ou tout au moins constitue une bifurcation majeure dans le système spatial tel qu'il existait jusque-là.

Pour pouvoir "prendre ce train en marche", le modélisateur doit alors construire — d'abord mentalement (conceptualisation), puis virtuellement à travers le processus d'initialisation du mo-

12. C'est-à-dire à partir des éléments individuels qui le composent (individus, ménages, etc.) : c'est la modélisation dite "*bottom-up*".

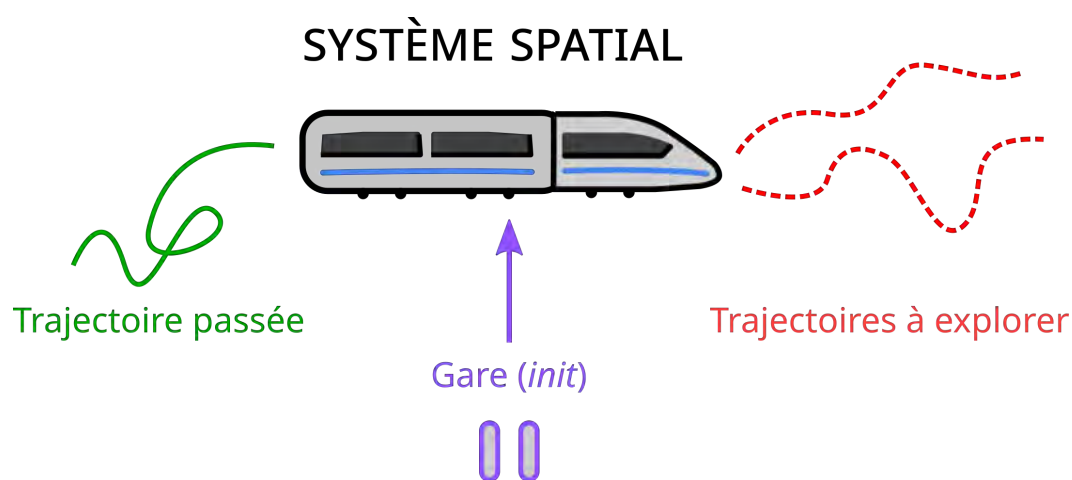


Figure 5.4 – Métaphore du train illustrée.

dèle (implémentation) — une "pause" dans la dynamique du système, telle une photographie prise à un instant t . Cette "pause", qui est utilisée comme point de départ des simulations prospectives, contient les principaux éléments du système spatial transformés en "organes" de modèle ABM et paramétrés empiriquement à l'aide de données et méthodes plurielles, toujours en cohérence avec les objectifs du modèle. La construction de la situation initiale des simulations d'un modèle ABM empirique à visée prospective peut ainsi être vue comme une démarche réflexive, et le temps t_0 des simulations comme une "gare" où le train en marche arrête sa course pour embarquer l'utilisateur du modèle, si l'on reprend notre métaphore ferroviaire...

Pour l'*init* de notre modèle, nous avons donc besoin de générer un *land system* synthétique réaliste s'approchant le plus possible du *land system*-cible, tel qu'il était en 2008. La situation initiale du modèle devait notamment contenir des ménages agricoles hétérogènes du point de vue de leurs caractéristiques (attributs) et de leurs comportements, spatialement répartis dans un environnement virtuel découpé en parcelles et permettant la représentation des changements d'occupation et d'usage du sol. Nous avons pour cela développé une méthode couplant génération de population et génération de paysages virtuels — présentées précédemment — à partir de données et de méthodes empiriques plurielles. Cette méthode, présentée ci-dessous, est validée à chacune de ses étapes par une confrontation à des données du système-cible. Il s'agit donc, au sens de GRAEBNER (2018), d'un modèle "validé par ses entrées" (*input validation*), c'est-à-dire par sa capacité à représenter correctement les éléments de la réalité (cf. 2.2.3.3).

5.2.2 Relation aux données empiriques

Pour développer notre modèle ABM et plus particulièrement sa situation initiale, nous avons mobilisé des données empiriques plurielles, à la fois quantitatives et qualitatives, spatiales et non spatiales, exhaustives et lacunaires (figure 5.5). Ces données peuvent être regroupées en trois sources principales :

- les données d'enquête de MORIN (2015), issues d'entretiens et d'observation participante réalisés sur le terrain en 2014
- les données issues du recensement de la population 2010 (INEC)
- les données spatiales récupérées auprès des services gouvernementaux équatoriens (cadastre, classifications de l'occupation du sol, etc.)

Si on se réfère au travail de SMAJGL et BARRETEAU (2017) — évoqué dans la section 5.1.3 — qui inventorie les différentes options possibles pour renseigner le comportement des agents humains d'un modèle ABM, notre méthode s'apparente aux recommandations formulées pour les cas de figure 8 et 9 (figure 5.6), qui font partie du contexte de modélisation qu'ils nomment "*large human populations and with no possibility to conduct a survey*" (soit, en français, "des populations humaines importantes et sans possibilité de mener une enquête").

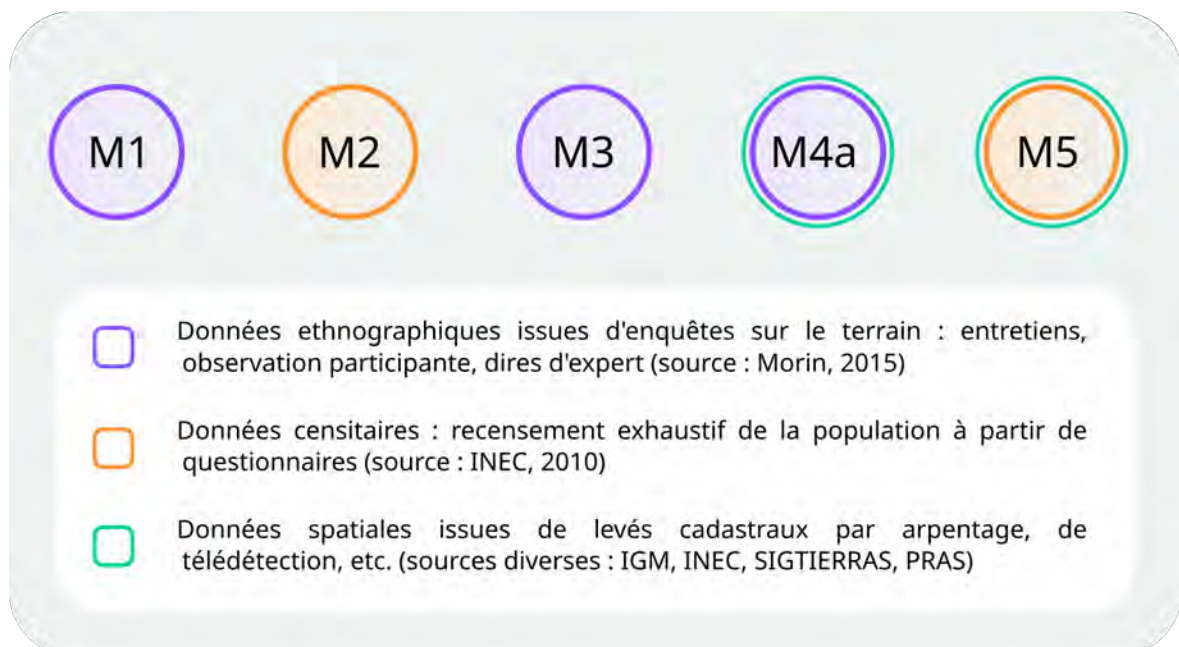


Figure 5.5 – Nature et méthode de collecte des données empiriques utilisées par notre modèle ABM, à chacune des étapes décrites par le *CAP framework* de SMAJGL et al. (2011) : M1 à M5, consulter la publication.

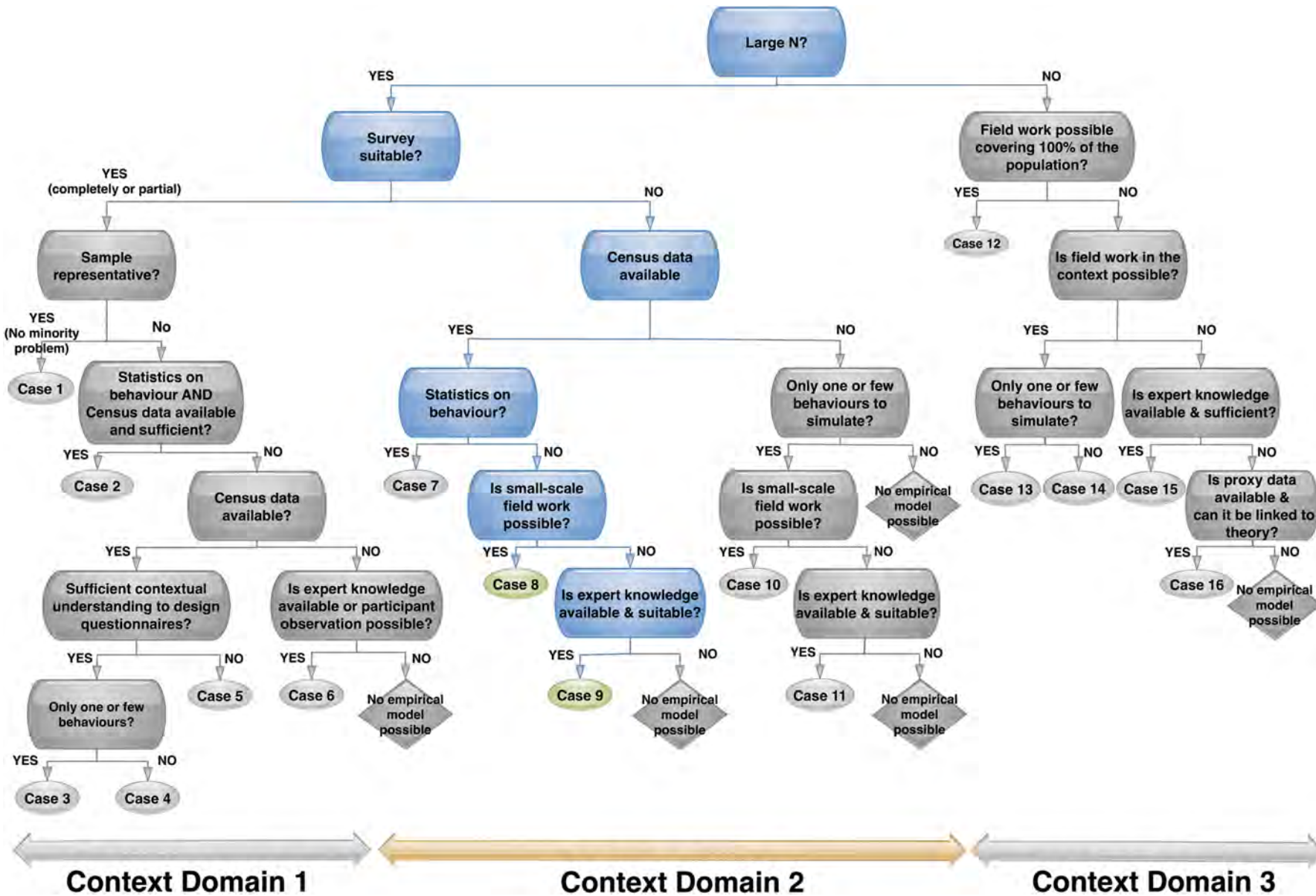


Figure 5.6 – Arbre des options de paramétrage des agents humains dans les modèles ABM dressé par SMAJGL et BARRETEAU (2017), appliqué à notre situation. Les chemins non-empruntés ont été grisés. La figure est extraite de la publication.

Nous avons en effet utilisé des données qualitatives issues d'entretiens, d'observation participante et de dires d'expert pour identifier les différentes catégories d'agents (M1, cf. figure 5.2) ; puis des données censitaires pour renseigner les attributs des agents (M2) ; à nouveau des entretiens, observations et dires d'experts pour programmer leurs règles de comportement (M3) ; des dires d'expert pour affecter la typologie aux agents à partir de leurs attributs (M4a) et enfin des données censitaires combinées à des méthodes d'analyse spatiale pour générer et spatialiser toute la population d'agents synthétique ainsi paramétrée (M5). La figure 5.5 résume graphiquement le rapport qu'entretient notre modèle avec les données empiriques, selon la terminologie employée par le *CAP framework* de SMAJGL et al. (2011).

5.2.3 *Workflow* de l'initialisation

Le *workflow* — c'est-à-dire la suite d'opérations effectuées et le détail de la méthodologie employée pour chacune d'entre elles — de la procédure d'initialisation de notre modèle est décrit dans cette section. Il aboutit à la génération d'un *land system* synthétique où les agents humains et l'environnement virtuel du modèle sont interreliés. La figure 5.7 illustre à la fois notre *workflow* et le plan de cette section.

La plate-forme de modélisation à base d'agents GAMA (TAILLANDIER et al., 2018) a été utilisée

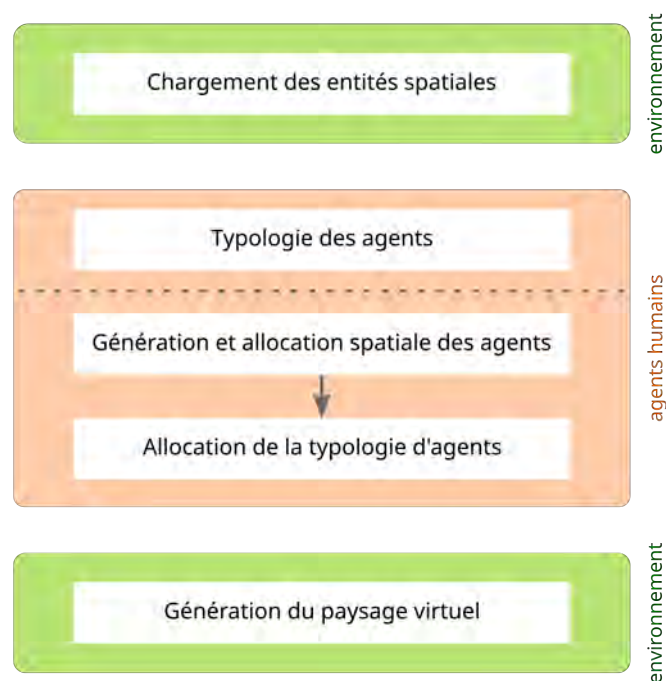


Figure 5.7 – Schéma du *workflow* de l'initialisation de notre modèle.

pour développer notre modèle ABM et donc l'initialisation de notre *land system* synthétique. Notre choix s'est porté vers cette plate-forme pour plusieurs raisons. D'abord, parce qu'elle facilite l'intégration de données spatiales (TAILLANDIER, 2019) et donc le développement de modèles ABM spatiaux (MANSON et al., 2020) tels que ceux dédiés à l'étude des changements d'occupation et d'usage du sol. Par ailleurs, la librairie GENSTAR dédiée à la génération de population synthétique a été conçue pour pouvoir être utilisée avec la plate-forme GAMA (CHAPUIS et al., 2021). Enfin, nous bénéficions également de l'appui d'une communauté locale d'utilisateurs de GAMA, avec la présence à Toulouse de Benoit Gaudou et Patrick Taillandier, contributeurs de la plate-forme.

5.2.3.1 Chargement des entités spatiales

Dans un premier temps, la procédure d'initialisation du modèle charge toutes les entités spatiales servant d'appui à la génération de l'environnement virtuel et de la population synthétique du modèle. Les *inputs* suivants sont chargés :

1. Classification de l'occupation du sol de la *parroquia* de Dayuma en quatre postes, pour l'année 2008. Donnée matricielle provenant du MAE, utilisée comme base pour l'environnement du modèle : chacun des pixels, d'une résolution spatiale de 90 mètres, est défini comme une cellule de l'ABM. Il s'agit de la même classification que celle utilisée pour le modèle PBM (cf. section 4.1.1).
2. Cadastre de la *parroquia* de Dayuma, extrait de celui du canton Francisco de Orellana (SINAT¹³), levé entre 2015 et 2016¹⁵. Donnée vectorielle catégorisée en parcelles individuelles (*fincas*) et parcelles communautaires (*comunas*), respectivement en vert et en orange sur la figure 5.8. Les parcelles individuelles sont celles attribuées par l'IERAC lors de la colonisation agricole du territoire amazonien équatorien, tandis que les parcelles communautaires, plus vastes, sont celles qui ont été attribuées aux populations indigènes et gérées collectivement. Cette donnée permet notamment de distinguer les localités rurales du recensement de la population situées dans le territoire des *comunas* des autres (partie inférieure de la figure 5.8), afin de pouvoir, plus tard dans le *workflow*, générer différemment ces populations. Le cadastre sert en effet de base à la génération de la population synthétique, qui attribue une parcelle par famille.
3. Les secteurs du recensement (INEC, à gauche sur la figure 5.9), utilisés pour contraindre spa-

13. *Sistema Nacional para la Administración de Tierras*¹⁴.

15. D'après le document *Catastro rural en el Ecuador*, publié en 2018 par le MAG sous la direction d'Antonio Bermeo Noboa (SIGTIERRAS).

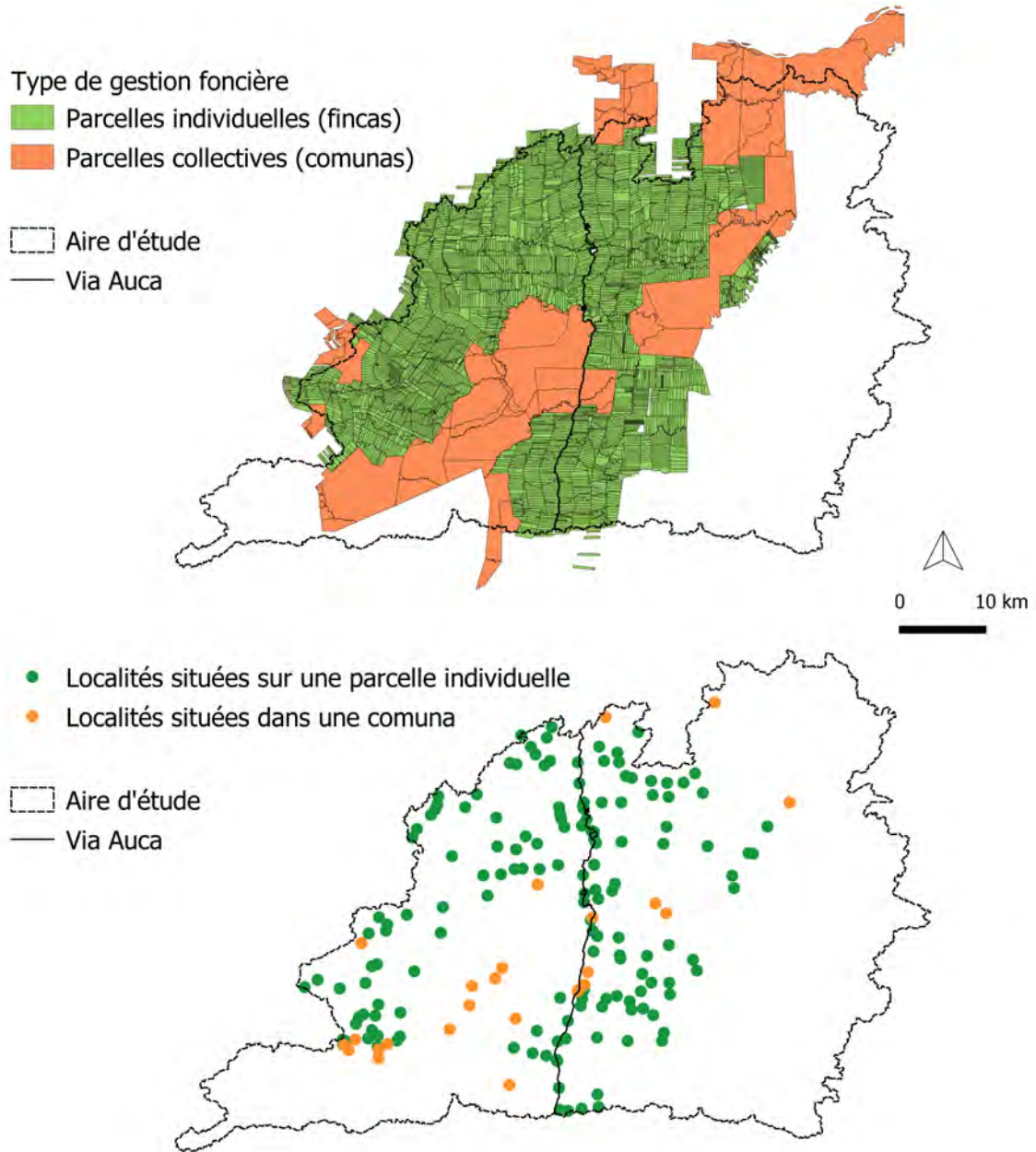
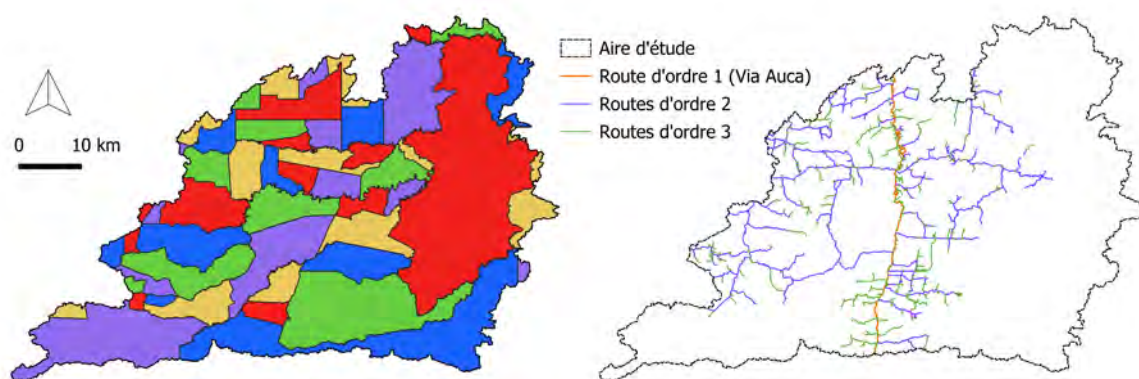


Figure 5.8 – Cadastre chargé dans le modèle au format vectoriel pour localiser les agents (en haut) et localités rurales censitaires (en bas).

tialement la génération de population synthétique. Cet aspect est développé dans la sous-section dédiée à l'opération d'allocation spatiale des agents.

4. Les routes (SIGTIERRAS, à droite sur la figure 5.9), utilisées elles aussi en appui à la localisation de la population synthétique.



5.2.3.2 Typologie des agents

Pour générer les agents de notre *land system* synthétique, nous nous sommes appuyés sur des archétypes comportementaux qui prennent la forme d'une typologie d'agents, comme VALBUENA et al. (2010b) le recommandent. Cette typologie est issue d'un travail réalisé sur le terrain par MORIN (2015) dans le cadre du projet ANR MONOIL¹⁶. Il s'agit plus particulièrement d'un diagnostic agricole mettant en évidence les différentes formes d'utilisation agricole du sol du territoire de la *parroquia* de Dayuma à travers notamment l'identification des différents systèmes de culture (SC) et systèmes d'élevage (SE) organisés au sein de systèmes de production (SP) agricole adoptés par les ménages. Les 59 entretiens semi-directifs et l'observation participante menés en 2014¹⁷ ont permis d'identifier cinq SP, qui constituent les cinq catégories d'agents humains de notre modèle :

- SP1 : des agriculteurs qui tentent d'accumuler du capital, décliné en trois sous-catégories :
 - SP1.1 : producteurs de cultures vivrières pour l'autoconsommation
 - SP1.2 : producteurs de café, de cacao et de cultures vivrières pour l'autoconsommation
 - SP1.3 : producteurs de cacao et de culture vivrière pour l'autoconsommation condui-

16. "Monitoring environnemental, santé, société et pétrole en Equateur" (2014-2018).

17. C'est donc bien des méthodes d'enquête qui sont utilisées à l'étape M1 du *CAP framework*, cf. figure 5.5.

sant un troupeau bovin

- SP2 : des employés d'entreprises pétrolières maintenant une activité d'élevage intensif
- SP3 : éleveurs bovins laitiers valorisant leur production en commercialisant des fromages

L'hétérogénéité des comportements individuels relatifs au *land use* est donc réduite à un nombre fini d'archétypes comportementaux dans notre modèle, les cinq catégories (SP1.1, SP1.2, SP1.3, SP2 et SP3) appelées "systèmes de production" (SP) par MORIN (ibid.). Compte tenu de la diversité de ces SP, qui regroupent en effet cultures vivrières et de rente, élevage, mais aussi emplois pétroliers, vente de produits laitiers dérivés, extraction de ressources forestières, etc., nous avons choisi de les assimiler à des "stratégies de subsistance" (*livelihood strategies*, LS) au sens du concept de *livelihood* — utilisé par la FAO et par la géographie du développement (ELLIS et RAMANKUTTY, 2008 ; DAVIS et al., 2010 ; ANGELSEN et al., 2014).

La typologie d'agents qui sert de base à la génération de la population synthétique de notre modèle et au paramétrage de ses règles de comportement relatif au *land use* correspond donc aux cinq systèmes de production identifiés par MORIN (2015), composés de diverses activités génératrices de revenus, notamment de systèmes de cultures (SC) et d'élevage (SE), comme on peut le voir sur la figure 5.10. SC et SE correspondent à des utilisations du sol se manifestant par une modification de la couverture du sol. Nous confondons donc volontairement ici SP et LS.

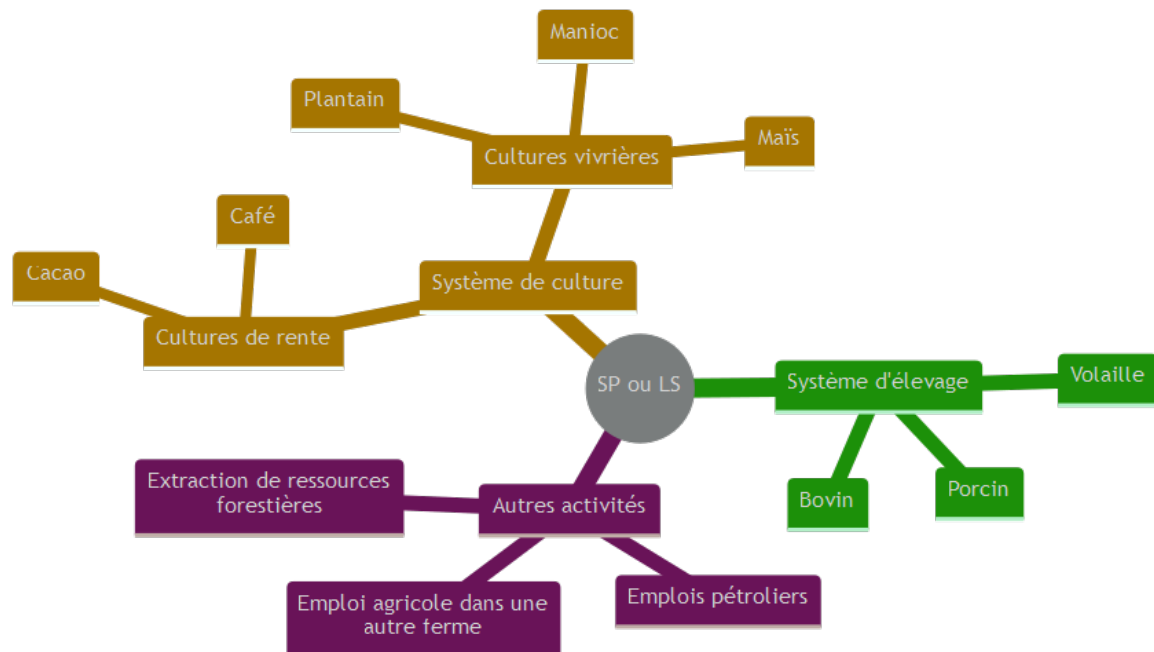


Figure 5.10 – Composition d'un système de production (SP), assimilé ici aux *livelihood strategies* (LS) : système de culture (SC) + système d'élevage (SE) + autres activités, le cas échéant.

5.2.3.3 Génération et allocation spatiale des agents

L'étape suivante consiste à générer les agents humains (les ménages agricoles ainsi que les individus qui les composent) de notre modèle et à les situer spatialement dans l'environnement virtuel. Pour cela, nous avons utilisé la librairie GENSTAR de CHAPUIS et al. (2021), implémentée en tant que plugin dans la plate-forme GAMA. GENSTAR a été développée dans un esprit de généralité, afin de pouvoir être utilisée dans plusieurs contextes et répondre ainsi à la plupart des besoins en matière de génération de population pour les modèles ABM. L'outil est en effet capable de générer et spatialiser une population synthétique à partir d'un fichier exhaustif de la population-mère de ses attributs ou bien à partir d'un échantillon, avec des données géographiques de type vecteur et/ou raster et selon divers paramètres définis par l'utilisateur.

Dans notre cas, nous disposons du "fichier détail" du recensement de la population équatorien de 2010 (INEC), à la fois pour les individus (*personas*), les ménages (*hogares*) et les habitations (*viviendas*). Il s'agit d'un fichier national exhaustif à partir duquel nous avons pu extraire la population vivant dans notre zone d'étude. En termes techniques, nous avons isolé les lignes concernant les ménages et les individus rattachés à une localité rurale appartenant à notre terrain d'étude, située soit sur une *finca*, soit sur une *comuna*, grâce aux données cadastrales évoquées précédemment (figure 5.8). La procédure a déjà été détaillée dans le chapitre précédent (cf. section 4.1.2.2), puisque nous avons construit les variables spatiales du modèle PBM de la même façon. Nous avons obtenu quatre fichiers .csv contenant tous les ménages de la zone — un par ligne, avec leurs attributs en colonnes — deux pour la population des *fincas* (ménages et individus) deux autres pour la population des *comunas* (idem). Les fichiers contiennent 1872 ménages à localiser sur une parcelle individuelle et 438 à générer dans une *comuna*, soit 2310 ménages en générer au total. Ce sont ces fichiers qui servent de base à la génération de la population synthétique.

Avec GENSTAR, nous avons ensuite programmé la génération des ménages selon les règles de localisation suivantes : un seul ménage maximum par parcelle cadastrale pour la population des *fincas*, plusieurs ménages par *comunas*. On fait donc ici l'hypothèse que les parcelles "individuelles" ne sont peuplées que d'un seul ménage, ce qui nous semble correspondre à la réalité observée, ou bien peut être vu comme une inhibition nécessaire à la modélisation. Dans l'optique de "prendre le train en marche", afin de ne pas localiser les ménages agricoles sur des parcelles dépourvues de déforestation, nous avons sélectionné les parcelles individuelles contenant au moins cinq pixels de déforestation parmi celles du cadastre chargé dans le modèle en tant qu'*input* (cf.

section 5.2.3.1). Celles-ci sont au nombre de 2031, ce que signifie que des parcelles ne seront pas pourvues d'agent-ménage à l'*init*.

La deuxième contrainte spatiale est celle des secteurs du recensement (figure 5.9) : dans la mesure du possible, les ménages sont localisés sur une parcelle ou une *comuna* faisant partie de leur secteur de recensement (dont l'identifiant est un des attributs de la population). Le "dans la mesure du possible" se manifeste concrètement par un relâchement de la contrainte spatiale relative aux secteurs du recensement : une tolérance de 30 km au-delà du secteur est appliquée à la spatialisation des ménages.

Après l'attribution d'une parcelle ou d'une *comuna*, il s'agit d'attribuer une localisation plus précise aux ménages : une cellule au sein même de la parcelle. Pour cela, les données d'occupation du sol chargées dans le modèle sont utilisées conjointement avec le fichier de routes. Le ménage est placé sur la cellule ayant le *land cover* "agriculture" située la plus proche d'une route, ce qui apparaît également cohérent avec nos observations sur le terrain. Le résultat de cette étape de génération et d'allocation spatiale des ménages synthétiques est visible sur la figure 5.12 (première carte).

Enfin, après avoir généré et localisé les agents-ménages, vient le tour des agents-individus, qui composent les ménages. Les individus sont générés sur la base du fichier détail qui les concerne et localisés tout simplement sur la même cellule que celle de leur ménage de rattachement, grâce à un identifiant commun dans leurs attributs respectifs, qui sert d'appariement. Au total, 10065 individus sont ainsi générés et localisés dans l'environnement du modèle, 8256 sur une *finca* et 2349 dans une *comuna*.

5.2.3.4 Allocation de la typologie d'agents

La dernière étape du *workflow* qui concerne les agents humains consiste à allouer un archétype comportemental à chacun d'entre eux. Autrement dit, il s'agit d'affecter un des cinq SP discriminés par la typologie d'agents présentée plus haut (cf. section 5.2.3.2) aux agents-ménages générés. Nous avons pour cela employé une évaluation multi-critères (EMC) mettant en relation nos observations sur le terrain, des informations tirées de la bibliographie mais aussi et surtout de l'enquête de MORIN (2015) avec les caractéristiques spatiales de chaque parcelle, notamment le taux de déforestation et la localisation.

En effet, le diagnostic agraire de MORIN (ibid.) livre des informations permettant d'esquisser ce que l'on pourrait appeler le "profil spatial moyen" d'une parcelle, pour chacun des cinq SP.

| SP | Caractéristiques |
|-------|---|
| SP1.1 | Situés dans des <i>comunas</i> ou bien isolés. La part de forêt est encore très importante. Le plus souvent adopté par des populations indigènes. |
| SP1.2 | Situés le long de routes secondaires, plus éloignés de la Via Auca. Plus ou moins 80% de la surface forestière est conservée. |
| SP1.3 | La moitié de la parcelle est déforestée (50%). |
| SP2 | Installés le long de la Via Auca, défriche importante due à l'élevage. Peu d'indigènes. |
| SP3 | 80% à 100% de défriche (élevage). Peu d'indigènes. |

Tableau 5.1 – Caractéristiques des différents SP.

Sommairement¹⁸, on peut par exemple y lire que les ménages ayant adopté la stratégie de subsistance SP1.1 sont généralement situés dans une *comuna* ou bien sur une parcelle individuelle isolée ayant conservé une grande part de son couvert forestier en raison de la pratique exclusive de l'agriculture vivrière. Il en va de même pour les ménages de la catégorie SP1.2, pour lesquels la propriété, qui se situe plutôt le long des routes secondaires, "a conservé presque 80% de surface forestière". Les ménages du SP1.3 ont quant à eux converti environ 50% de leur parcelle vers des usages du sol agricoles (cultures vivrières, de rente et élevage). Enfin, MORIN (2015) note que les SP2 et SP3 sont les catégories où la défriche est la plus importante en raison de la forte présence de pâturages pour l'élevage, avec jusqu'à parfois 100% de défriche pour les ménages du SP3. En raison de leur stratégie de subsistance qui compte beaucoup sur les emplois pétroliers, on trouve plutôt les ménages du SP2 le long de la route principale, la *vía Auca*, où ces emplois sont situés. Mais c'est également le cas des ménages ayant adopté la stratégie SP3, basée sur les troupeaux allaitants, qui ont dû pratiquer le "*rachat de terrains en front de route pour aménager les prairies destinées aux animaux en lactation*". À l'inverse, plusieurs études (TORRES et al., 2018; VASCO et al., 2018) ont montré que les ménages dits indigènes (des ethnies Shuar et Kichwa) pratiquaient très peu voire pas du tout l'élevage bovin, ce que nos observations corroborent. Ces informations sont synthétisées dans le tableau 5.2.3.4.

Les EMC sont des méthodes mathématiques utilisées pour résoudre des problèmes décisionnels complexes tels que ceux de choix ou de rangement optimal (au sens de Pareto), dans plusieurs champs disciplinaires, notamment pour modéliser la préférence (ÖZTÜRKÉ, TSOUKIÀS et VINCKE, 2005). Ici, l'EMC permet d'allouer à chaque ménage synthétique le SP le plus approprié compte tenu des caractéristiques de sa parcelle et de celles du "profil spatial moyen" des parcelles qu'on peut esquisser pour chacun des SP, évoqué dans le paragraphe précédent. Pour cela, il a été

18. L'énumération qui suit ne remplacera pas la lecture approfondie du mémoire de MORIN (2015).

nécessaire de définir puis de calculer plusieurs indices évaluant quantitativement les caractéristiques spatiales de chaque parcelle. Normalisés entre 0 et 1 afin d'être employés comme critères par l'EMC, ces indices sont les suivants :

- $IND_{txF} = \text{Nb}_{\text{pixels forêt}} / \text{Nb}_{\text{total pixels}}$: indice de couverture forestière de la parcelle. Correspond au ratio entre le nombre de pixels de *land cover* "forêt" et le nombre de pixels total.
- $IND_{txD} = \text{Nb}_{\text{pixels non-forêt}} / \text{Nb}_{\text{total pixels}}$: indice de déforestation de la parcelle. Correspond au ratio entre le nombre de pixels déforestés (tous *land cover* "hors" forêt) et le nombre de pixels total.
- $IND_{50\%} = 1 - |IND_{txD} - 0.5|$: indice de déforestation à 50%. Plus l'indice de déforestation s'approche de 50%, plus l'indice est élevé.
- $IND_{dVA} = \frac{\text{Dist}_{VA} - \text{Dist}_{\text{minVA}}}{\text{Dist}_{\text{maxVA}} - \text{Dist}_{\text{minVA}}}$: indice de distance à la *via Auca*. Plus la parcelle est éloignée de la *via Auca*, plus l'indice est élevé.
- $IND_{pVA} = \frac{\text{Prox}_{VA} - \text{Prox}_{\text{minVA}}}{\text{Prox}_{\text{maxVA}} - \text{Prox}_{\text{minVA}}}$ avec $\text{Prox}_{VA} = \text{Dist}_{\text{maxVA}} - \text{Dist}_{VA}$: indice de proximité à la *via Auca*. Plus la parcelle est proche de la *via Auca*, plus l'indice est élevé.
- IND_{indig} : indice ethnique. Vaut 1 si le chef du ménage s'est déclaré comme *indigena* lors du recensement de la population, vaut 0 dans le cas contraire. L'auto-identification ethnique est un attribut présent dans le fichier détail du recensement de la population utilisé pour générer la population synthétique.

La méthode d'EMC employée est celle des moyennes pondérées — directement implémentée dans la plate-forme GAMA¹⁹ —, qui désigne la parcelle maximisant la moyenne pondérée de la valeur de ses critères. Un poids a donc été affecté à chacun des critères selon leur importance pour chaque SP, de sorte à refléter le "profil spatial moyen" d'une parcelle résumé dans le tableau 5.2.3.4. Par exemple, pour le SP1.1, le coefficient de pondération de l'indice de distance à la *via Auca* vaut 5, celui de l'indice de couverture forestière vaut 4 et celui de l'indice ethnique vaut 1. Les autres critères (indice de déforestation, indice de défriche à 50%, indice de proximité à la *via Auca*) ne sont pas pris en compte. La figure 5.11 montre l'ensemble des poids affectés à

19. Accessible via l'opérateur `weighted_means_DM` dans la version 1.9.0 du logiciel (<https://gama-platform.org/wiki/OperatorsSZ>).

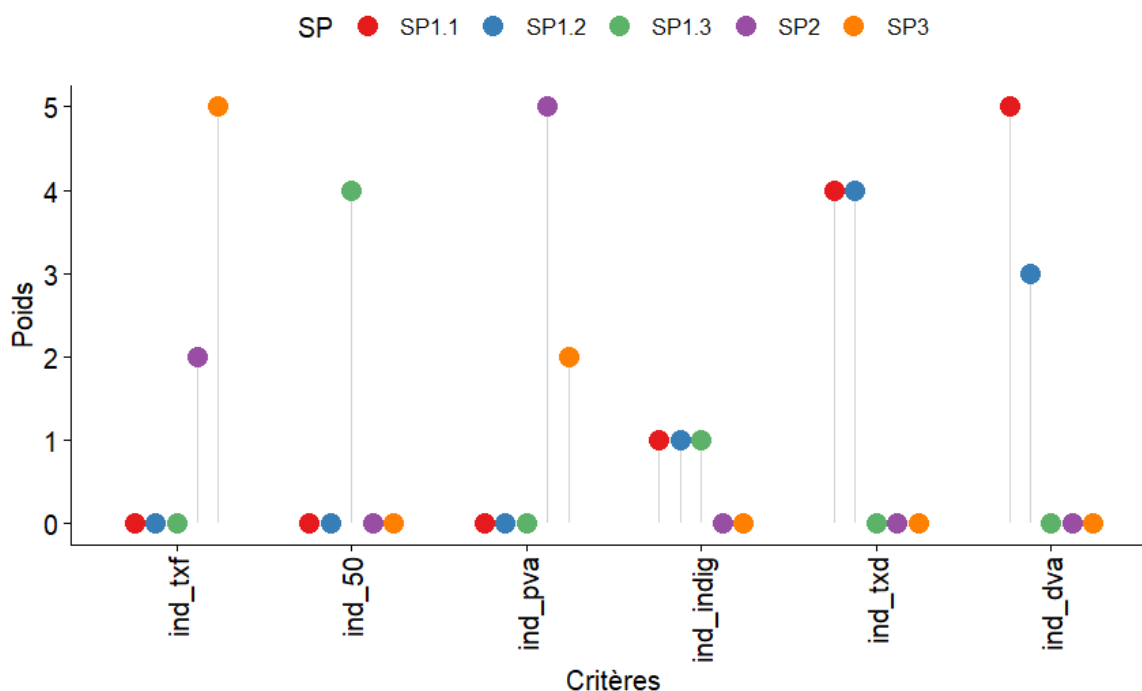


Figure 5.11 – Paramétrage du poids de chacun des critères de l'EMC pour chaque SP.

chacun des critères pour chaque SP, calibrés manuellement de manière itérative. En réalité, nous avons eu recours à cinq procédures d'EMC, une par SP. Chaque procédure attribue un rang croissant aux parcelles après avoir évalué l'ensemble d'entre elles. Plus le rang est faible, plus la parcelle est jugée appropriée pour le SP en question²⁰. À l'issue des cinq EMC, les parcelles — et donc les ménages — qui disposent d'un rang pour chaque SP, se voient attribuer le SP pour lequel le rang est le plus faible.

La figure 5.12 montre une vue d'ensemble du résultat de la procédure de génération et allocation spatiale des agents (cf. 5.2.3.3) puis de celle d'allocation de la typologie comportementale de MORIN (2015), que nous venons d'aborder. Les ellipses de déviation standard (SDE) visibles sur la deuxième carte, sorte d'écart-type spatial, sont un vieil outil d'analyse spatiale (YUILL, 1971) utilisé pour résumer la dispersion et la tendance directionnelle d'un nuage de point dans l'espace. Elles apportent ici quelques premiers éléments de validation, en mettant par exemple bien en évidence la structure spatiale de la catégorie SP2, qui a été allouée longitudinalement le long de la *via Auca*, en conformité avec les observations de MORIN (2015). De la même façon, l'ellipse du SP1.1 résume bien l'allocation sud-ouest/nord-est de cette catégorie, la plupart du temps loin de la route principale ou bien dans des *comunas*. Les ellipses SDE restantes sont assez semblables

20. Car plus le rang est faible, plus la parcelle a été choisie prématurément par l'EMC.

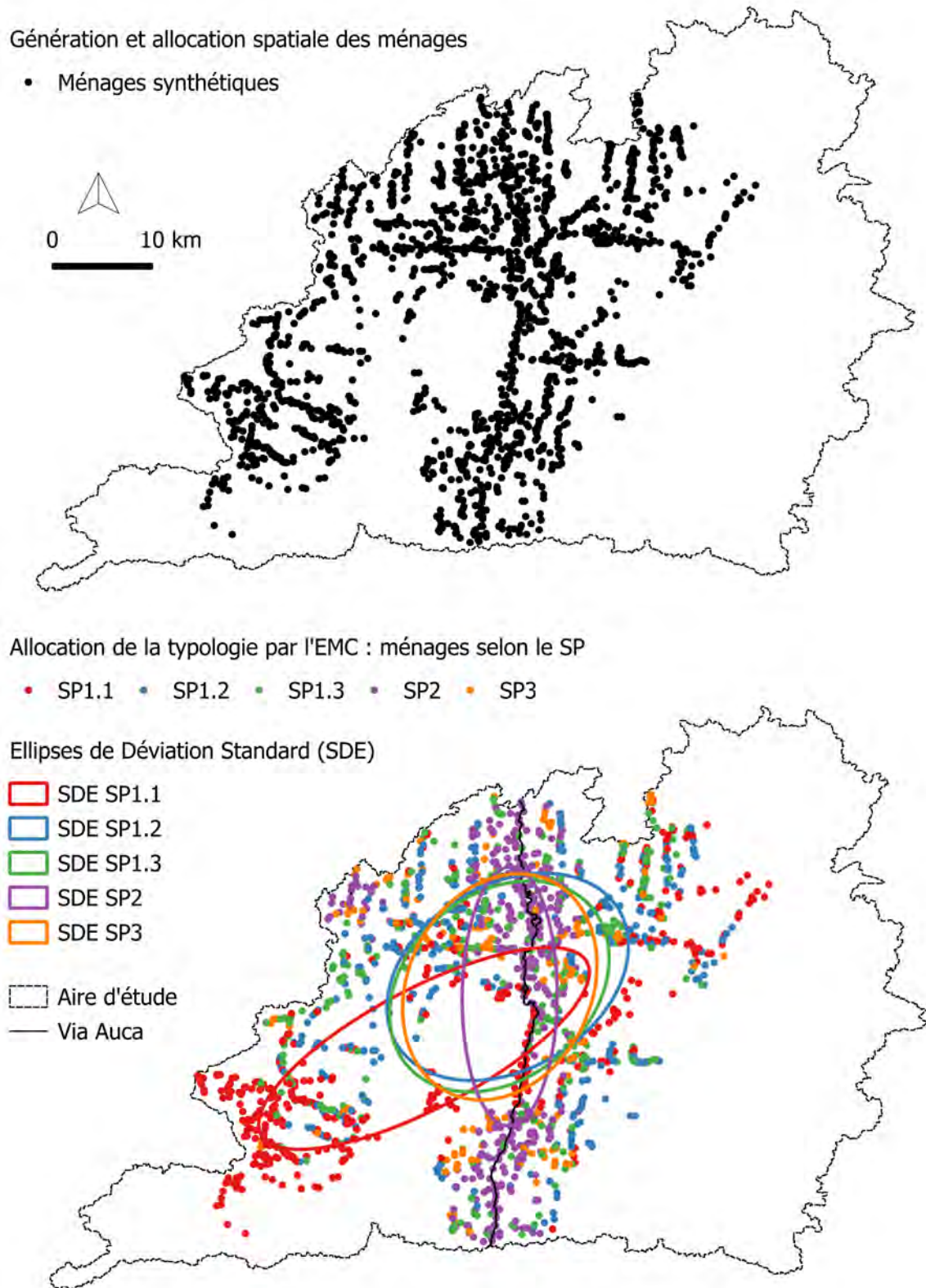


Figure 5.12 – Génération et allocation spatiale des ménages (partie supérieure) puis allocation de la typologie comportementale aux ménages (partie inférieure).

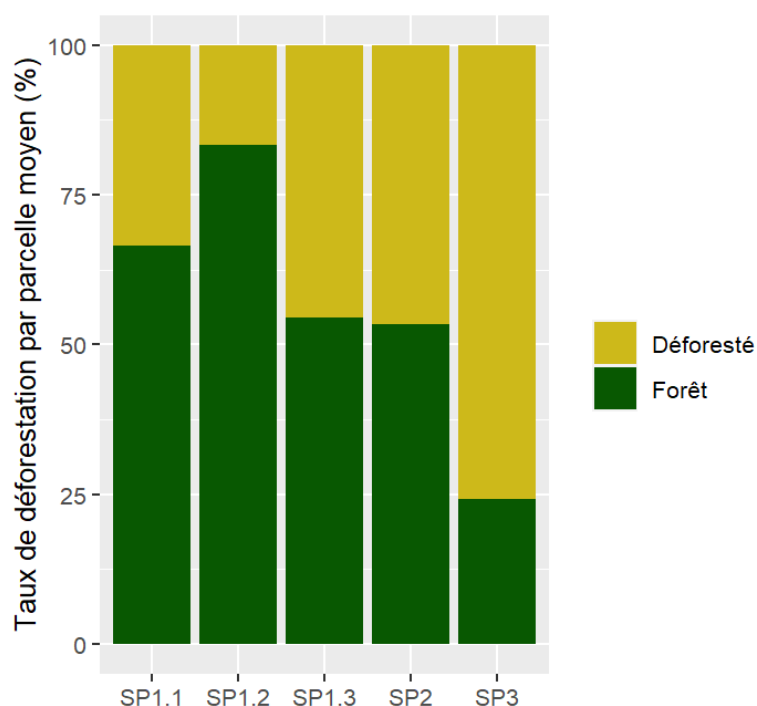


Figure 5.13 – Taux de déforestation moyen par parcelle après allocation de la typologie, selon le SP (équivalent de l'indice de déforestation).

les unes des autres, c'est pourquoi d'autres analyses sont nécessaires pour approfondir la discussion autour de la validation de notre *init* et plus particulièrement ici de l'allocation de la typologie d'agents.

Ainsi, les figures 5.13, 5.14 et 5.15, qui montrent respectivement les valeurs moyennes du taux de déforestation par parcelle, de l'indice de défriche à 50% et de l'indice de distance à la *via Auca* pour chaque SP après allocation de la typologie d'agents²¹, apportent d'autres éléments permettant de juger de la validité — à ce stade — de la situation initiale de notre modèle au regard des données d'enquête dont nous disposons. On remarque d'abord, grâce à la figure 5.13, que l'EMC a alloué les catégories SP1.1 et SP1.2 aux ménages situés sur les parcelles les moins déforestées, ce qui correspond aux observations de MORIN (2015), car il s'agit comme nous l'avons dit plus haut de ménages ne pratiquant pas d'activité d'élevage, bien que l'on aurait cependant pu s'attendre à un taux de défriche moyen moins important pour les parcelles allouées au SP1.1. D'autres observations de terrain ont également été correctement restituées par notre procédure d'allocation

21. Attention, ces calculs ont été réalisés sur les parcelles individuelles (*fincas*) occupées par des ménages à l'issue de la procédure de génération de population synthétique. Les parcelles restées inoccupées ne sont pas prises en compte dans les calculs, ni les *comunass*, compte tenu de leur singularité et de leurs vastes superficies qui influenceraient trop les résultats.

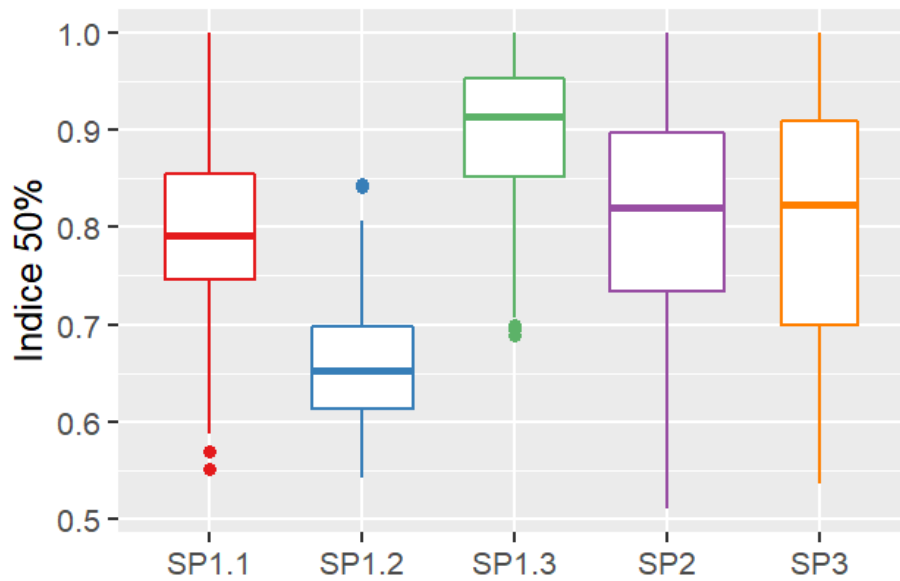


Figure 5.14 – Indice de défriche à 50% après allocation de la typologie, selon le SP du ménage.

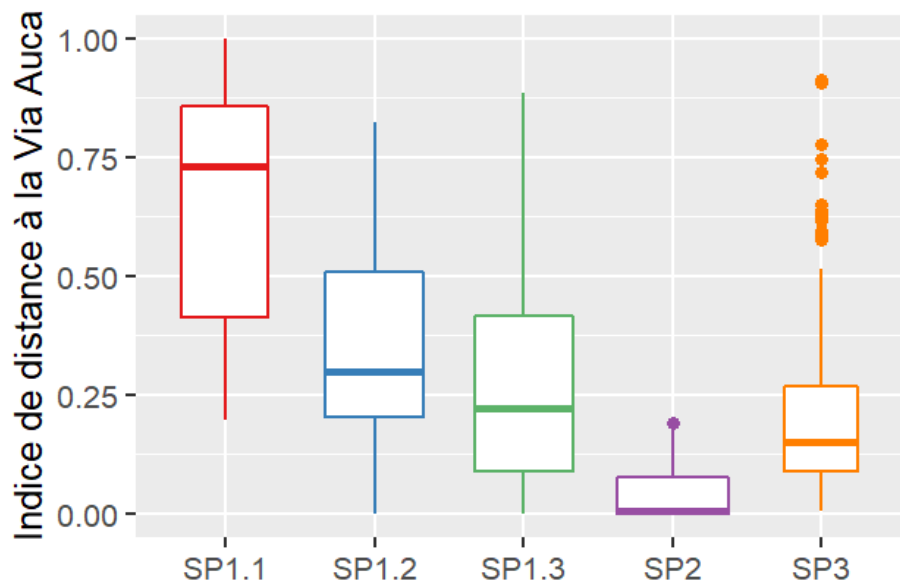


Figure 5.15 – Indice de distance à la *via Auca* après allocation de la typologie, selon le SP du ménage.

de la typologie, puisque la catégorie SP1.3 a bien été allouée aux parcelles maximisant l'indice de défriche à 50%, ce qui est encore plus visible sur la figure 5.14, et les parcelles les plus défrichées sont celles appartenant à la catégorie SP3. De la même façon, comme la carte de la figure 5.12 le montrait déjà, la catégorie SP2 est celle dont la distance moyenne à la route principale est la plus faible, alors que la catégorie SP1.1 en est en moyenne la plus éloignée, ce qui correspond encore une fois aux observations (figure 5.15).

Enfin, la figure 5.16 montre la part de ménages dont l'individu de référence s'est auto-identifié comme *indigena* lors du recensement de la population, selon le SP. On observe que les catégories SP2 et SP3 en sont les moins dotées en valeur relative, ce qui correspond là encore aux données de MORIN (2015), mais également à celles d'autres études (VASCO et al., 2018). En revanche, la catégorie SP1.1 apparaît comparativement sous-dotée en ménages *indigena*, certainement parce que le poids affecté à l'indice de distance à la *vía Auca* est trop élevé.

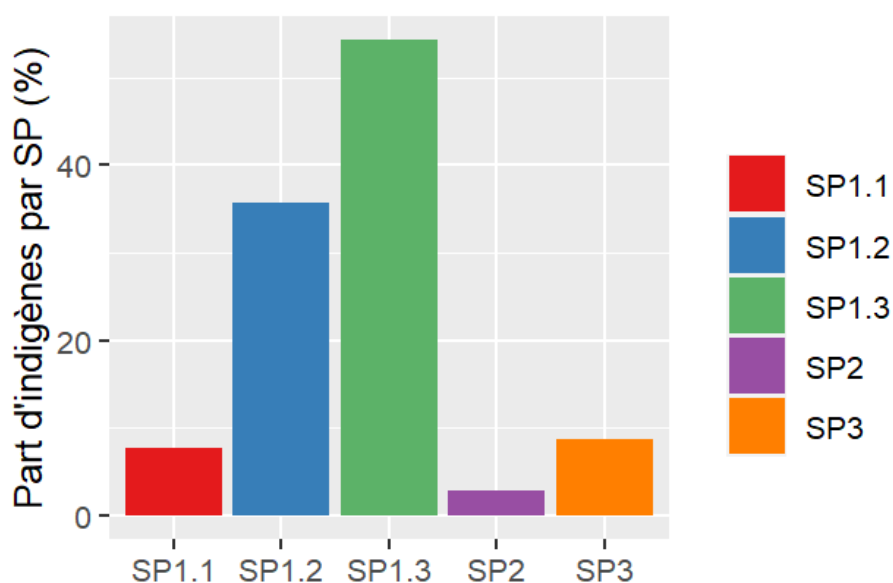


Figure 5.16 – Part de ménages *indigena* selon le SP, après allocation de la typologie (équivalent de l'indice ethnique).

Ces quelques analyses postérieures à l'allocation de la typologie aux agents nous permettent certes d'apporter quelques éléments de validation intéressants, mais pointent également la fragilité d'un calibrage manuel des paramètres de l'EMC, notamment de la pondération des critères. En effet, nous avons fait le choix de nous reposer quasi-exclusivement sur des dires d'expert pour calibrer les paramètres, à partir d'une interprétation des informations contenues dans le travail de

MORIN (2015), alors que des analyses de sensibilité et/ou des méthodes d'optimisation auraient pu être utilisées (REUILLON, LECLAIRE et REY-COYREHOURCQ, 2013) pour mieux calibrer les sorties. Avec cinq critères à pondérer de zéro à cinq pour cinq catégories d'agents, la recherche du set de paramètres idéal pour reproduire une situation observée ou décrite dans la littérature devient rapidement chronophage et fastidieux. Ce choix nous permet néanmoins de mettre l'accent sur l'intérêt d'apporter de l'attention à la construction de la situation initiale des simulations à base d'agents, et sur la nécessité d'orienter directement la collecte de données empiriques sur le terrain vers la construction de modèles ABM, lorsqu'ils sont la finalité des enquêtes. D'autre part, cette calibration manuelle reste plus intelligible qu'une calibration qui serait issue d'une optimisation combinatoire, opaque, à l'heure où les ABM sont souvent perçus comme des boîtes noires²².

5.2.3.5 Génération du paysage virtuel

La génération d'un paysage virtuel est la dernière étape de notre *workflow*. Elle aboutit à la génération d'un *land system* synthétique où la population d'agents et l'environnement du modèle sont interreliés.

Avant cette ultime étape, l'environnement du modèle est uniquement constitué d'une grille de cellules épousant les caractéristiques de la classification de l'occupation du sol de 2008 chargée lors de la première étape du *workflow* (cf. section 5.2.3.1), c'est-à-dire de cellules de 90 mètres de côté réparties entre 4 catégories de *land cover* (LC) : eau, forêt, agriculture et urbanisation²³. Or, pour développer un ABLUM de type *KIDS* à visée prospective/prédictive, il nous paraissait nécessaire de formaliser un niveau plus détaillé de *land use* (LU) agricole, afin que les agents-ménages puissent le percevoir, le prendre en compte dans leurs décisions et le manipuler. C'est ce qui est réalisé au cours de cette étape, qui vise en quelque sorte à ajouter une information LU à la couche LC, on pourrait aussi dire transformer la classe de LC "agriculture" en un *patchwork* de LU, ce qui revient à "augmenter" l'environnement du modèle d'un niveau de détail supplémentaire, le LU agricole (figure 5.17). Ceci à partir, encore une fois, des informations contenues dans le diagnostic agraire réalisé par MORIN (2015). La procédure d'initialisation de notre modèle ABM rend ainsi possible la modélisation de la dynamique du LC (macro) à partir de celle du LU (micro) au cours

22. Bien que les dires d'expert soient considérés comme une faible source de fiabilité pour les simulations, voire une source d'opacité épistémique (DURÁN et FORMANEK, 2018). On lira SYMONS et ALVARADO (2019) et MÄTTIG (2021) pour prolonger le débat.

23. Pour rappel, l'occupation du sol (*land cover*) renvoie à la constitution biophysique de la surface, l'utilisation du sol (*land use*) aux activités humaines qui y sont implantées. Cependant, nous considérerons ici les classes "agriculture" et "urbanisation" sous leur aspect biophysique, c'est-à-dire comme des catégories d'occupation du sol.

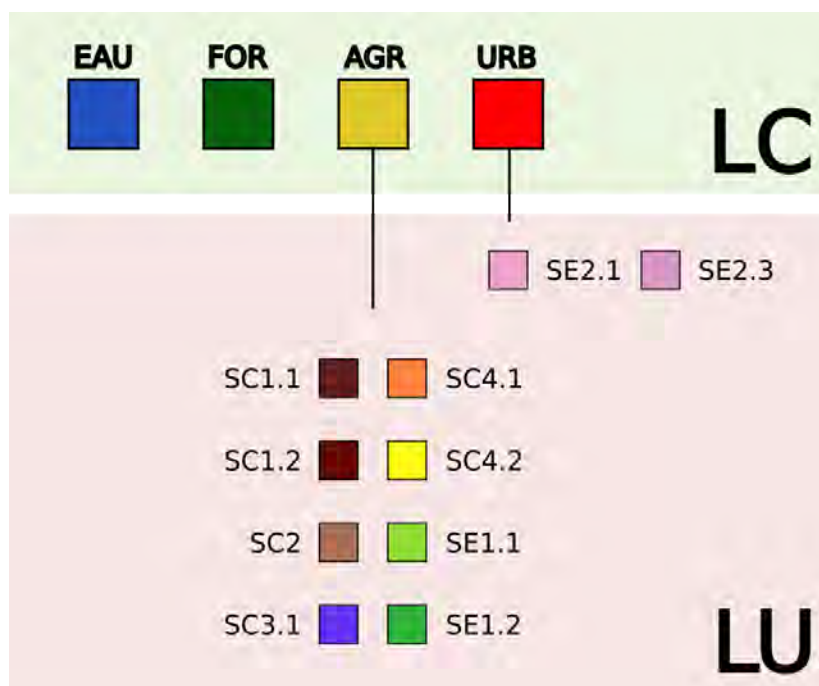


Figure 5.17 – Les pixels de la classe LC "agriculture" (AGR) sont convertis en différents LU agricoles (voir tableau 5.2) par la génération de paysage virtuel. L'élevage porcin est quant à lui généré sur les LU "house" (LC URB).

des simulations.

Concrètement, cette étape de l'*init* transforme en effet les cellules de LC "agriculture" en divers LU, selon le SP alloué au ménage propriétaire de la parcelle à l'étape précédente et selon les attributs de celui-ci, notamment sa main d'œuvre disponible. Le SP alloué au ménage devait évidemment contraindre le type de cellules de LU à générer, puisque certaines stratégies de subsistance (SP) reposent uniquement sur les cultures vivrières, d'autres sur le développement conjoint de cultures vivrières et de rente, d'autres encore sur l'élevage, etc. (cf. typologie des agents, section 5.2.3.2). Chaque SP possède donc un panel de cellules de LU pouvant être générées, qui correspondent aux différents systèmes de cultures (SC) et systèmes d'élevage (SE), déjà reliés aux catégories de la typologie par l'enquête de MORIN (2015). Les différents SC et SE qui constituent les cellules de LU du modèle sont présentés dans le tableau 5.2, avec la ou les catégories de la typologie au sein desquelles on peut les retrouver.

La méthodologie que nous avons employée s'inspire beaucoup des *agricultural landscape generators* (ALG), générateurs de paysages virtuels évoqués en section 5.1.4. Notre approche, basée sur les processus, peut être qualifiée d'ALG "distribué", puisque chaque parcelle du modèle génère des cellules de LU selon son propre contingent de cellules de LC "agriculture" et selon les attributs de son ménage. Il y a donc 5 procédures de génération de LU différentes — une par SP — et autant

| LU | présent dans le SP.. | | | Définition |
|-------|----------------------|-------|-------|---|
| SC1.1 | SP1.2 | | | Cacaoyère en production avec intrants |
| SC1.2 | SP1.2 | SP1.3 | | Cacaoyère en production sans intrants |
| SC2.1 | SP1.1 | SP1.2 | SP1.3 | Caféière en production |
| SC3.1 | SP1.1 | | | Cultures vivrières pour l'autoconsommation en association complexe |
| SC4.1 | SP1.2 | SP1.3 | | Cultures vivrières pour l'autoconsommation en association simple plantain/manioc, en rotation avec des friches de 5 ans |
| SC4.2 | SP1.2 | SP1.3 | | Cultures vivrières pour l'autoconsommation en association simple plantain/maïs, en rotation avec des friches de 5 ans |
| SE1.1 | SP3 | | | Élevage bovin laitier avec commercialisation de fromage |
| SE1.2 | SP1.3 | SP2 | | Élevage bovin allaitant |
| SE2.1 | SP1.2 | | | Élevage porcin engraissement pour l'autoconsommation |
| SE2.3 | SP1.3 | | | Élevage porcin naisseurs-engraisseur |
| SE3 | SP1.2 | SP1.3 | SP2 | Élevage de poules |

Tableau 5.2 – Définition des différents SC et SE (adapté du diagnostic agraire de MORIN (2015)).

de générateurs que de parcelles occupées.

Le principe est le suivant : en amont, chaque ménage calcule sa "main d'œuvre familiale" — appelée `labor_force` dans le modèle — et ses besoins en cultures vivrières `subcrops_needs`. La `labor_force` correspond à la somme des `labor_value` des membres du ménage multipliée par 30 (pour un mois), les `subcrops_needs` à la somme de leurs `food_needs`²⁴. D'autre part, chaque type de *land use* agricole possède des coûts en main d'œuvre (`labor_cost`) et des coûts d'installation (`laborcost_install`), paramétrés sur la base de dires d'expert et des données récoltées par MORIN (ibid.) sur le terrain. À partir de ces informations, chaque parcelle applique la procédure de génération de LU propre au SP de son ménage, qui aboutit à l'écriture d'un fichier `.csv` contenant autant de lignes qu'il y a de cellules de LC "agriculture" sur la parcelle. Chaque ligne correspond à une cellule de LU à générer et contient son type, comme le montre l'exemple sur la figure 5.18. L'attribut "months" indique le nombre de mois écoulés depuis la mise en culture, déterminé aléatoirement afin de "prendre le train en marche"²⁵. Cette information est nécessaire, car elle est utilisée dans le calcul des rendements, comme nous le verrons par la suite (procotole ODD, section 5.3). Les fichiers `.csv` détiennent donc tous un morceau du paysage agricole virtuel du modèle, celui d'une parcelle, et la lecture de l'ensemble des fichiers permet de reconstituer

24. Les `food_needs` sont fixés à 0.5. On considère donc qu'environ 1 ha de cultures vivrières nourrit deux personnes à l'année.

25. Autrement dit, pour ne pas avoir `months = 0` pour toutes les cellules à l'*init*.

un *patchwork* de LU synthétique, à la fois cohérent avec la stratégie de subsistance attribuée aux ménages, avec leurs moyens de production et avec le niveau de déforestation de leur parcelle.

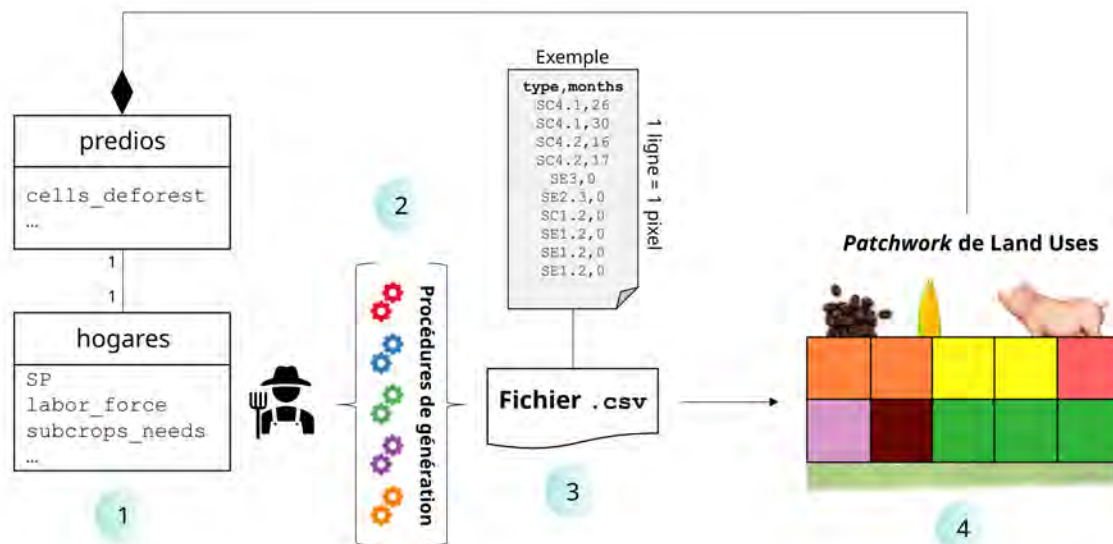


Figure 5.18 – Vue d’ensemble de la procédure de génération de paysage virtuel distribuée : calcul du nombre de cellules de *Land Cover* "agriculture" sur la parcelle et de la main d’œuvre familiale du ménage (1) ; lancement de la procédure de génération correspondant au SP du ménage (2), qui écrit un fichier *.csv* (3) contenant le *patchwork* de cellules de *Land Use* à générer sur la parcelle (4).

Expliquons maintenant dans les grandes lignes le fonctionnement des 5 procédures de génération, celles qui produisent les fichiers *.csv* (deuxième étape de la figure 5.18). Chaque procédure est illustrée en détail en annexes par un diagramme d’activités UML²⁶.

Les procédures de génération des catégories SP1.1, SP1.2 et SP1.3 consistent à générer dans un premier temps des cellules de cultures vivrières jusqu’à ce que les *subcrops_needs* du ménage soient satisfaits. Les coûts en main d’œuvre de chaque cellule générée sont soustraits de la *labor_force* du ménage. Si l’objectif de satisfaction des *subcrops_needs* est atteint, et si la *labor_force* du ménage le permet, des cultures de rente (café, cacao) peuvent ensuite être ajoutées au *patchwork* à générer. Si l’objectif n’est pas atteint, c’est-à-dire s’il ne reste plus de main d’œuvre disponible à affecter à des cellules de cultures vivrières pour subvenir aux besoins du ménage, alors des cellules de friche (*fallow*) sont générées pour occuper les cellules déforestées restantes. Cette procédure de génération formalise donc sous forme de règles informatiques

26. "Unified Modeling Language est un langage de modélisation graphique à base de pictogrammes conçu comme une méthode normalisée de visualisation dans les domaines du développement logiciel et en conception orientée objet" (Wikipédia).

une hypothèse concernant la rationalité des ménages qui peut être formulée ainsi : "je subviens d'abord à mes besoins, puis je me lance dans les cultures de rente ou l'élevage", corroborée par les observations de MORIN (2015) sur le terrain.

Les procédures de génération des catégories SP2 et SP3, basées sur l'élevage bovin, sont différentes. Elles affectent en effet d'office des cellules de pâturages (SE1.1 ou SE1.2) à la quasi-totalité du contingent de LC "agriculture" de la parcelle, y compris si la *labor_force* du ménage est insuffisante. Dans un second temps, les ménages en déficit de main d'œuvre (avec une *labor_force* négative) cherchent à revenir à l'équilibre par l'emploi de main d'œuvre extérieure à la famille (*employees_workers*). Chaque *employees_workers* apporte 30 unités de *labor_force* supplémentaire et soustrait mensuellement 250\$ au revenu du ménage. Ce processus traduit encore une fois les observations de MORIN (ibid.), qui explique que les ménages des SP2 et SP3, respectivement, "sont obligés d'employer de la main d'œuvre journalière pour presque la moitié du travail de nettoyage des pâturages" (SP2, p.79) et "*ne [pourraient] pas fonctionner sans l'emploi de main d'œuvre agricole extérieure*" (SP3, p.82).

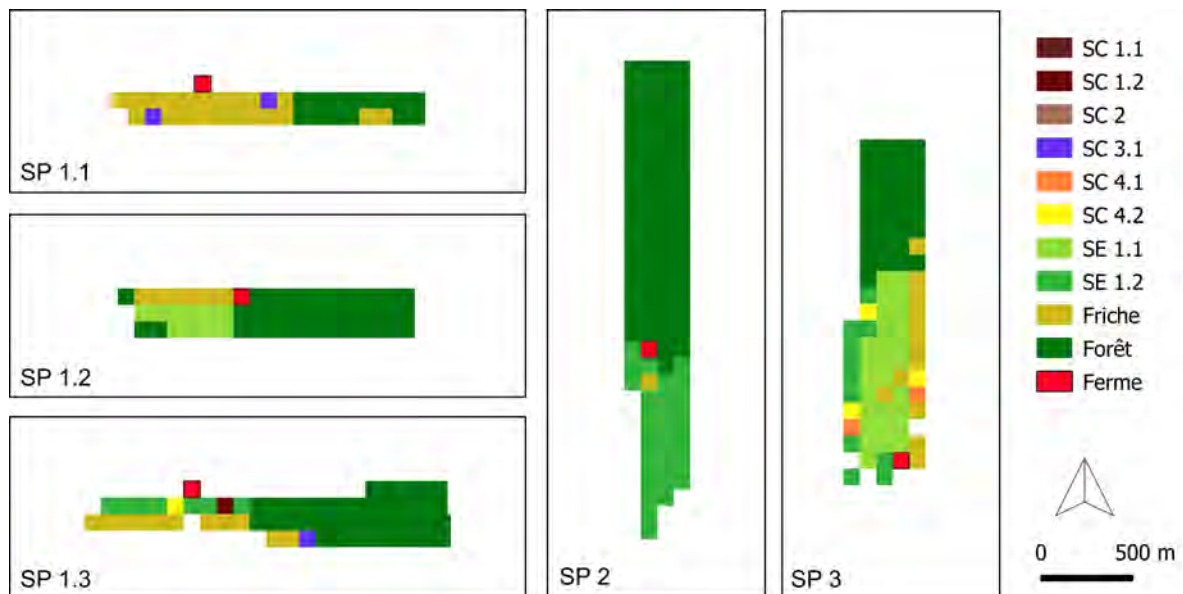


Figure 5.19 – Exemple, à l'échelle de la parcelle, de paysages virtuels générés par les cinq procédures propres aux SP. Les cellules "forêt" (vert foncé) sont restées identiques, les cellules "agriculture" ont été changées en différents *land uses*, en cohérence avec la stratégie de subsistance adoptée par le ménage et ses moyens de production.

Tous les fichiers .csv issus de ces procédures de génération sont ensuite lus par GAMA, qui utilise ces informations pour, disons-le avec simplicité, "coller une gommette" *land use* sur chaque cellule de *land cover* "agriculture", dans chaque parcelle²⁷.

27. À quelques exceptions près, cependant : tous les SE2.3, SE2.3 et SE3 écrits dans les .csv, qui correspondent aux

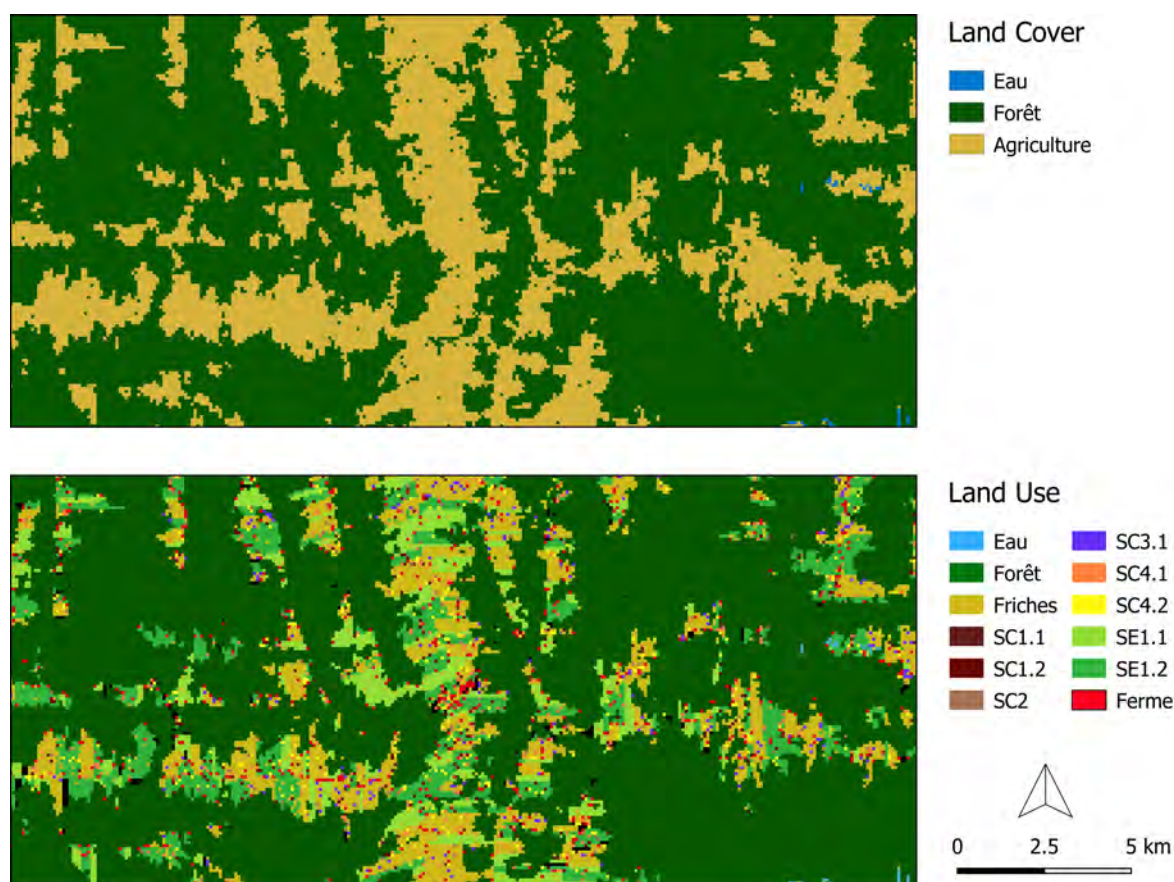


Figure 5.20 – Comparaison de l’environnement du modèle avant (en haut) et après (en bas) la procédure de génération de paysage virtuel.

La figure 5.19 illustre le résultat de notre procédure de génération de paysage virtuel à l’échelle des parcelles individuelles. On peut y voir cinq exemples de *patchwork* de LU générés à l’issue du processus, par les cinq procédures de génération différentes, propres aux catégories de la typologie d’agents. La figure 5.20 montre quant à elle le résultat à plus petite échelle, en comparant l’environnement du modèle avant et après la génération de paysage virtuel.

Comme pour l’allocation de la typologie d’agents aux ménages, une analyse plus approfondie des résultats nous apporte quelques éléments de validation. Le diagramme en barres cumulées de la figure 5.21 montre la part moyenne des différents LU dans la déforestation des parcelles, selon le SP du ménage. Commençons par la fin. Sans surprise et conformément aux observations de MORIN (2015), les parcelles des SP2 et SP3 sont dominées par l’élevage (SE1.2 et SE1.1). C’est également le cas pour les parcelles de SP1.3, où l’élevage occupe en moyenne une part importante parmi le LC agricole (près de 75%), devant les cultures vivrières et de rente (environ 25% réunies).

élevages de porcs et de volailles, sont placés sur un même *land use* "house", localisation de l’agent-ménage et donc implantation de son habitation, généralement proche d’une route.

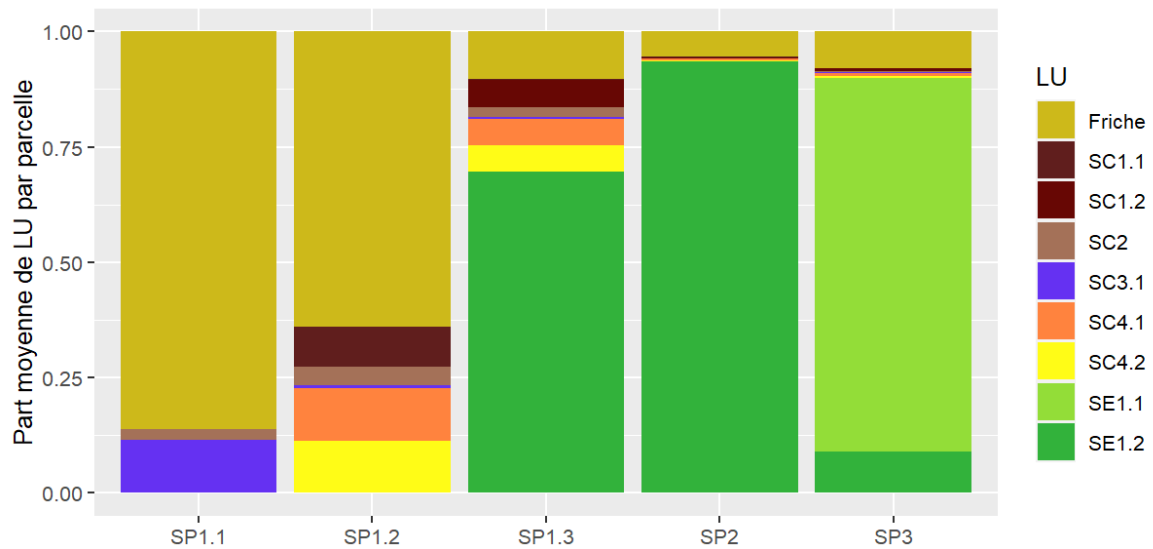


Figure 5.21 – Part moyenne des différents *Land Uses* (LU) dans la déforestation des parcelles, selon le SP. Les cellules de *Land Cover* (LC) "forêt" ne sont donc pas comptabilisées. Le LU "house" n'est pas non plus pris en compte, en raison de sa faible part (une cellule max par parcelle).

En revanche, pour les SP1.1 et SP1.2, l'absence de pâturages et l'importance relative des cultures vivrières et de rente sont conformes aux observations, mais la part très importante occupée par les friches pose question. Le SP1.2 repose sur des systèmes de cultures (SC4.1 et SC4.2, voir tableau 5.2) en rotation avec des friches longues (5 ans), leur présence n'est donc pas inopinée, mais une proportion si importante semble relever d'une sur-représentation. Ce que l'examen des barres cumulées du SP1.1 vient confirmer : les friches y sont également sur-représentées alors que le système de culture dominant — vivrier — n'est quant à lui pas en rotation avec des friches. Cette sur-représentation moyenne des friches parmi les cellules déforestées des parcelles de catégorie SP1.1 et SP1.2 peut s'expliquer par une main d'œuvre insuffisante des ménages. En effet, comme nous l'avons expliqué plus haut en détaillant les procédures de génération de ces deux SP, celles-ci allouent une cellule de `fallow` lorsque le ménage n'a plus la `labor_force` nécessaire pour générer des cultures vivrières subvenant à ses besoins et comblent donc le reste du contingent de LC agricole par des LU `fallow`. Nous n'avons pas réussi à remédier à ce problème.

5.2.4 Discussion

La procédure que nous venons de décrire (résumée par la figure 5.22) définit les conditions initiales. Elle met en place, pour un modèle ABM, les principaux éléments d'un *land system* synthétique à la date t choisie pour démarrer les simulations, 2008. Dans le "temps du modèle" (cf.

section 5.1.2.2), elle se déroule durant l'initialisation. Dans le "temps du modélisateur", elle correspond aux étapes de conceptualisation et de paramétrage du modèle. En effet, la procédure génère puis paramètre des agents informatiques qui représentent les individus et les ménages agricoles de la zone d'étude, après les avoir localisés et reliés à un environnement virtuel. Cette *init* restitue également les stratégies de subsistance des ménages, identifiées par le travail de terrain de MORIN (2015). En cela, il s'agit donc d'une interprétation puis d'une implémentation (traduction sous la forme de règles et de programmation informatiques) d'enquêtes et d'observations réalisées sur le terrain, appuyée par d'autres données empiriques variées : recensement de la population, données géographiques, dires d'expert.

Alors que nous ne disposons que d'une simple classification en quatre classes de LC pour constituer l'environnement virtuel du modèle — ce qui rendait difficile la modélisation des changements à partir de décisions à l'échelle individuelle propre aux modèles ABM —, un environnement virtuel plus fin est généré au cours de cette initialisation. Ce paysage agricole synthétique, bien que conjectural, est lui aussi empiriquement construit, puisqu'il repose à la fois sur la typologie des ménages issue du travail de terrain réalisé en amont et sur des données de télédétection, tout en étant cohérent avec les moyens de production des ménages synthétiques du modèle.

Ainsi, par une imbrication de méthodes qui s'appuient sur des données empiriques, l'initialisation de notre modèle reconstitue un *land system* synthétique pouvant être utilisé par un modèle ABM pour simuler les changements d'occupation et d'usage du sol. En cherchant à reconstituer un temps t_0 "réaliste" et "empirique", ce travail porte une considération particulière à la question des conditions initiales. Bien qu'elle soit subjectivement jugée satisfaisante au regard des quelques éléments de validation présentés et compte tenu de ses apports et enseignements sur le développement d'ABLUM en contexte de données peu abondantes et peu malléables, notre démarche reste à parfaire. Plusieurs inhibitions ont en effet été nécessaires à la modélisation, qui prennent la forme de raccourcis, de pragmatismes, voire de recours à des subterfuges non-optimaux en cas d'impasse pratique. Les paragraphes suivants abordent quelques uns de ces écueils et présentent des pistes d'amélioration.

Concernant par exemple la population synthétique du modèle, il n'aura pas échappé au lecteur que le recensement de la population utilisé pour générer les agents et leurs attributs est celui réalisé par les services gouvernementaux équatoriens en 2010, alors que notre modèle est initialisé à l'année 2008. Du fait de l'inexistence d'un recensement pour l'année de départ de nos simulations, nous avons donc spéculé sur une sorte de *ceteribus paribus* inversé, c'est-à-dire considéré

que les caractéristiques de la population en 2008 sont identiques à celles de cette même population deux années plus tard, lors du recensement. D'autre part, ne disposant pas d'informations sur la catégorie socio-professionnelle ni sur l'activité des ménages, nous les avons tous considérés comme des ménages agricoles acteurs du *land system* de premier plan, ce qui n'est certainement pas le cas dans la réalité. De la même façon, notre procédure de génération de population alloue spatialement un seul ménage par parcelle pour des raisons pratiques, ce qui n'est pas conforme avec la réalité terrain décrite dans la littérature (BILSBORROW, BARBIERI et PAN, 2004; PAN et al., 2007; BARBIERI, CARR et BILSBORROW, 2009), où les ménages sont parfois plusieurs à occuper une même parcelle cadastrale, bien souvent subdivisée au fil des décennies (pour les enfants ayant atteint l'âge adulte ou pour de nouveaux arrivants).

Le problème du décalage temporel entre données empiriques et entités synthétiques se pose également pour le cadastre, chargé en tant qu'*input* pour l'initialisation du modèle (2008), alors qu'il a été levé plusieurs années plus tard, entre 2015 et 2016.

Concernant le paysage virtuel de l'environnement du modèle, c'est le problème de la résolution spatiale qui se pose. Les cellules, qui constituent l'entité de base de l'environnement du modèle, sont en effet déterminées à partir de la classification de l'occupation du sol de 2008, qui a une résolution spatiale de 90 mètres. Il s'agit donc d'un maillage de cellules carrées de 90 mètres de côté, ce qui peut s'avérer problématique sur deux points. D'abord, cela signifie qu'il est impossible de représenter des parcelles inférieures à cette superficie. La taille minimale d'une parcelle — notamment de culture vivrière ou de rente — est donc contrainte par la résolution spatiale de la donnée importée, alors qu'elle peut théoriquement être plus petite dans la réalité (MORIN, 2015). C'est également problématique parce qu'une cellule de cette superficie ne mesure pas tout à fait un hectare ; des calculs de rendements et de coûts en main d'œuvre à l'hectare ont pourtant été appliqués à ces cellules, un arrondi simplificateur qu'il est important de souligner.

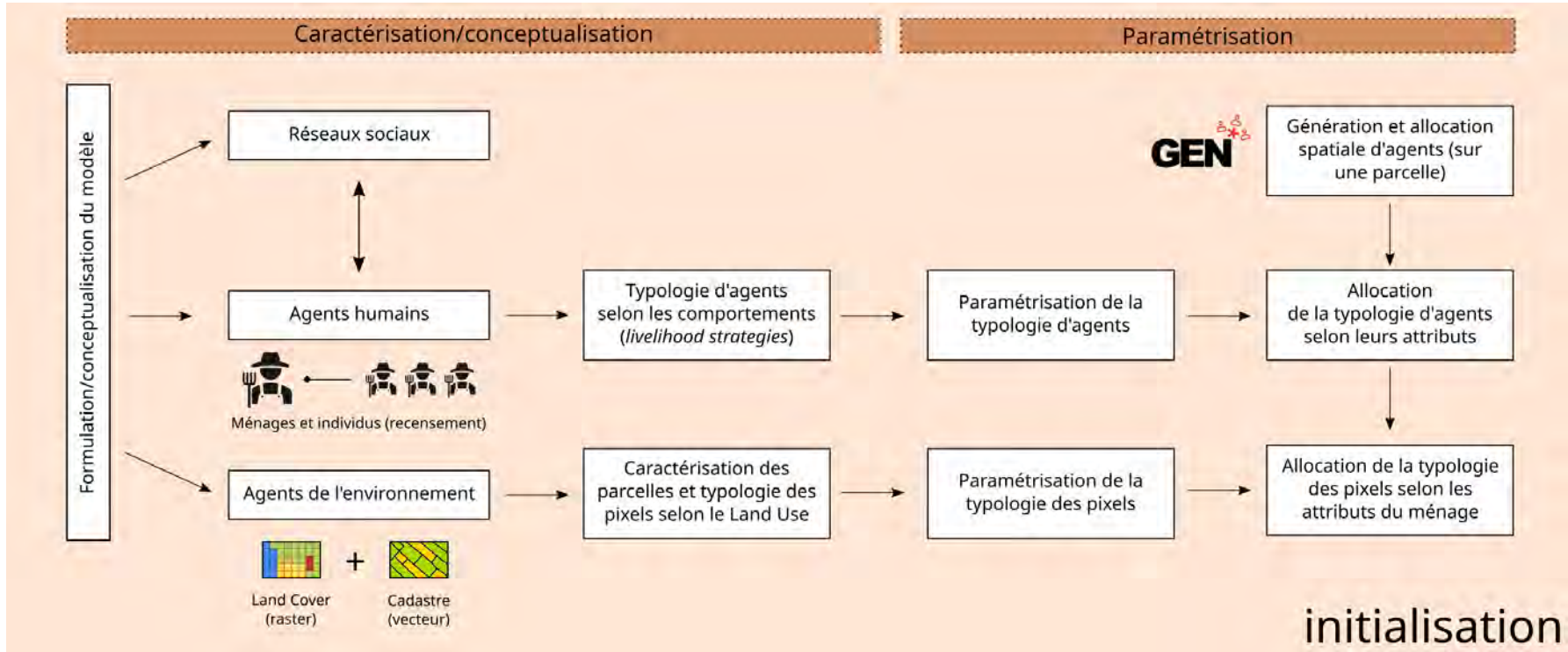


Figure 5.22 – Procédure d'initialisation du modèle : génération d'un *land system* synthétique (agents et environnement virtuels).

L'une des pistes d'amélioration de la génération du paysage virtuel concerne son allocation spatiale. Telle quelle, l'*init* alloue en effet les cellules de LU aux cellules du modèle selon une seule règle : il doit s'agir d'une cellule de LC "agriculture", donc déforestée. Pour un paysage virtuel plus "réaliste", on pourrait imaginer des règles complémentaires extraites du travail de MORIN (2015), qui explique par exemple que "les cultures vivrières et pérennes sont implantées sur les pentes et les parties supérieures des collines qui sont moins soumises à l'engorgement des terrains", parce que "les cultures de manioc et de maïs supportent aussi mal l'humidité prolongée des sols", etc. Ne pas avoir prêté attention à la localisation intra-parcelle du LU ne portera cependant pas préjudice à notre modèle, qui n'a pas vocation à être un modèle agronomique fin mais doit au contraire sortir des résultats comparables à ceux du modèle PBM (cf. chapitre 6) et aux classifications de l'occupation et de l'usage du sol réalisées par les services gouvernementaux équatoriens (MAE), qui n'ont pas ce niveau de détail.

Enfin, la validation de notre méthode pourrait être complétée par d'autres éléments. Par exemple, des images satellite prises en 2008 auraient pu être utilisées pour identifier les parcelles de pâturages par photo-interprétation ou télédétection, afin de comparer leur localisation avec celle des pâturages du paysage virtuel du modèle (présents dans les SP pratiquant l'élevage). S'il est souvent difficile de savoir ce qu'il y a sur le sol en termes de cultures vivrières et de rente en raison de la présence de la canopée, il est en revanche plus facile d'identifier les pâturages.

D'autre part, chacune des étapes du *workflow* évoquées apporte sa part d'incertitude au modèle final et donc aux simulations. Qu'il s'agisse en effet de la génération des agents synthétiques, de l'allocation de la typologie aux agents ou bien de la génération distribuée de paysage virtuel, il est évident que la moindre modification de la valeur d'un paramètre pourrait entraîner une réaction en chaîne : génération des agents différente, allocation des SP différente et donc un paysage virtuel différent, avec des conséquences sur les sorties du modèle. C'est l'une des raisons pour lesquelles nous avons développé l'*init* de manière indépendante du modèle, pour "figer" les conditions initiales des simulations²⁸. De plus — et c'est l'autre raison — le chargement à chaque simulation de conditions initiales déjà générées et enregistrées allège le temps de calcul et facilite le développement d'un tel modèle basé sur une étape d'initialisation conséquente. Enfin, le développement d'une *init* indépendante du modèle (*standalone*) créé de fait une sorte de "générateur de situation initiales" pour notre modèle, qui pourrait nous permettre, dans le cadre d'autres travaux, de tester plusieurs configurations pour *t0* afin d'explorer le rôle des conditions initiales dans

28. Voir directement dans le code

nos résultats.

Comme nous allons le voir dans le protocole ODD, qui fait l'objet de la section suivante, le "réalisme" et la validité de notre modèle repose bien plus sur le travail réalisé pour et par son initialisation que pour la conceptualisation et l'implémentation de ses processus. Répétons-le, il s'agit donc d'un modèle ABM qu'on pourrait qualifier de "validé par ses entrées", au sens de GRAEBNER (2018), c'est-à-dire par "[...] *the ability of the model at t=0 to represent certain aspects of the system under investigation, i.e., to impute many properties correctly on the target*".

5.3 Modèle LUCABMEA : protocole ODD et résultats

5.3.1 Préambule

Le protocole ODD (pour *Overview, Design concepts, and Details*, figure 5.23) est un formalisme de description et de documentation des modèles ABM, imaginé par des écologues (GRIMM et al., 2006) pour répondre d'une part au besoin de standardisation de la description des modèles ABM et d'autre part aux critiques formulées à leur encontre.

| | |
|------------------------|--|
| Overview | Purpose |
| | State variables and scales |
| | Process overview and scheduling |
| Design concepts | Design concepts |
| Details | Initialization |
| | Input |
| | Submodels |

Figure 5.23 – Les sept éléments du protocole ODD originel, groupés en trois blocs : *Overview* (vue d'ensemble), *Design concepts* (éléments de conception) et *Details*. Extrait de GRIMM et al. (2006).

Au cours des années 2000, la modélisation à base d'agents est une méthodologie de recherche de plus en plus adoptée, mais qui souffre alors d'un manque de réflexion, de cohérence et de vision d'ensemble sur un point essentiel : la description des modèles. Comment décrire son modèle ? Comment documenter et expliquer son fonctionnement aux pairs ? Les modèles sont en effet parfois peu ou mal décrits, ce qui nuit à la pleine compréhension de leur fonctionnement —

et donc à la portée des résultats — ainsi qu'à leur reproductibilité, qui est pourtant un critère de scientificité (POPPER, 2017). Le formalisme UML (*Unified Modelling Language*), langage de modélisation graphique hérité de la programmation orientée-objet et repris par la communauté ABM est insuffisant et inadapté à l'ontologie des ABM.

Le protocole ODD rend la description des modèles ABM plus compréhensible et exhaustive, il fait office de formalisme standard. ODD permet en effet de décrire à l'écrit le fonctionnement d'un modèle : ses objectifs, ses entités, son ordonnancement général, ses éléments de conception ainsi que les détails de ses rouages les plus complexes. Comme l'explique très bien DELAY (2015, p. 104), son principe est de *"séparer d'un côté la description du modèle indépendamment des choix d'implémentation (Overview et Design) et de l'autre les Détails expliquant clairement les interactions pour permettre plus facilement aux lecteurs la reproduction des résultats."*

Le protocole ODD a été mis à jour et clarifié par GRIMM et al. (2010) à partir d'une revue des articles dans lesquels il a été employé. MÜLLER et al. (2013) ont proposé une extension du protocole ODD permettant de décrire les aspects relatifs aux décisions humaines dans les modèles²⁹, ce qui est fort utile pour les ABM développés en SHS, dont en géographie. Enfin, LAATABI et al. (2018) ont mis au point une autre extension d'ODD³⁰, dédiée quant à elle à la description de l'utilisation des données dans les ABM empiriques.

On peut dire qu'aujourd'hui, pour qu'un ABM soit accepté par la communauté scientifique, il doit être décrit avec le formalisme ODD. Pourtant, tous les modèles ne sont pas décrits à l'aide d'ODD, et pour plusieurs raisons. Comme le relèvent GRIMM et al. (2020) dans une deuxième mise à jour issue d'un retour critique sur l'utilisation du protocole au sein de la communauté scientifique, ODD reste perfectible. Pour ne citer que quelques exemples : le protocole, qui doit théoriquement permettre la reproduction des modèles sans accès à leur code source — c'est l'idée de départ —, ne le permet pas toujours ; les descriptions sont souvent trop longues ; ODD convient peu aux modèles complexes. Cependant, bien qu'ODD ne permette pas de s'affranchir complètement de la publication du code source³¹ des modèles, maintes fois recommandée comme "bonne" pratique de recherche, il reste incontournable. C'est pourquoi nous l'employons ici pour décrire notre modèle ABM, nommé "LUCABMÉA" — pour *Land Use Change Agent-based Model for Ecuadorian Amazon*³².

29. Appelée ODD+D pour "ODD+Decision".

30. ODD+2D pour ODD+Decision+Data.

31. Qui est malheureusement elle aussi une pratique trop peu répandue (JANSSEN, 2017) !

32. Le code source du modèle est mis à disposition sur le GitLab d'Humana-num : <https://gitlab.humana-num.fr/rmejean/lucabmea>.

Nous avons présenté l'initialisation de notre modèle de manière indépendante, avant d'entamer ODD, parce qu'elle a une importance particulière pour notre modèle et dans notre réflexion sur la construction de modèles ABM. La partie qui lui est consacrée dans le protocole sera donc ignorée. Pour la même raison, l'extension ODD+2D n'a pas été appliquée et la partie *Input data* de l'ODD a elle aussi été ignorée : le rapport qu'entretien ce modèle avec les données empiriques a déjà été explicité en grande partie dans les sections précédentes.

Le plan des sous-sections suivantes est moulé sur le formalisme ODD (conservé en anglais). La rédaction est inspirée de celle de nombreux collègues modélisateurs : LE PAGE et al. (2014), DELAY (2015) et GAUDOU et al. (2020). En cohérence avec les recommandations de GRIMM et al. (2020), ce protocole ODD se veut synthétique.

5.3.2 *Overview* (développement du modèle)

5.3.2.1 *Purpose* (objectif)

Le modèle LUCABMÉA a pour objectif la simulation prospective des changements d'occupation et d'usage du sol d'un front pionnier du nord de l'Amazonie équatorienne, autour de la *parroquia* de Dayuma. Plus exactement, il s'agit de simuler les changements survenus entre deux dates, 2008 et 2016, afin de pouvoir comparer nos résultats à ceux du modèle PBM présenté dans le chapitre 4. Là encore, compte tenu de l'analyse des changements (3.3.2), nous avons fait le choix de ne simuler que la principale transition, la déforestation (soit la transformation des espaces forestiers en terres agricoles), à partir d'une modélisation des comportements individuels — propre aux ABM — à l'échelle de la famille/de l'exploitation agricole (*finca*).

Ce modèle repose sur le *land system* synthétique généré à l'étape d'initialisation à partir de la méthode que nous avons présentée plus haut, qui combine génération de population et génération de paysage virtuel. LUCABMÉA est ainsi un modèle qui illustre l'articulation de données et de méthodes empiriques variées au service de la construction de situation initiales "réalistes", supposées encourager de meilleurs résultats prospectifs.

5.3.2.2 *Entities, state variables and scales* (entités, variables d'état et échelles)

Les entités

Les ménages agricoles (hogares dans le code³³) constituent les principaux agents du mo-

33. Tous les types d'agents du modèle (les "*species*", en GAMA) ont des dénominations en espagnol.

dèle, acteurs majeurs et décisionnels du système spatial. C'est en effet à l'échelle des ménages que les décisions relatives au *land use* (LU) sont prises, car les besoins (*subcrops_needs*) et les capacités productives (*labor_force* et *income*) sont aussi calculées à ce niveau. Les ménages agricoles sont caractérisés par leur type (ménage résident sur une parcelle individuelle ou bien sur une *comuna*) et leur *livelihood_strategy* (qui correspond à un SP, cf. 5.2.3.2), qui conditionnent leurs décisions. Les ménages agricoles possèdent d'autres attributs, mais qui ne sont pas des "variables d'état" au sens de GRIMM et al. (2006, 2010) : le nombre d'individus par ménage (*Total_Personas*), l'estimation du revenu annuel du ménage (*estimated_annual_inc*), etc.

Les individus (*personas*) sont rattachés à un ménage agricole. Ils sont caractérisés par leur âge, leur genre, leur revenu (*inc*), leur force de travail (*labor_value*) et leurs besoins alimentaires (*food_needs*). Ces deux derniers attributs sont dépendants de l'âge des individus. Ces agents sont utiles au calcul des attributs des ménages agricoles. Comme nous l'avons vu lors de la présentation du *workflow* de notre initialisation, les ménages agricoles et les individus sont générés par GENSTAR à partir d'un fichier exhaustif du recensement de la population équatorienne (INEC, 2010).

Les parcelles individuelles ou *fincas* (*predios*) et les *comunas* sont des agents que l'on pourrait qualifier de "fonciers". Les premières sont reliées à un seul et unique agent-ménage, tandis que plusieurs ménages sont attachés aux secondes. Les *fincas* sont des constituants du *land system* modélisé, elles structurent le paysage virtuel en limitant notamment la portion d'espace qu'un ménage peut modifier : les cellules appartenant à sa propriété.

Les cellules (*cells*) sont les entités environnementales élémentaires du modèle, dont elles constituent le paysage virtuel. D'une résolution de 90m², elles sont définies par leur état, c'est-à-dire leur *land cover* et leur *land use*, renseignés lors de l'étape d'initialisation. Les agents fonciers sont composés de l'ensemble des cellules qui les intersectent. Les revenus des ménages sont calculés à partir de la somme des revenus apportés par chaque cellule, eux-mêmes calculés à partir de variables globales qui définissent les temps de production (*timeprod*), les prix (*price*) et les rendements (*yield*) des différents LU agricoles³⁴. Les cellules sont les agents utilisés pour représenter les changements d'occupation et d'usage du sol, il s'agit donc d'agents pouvant changer d'état au cours de la simulation.

Enfin, les entreprises (*empresas*) correspondent aux plateformes pétrolières situées sur le ter-

34. Tous les paramètres relatifs à l'agronomie ont été calculés ou estimés à partir du travail de terrain de MORIN (2015) (diagnostic agraire) et rassemblés dans des tableaux en annexes.

ritoire d'étude³⁵. Ces agents ont un attribut indiquant le nombre d'emplois proposés (dans le secteur pétrolier).

Les autres agents qu'on peut trouver dans le répertoire `./species/` du modèle (LS, patches, secteurs et vias) sont uniquement utiles à l'étape d'initialisation du modèle et n'entrent ensuite plus en compte lors des simulations.

L'échelle temporelle

Le modèle est conçu pour simuler les changements survenus entre deux dates, 2008 et 2016. Il ne s'agit donc pas à proprement parler de prospective — puisque la date de fin des simulations est antérieure à la date de réalisation de ce travail. Ces deux dates ont été retenues car nous disposons des données d'occupations du sol pour chacune d'entre elles (classifications MAE-MAGAP présentées et analysées dans le chapitre 3) afin notamment de pouvoir tester la validité des résultats, mais également parce que le modèle PBM présenté dans le chapitre 4 simule lui aussi des changements sur la période 2008-2016. Chaque pas de temps de la simulation correspond à un mois. Cette échelle temporelle mensuelle correspond à la plupart des observations et analyses du diagnostic agricole de MORIN (2015), qui sont soit faites à la même échelle, soit faites à l'échelle journalière et donc facilement adaptable à notre modèle (en multipliant les valeurs par 30).

L'échelle spatiale

L'environnement du modèle est, comme nous l'avons déjà dit plus haut, principalement constitué par un ensemble de cellules contiguës de 90m² chacune.

5.3.2.3 *Process overview and scheduling* (processus et ordonnancement)

En raison d'un manque de données sur le processus de prise de décision, le modèle LUCAB-MéA simule les changements à partir de processus simples basés sur une logique de satisfaction des besoins alimentaires des agents ménages, obtenue soit par la mise en culture de denrées vivrières, soit par celles de cultures de rente et des revenus dégagés par leur vente. Le modèle est donc fortement tributaire des conditions initiales déterminées à l'issue de l'étape d'initialisation. En effet, les besoins des ménages sont évalués à partir de leur composition et de leur *patchwork* d'activités agricoles (fait de LU vivriers et/ou de rente), lui-même généré selon leur SP (5.2.3.4) et leur capacité productive (5.2.3.5), également décidés lors de l'initialisation.

À chaque pas de temps de la simulation, deux processus généraux se succèdent : la mise à

35. Données PRAS 2016.

jour des entités, préalable aux éventuels changements d'occupation et d'usage du sol (qui correspondent respectivement aux blocs "update" et "LUC" de la figure 5.24).

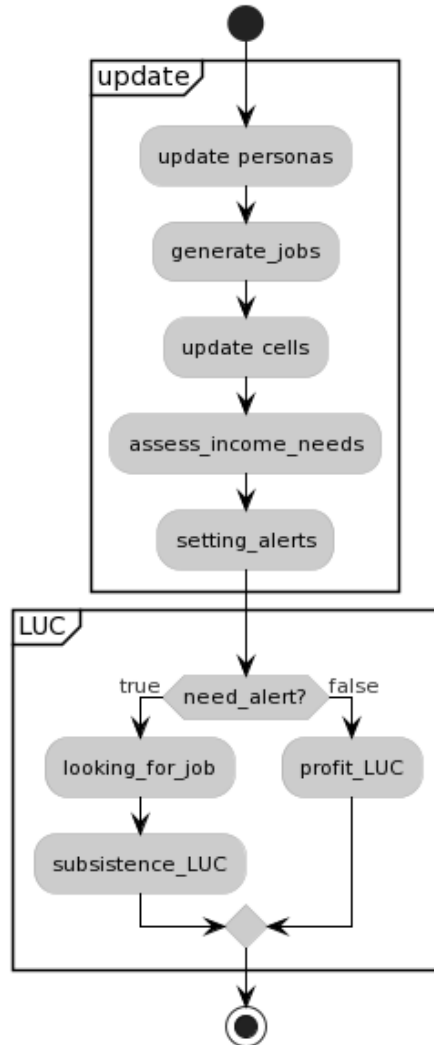


Figure 5.24 – Diagramme d'activité UML représentant l'ordonnancement des processus lors des simulations.

Concernant la mise à jour des entités, ce sont d'abord les agents humains qui sont mis à jour (*action*³⁶ *update des personas*), puis vient le tour des entreprises pétrolières (qui génèrent de nouveaux emplois ou non), et enfin celui des cellules (*actions* *crop_cycle* et *update_yields*). Ensuite, l'*action* *assess_income_needs* calcule les besoins et les revenus de l'ensemble des agents-ménages, puis l'*action* *setting_alerts* identifie ceux dont les besoins sont insatisfaits (le booléen *need_alert* fait office de signalment d'insatisfaction).

Ensuite, les agents-ménages insatisfaits tentent de satisfaire leurs besoins, d'abord par la re-

36. En GAMA, les "*actions*" sont des procédures appelées dans le code, les "*reflex*" se lancent automatiquement à chaque pas de temps.

cherche d'un emploi pétrolier (*action looking_for_job*), puis par la mise en place de LU vivrier (*action subsistence_LUC*) si la première solution est infructueuse ou insuffisante. Il existe également une version du modèle capable de simuler les changements de LU réalisés par des agents-ménages certes "satisfaits" mais souhaitant tout de même augmenter leurs revenus, lorsqu'ils disposent des capacités productives pour le faire (*action profit_LUC*).

Le détail de ces sous-modèles est présenté un peu plus loin, dans la partie *Details* du protocole ODD, en 5.3.4.

5.3.3 *Design concepts* (concepts d'élaboration)

5.3.3.1 Émergence

Les changements d'occupation et d'usage du sol, matérialisés dans le modèle par le changement d'état (LU) des cellules, émergent à partir des décisions prises par les ménages agricoles pour subvenir à leurs besoins ou améliorer leurs revenus. Ainsi, la somme de comportements individuels à l'échelle micro produit des structures spatiales et paysagères observable à l'échelle macro.

5.3.3.2 Adaptation

Les ménages agricoles évaluent la satisfaction de leurs besoins à chaque pas de temps de la simulation, puis adaptent leur comportement à leur situation. Si les besoins sont insatisfaits, ils modifient le LU de leur *finca* pour augmenter leur production de denrées vivrières ou bien augmenter leurs revenus, si et seulement si leurs capacités productives le permettent. Les ménages ayant engrangé du capital ont la possibilité de recourir à de la main d'œuvre extérieure au ménage.

5.3.3.3 Prédiction

Les agents-ménages sont capables d'estimer leurs revenus annuels (*estimated_annual_inc*), qui correspondent à la somme des revenus issus des emplois pétroliers et des activités agricoles de rente (cultures et/ou élevage) du ménage. Dans la version où le *profit_LUC* est permis, les ménages ont la possibilité de prédire les revenus qu'ils pourraient tirer de la mise en place de tel ou tel LU et choisissent le plus rentable.

5.3.3.4 *Sensing* (perception)

Les individus et les ménages synthétiques perçoivent des éléments de l'environnement virtuel ainsi que des variables "globales" du modèle. Chaque ménage "connaît" ainsi le coût en main d'œuvre (*laborcost*) de l'entretien de chaque SC et SE (cf. 5.2) ainsi que son coût en main d'œuvre à l'installation (lors de la défriche). De la même façon, les rendements agricoles et les prix du marché sont connus des ménages, qui disposent donc d'une information complète pour prendre leurs décisions. Les individus ont accès au nombre d'emplois non-pourvus proposés par les entreprises pétrolières. Enfin, les *fincas* peuvent accéder au *patchwork* d'usage du sol composé par leurs cellules.

5.3.3.5 Stochasticité

Nous disposons de nombreuses données agronomiques grâce au diagnostic agraire réalisé par MORIN (2015). C'est en partie pour cette raison que la stochasticité est assez peu présente et ne constitue donc pas vraiment un des "concepts d'élaboration" du modèle. On la retrouve cependant dans quelques processus : lors de la génération du *land system* synthétique à l'étape d'initialisation, probabilité de décès des individus après un certain âge, probabilité d'appauvrissement des sols, etc.

5.3.3.6 Observation

Bien que plusieurs moniteurs et graphiques permettent de suivre l'état de la déforestation et de la satisfaction des ménages au cours de la simulation, il est préférable d'exporter les résultats pour les afficher et les analyser dans un logiciel SIG. Dans la fenêtre de simulation, une commande permet en effet d'exporter les agents et la valeur de tous leurs attributs sous la forme de couches d'informations spatiales vectorielles ainsi que le paysage (cellules) sous un format matriciel. Le paysage a la particularité de pouvoir être exporté en tant que *land use* — c'est-à-dire avec tous les types d'activités agricoles — ou bien en tant que *land cover*, où les activités agricoles sont agglomérées dans une seule et même classe (agriculture). Cette correspondance *land use/land cover* permet notamment la comparaison avec de ces résultats avec les classifications MAE-MAGAP en 4 classes et donc avec ceux du modèle PBM.

Il est important de noter ici que les résultats intermédiaires (entre le début et la fin de la simulation) ne sont pas observés ni analysés, compte tenu de l'objectif de notre démarche de modéli-

sation : simuler les changements entre deux dates. Seul l'état du paysage à la fin de la simulation — soit après le dernier pas de temps —, nous intéresse.

5.3.4 *Détails*

5.3.4.1 **Sous-modèles**

Les différents sous-modèles présentés dans la partie "processus et ordonnancement" (cf. 5.3.2.3 et figure 5.24) sont abordés en détail ci-dessous.

update_personas

Les agents individus sont mis à jour à chaque pas de temps. Lorsque leur mois de naissance (attribut issu du recensement de la population) correspond au mois de la simulation, leur âge est augmenté de 1. L'*action* `labour_value_and_needs` réévalue ensuite leur force travail et leurs besoins alimentaires. La `labor_force` est en effet conditionnée par l'âge de l'agent. Entre 70 et 80 ans, les agents ont une probabilité de mourir de 2/10, augmentée à 1/3 après 80 ans. La mort d'un agent ampute la capacité productive du ménage et libère l'emploi occupé par l'agent le cas échéant.

Les emplois pétroliers sont modélisés sous la forme de contrats à durée déterminée. Ce sous-modèle prend donc en compte l'avancée dans la durée des contrats à chaque pas de temps et détache l'emploi de l'agent individu lorsque le contrat arrive à son terme (lorsque `working_months` > `contract_term`). Si un individu perd son emploi, son ménage est amputé d'une partie de ses revenus.

generate_jobs

Les entreprises mettent à jour le nombre d'emplois qu'elles proposent aux individus à chaque pas de temps. Le nombre d'emplois est défini par la variable `nb_new_jobs`, déterminée par l'utilisateur du modèle et fixée par défaut à 30. Afin d'introduire une variabilité, une probabilité de génération d'emplois est fixée à 6/10. A chaque pas de temps, les entreprises ont donc 6 chances sur 10 de générer `nb_new_jobs` emplois.

update_cells

Ce sous-modèle est chargé de la mise à jour des cellules à chaque pas de temps de la simulation. L'*action* `crop_cycle` fonctionne en plusieurs temps.

D'abord, les cellules des LU SC3.1, SC4.1, et SC4.2 (cultures vivrières) ont 20% de chance de

se transformer en *fallow* après avoir été cultivées pendant 24 mois (MORIN, 2015). Dans ce cas, elles sont semées à nouveau ailleurs sur la propriété. Cette probabilité correspond à l'appauvrissement des sols (*soil_depletion_proba*). S'il n'y a pas eu d'appauvrissement des sols et donc pas d'abandon de la parcelle ni donc d'enfrichement, les cultures vivrières sont semées au même endroit.

Ensuite, l'*action* *update_yields* met à jour les rendements des cellules de LU agricole et calcule en quelque sorte le chiffre d'affaire de chacune d'entre elles. Là encore, les calculs sont réalisés à partir des données agronomiques récoltées par l'enquête de MORIN (ibid.). Le rendement des cultures vivrières décroît avec le temps.

assess_income_needs et *setting_alerts*

Ces deux *actions* déterminent la prise de décision relative au LU. Comme nous l'avons dit, la rationalité des ménages est en effet modélisée d'une façon très simple, ceux-ci cherchent à satisfaire leurs besoins pour assurer leur subsistance. Les besoins des ménages sont satisfaits dans deux cas : si leur *finca* contient suffisamment de cultures vivrières (*subcrops_amount*) pour nourrir tout le ménage (*subcrops_needs*) ou bien si les revenus tirés des cultures de rente sont supérieurs à un certain seuil faisant office de salaire de subsistance. Ce seuil est une variable globale nommée ANFP (pour *amount needed to feed a person*), fixée à 3900\$ annuels (ibid.).

La première *action* évalue donc les revenus annuels des ménages. La valeur de l'attribut *income_crops_annual* est obtenue par la somme des bénéfices³⁷ apportés par chaque cellule de culture de rente (café, cacao), multipliée par 12. Celle de l'attribut *income_oil_annual* correspond à la somme des salaires annuels obtenus par tous les membres du ménage ayant un emploi dans le secteur pétrolier. L'estimation du revenu total annuel des ménages *estimated_annual_inc* est ainsi la somme de *income_crops_annual* et *income_oil_annual*.

L'*action* *setting_alerts* active l'attribut booléen³⁸ *hunger_alert* si le *subcrops_amount* de la *finca* est inférieur aux *subcrops_needs* du ménage. De la même façon, une *money_alert* est activée si l'*estimated_annual_inc* du ménage est inférieur à la somme des seuils ANFP de ce même ménage (un pour chaque membre du ménage). Enfin, une *need_alert* est activée en cas de présence conjointe d'une *hunger_alert* et d'une *money_alert*.

Land use change

Lorsque la *need_alert* d'un ménage est activée, cela signifie donc que sa subsistance n'est

37. Le coût annuel de la main d'œuvre employée est retiré.

38. Renvoi "true".

pas assurée, ni par ses cultures vivrières ni par ses revenus (cultures de rente et/ou emplois pétroliers). Le ménage en question cherche alors à subvenir à ses besoins par la recherche d'un emploi pétrolier (`looking_for_job`) ou bien en prenant la décision de modifier le *land use* de sa *finca* (`subsistence_LUC`).

La recherche d'emploi pétrolier concerne les ménages ayant de la main d'œuvre disponible (`available_workers` dont l'âge est inférieur à 40 ans). Les individus recherchent un emploi parmi les ceux proposés par les entreprises situées dans un rayon de 15km autour de leur exploitation. Les emplois sont modélisés sous la forme de contrats à durée déterminée, tirée aléatoirement entre 5 et 24 mois, et rémunérés entre 300 et 400\$ le mois (MORIN, 2015).

S'ils ne trouvent pas d'emplois pétroliers ou si les emplois pétroliers ne suffisent pas à subvenir à leurs besoins, les ménages changent l'usage du sol de leur *finca*. L'action `subsistence_LUC` consiste à transformer des cellules de forêt de la parcelle en cellules de LU agricole pratiqué par le ménage tant que ses besoins ne sont pas satisfaits, si et seulement si il existe suffisamment de main d'œuvre au sein du ménage. Puisque les ménages ont des pratiques agricoles différentes selon leur SP — définie à l'initialisation —, des règles de `subsistence_LUC` différentes sont appliquées selon la `livelihood_strategy` (SP) du ménage. A chaque fois qu'une nouvelle cellule de LU agricole apparaît sur la parcelle, la main d'œuvre disponible du ménage est mise à jour.

Enfin, lorsque le `profit_LUC` est permis, les ménages ont la possibilité de modifier le LU de leur *finca* même si leur `need_alert` n'est pas activée, en cas de main d'œuvre disponible suffisante. Cette règle modélise une rationalité de type *maximizer* (TRAN, 2018). Dans ce cas, les ménages sont capables d'évaluer quel LU leur serait le plus profitable et font leur choix d'après ce calcul.

5.3.5 Résultats et validation

Les méthodes de vérification et de validation des modèles de simulation ont été abordées dans le chapitre 2 (cf. 2.2.3.3). Pour en reprendre rapidement les grandes lignes, rappelons d'abord que la vérification est à distinguer de la validation. Alors que la vérification concerne l'implémentation du modèle et le bon déroulement des simulations — "le modèle fait-il bien ce qu'il est censé faire ?" — la validation se penche sur la relation entre le modèle et le système-cible. Ainsi, pour valider un modèle et notamment un ABM, il faut évaluer l'adéquation entre les comportements qui y sont implémentés et ce qu'il se passe en réalité, à l'aide de preuves extérieures au modèle (ORMEROD et ROSEWELL, 2009). En ce qui nous concerne, les "preuves extérieures" au modèle

dont nous disposons sont les classifications de l'occupation et de l'usage du sol réalisées à partir d'images satellite par les services ministériels équatoriens (MAE-MAGAP, déjà utilisées dans les chapitre 3 et 4). C'est donc sur la base d'une confrontation entre des images issues de la simulation et d'autres issues de "captures de la réalité" (classifications) que nous allons évaluer le modèle LUCABMÉA, ce qui correspond à une validation des résultats descriptifs (*descriptive output validation*) au sens de GRAEBNER (2018), la validation par les entrées (*input validation*) ayant déjà été réalisée étape par étape dans la section 5.2.3.

Valider cette modélisation à partir des sorties au format image revient à se pencher uniquement sur les résultats issus de l'émergence (c'est-à-dire produits par les processus au cours de la simulation). Si cette façon de procéder n'évalue qu'en partie les processus implémentés dans le modèle (en tant que précurseurs du résultat final, ce qui ne constitue pas vraiment une *process validation*, selon *ibid.*), elle permettra en revanche de comparer ultérieurement les résultats de cet ABM à ceux du modèle PBM, puisque c'est cette même approche de validation qui a été employée dans le chapitre précédent. LUCABMÉA a en effet été conçu pour être évalué comme et comparé à notre modèle *pattern-based*, c'est pourquoi il permet l'exportation de sorties au format *land cover* en quatre classes, ce qui constitue déjà un pas vers l'hybridation des deux approches.

Pour plusieurs raisons, nous n'avons pas pratiqué d'analyse de sensibilité sur ce modèle ABM. D'abord, comme GRAEBNER (*ibid.*) le rappelle, les analyses de sensibilité sont des méthodes de vérification et non de validation : "*sensitivity analysis would also be considered some form of model verification since it exclusively aims at understanding the behaviour of the model.*" Ensuite, les analyses de sensibilité sont utilisées pour explorer l'espace de paramètres d'un modèle, c'est-à-dire la relation entre son paramétrage (au sens de SMAJGL et al., 2011) et ses résultats, dans le but de mesurer l'incertitude et la variabilité de ces derniers, ce qui n'est ni nécessaire ni pertinent dans notre cas. En effet, l'incertitude liée aux conditions initiales a déjà été abordée lors de la présentation du *workflow* de l'*init* et la stochasticité a été très limitée dans l'implémentation du modèle, comme nous l'avons expliqué dans le protocole ODD. C'est aussi pour cette raison que nous ne multiplierons pas les répliques³⁹. De plus, les paramètres libres nécessitant calibration et analyses comportementales de stabilité et sensibilité sont très peu nombreux dans LUCABMÉA, qui est basé sur les données du diagnostic agricole de MORIN (2015). Or, les analyses de sensibilité sont effectivement conduites sur des modèles — souvent *KISS* (LIGMANN-ZIELINSKA, 2013) —

39. Une réplique est une nouvelle simulation lancée dans des conditions paramétriques identiques à la précédente. Les répliques sont utiles lorsque l'on souhaite connaître la significativité statistique, la stabilité ou la robustesse de résultats soumis à une variabilité (liée à la présence d'incertitude ou de stochasticité).

qui sont soit conçus comme des laboratoires virtuels, pour déterminer la valeur optimale d'un paramètre après plusieurs dizaines voire milliers de répliques (REUILLON, LECLAIRE et REY-COYREHOURCQ, 2013), soit exploités pour simuler des scénarios. Enfin, les analyses de sensibilité conduites sur les ABM ne permettent pas d'éviter les écueils du surajustement ou de l'équifinalité et ne sont pas exemptes de critiques (TEN BROEKE, VAN VOORN et LIGTENBERG, 2016).

Comme pour les résultats du modèle PBM, nous commencerons donc par une brève comparaison visuelle et quantitative des résultats de la simulation. Par la suite, nous présenterons une analyse de la similarité globale et de la similarité spatiale (BROWN et al., 2005) entre la "réalité" et la simulation, grâce au calcul de métriques paysagères et à la budgétisation des erreurs et des exactitudes, méthodes de validation déjà employées pour le modèle précédent.

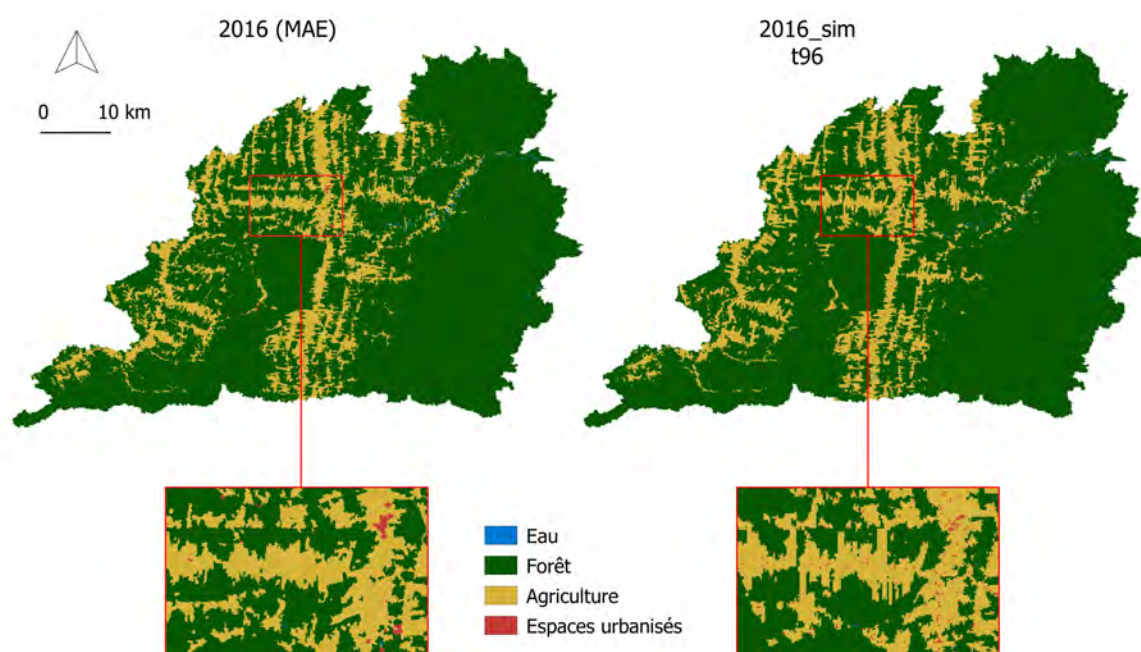


Figure 5.25 – Comparaison visuelle entre la classification de l'occupation et de l'usage du sol (à gauche) et le résultat de la simulation après 8 années, à $t = 96$ (à droite).

Comme on peut le voir sur la figure 5.25, qui confronte la classification MAE-MAGAP pour l'année 2016 au résultat de la simulation du modèle pour la même année, la comparaison visuelle n'est pas aisée. L'ajout du petit encart diminuant l'échelle permet toutefois d'observer des différences dans la structure spatiale des changements apparus entre 2008 et 2016 : ceux générés par la simulation semblent plus géométriques, le parcellaire y est visible. On aperçoit en effet la forme d'exploitations parallèles orientées nord-sud ou bien ouest-est. Il s'agit d'un effet des conditions initiales et de la structure du modèle, puisque le cadastre est chargé en entrée et que les agents sont contraints à sélectionner des pixels à déforester parmi ceux qui appartiennent à leur *finca*.

| Classe | Part pour 2016 (MAE) | Part pour 2016_sim |
|-------------------|----------------------|--------------------|
| Eau | 0.2 | 0.2 |
| Forêt | 83.1 | 84.3 |
| Agriculture | 16.6 | 15.2 |
| Espaces urbanisés | 0.1 | 0.3 |

Tableau 5.3 – Part du territoire d'étude occupée par chacune des classes d'occupation du sol pour l'année 2016, observée (MAE) et simulée (2016_sim).

Le tableau 5.3 montre quant à lui la part du territoire d'étude occupée par chacune des classes d'occupation du sol pour la classification et pour la simulation. D'un point de vue quantitatif, le modèle LUCABMÉA paraît reproduire correctement les dynamiques de déforestation, puisque il existe peu de résidus entre l'observation et la simulation — seulement quelques points, notamment pour les espaces forestiers et agricoles.

5.3.5.1 *Landscape metrics*

Comme nous l'avons dit plus haut, nous avons appliqué à ce modèle les mêmes méthodes de validation qu'au modèle *pattern-based* présenté dans le chapitre 4, afin de permettre ultérieurement la comparaison entre les résultats issus des deux approches. Dans la mesure où les méthodes développées par la géographie et l'écologie sont couramment utilisées pour la validation des ABM, il ne s'agit pas vraiment d'une originalité (LEE et al., 2015).

Les métriques paysagères comptent parmi les méthodes d'évaluation de ce que BROWN et al. (2005) appellent la similarité globale (*aggregate similarity*), composante de l'évaluation de l'exactitude de la prédiction (*accuracy of prediction*). Ces mesures statistiques décrivent et résument les *patterns* de l'occupation et de l'usage du sol. Comme nous l'avons fait pour le modèle PBM, nous avons calculé quelques *landscape metrics* pour analyser notre simulation. Le tableau 5.4 présente les résultats obtenus pour chacune des métriques pour les espaces forestiers (FOR) et les espaces agricoles (AGR) simulés (2016_sim), après rappel des valeurs observées sur la classification (2016 MAE).

À première vue, pour les deux classes étudiées, le modèle semble mal reproduire le morcellement du paysage. C'est ce que montre la sous-estimation du nombre de patches (NP) et la surestimation de leur superficie moyenne (AREA MN). Ceci n'est pas une surprise puisque une règle de contiguïté est programmée dans le modèle pour l'apparition de nouveaux pixels de déforestation, ce qui empêche l'apparition de "tâches" isolées. Comme le NP, le NDCA et l'ED sont sous-estimés

| Classe | Image | NP | AREA MN | LPI | NDCA | CPLAND | ED | ENN MN |
|--------|----------|-----|---------|-------|------|--------|-------|--------|
| FOR | 2016 MAE | 221 | 1078.69 | 51.44 | 391 | 79.56 | 14.26 | 127.62 |
| | 2016_sim | 150 | 1613.10 | 80.96 | 190 | 76.52 | 10.21 | 231.89 |
| AGR | 2016 MAE | 821 | 58.15 | 7.14 | 1142 | 13.64 | 14.00 | 209.69 |
| | 2016_sim | 476 | 91.84 | 3.82 | 489 | 8.67 | 10.62 | 317.46 |

Tableau 5.4 – Métriques paysagères calculées pour la classification et pour la simulation ABM.

NP : *number of patches*; AREA MN : *Mean of patch area*; LPI : *largest patch index*; NDCA : *number of disjunct core area*; CPLAND : *core area percentage of landscape*; ED : *edge density*; ENN MN : *Mean of euclidean nearest-neighbor distance*.

par le modèle pour la même raison. La surestimation du LPI pour la forêt et sa sous-estimation pour l'agriculture montrent respectivement que la plus grande tâche de forêt du territoire n'est pas suffisamment "grignotée" par les dynamiques de déforestation et que la croissance de la superficie du plus grand ensemble agricole continu n'est pas suffisante, puisqu'elle atteint à la fin de la simulation à peine plus de la moitié de la valeur qu'elle devrait atteindre.

5.3.5.2 Budgétisation des erreurs et exactitudes

L'analyse présentée ici consiste à évaluer ce que BROWN et al. (2005) appellent la "similarité spatiale" entre l'observation de la réalité et la simulation, autre composante de l'évaluation de l'exactitude de la prédiction (*accuracy of prediction*). Pour cela, nous avons donc eu une nouvelle fois recours (cf. 4.3.3) à la méthode développée par CHEN et al. (2010), le croisement pixel à pixel de trois cartes⁴⁰ afin de quantifier et localiser les erreurs et exactitudes de la simulation. La figure 5.26 montre les résultats obtenus. Les espaces laissés en blanc correspondent à des portions du territoire d'étude non pris en compte dans l'analyse : les *comunas*, en raison de leurs spécificités⁴¹; les parcelles individuelles (*fincas*) restées inoccupées après génération de la population synthétique lors de l'*init*, où il ne pouvait donc pas avoir le moindre changement lors de la simulation (cf. section 5.2.3.3).

Les *Null Successes*, qui correspondent à une persistance de classe correctement prédite par la simulation, couvrent encore une fois près de 91% du territoire d'étude et concernent surtout les espaces forestiers. Les *False Alarms*, les *Misses* et les *Hits* couvrent respectivement environ 2%,

40. D'une part les deux cartes servant de référence (les classifications pour 2008 et 2016) et d'autre part le résultat de la simulation.

41. Il s'agit de spécificités nous ayant posé des problèmes d'ordre méthodologique ou thématique : comment modéliser la gestion communautaire du foncier, alors qu'il s'agit d'une approche de modélisation "individu-centrée" ? Comment prendre en compte l'importance de la consommation de produits issus de la forêt telle qu'elle est documentée dans la littérature (TORRES et al., 2018) ? Etc.

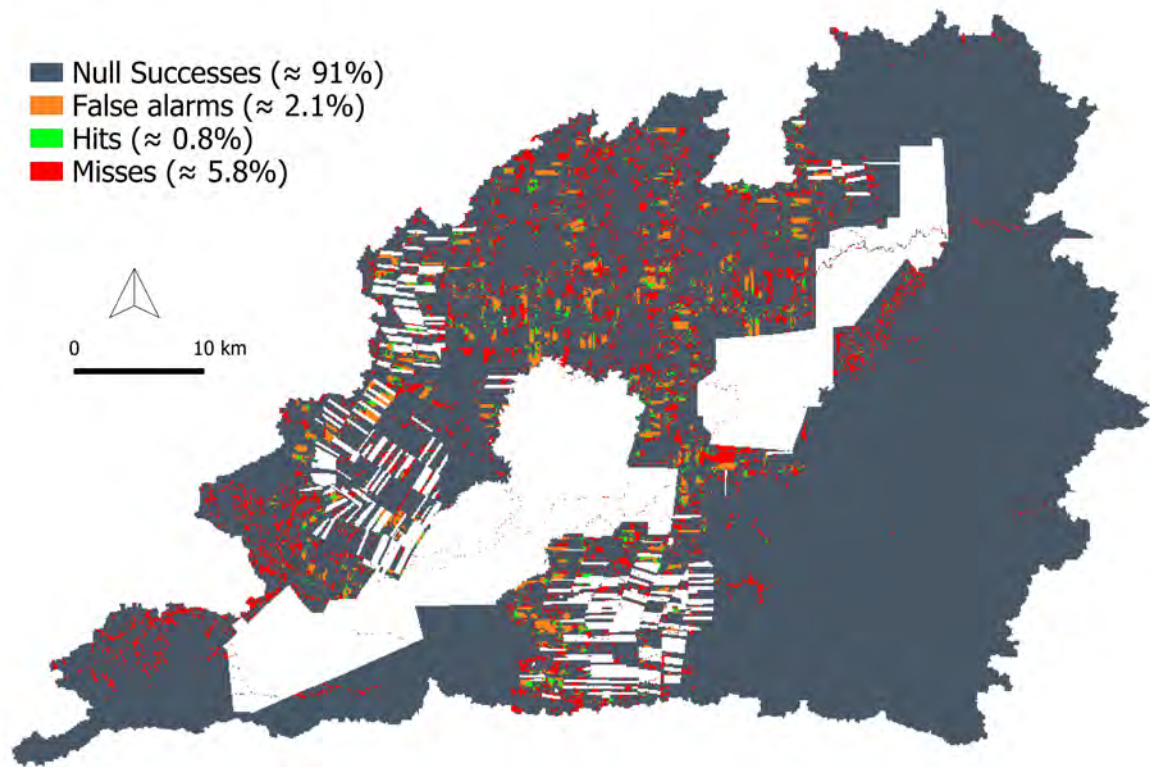


Figure 5.26 – Erreurs et exactitudes de la prédiction : croisement pixel à pixel des deux cartes de référence et de la carte simulée.

près de 6% et moins d'1% des pixels simulés, ce qui se révèle être de prime abord des résultats moins fructueux que ceux du modèle PBM, et de toute évidence une fois de plus à cause problèmes d'allocation spatiale des changements. Mais, comme nous le verrons plus loin, ces résultats sont à nuancer, ou tout au moins à reconsidérer compte tenu de plusieurs facteurs, comme la dépendance à l'échelle des méthodes de comparaison de cartes⁴² ou la simplicité des processus implémentés dans cet ABM. D'autre part, évaluer l'exactitude de la prédiction uniquement sur la base d'une validation spatiale est peu pertinent pour un modèle ABM, basé sur les processus :

"spatial patterns contain more information than can be captured by a handful of aggregate statistics, validation using spatial similarity raises the empirical bar over aggregate similarity [...] demanding that modelers get the locations right may be asking too much." (BROWN et al., 2005).

42. À laquelle nous avons proposé quelques mesures alternatives, cf. section 4.3.3.

5.4 Discussion et conclusion

D'une certaine façon, le développement de ce modèle nous a permis d'éprouver la difficulté à construire des modèles ABLUMs prédictifs — évoquée dans le chapitre 2 — et d'y apporter une réponse.

En effet, le modèle LUCABMÉA a été développé dans le but de simuler, par une approche dite *process-based*, les changements d'occupation et d'usage du sol survenus entre 2008 et 2016 autour de la *parroquia* de Dayuma. Les modifications du *land cover* sont produites par des processus agissant sur le *land use*, implémentés à l'échelle individuelle. Cette correspondance entre *patterns* d'occupation du sol et *processes* d'utilisation du sol est notamment permise par la génération d'un *land system* synthétique au cours de l'étape d'initialisation du modèle, sur la base de données empiriques. La reconstitution d'un *land use* synthétique "réaliste" à partir de données empiriques plurielles constitue l'un des apports principaux de ce travail, qui contribue à dépasser certaines des limitations inhérentes aux ABLUMs telles que le grand besoin en données et en capacités computationnelles (voir tableau 2.1), tout en répondant aux enjeux de la dépendance aux conditions initiales.

La validation des résultats descriptifs voire prédictifs du modèle GRAEBNER, 2018, réalisée à partir d'une comparaison entre la classification et la simulation pour l'année 2016, n'est cependant pas convaincante sur les aspects spatiaux (localisation), malgré une prévision quantitative des changements satisfaisante⁴³. Plusieurs éléments peuvent expliquer ce manque de performance prédictive en termes d'allocation spatiale des changements.

Ne possédant pas de données suffisantes sur la prise de décision relative au *land use*, nous avons pour hypothèse de modélisation la satisfaction des besoins (alimentaires et/ou financiers) des ménages, nécessaire à leur subsistance, calculée à partir des attributs générés lors de l'*init* (main d'œuvre disponible, revenus annuels estimés et besoins). On peut donc d'abord évoquer la simplicité du processus décisionnel modélisé. Par exemple, au cours de la simulation, les ménages confrontés à un manque de main d'œuvre n'ont pas d'alternative possible pour assurer leur subsistance. Les stratégies d'adaptation telles que le changement de SP ne sont pas modélisées. La découpe et la vente de bois brut ou d'autres produits ligneux n'est pas prise en compte, la consommation de produits issus de la forêt (cueillette, chasse, pêche) non plus.

De manière plus générale, il n'est pas surprenant que les résultats ne soient pas satisfaisants

43. C'est-à-dire cohérente avec les quantités observées dans la réalité.

en termes de localisation, parce que de nombreux processus inhérents aux *land systems* ont été éludés. D'abord, aucun agent ne peut être généré après l'initialisation : le modèle ne possède pas de module démographique ni de module migratoire pour créer de nouveaux agents au cours des simulations, alors qu'il s'agit de processus primordiaux en contexte de front pionnier⁴⁴. La population d'agents synthétiques reste donc identique au cours des 96 mois de simulation. Dans la réalité, les dynamiques démographiques et plus particulièrement l'installation de nouveaux arrivants entraînent au sein d'un tel territoire des divisions du parcellaire existant⁴⁵. Le cycle de vie des ménages est très succinct dans ce modèle, et il n'est pas relié à la prise de décision. Ensuite, le prix des denrées agricoles reste lui aussi invariable tout au long des simulations, ce qui dissipe l'effet du marché, pourtant considéré comme un *driver* important (SUN et al., 2014). Dans la même veine, le *telecoupling* (FRIIS et al., 2016) n'est pas non plus modélisé.

La faible capacité de prédiction spatiale des changements de ce modèle n'est donc pas à blâmer, puisqu'il est "incomplet". S'il a été démontré que la capacité générative des modèles ABM permet de simuler des systèmes complexes à partir de mécanismes simples (EPSTEIN et AXTELL, 1996), cela ne signifie pas pour autant qu'elle permette de simuler des prédictions pertinentes, notamment spatialement.

Ces mécanismes n'ont pas été omis sans raison. Leur mise de côté fait de LUCABMÉA un modèle *process-based* simple supportant la comparaison avec le modèle PBM présenté dans le chapitre 4, afin de nourrir notre réflexion sur l'hybridation des approches *pattern* et *process*. Nous pensons en effet qu'une hybridité de premier niveau (c'est-à-dire une comparaison, au sens de O'SULLIVAN et al., 2016) nécessite deux modèles d'un degré de complexité — *complicatedness* — similaire. D'autre part, complexifier cet ABM, c'était prendre le risque de perdre le contrôle sur son fonctionnement (VOINOV et SHUGART, 2013).

Lors de la conceptualisation d'un ABM, la sélection des processus à implémenter dans le modèle s'opère en fonction des objectifs de la modélisation (EDMONDS et al., 2019). Ainsi, lorsque l'objectif est l'exploration théorique, l'explication ou la description d'un phénomène, le modélisateur sélectionne les processus principaux à partir de filtres discriminants plus ou moins objectifs (ses modèles mentaux, des analyses statistiques, etc.) et élude les moins importants. Par exemple, pour un même *land system*, entre un ABM dont l'objectif est d'étudier les effets du marché sur

44. "[...] *land-use change in frontier regions occurs because a new population with its own tastes, norms, and practices moves into an area that becomes the frontier*" (PARKER et al., 2008)

45. Mécanisme qui a par ailleurs été étudié et reproduit par la modélisation à base d'agents (WICKRAMASURIYA et al., 2013).

le *land use* et un autre qui a pour but de mieux comprendre le rôle du cycle de vie des ménages, les mécanismes implémentés seront évidemment différents. Mais qu'en est-il lorsque l'objectif du modèle est la prédiction des changements à venir — la déforestation tropicale en ce qui nous concerne — et plus particulièrement leur localisation ?

Dans ce cas, il faudrait à notre sens n'éluder aucun processus puisque, comme nous l'avons vu (cf. chapitre 3), les dynamiques de la déforestation tropicale sont multifactorielles et multiscales. Il s'agirait au contraire, pour le modélisateur cherchant à prédire, d'incarner par son modèle un "démon de Laplace" (cf. chapitre 2 section 2.3.4.2) connaissant parfaitement les lois du système-cible, pour être capable d'en prédire l'évolution. Ce qui est irréalisable et paradoxal, car la simplification est inhérente à l'entreprise de modélisation. L'impossibilité de connaître l'ensemble des processus à l'œuvre dans un système est d'ailleurs, pour EDMONDS et al. (2019), l'un des freins majeurs à l'utilisation des ABM dans un objectif de prédiction (cf. section 2.3.4.2).

Après une comparaison des résultats des deux modèles, le chapitre suivant présente notre réflexion sur l'hybridation des approches *pattern* et *process*, nourrie par notre expérience de modélisation duale. Nous y recommandons notamment d'abandonner l'idéal de développement d'un ABM "monolithique" pour prédire les changements, auquel nous préférons celui d'une constellation de modèles⁴⁶ centrés sur des *drivers* spécifiques du changement. Nous montrons enfin comment l'utilisation des sorties de cette constellation de modèles pour calibrer un PBM pourrait constituer un compromis servant l'hybridité des approches.

46. Les termes d'ABM "monolithique" et de "constellation de modèles" sont empruntés à DELAY (2015, p. 125). Le monolithe étant un bloc de pierre monumental constitué d'un seul matériau, le qualificatif est particulièrement adapté pour désigner les modèles informatiques non-parcimonieux se voulant "exhaustifs".

6

Discussion : vers une hybridation des approches *pattern* et *process*

« L'homme a imaginé le cercle avant de savoir que la terre était ronde. Ça prouve quand même une certaine faculté d'invention. »

Jacques Sternberg

LE DERNIER chapitre de cette thèse est construit comme une discussion générale. Dans un premier temps, nous y comparons les résultats des modèles présentés dans les deux chapitres précédents — PBM et ABM — ce qui constitue au sens de O'SULLIVAN et al. (2016) une hybridité de premier niveau : la comparaison de modèles indépendants appliqués à la même question de recherche (cf. chapitre 2 section 2.3.5.2). Cette comparaison sera l'occasion de discuter de la portée et des implications de ces résultats ainsi que de leurs limites. Nous identifions dans un second temps de possibles rapprochements entre les deux approches de modélisation et évaluons à la fois leur faisabilité et leur pertinence à partir de notre expérience de modélisation duale. Nous proposons enfin une méthode pour tendre vers une hybridation plus approfondie des approches *pattern* et *process*, en guise de perspective mais également de réponse à la question principale de ce travail.

6.1 Hybridité de premier niveau : comparaison des résultats

Nos deux modèles sont issus d'approches différentes. Pour les comparer, il nous paraissait donc évident de nous pencher uniquement sur leurs résultats (sorties, *outputs*). Ils ont d'ailleurs été conceptualisés et développés dans ce but : bien que fondamentalement différents l'un de l'autre, le modèle PBM et le modèle ABM proposent des sorties comparables (données géographiques exprimées en *land cover*, format raster, 4 classes, résolution spatiale identique). C'est donc une nouvelle fois sur la base d'une confrontation entre les images issues des simulations des modèles et celles de la "réalité" (classifications MAE-MAGAP) que nous avons décidé de comparer les résultats.

6.1.1 Comparaison de *landscape metrics* (similarité globale)

Le tableau 6.1 regroupe les métriques paysagères calculées pour la classification (chapitre 3), pour le modèle PBM (chapitre 4) et pour le modèle ABM (chapitre 5). Une palette de couleur divergente a été appliquée à ce tableau, basée sur le pourcentage d'écart à la valeur de référence (la valeur pour la classification, en vert). Le rouge met ainsi en évidence les valeurs des métriques surestimées par les modèles, le bleu celles qui sont sous-estimées.

| Classe | Image | NP | AREA MN | LPI | NDCA | CPLAND | ED | ENN MN |
|--------|----------|-----|---------|-------|------|--------|-------|--------|
| FOR | 2016 | 221 | 1078.69 | 51.44 | 391 | 79.56 | 14.26 | 127.62 |
| | 2016 PBM | 187 | 1255.50 | 51.15 | 197 | 79.19 | 10.23 | 156.05 |
| | 2016 ABM | 150 | 1613.10 | 80.96 | 190 | 76.52 | 10.21 | 231.89 |
| AGR | 2016 | 821 | 58.15 | 7.14 | 1142 | 13.64 | 14.00 | 209.69 |
| | 2016 PBM | 459 | 112.52 | 8.92 | 655 | 15.85 | 10.06 | 224.86 |
| | 2016 ABM | 476 | 91.84 | 3.82 | 489 | 8.67 | 10.62 | 317.46 |

Tableau 6.1 – Métriques paysagères calculées pour les classes FOR et AGR sur la classification (2016), la sortie PBM (2016 PBM) et la sortie ABM (2016 ABM).

La lecture de ce tableau montre que pour la classe forêt (FOR), le PBM et l'ABM ont un comportement que l'on pourrait qualifier de similaire : quand l'un surestime ou sous-estime la valeur d'une métrique, l'autre aussi. Le modèle PBM est cependant celui qui s'approche le plus des valeurs observées sur la classification. La moyenne de la distance euclidienne moyenne au voisin le plus proche (ENN MN, métrique d'agrégation) ou le *largest patch index* (LPI) sont par exemple beaucoup plus surestimés par notre ABM que par notre PBM, ce qui signifie ici que le premier reproduit moins bien les dynamiques de morcellement du paysage.

En ce qui concerne la classe agriculture (AGR), les métriques paysagères montrent des résultats plus contrastés voire opposés d'un modèle à l'autre. En effet, alors que le LPI et le CPLAND (part du territoire couverte par les zones centrales des patches de la classe) sont surestimés par l'ABM, ils sont sous-estimés par le PBM. Cette différence dans la simulation des structures spatiales du paysage peut être une nouvelle fois expliquée par des lacunes dans la modélisation des dynamiques de fragmentation. Effectivement, alors que le PBM sélectionne les pixels "à déforester" sur la base des cartes d'aptitude au changement, notre ABM utilise une règle simple : il sélectionne, au hasard, des cellules contiguës à une cellule déjà déforestée et appartenant à une exploitation occupée par un ménage. Ce mécanisme est responsable d'un insuffisant morcellement du paysage dans les résultats de simulation de l'ABM, que traduisent bien les valeurs prises par les métriques paysagères présentées ici.

Il faut cependant veiller à ne pas tirer de conclusions de vérité générale sur la modélisation et la simulation ABM à partir de notre seul modèle, qui n'est pas représentatif de l'ensemble des ABLUMs. Comme nous l'avons déjà évoqué précédemment (cf. chapitre 2, section 2.3.4.2), l'importante flexibilité de cette approche de modélisation combinée à la subjectivité des modélisateurs limite la généralité des enseignements que nous pouvons tirer de cette expérience et donc la portée de ces résultats. Autrement dit : ce modèle aurait pu être fait autrement, notamment les mécanismes qui régissent, pour les cellules, les transitions d'une classe à l'autre.

Ceci nous amène à penser qu'en matière de modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol à partir d'approches *process-based* comme les ABM, une distinction pourrait être faite entre les processus *qui mènent* aux changements (mécanismes en amont de la prise de décision humaine, qui la déterminent) et ceux qui *mettent en place* les changements (mécanismes en aval de la prise de décision, qui l'entérinent et l'organisent). Dans notre cas, les premiers expliquent les raisons de la déforestation — quelles conditions (économiques, sociales, politiques, etc.) mènent à la décision de "déforester" — tandis que les seconds expliquent son organisation spatiale, qualitative et quantitative : quelles cellules et combien sont concernées par les changements lorsque les conditions sont réunies. Mais il existe bien évidemment une boucle de rétroaction, caractéristique de la complexité : la décision de déforester dépend aussi de l'organisation de l'espace.

De plus, comme nous l'avons déjà évoqué dans le chapitre précédent, les *landscape metrics* sont utilisées ici comme méthode de validation de la similarité globale (*aggregate similarity*,

BROWN et al., 2005) de chacun des modèles, ce qui est plutôt inappropriée pour le modèle ABM¹. Chercher à valider un modèle *process-based* par des indices quantitatifs décrivant les *patterns* de ses sorties peut effectivement paraître saugrenu. Or, d'une part, le choix d'une méthode de validation dépend lui aussi des objectifs du modèle, et d'autre part il nous paraissait intéressant de chercher à valider un ABM "comme un PBM", d'une part pour rester dans la logique de l'hybridation des approches — la validation est considérée comme une étape à part entière de chacune des approches — et d'autre part pour mieux saisir et mettre en exergue l'ampleur de la tâche et des progrès à faire en matière de précision spatiale des prédictions avec les ABLUMs.

6.1.2 Comparaison de la similarité spatiale

La figure 6.1 est inspirée de la méthode de validation développée par CHEN et al. (2010), le croisement pixel à pixel de trois cartes (date A, date B et simulation). Nous avons déjà employé cette méthode pour la validation des résultats du modèle PBM (cf. 4.3.3) et du modèle ABM (cf. 5.3.5.2). Cette fois-ci, plutôt que de l'appliquer à deux cartes de référence et une carte de simulation pour quantifier et localiser les erreurs et les exactitudes d'une prédiction des changements, nous avons utilisé deux cartes de simulation et une carte de référence, afin de comparer simultanément les sorties des deux modèles, PBM et ABM, à une image de la "réalité".

La figure 6.1 est une carte qui montre donc à la fois les *Hits* (changements observés correctement prédits) du modèle PBM, ceux du modèle ABM et ceux communs aux deux modèles, ainsi que les succès nuls (persistance observée prédite comme persistance) et les changements non prédits, désignés comme des échecs. En résumant les résultats obtenus par les deux modèles, cette carte souligne que l'objectif de "similarité spatiale" visé par chacune des deux approches n'est pas atteint, y compris en combinant les deux simulations puisque une part importante des changements survenus ne sont prédits ni par l'une ni par l'autre. Du strict point de vue de la similarité spatiale, il n'existe donc pas de complémentarité entre les prédictions des deux modèles (associés aux *hits* en commun, les *hits* respectifs ne suffisent pas à couvrir les changements survenus). Enfin, cette carte montre qu'il n'existe pas de structure spatiale dans la répartition des *hits* sur le territoire, si ce n'est qu'aucun des succès de prédiction de l'ABM n'est situé dans la partie la plus à l'ouest, ce qui s'explique par l'absence de couverture cadastrale de cet espace².

1. Pour lesquels on préfère généralement évaluer la *process similarity* (BROWN et al., 2005), ou bien utiliser d'autres méthodes comme le *pattern-oriented modeling* (POM) de GRIMM (2005).

2. Et, pour rappel, notre modèle ABM simule les changements à partir des décisions individuelles d'exploitants agricoles synthétiques localisés sur les parcelles cadastrales.

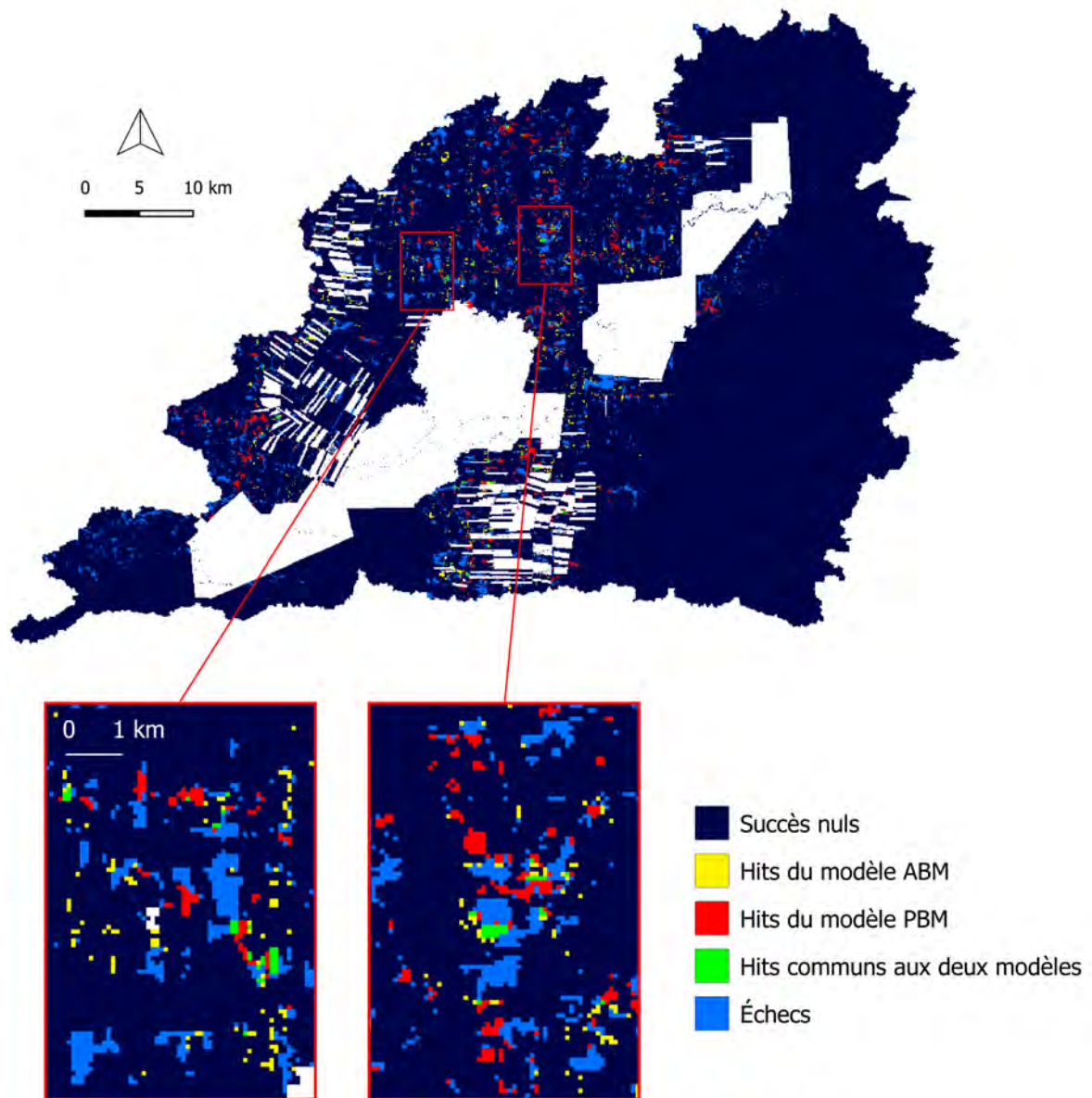


Figure 6.1 – Comparaison des erreurs et exactitudes des modèles PBM et ABM : croisement pixel à pixel des cartes simulées par chacun des modèles pour l’année 2016 (respectivement présentées dans les chapitres 4 et 5) et d’une carte de référence (classification 2016).

La comparaison des résultats des deux modèles montre donc que la réponse au principal objectif visé par nos recherches — l’amélioration de la modélisation et de la simulation des changements d’occupation et d’usage du sol — et à rechercher du côté d’une hybridation plus approfondie. Bien que, comme nous l’avons déjà dit à la fin du chapitre précédent, il ne soit pas possible de tirer des conclusions générales sur les approches *pattern* et *process* sur la seule base de nos modèles, car ils ne sont pas représentatifs de l’ensemble des possibilités, l’hybridité de premier niveau caractérisée par l’usage conjoint des deux approches et la comparaison de leurs résultats

prédictifs ne semble pas suffisante pour améliorer la modélisation des changements.

En conséquence et en guise de perspectives, nous avons décidé de clôturer notre travail par une réflexion issue de cette expérience de modélisation duale, qui aboutit à l'identification de possibles "rapprochements" entre les modèles *pattern-based* et *process-based* et à la proposition d'une méthodologie pour tendre vers une hybridité plus approfondie.

6.2 Le couplage faible : une hybridité plus approfondie

Par "hybridité plus approfondie", nous entendons un croisement des approches de modélisation *pattern* et *process* qui dépasse leur utilisation conjointe pour prédire l'évolution d'un même territoire ou la comparaison de modèles deux-à-deux, que nous avons réalisées. Dans la définition technique et fonctionnelle de l'hybridité de O'SULLIVAN et al. (2016), évoquée dans le chapitre 2 (cf. 2.3.5.2), cette "hybridité plus approfondie" s'apparente à un couplage.

En informatique, le couplage a plusieurs définitions. Il peut notamment être défini en fonction de son "degré" : couplage faible, couplage fort, couplage intégral. Le couplage est dit "faible" lorsqu'il prend la forme de transferts de données entre deux modèles indépendants, alors qu'un couplage dit "fort" sous-entend le partage d'une même base de données par des modèles construits sur le même système. Le couplage intégral désigne quant à lui l'intégration de modèles modifiés afin d'être adaptés les uns aux autres (FIANYO, 2001, p. 9).

En prenant comme base l'ordonnancement et les principes de fonctionnement des deux approches de modélisation (cf. chapitre 2), nous identifions ci-dessous des "moments" dans leurs processus de développement propices à un "rapprochement" mutuel. Les "rapprochements" envisagés s'apparentent à des couplages faibles, donc à des transferts de données entre nos deux modèles. Comme nous allons le voir, il s'agit en effet d'utiliser une approche pour en paramétrer une autre, une forme d'hybridité déjà envisagée par le US NRC (2014, pp. 76-77) pour imaginer des modèles de changement d'occupation et d'usage du sol hybrides.

6.2.1 Identification de possibles rapprochements

Si le couplage faible a été préféré au couplage fort dans notre réflexion sur l'hybridation des approches *pattern* et *process*, c'est d'abord parce c'est celui qui correspondait le plus à notre travail : nous avons réalisé deux modèles indépendants. C'est ensuite parce qu'un couplage fort aurait nécessité une architecture informatique dédiée, pour interfacer les deux approches et faire

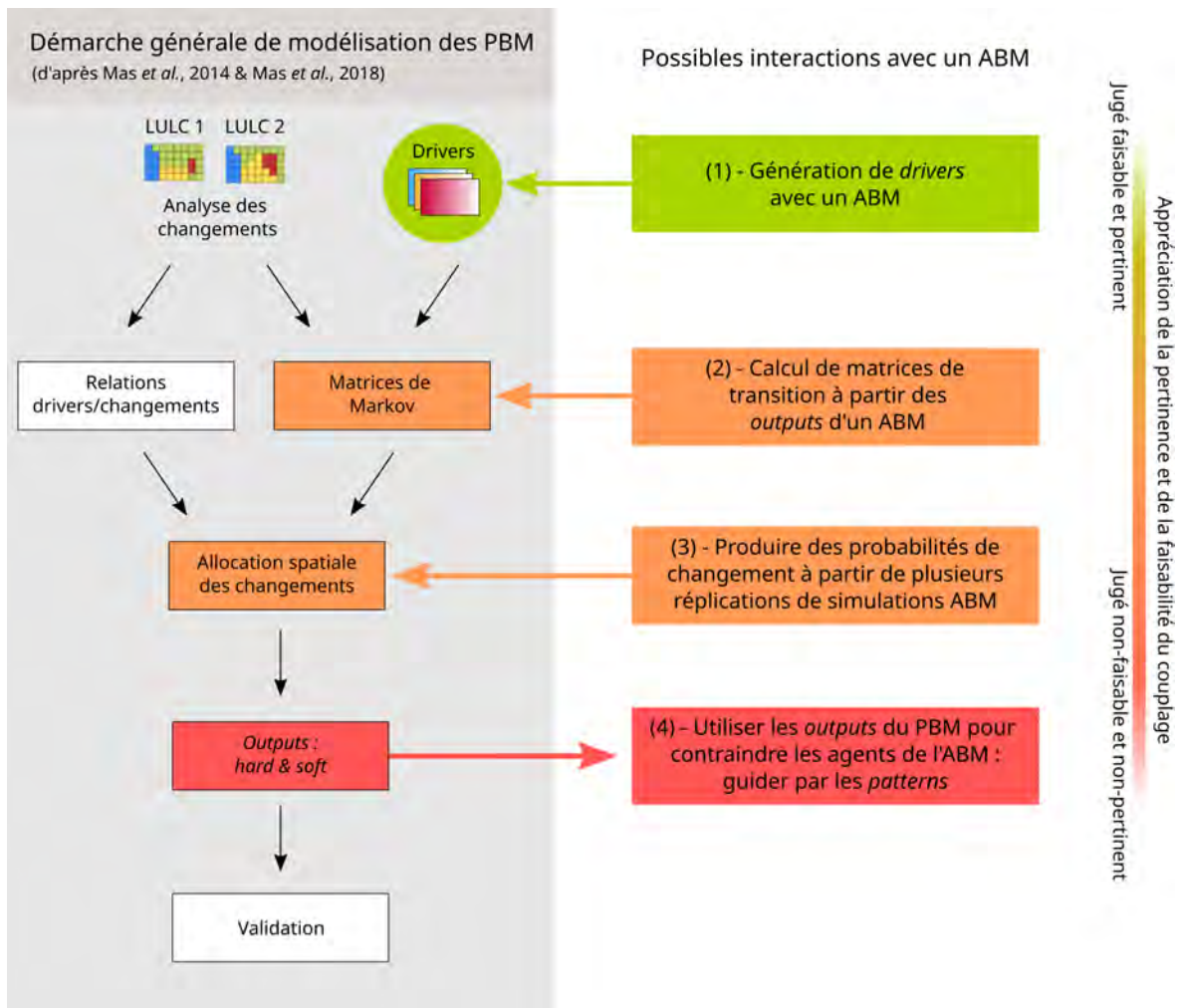


Figure 6.2 – Rapprochements envisagés entre les approches *pattern* (à gauche) et *process* (à droite). Il s'agit de couplages dits faibles, incarnés par le transferts de données entre les deux modèles.

dialoguer deux plate-formes de modélisation, ce qui nous paraissait ambitieux en plus de déplacer la réflexion vers des considérations encore plus techniques. Le couplage intégral est quant à lui une forme d'hybridité qui aurait nécessité une modification complète de chacun des modèles — car impossible à réaliser sans "casser" le paquet logiciel PBM, Land Change Modeler (LCM) dans notre cas. Nous avons également refusé de l'envisager en raison des critiques à son encontre, qui pointent notamment la difficulté à maîtriser la complexité globale des modèles intégrés et leur potentielle inutilité, abordées par VOINOV et SHUGART (2013), qui désignent d'ailleurs les modèles intégrés comme des "*integronsters*"³.

La figure 6.2 montre les possibles rapprochements que nous avons envisagés entre les deux démarches de modélisation. La démarche PBM a été choisie comme référence pour illustrer les

3. Mot-valise formé par "*integrated*" (*modeling*) et "*monsters*" : des modèles-monstres.

couplages faibles en raison de sa rigidité. La structure flexible des ABM les rendait à notre sens moins aptes à être utilisés comme conteneurs (*containers*) et pouvait réduire la portée de nos propositions⁴. D'autre part, la comparaison des résultats des deux modèles effectuée au début de ce chapitre a montré que la similarité globale et la similarité spatiale étaient dans notre cas plus satisfaisantes avec le modèle PBM, raison supplémentaire pour considérer cette approche comme celle "à améliorer".

Les rapprochements PBM/ABM envisagés à l'issue de notre expérience de modélisation avec ces deux approches apparaissent sur la partie droite de la figure, reliés à différents "moments" de la démarche de modélisation PBM, sur la partie gauche. Les flèches indiquent le sens de l'interaction⁵ : les trois premiers rapprochements concernent des interactions du modèle *process* vers le modèle *pattern* ; le dernier, du *pattern* vers le *process*. Enfin, la couleur des encadrés est attribuée selon notre appréciation de la pertinence et de la faisabilité du couplage envisagé (du vert pour le plus pertinent et/ou faisable, jusqu'au rouge pour le moins pertinent et/ou faisable). Chacune de ces possibles interactions entre modèle PBM et modèle ABM par couplage faible (transfert de données) est détaillée ci-dessous⁶ :

1. **Génération de *drivers* avec un (ou plusieurs) ABM.** Cette hybridation des approches consisterait à produire certaines des variables explicatives spatialisées (*drivers*) utilisées pour l'entraînement d'un modèle *pattern-based* à partir d'un ou de plusieurs modèles *process-based*. Plus concrètement, il s'agirait d'utiliser les sorties d'un ou de plusieurs modèles ABM en tant qu'entrées dans un modèle PBM. Par exemple, pour un modèle PBM conçu sous LCM, il pourrait s'agir d'ajouter en entrées du réseau neuronal artificiel des variables explicatives spatialisées générées par un ou plusieurs ABM, pour viser l'amélioration de l'allocation spatiale des changements par un enrichissement de la relation *drivers*/changements. Chaque ABM serait alors orienté vers la simulation prospective d'un seul des aspects du *land system* — autrement dit un seul de ses *drivers* — comme le cycle de vie des ménages, la démographie ou le marché, et non pas vers la simulation du système dans son entièreté. Bien que cela puisse s'apparenter à une reproduction de la démarche analytique — qui décomposerait les "moteurs" du changement en autant de "modules" ABM indépendants — ce couplage faible nous apparaît comme le plus intéressant du point de vue de sa pertinence et de sa faisabilité. En

4. Comme nous l'avons déjà dit, des modèles ABM très différents peuvent être appliqués à la même question de recherche, notamment en raison de la subjectivité du modélisateur. La structure des PBM (paquets logiciels rigides, qu'il s'agisse de LCM ou d'un autre) fixe en revanche la démarche méthodologique de la modélisation des changements.

5. Ou plus exactement, puisqu'il s'agit de couplages faibles, le sens du transfert de données.

6. La numérotation est la même que celle de la figure.

effet, il semble d'abord pertinent parce qu'il est cohérent avec nos observations faites à l'issue de notre expérience de modélisation ABM (imaginer un ABM "monolithique"⁷ pour simuler tout un système nous semble illusoire). Cette hybridation répond également à une des critiques formulées à l'encontre des PBM : d'une certaine façon, elle leur permettrait de prendre en compte les processus du changement, puisqu'il s'agit d'intégrer à l'algorithme d'apprentissage supervisé du PBM des "images" (ou "proxy") de ces processus générées par les processus eux-mêmes, modélisés puis simulés. Ce couplage serait faisable, parce que, comme nous l'avons montré, il est possible de mettre au point des modèles issus d'approches différentes pour le même territoire d'étude, le même intervalle temporel et pour la même question de recherche, qui partagent aussi des formats de données d'entrée et/ou de sortie communs. Imaginer un PBM entraîné en partie à partir des sorties de modèles ABM indépendants nous paraît donc réalisable, notamment grâce à la flexibilité des ABM. En revanche, cela impliquerait de formaliser et de questionner les "cloisonnements" entre ces "modules"... qui sont forcément reliés : c'est tout l'enjeu des systèmes complexes.

2. **Calcul de matrices de transition à partir des sorties d'un ABM.** Les matrices de transition sont utilisées dans les modèles PBM pour indiquer les quantités de changements d'une classe à une autre à simuler, sur la base des changements observés dans le passé (matrices dites markoviennes). Le couplage envisagé ici consiste à utiliser un modèle *process-based* pour déterminer les quantités de changements à simuler dans un modèle *pattern-based*. Ainsi, les quantités de changement seraient calculées à partir des processus du changement, ce qui permettrait de dépasser la simple "projection" dans le futur des quantités de changements observées dans le passé (le fameux *ceteris paribus* ou "toutes choses égales par ailleurs" d'un scénario dit normatif) ou la construction spéculative de scénarios dits contrastés (HOUET et al., 2016). En outre, cela apporterait une solution au problème du "postulat de la stationnarité" des probabilités de transition entre la période de calibration (le plus souvent formée par deux dates) et la période de simulation⁸. Si cette perspective paraît pertinente parce qu'elle permettrait de déterminer "par les processus" les quantités de changement — et donc, de prendre en compte les conséquences d'éventuelles bifurcations dans la trajectoire du système spatial en vue de réaliser des projections à plus long terme —, elle nous semble en revanche difficile à mettre en place, pour des raisons déjà évoquées : cela nécessiterait le développement d'un ABM "monolithique". Or, si de tels modèles "monolithiques" existent bel

7. C'est-à-dire d'un seul bloc, exhaustif et non-parcimonieux.

8. Problème expliqué en détail par MAS (2018a, p. 17).

et bien, leur développement nous paraît bien trop long, chronophage et coûteux pour n'en extraire que des quantités de changements à utiliser dans un PBM.

3. Produire des probabilités de changement à partir de plusieurs réplifications de simulations

ABM. Les modèles PBM génèrent puis mobilisent une carte d'aptitude au changement ou de probabilités de changement⁹ pour allouer spatialement les changements d'occupation et d'usage du sol lors des simulations. Ces cartes sont obtenues à partir de différentes méthodes selon les paquets logiciels PBM : régression logistique, réseaux bayésiens, réseaux neuronaux artificiels, etc. La modélisation à base d'agents ne fait pas partie de ces méthodes. Or, on pourrait très bien imaginer un modèle *process-based* développé dans le but de générer de telles cartes d'aptitude. Il s'agirait par exemple de calculer un taux d'éligibilité au changement pour chaque cellule à partir des sorties compilées de plusieurs dizaines ou centaines de simulations. Par exemple, une cellule sélectionnée 15 fois pour la même transition d'occupation du sol sur un total de 100 simulations aurait un taux d'éligibilité au changement de 15%. Cette carte d'éligibilité au changement serait ensuite utilisée par le PBM pour allouer spatialement les changements. Dans le cas de LCM, il s'agirait donc de remplacer la carte de "*transition potential*" produite par l'algorithme d'apprentissage par la carte calculée à partir des réplifications de la simulation ABM. Mais encore une fois, ce rapprochement nécessiterait le développement d'un ABM exhaustif, monolithique. L'idée demeure cependant pertinente, car elle permettrait de décider de l'allocation spatiale des changements "par les processus". Mais, comme nous l'avons dit et expérimenté, tels quels, les ABM ne sont pas les modèles les plus adaptés pour viser la similarité spatiale, notamment parce que "*spatial patterns [...] can be very sensitive to slight differences in processes or initial conditions*" (BROWN et al., 2005).

4. Utiliser les sorties d'un PBM pour contraindre les agents de l'ABM ("guider par les *patterns*").

Seule hybridation envisagée des PBM vers les ABM, il s'agirait d'utiliser les cartes d'aptitude au changement produites par le PBM dans un ABM, afin de contraindre les agents dans leurs choix de localisation des changements. Cela permettrait de pallier le problème de la faible précision spatiale des simulations des modèles ABM — qui serait, dans ce cas, décidée par un modèle exogène ayant de meilleurs résultats sur cet aspect — mais cette idée n'est pas compatible avec la philosophie et les principes de fonctionnement des modèles à base d'agents, qui reposent sur l'émergence. Exercer, par un tel couplage, une contrainte *top-down* sur un ABM nous paraît contre-productif car elle inhiberait les principaux atouts de la démarche *process-based* (*bottom-up*), en plus de sur-ajuster le modèle (problème de

9. *Transition potential map*, cf. chapitre 4, section 4.2.2 et chapitre 2, section 2.3.3

l'*overfitting*, déjà abordé par *ibid.* : "[...] *too much focus on getting a strong spatial similarity between model patterns of land use and the reference map can lead one to construct an overfitted model*".

Le premier rapprochement est donc celui que nous privilégions pour envisager une "hybridation plus approfondie". Il s'agit d'un couplage faible à réaliser par le transfert de données de modèles *process-based* vers un modèle *pattern-based*. Une ébauche de méthodologie pour élaborer un modèle hybride selon ce principe est proposée dans la section suivante.

6.2.2 Proposition : une "constellation" de modèles *process-based* pour l'entraînement d'un *pattern-based*

L'utilisation des sorties d'un ou de plusieurs modèles *process-based* en tant que variables explicatives (*drivers*) pour calibrer un modèle *pattern-based* constitue donc selon nous une forme d'hybridation des approches à envisager pour viser l'amélioration de la simulation prospective des changements d'occupation et d'usage du sol à des échelles infra-régionales.

La figure 6.3 illustre la méthodologie que nous proposons, étape par étape, pour mettre en œuvre un couplage faible qui ferait office de compromis prenant en compte les spécificités des deux approches dans le but de réaliser des simulations prospectives des changements d'occupation et d'usage du sol. L'idée n'est pas ici de réinventer la roue en proposant une pratique de modélisation déjà répandue — la modularité, caractérisée par l'emploi de plusieurs "modules" spécifiques renseignant chacun un aspect d'une question traitée par un modèle plus général ou métamodèle — mais plutôt de composer avec les spécificités des deux approches de modélisation, décrites, illustrées (cf. chapitre 2, section 2.3.5) et éprouvées (chapitres 4 et 5). Cette méthode concilie en effet les avantages et les inconvénients des deux approches : d'une part elle ne nécessite pas le développement d'un ABM "monolithique" et d'autre part elle intègre indirectement des processus dans un PBM. En définitive, il s'agit donc de développer un modèle en suivant la procédure générale de modélisation PBM qui s'applique à différents paquets logiciels (LCM, Dinamica EGO, etc., voir MAS et al., 2011 et la figure 2.9 au chapitre 2), en prenant en compte au cours de l'étape de calibration des *drivers* générés en amont par des ABM développés dans ce but. Les paragraphes ci-dessous décrivent donc, au sein de la démarche de modélisation PBM, une redéfinition de l'étape de calibration.

Dans un premier temps (1), après avoir réalisé l'analyse des changements passés (cf. chapitre 1, section 1.3.2), il s'agit de conceptualiser le modèle PBM, ce qui commence par l'identification

des transitions à modéliser (qui détermine les sous-modèles). Les forces motrices (*driving forces*) ou causes supposées des changements doivent ensuite être identifiées, pour chacune des transitions, à partir de la littérature scientifique¹⁰, d'observations et/ou de dires d'expert. Les forces motrices peuvent être différentes selon les contextes locaux (particularité du pétrole dans le cas équatorien).

À partir d'un inventaire des données et des moyens disponibles dressé au préalable, l'étape suivante (2) consiste à produire les variables explicatives spatialisées (*drivers*) à utiliser pour la calibration du modèle, représentatives¹¹ des forces motrices supposées identifiées à l'étape précédente. En d'autres termes, il s'agit de cartographier les forces motrices des changements. Par exemple, une carte de la densité de population et/ou du taux de natalité font office de variables explicatives spatialisées (*drivers*) représentant la démographie ; une carte des pentes représente la topographie, etc. Pour notre modèle PBM, qui fait l'objet du chapitre 4, nous avons produit des variables explicatives spatialement explicites à partir des données du recensement de la population et de méthodes d'interpolation spatiale (cf. chapitre 4, section 4.1.2.2). Toute autre méthode géomatique d'analyse spatiale peut être utilisée pour produire les variables explicatives spatiales¹². Cependant, comme le soulignent MAS (2018a, p. 15), il faut veiller à produire des variables adaptées au paquet logiciel PBM utilisé pour développer le modèle et à ses algorithmes de prédiction des changements : la méthode des poids d'évidence utilisée par Dinamica EGO (RODRIGUES et SOARES-FILHO, 2018) requiert des variables spatiales qualitatives (ou catégorielles), tandis que le perceptron multicouches de LCM requiert des variables spatiales quantitatives continues.

10. Dans notre cas, les "*driving forces*" de la déforestation tropicale ont par exemple été identifiées, catégorisées et listées par GEIST et LAMBIN (2002).

11. Par procuration ou "proxy".

12. Le calcul de la distance euclidienne à des objets géographiques ponctuels ou linéaires est très répandu : distance à la route, distance aux centres urbains, etc.

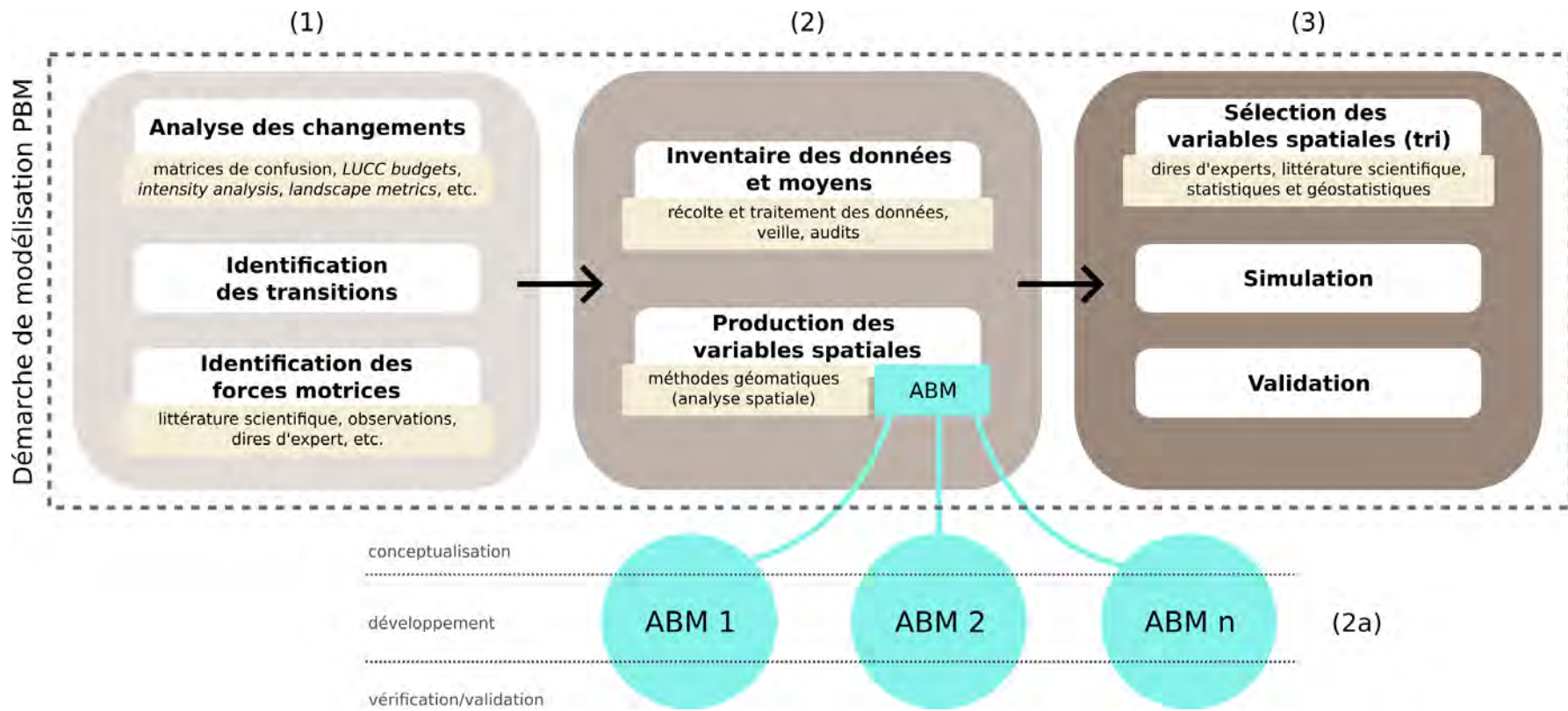


Figure 6.3 – Proposition d'une méthodologie couplant PBM et ABM.

C'est à cette étape que le greffon "constellation de modèles *process-based*" est installé (2a). Lorsque les données et les moyens disponibles le permettent, nous proposons de produire des variables explicatives spatialisées à partir d'un ou de plusieurs modèles ABM (*process-based*). Les modèles ABM en question doivent être de type *KIDS* (cf. chapitre 2, section 2.2.3.2), c'est-à-dire spatialement explicites et orientés vers la prédiction d'une des forces motrices des changements. Certes, cela suppose un volume de données nécessaires important et un investissement (temps de développement et coûts associés) conséquent, car chaque ABM est une démarche de modélisation à part entière (conceptualisation, développement, vérification/validation). C'est pourquoi nous conditionnons le développement de ces modèles à la possession de moyens (financiers, pratiques) adéquats. Mais la contribution que nous avons apportée au développement de modèles ABLUMs, présentée dans le chapitre 5 (section 5.2), est encourageante quant au développement de modèles *process-based* spatialement explicites avec des moyens limités. D'autre part, l'intérêt particulier porté par cette méthode aux conditions initiales de la simulation contribue à l'amélioration des modèles ABM spatialement explicites, "empiriques" et à visée prédictive, dont les sorties peuvent être donc employées pour la calibration des modèles PBM. La flexibilité de la modélisation à base d'agents (cf. chapitre 2) nous laisse d'imaginer la diversité des variables explicatives spatialisées qu'elle pourrait générer : cartographie de l'adoption d'un progrès technologique, dynamique du morcellement d'un parcellaire, etc. En outre, les variables explicatives (*drivers*) peuvent être exportées (*outputs*) à chaque itération d'une simulation ABM, ce qui nous permet d'envisager le couplage (transfert de données) ABM vers PBM à chaque itération de la simulation PBM. LCM permet par exemple la prise en compte de *drivers* "dynamiques", dont l'impact sur l'allocation des changements est réévalué à chaque itération, via la programmation de macros (EASTMAN et TOLEDANO, 2018). Signalons enfin que plusieurs variables explicatives spatialisées peuvent être exportées à partir d'un même modèle *process-based* : un ABM simulant des dynamiques démographiques pourrait par exemple être développé pour produire — en tant que sorties des simulations — une carte de la répartition des populations âgées, une autre du taux d'alphabétisation, etc.

Une fois que les variables explicatives sont produites — par les étapes (2) et (2a) — elles doivent être triées avant toute prise en compte dans la calibration du PBM (3). Les forces motrices identifiés à l'étape (1), matérialisées par des proxys à l'étape (2) ne sont en effet encore que des hypothèses, qui doivent être testées. Ce tri a donc pour missions d'une part de corroborer ou bien de réfuter l'hypothèse d'un rôle joué par la variable en question dans les changements survenus au cours de la période et d'autre part d'éliminer les variables corrélées entre elles. Des méthodes statistiques sont généralement mobilisées à cet effet en complément de la littérature scientifique,

des dires d'experts et des tables rondes d'acteurs (MAS, 2018a, pp. 13-15) : calcul du V de Cramer, test du khi-deux, modèles de régression pas-à-pas, etc.

La démarche de modélisation PBM suit ensuite son cours avec les étapes de simulation et de validation du modèle, que l'on n'évoquera pas à nouveau. Soulignons cependant que la validation du ou des modèles *process-based* qui interviennent à l'étape (2a) doit être opérée dans les mêmes conditions (même intervalle temporel) que celles de la trame PBM.

6.3 Conclusion

Nous avons montré dans ce chapitre que les deux approches de modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol qui font l'objet de nos recherches — *pattern-based* et *process-based* — peuvent être utilisées conjointement dans le même objectif, ici, la simulation prospective des changements. La confrontation des modèles présentée dans ce chapitre, qui fait office d'hybridité de premier niveau (O'SULLIVAN et al., 2016), a été réalisée sur la base d'une évaluation comparée de la similarité globale et de la similarité spatiale des résultats de chacun des modèles avec la "réalité". Le modèle PBM est celui qui simule les changements les plus proches de ceux observés sur la classification, ce qui souligne la difficulté de la précision spatiale des prédictions avec les modèles ABM. D'autre part, la combinaison des résultats des deux modèles ne montre pas une complémentarité entre les deux approches suffisamment efficace pour couvrir l'ensemble de la déforestation survenue au cours de la période. Dans notre cas, PBM et ABM ne se complètent donc pas dans le cadre d'une hybridation de premier niveau.

Pour répondre à notre question de recherche, nous avons donc ensuite cherché à établir une hybridité plus approfondie, incarnée par un couplage faible, c'est-à-dire un transfert de données entre les deux approches. Ce couplage faible a pu être imaginé à partir de l'identification de possibles "ponts" entre PBM et ABM, définis comme des "moments" dans les processus de développement respectifs se prêtant à ces transferts de données, que nous avons subjectivement caractérisés selon leur pertinence et leur faisabilité à partir de notre expérience de modélisation duale. Le rapprochement PBM/ABM envisagé consiste en une réécriture de l'étape de calibration de la démarche PBM, pour qu'elle intègre des variables explicatives spatialement explicites générées par un ou des ABM exogènes dans sa procédure d'apprentissage. Il s'agit d'un compromis jonglant avec les spécificités des deux approches, qui vise ainsi à améliorer la modélisation et la simulation des changements d'occupation et d'usage du sol. Ce couplage a été inclus dans une ébauche de proposition méthodologique.

Cette proposition permettrait d'une certaine façon de prendre en compte les processus sous-jacents dans les modèles *pattern-based*, voire même de dépasser l'obstacle du postulat de la stationnarité, principal frein à la simulation prospective à moyen et long terme, à travers l'ajout de *drivers* dynamiques générés par des ABM. De la même façon, cette proposition trouve une utilité prospective aux démarches de modélisation ABM, pour lesquelles l'objectif de prédiction est encore bancal en raison de considérations épistémologiques et de la faible précision spatiale de leurs sorties.

Cette proposition est certes intéressante par les perspectives qu'elle ouvre, mais elle reste encore à éprouver par une mise en œuvre concrète, qui n'a pas pu être réalisée dans le cadre de cette thèse et qui nous semble difficilement réalisable par une seule et même personne compte tenu de l'ampleur de la tâche et des disciplines à mobiliser. De plus, plusieurs limites nous apparaissent déjà, desservant la portée de cette proposition. Par exemple, même concentré sur la prédiction de l'évolution spatio-temporelle d'une seule des forces motrices des changements, un modèle ABM nécessite un volume de données important qui limite selon nous nous application à une échelle infra-régionale. Par ailleurs, comment traduire "l'évolution spatio-temporelle" des forces motrices des changements avec un modèle ABM ? Comment spatialiser certains des processus sous-jacents — autrement dit comment les transformer en variables explicatives spatialisées à prendre en compte dans la calibration d'un PBM — comme la division de parcelles ou encore l'immigration ? Ou encore, comment intégrer des forces motrices extérieures au périmètre géographique des modèles ?

Conclusion générale

« Les plus belles histoires commencent toujours par des naufrages. »

Jack London

CETTE RECHERCHE avait pour objectif principal de réfléchir et de contribuer à l'amélioration de la modélisation et de la simulation spatiale prospective des changements d'occupation et d'usage du sol. Nous avons pu suivre ce fil rouge à travers la mise en œuvre de deux démarches de modélisation différentes, appliquées au même territoire d'étude en Amazonie équatorienne.

Nous avons introduit dans un premier lieu la thématique des changements d'occupation et d'usage du sol, phénomènes éminemment géographiques, en évoquant notamment leur trajectoire historique, leurs causes et leurs conséquences multiples, puis les méthodes quantitatives et qualitatives mises au point pour les étudier. Parmi elles, nous nous sommes penchés plus particulièrement sur la modélisation et la simulation spatiales, qui se situent au centre de notre questionnement, puisque ici à la fois objets d'étude et méthodologie de recherche.

Après un bref état de l'art des pratiques et des usages de la modélisation et de la simulation en géographie, nous avons montré comment le champ de la modélisation des changements d'occupation et d'usage du sol (*LUCC modelling*) se structure en différentes "écoles", différenciées à la fois par leur contexte disciplinaire, par l'appareil théorique et méthodologique qu'elles mobilisent et par les données qu'elles nécessitent. En réalité, deux concepts polarisent l'ensemble du *LUCC modelling* : *pattern* et *process*, chacun étant associé à une approche de modélisation éponyme. Nous avons identifié à partir de la littérature scientifique les atouts et les faiblesses de ces deux approches, puis croisé les recommandations d'usage de plusieurs auteurs à leur sujet. Ceci nous

a amené à poser l'hypothèse que l'amélioration de la précision spatiale des simulations prospectives nécessite à la fois le dépassement des limites inhérentes aux deux approches et passe par leur hybridation.

La suite du travail a donc consisté à appliquer ces deux approches de modélisation fondamentalement différentes — *pattern-based* (PBM) et *process-based* (ABM) — au même territoire d'étude et dans le même objectif de simulation prospective des changements, ce qui est à notre connaissance novateur. Pour pouvoir évaluer et discuter de la précision spatiale de leurs simulations prospectives, les modèles se devaient cependant de prédire des données connues, c'est pourquoi ils ont été calibrés et validés avec des données passées, d'où le terme de simulation "rétrospective". La déforestation tropicale en Amazonie équatorienne a été choisie comme cas d'étude et d'application. Après une contextualisation qui présente les spécificités de ce terrain, nous avons livré une analyse quantitative de ses dynamiques de déforestation. Le développement de chacun des modèles a ensuite été l'occasion d'apporter plusieurs contributions.

D'abord, le modèle PBM que nous avons mis en œuvre a été en partie entraîné à partir de variables spatiales explicatives d'ordre socio-démographique : les données du recensement de la population équatorienne "transformées en pixels". Ceci constitue une certaine originalité, dans la mesure où la plupart des modèles PBM sont uniquement calibrés à partir de variables explicatives relatives au site et à la situation géographique. Plusieurs composantes de forces motrices des changements telles que le cycle de vie des ménages ou la migration ont de ce fait pu être "approchées" dans le modèle. Ainsi, malgré des résultats de simulation qui restent encore perfectibles, ce modèle contribue d'une certaine façon à l'amélioration de la prise en compte des processus sous-jacents dans les approches *pattern-based*.

Nous avons par la suite développé un modèle ABM dans l'idée que les applications et les finalités empiriques des approches *process-based*, telles que la simulation spatiale prospective, nécessitent un "gain de réalisme" des modèles. Ainsi, l'étape d'initialisation de notre ABM reconstitue un *land system* à partir de données empiriques, articulées par des méthodes plurielles. Parmi elles, la génération de population synthétique et la génération de paysage virtuels participent à dépasser certaines des limitations inhérentes aux ABM, comme le grand besoin en données et en capacités computationnelles, en plus de répondre aux enjeux de la dépendance aux conditions initiales. C'est la principale contribution de notre démarche de modélisation *process-based*. L'initialisation de notre modèle produit en effet des données de *land use* — difficiles à obtenir — synthétiques, cohérentes avec l'environnement du modèle et les attributs de sa population répartie en différentes

classes, ce qui rend possible une modélisation plus fine des comportements relatifs à l'usage du sol à des échelles régionales. Cependant, si la capacité du modèle à représenter les éléments de la réalité (*input validation*) a été démontrée à partir d'une confrontation à des données issues du système-cible, sa capacité à reproduire des données existantes (*descriptive validation*) est en revanche plus limitée. Ceci peut s'expliquer par le fait que nous avons concentré nos efforts sur la génération et le paramétrage des entités virtuelles à l'initialisation pour apporter un "gain de réalisme" au modèle, et très peu sur les processus.

Après ces contributions aux deux approches de modélisation, le dernier chapitre de cette thèse a d'abord été consacré à une comparaison des résultats de leurs simulations, dans l'éventualité de leur utilisation conjointe — hybridation de premier niveau. Nous avons notamment montré que, dans notre cas, les deux approches n'étaient pas complémentaires. En guise de perspective, nous avons ensuite envisagé un couplage faible — hybridation plus approfondie — entre modèles PBM et ABM, après avoir identifié des rapprochements éventuels et discuté de leur pertinence. Sur la base de cette expérience de modélisation duale, c'est le paramétrage d'une approche par une autre qui a été retenu comme meilleur compromis pour l'hybridation. Ce travail se termine par une proposition méthodologique facilitant sa mise en œuvre.

Dans l'ensemble, cette recherche a montré qu'il était possible de réaliser un modèle PBM et un modèle ABM partageant des caractéristiques communes (territoire d'étude, objectifs thématiques, nature des données d'entrée, format des données de sortie) permettant leur confrontation. Cette expérience de modélisation duale pourra ainsi être reproduite et prolongée pour nourrir d'autres réflexions sur l'hybridation des approches, y compris (pourquoi pas?) un couplage dit "fort" ou un couplage intégral. Enfin, ce travail a aussi modestement contribué à décrocher la modélisation *process-based* des usages quasi-exclusivement "descriptifs" et "explicatifs" qu'elle a en *land use science*, pour l'amener vers la simulation prospective spatialement explicite des changements d'occupation et d'usage du sol.

Bibliographie

- ABER, James S., Irene MARZOLFF et Johannes B. RIES (2010). Vegetation and Erosion. In : *Small-Format Aerial Photography*. Elsevier, p. 219-228. DOI : 10.1016/B978-0-444-53260-2.10016-X.
- ABESSA, Denis, Ana FAMÁ et Lucas BURUAEM (2019). The Systematic Dismantling of Brazilian Environmental Laws Risks Losses on All Fronts. In : *Nature Ecology & Evolution* 3.4, p. 510-511. DOI : 10.1038/s41559-019-0855-9.
- ACHARD, F. (2002). Determination of Deforestation Rates of the World's Humid Tropical Forests. In : *Science* 297.5583, p. 999-1002. DOI : 10.1126/science.1070656.
- ADAM, Carole et Benoit GAUDOU (2016). BDI Agents in Social Simulations : A Survey. In : *Knowledge Engineering Review* 31.3, p. 207-238. DOI : 10.1017/S0269888916000096.
- ADAM, Sylvie, Méléti Michalakakis, Georges NICOLAS et Anne RADEFF (2018). *Centre et hexacentre. Vol. 1. Centralité cristallérienne : géométrie fausse, théorie réfutée*. Eratosthène. Sainte-Croix : Éditions Mon village.
- AGARWAL, Chetan, Glen M. GREEN, J. Morgan GROVE, Tom P. EVANS et Charles M. SCHWEIK (2002). *A Review and Assessment of Land-Use Change Models : Dynamics of Space, Time, and Human Choice*. Rapp. tech. NE-GTR-297. Newtown Square, PA : U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Northeastern Research Station. DOI : 10.2737/NE-GTR-297.
- AHAMMAD, Ronju, Natasha STACEY et Terry SUNDERLAND (2021). Assessing Land Use Changes and Livelihood Outcomes of Rural People in the Chittagong Hill Tracts Region, Bangladesh. In : *Land Degradation & Development* 32.13, p. 3626-3638. DOI : 10.1002/ldr.3795.
- ALBERTI, Marina, Heidi ASBJORNSEN, Lawrence A. BAKER, Nicholas BROZOVIC, Laurie E. DRINKWATER, Scott A. DRZYGA, Claire A. JANTZ, José FRAGOSO, Daniel S. HOLLAND, Timothy (Tim) A. KOHLER, Jianguo (Jack) LIU, William J. MCCONNELL, Herbert D. G. MASCHNER, James D. A. MILLINGTON, Michael MONTICINO, Guillermo PODESTÁ, Robert Gilmore PONTIUS, Charles L. REDMAN, Nicholas J. REO, David SAILOR et Gerald URQUHART (2011). Research on Coupled Human and Natural Systems (CHANS) : Approach, Challenges, and Strategies. In : *Bulletin of the Ecological Society of America* 92.2, p. 218-228. DOI : 10.1890/0012-9623-92.2.218.
- ALDWAİK, Safaa Zakaria et Robert Gilmore PONTIUS (2012). Intensity Analysis to Unify Measurements of Size and Stationarity of Land Changes by Interval, Category, and Transition. In : *Landscape and Urban Planning* 106.1, p. 103-114. DOI : 10.1016/j.landurbplan.2012.02.010.
- ALEJO, Camilo, Chris MEYER, Wayne S. WALKER, Seth R. GORELIK, Carmen JOSSE, Jose Luis ARAGON-OSEJO, Sandra RIOS, Cicero AUGUSTO, Andres LLANOS, Oliver T. COOMES et Catherine POTVIN (2021). Are Indigenous Territories Effective Natural Climate Solutions? A Neotropical Analysis Using Matching Methods and Geographic Discontinuity Designs. In : *PLOS ONE* 16.7. Sous la dir. d'Erin O. SILLS, e0245110. DOI : 10.1371/journal.pone.0245110.
- ALKISHE, Abdelghafar A., A. Townsend PETERSON et Abdallah M. SAMY (2017). Climate Change Influences on the Potential Geographic Distribution of the Disease Vector Tick *Ixodes Ricinus*. In : *PLOS ONE* 12.12. Sous la dir. de R. Mark WOOTEN, e0189092. DOI : 10.1371/journal.pone.0189092.

- ALLEN, Julia C. et Douglas F. BARNES (1985). The Causes of Deforestation in Developing Countries. In : *Annals of the Association of American Geographers* 75.2, p. 163-184. DOI : 10.1111/j.1467-8306.1985.tb00079.x.
- AMBLARD, Frederic, Audren BOUADJIO-BOULIC, Carlos SUREDA GUTIERREZ et Benoit GAUDOU (2015). Which Models Are Used in Social Simulation to Generate Social Networks? A Review of 17 Years of Publications in JASSS. In : *2015 Winter Simulation Conference (WSC)*. Huntington Beach, CA, USA : IEEE, p. 4021-4032. DOI : 10.1109/WSC.2015.7408556.
- AMBLARD, Frédéric, Juliette ROUCHIER, Pierre BOMMEL, Franck VARENNE et Denis PHAN (2006). Evaluation et Validation de Modèles Multi-Agents. In : p. 103-140.
- AN, Li (2012). Modeling Human Decisions in Coupled Human and Natural Systems : Review of Agent-Based Models. In : *Ecological Modelling* 229, p. 25-36. DOI : 10.1016/j.ecolmodel.2011.07.010.
- ANGEL, Shlomo, Stephen SHEPPARD, Daniel L CIVCO, Robert BUCKLEY, Anna CHABAEVA, Lucy GITLIN, Alison KRALEY, Jason PARENT, Micah PERLIN et al. (2005). *The Dynamics of Global Urban Expansion*. World Bank, Transport and Urban Development Department Washington, DC.
- ANGELSEN, A. et D. KAIMOWITZ (1999). Rethinking the Causes of Deforestation : Lessons from Economic Models. In : *The World Bank research observer* 14 1, p. 73-98.
- ANGELSEN, Arild, Pamela JAGGER, Ronnie BABIGUMIRA, Brian BELCHER, Nicholas J. HOGARTH, Simone BAUCH, Jan BÖRNER, Carsten SMITH-HALL et Sven WUNDER (2014). Environmental Income and Rural Livelihoods : A Global-Comparative Analysis. In : *World Development* 64, S12-S28. DOI : 10.1016/j.worlddev.2014.03.006.
- ANTONARAKIS, Alexander S., Lucia PACCA et Andreas ANTONIADES (2022). The Effect of Financial Crises on Deforestation : A Global and Regional Panel Data Analysis. In : *Sustainability Science* 17.3, p. 1037-1057. DOI : 10.1007/s11625-021-01086-8.
- ANTONI, Jean-Philippe, Gilles VUIDEL et Pierre FRANKHAUSER (2009). The MobiSim Project : A Multi-Scalar Agent-Based Land-Use and Transport Integrated Model. In : *16 Th European Colloquium of Quantitative and Theoretical Geography*. Maynooth, Ireland.
- ARIMA, Eugenio Y., Robert T. WALKER, Stephen PERZ et Carlos SOUZA (2015). Explaining the Fragmentation in the Brazilian Amazonian Forest. In : *Journal of Land Use Science*, p. 1-21. DOI : 10.1080/1747423X.2015.1027797.
- ARIMA, Eugenio Y., Robert T. WALKER, Carlos SOUZA, Ritaumaria PEREIRA et Otavio DO CANTO (2013). Spontaneous Colonization and Forest Fragmentation in the Central Amazon Basin. In : *Annals of the Association of American Geographers* 103.6, p. 1485-1501. DOI : 10.1080/00045608.2013.834231.
- ARMENTERAS, Dolores, Josep María ESPELTA, Nelly RODRÍGUEZ et Javier RETANA (2017). Deforestation Dynamics and Drivers in Different Forest Types in Latin America : Three Decades of Studies (1980–2010). In : *Global Environmental Change* 46, p. 139-147. DOI : 10.1016/j.gloenvcha.2017.09.002.
- ASPINALL, Richard (2006). Editorial. In : *Journal of Land Use Science* 1.1, p. 1-4. DOI : 10.1080/17474230600743987.
- AUGUSIAK, Jacqueline, Paul J. VAN DEN BRINK et Volker GRIMM (2014). Merging Validation and Evaluation of Ecological Models to 'Evaluation' : A Review of Terminology and a Practical Approach. In : *Ecological Modelling* 280, p. 117-128. DOI : 10.1016/j.ecolmodel.2013.11.009.
- AXELROD, Robert (1997). Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences. In : *Complexity* 3.2, p. 16-22. DOI : 10.1002/(SICI)1099-0526(199711/12)3:2<16::AID-CPLX4>3.0.CO;2-K.
- BADARIOTTI, Dominique, Arnaud BANOS et Vincent LAPERRIÈRE (2007). Vers Une Approche Individu-Centree Pour Modéliser et Simuler l'expression Spatiale d'une Maladie Transmissible : La Peste à Madagascar. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.9052.
- BAEZA, Andres, Mauricio SANTOS-VEGA, Andrew P. DOBSON et Mercedes PASCUAL (2017). The Rise and Fall of Malaria under Land-Use Change in Frontier Regions. In : *Nature Ecology & Evolution* 1.5, p. 0108. DOI : 10.1038/s41559-017-0108.

- BAILLY, Antoine, Hubert BEGUIN et Renato SCARIATI (2016). Chapitre 3. Information et Causalités En Géographie : in : *Introduction à La Géographie Humaine*. Armand Colin, p. 47-60. DOI : 10.3917/arco.baill.2016.01.0047.
- BAKER, William L. (1989). A Review of Models of Landscape Change. In : *Landscape Ecology* 2.2, p. 111-133. DOI : 10.1007/BF00137155.
- BAKKER, Martha M. et Anne M. VAN DOORN (2009). Farmer-Specific Relationships between Land Use Change and Landscape Factors : Introducing Agents in Empirical Land Use Modelling. In : *Land Use Policy* 26.3, p. 809-817. DOI : 10.1016/j.landusepol.2008.10.010.
- BANOS, Arnaud (2010). À La Recherche d'effets Réseaux Dans La Dynamique Du Modèle de Ségrégation de Schelling. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.22976.
- (2013). Pour Des Pratiques de Modélisation et Desimulation Libarées En Géographie et SHS. Habilitation à Diriger Des Recherches. Université Paris 1 Panthéon Sorbonne.
- (2016). *Modéliser, c'est apprendre : itinéraire d'un géographe*. Modélisations, simulations, systèmes complexes. Paris : Éditions matériologiques.
- BARBIER, Edward B., Joanne C. BURGESS et Alan GRAINGER (2010). The Forest Transition : Towards a More Comprehensive Theoretical Framework. In : *Land Use Policy* 27.2, p. 98-107. DOI : 10.1016/j.landusepol.2009.02.001.
- BARBIERI, Alisson F. et David L. CARR (2005). Gender-Specific out-Migration, Deforestation and Urbanization in the Ecuadorian Amazon. In : *Global and Planetary Change* 47.2-4, p. 99-110. DOI : 10.1016/j.gloplacha.2004.10.005.
- BARBIERI, Alisson Flávio, David L. CARR et Richard E. BILSBORROW (2009). Migration Within the Frontier : The Second Generation Colonization in the Ecuadorian Amazon. In : *Population Research and Policy Review* 28.3, p. 291-320. DOI : 10.1007/s11113-008-9100-y.
- BARBIERI, Alisson Flávio et William K. PAN (2013). People, Land, and Context : Multilevel Determinants of Off-farm Employment in the Ecuadorian Amazon : Multilevel Determinants of Off-farm Employment in the Ecuadorian Amazon. In : *Population, Space and Place* 19.5, p. 558-579. DOI : 10.1002/psp.1733.
- BARNOSKY, Anthony D., Nicholas MATZKE, Susumu TOMIYA, Guinevere O. U. WOGAN, Brian SWARTZ, Tiago B. QUENTAL, Charles MARSHALL, Jenny L. MCGUIRE, Emily L. LINDSEY, Kaitlin C. MAGUIRE, Ben MERSEY et Elizabeth A. FERRER (2011). Has the Earth's Sixth Mass Extinction Already Arrived? In : *Nature* 471.7336, p. 51-57. DOI : 10.1038/nature09678.
- BARRETT, Christopher B., Edward B. BARBIER et Thomas REARDON (2001). Agroindustrialization, Globalization, and International Development : The Environmental Implications. In : *Environment and Development Economics* 6.4, p. 419-433. DOI : 10.1017/S1355770X01000249.
- BATTY, M et Y XIE (1994). From Cells to Cities. In : *Environment and Planning B : Planning and Design* 21.7, S31-S48. DOI : 10.1068/b21S031.
- BAUD, Pascal, Serge BOURGEAT et Catherine BRAS (2013). *Dictionnaire de géographie*. Paris : Hatier.
- BAUELLE, Guy et Estelle DUCOM (2009). L'organisation de l'espace urbain par la distance au centre : des modèles contradictoires? In : *Revue ATALA* 12.
- BAVOUX, Jean-Jacques et Laurent CHAPELON (2014). *Dictionnaire d'analyse Spatiale*. Paris : Armand Colin.
- BAYNARD, Chris W., James M. ELLIS et Hattie DAVIS (2013). Roads, Petroleum and Accessibility : The Case of Eastern Ecuador. In : *GeoJournal* 78.4, p. 675-695. DOI : 10.1007/s10708-012-9459-5.
- BECKERMAN, Stephen, Pamela I. ERICKSON, James YOST, Jhanira REGALADO, Lilia JARAMILLO, Corey SPARKS, Moises IROMENGA et Kathryn LONG (2009). Life Histories, Blood Revenge, and Reproductive Success among the Waorani of Ecuador. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 106.20, p. 8134-8139. DOI : 10.1073/pnas.0901431106.
- BELL, Andrew Reid (2017). Informing Decisions in Agent-Based Models — A Mobile Update. In : *Environmental Modelling & Software* 93, p. 310-321. DOI : 10.1016/j.envsoft.2017.03.028.
- BENENSON, Itzhak (1999). Modeling Population Dynamics in the City : From a Regional to a Multi-Agent Approach. In : *Discrete Dynamics in Nature and Society* 3.2-3, p. 149-170. DOI : 10.1155/S1026022699000187.

- BERGER, Thomas et Pepijn SCHREINEMACHERS (2006). Creating Agents and Landscapes for Multiagent Systems from Random Samples. In : *Ecology and Society* 11.2. DOI : 10.5751/ES-01736-110219.
- BERKES, Fikret, Johan COLDING et Carl FOLKE, éd. (2001). *Navigating Social-Ecological Systems : Building Resilience for Complexity and Change*. 1^{re} éd. Cambridge University Press. DOI : 10.1017/CB09780511541957.
- BERKES, Fikret et Carl FOLKE, éd. (2002). *Linking Social and Ecological Systems : Management Practices and Social Mechanisms for Building Resilience*. Transferred to digital printing. Cambridge : Cambridge Univ. Press.
- BEROUTCHACHVILI, Nicolas et Georges BERTRAND (1978). Le géosystème ou «système territorial naturel». In : *Revue géographique des Pyrénées et du Sud-Ouest* 49.2, p. 167-180. DOI : 10.3406/rgpso.1978.3548.
- BERQUE, Augustin (2016). *Écoumène : introduction à l'étude des milieux humains*. Paris : Belin.
- BERTALANFFY, Ludwig von (2012). *Théorie générale des systèmes*. Idem. Paris : Dunod.
- BERTIN, Éric, Olivier GANDRILLON, Guillaume BESLON, Sebastian GRAUWIN, Pablo JENSEN et Nicolas SCHABANEL (2011). Les complexités : point de vue d'un institut des systèmes complexes. In : *Hermès* n° 60.2, p. 145. DOI : 10.3917/herm.060.0145.
- BERTIN, Jacques (2013). *Sémiologie graphique : les diagrammes, les réseaux, les cartes*. Paris : Ed. EHESS.
- BERTOLOTI, Francesco, Angela LOCORO et Luca MARI (2020). Sensitivity to Initial Conditions in Agent-Based Models. In : *Multi-Agent Systems and Agreement Technologies*. Sous la dir. de Nick BASSILIADES, Georgios CHALKIADAKIS et Dave DE JONGE. T. 12520. Cham : Springer International Publishing, p. 501-508. DOI : 10.1007/978-3-030-66412-1_32.
- BERTRAND, Georges (1972). Les structures naturelles de l'espace géographique. L'exemple des Montagnes Cantabriques centrales (nord-ouest de l'Espagne). In : *Revue géographique des Pyrénées et du Sud-Ouest* 43.2, p. 175-206. DOI : 10.3406/rgpso.1972.3328.
- (1978). Le paysage entre la Nature et la Société. In : *Revue géographique des Pyrénées et du Sud-Ouest* 49.2, p. 239-258. DOI : 10.3406/rgpso.1978.3552.
- BERTRAND, Georges et Jean TRICART (1968). Paysage et géographie physique globale. Esquisse méthodologique. In : *Revue géographique des Pyrénées et du Sud-Ouest* 39.3, p. 249-272. DOI : 10.3406/rgpso.1968.4553.
- BESLON, Guillaume (2008). *Apprivoiser La Vie : Modélisation Individu-Centree de Systèmes Biologiques Complexes*. Thèse de doct. Institut National des Sciences Appliquées de Lyon.
- BETTS, Matthew G., Christopher WOLF, William J. RIPPLE, Ben PHALAN, Kimberley A. MILLERS, Adam DUARTE, Stuart H. M. BUTCHART et Taal LEVI (2017). Global Forest Loss Disproportionately Erodes Biodiversity in Intact Landscapes. In : *Nature* 547.7664, p. 441-444. DOI : 10.1038/nature23285.
- BIELECKA, Elzbieta (2020). GIS Spatial Analysis Modeling for Land Use Change. A Bibliometric Analysis of the Intellectual Base and Trends. In : *Geosciences* 10.11, p. 421. DOI : 10.3390/geosciences10110421.
- BILSBORROW, Richard E., Alisson F. BARBIERI et William PAN (2004). Changes in Population and Land Use over Time in the Ecuadorian Amazon. In : *Acta Amazonica* 34.4, p. 635-647. DOI : 10.1590/S0044-59672004000400015.
- BIRD, M. I. et J. A. CALI (1998). A Million-Year Record of Fire in Sub-Saharan Africa. In : *Nature* 394.6695, p. 767-769. DOI : 10.1038/29507.
- BLASCHKE, Thomas, Geoffrey J. HAY, Maggi KELLY, Stefan LANG, Peter HOFMANN, Elisabeth ADDINK, Raul QUEIROZ FEITOSA, Freek VAN DER MEER, Harald VAN DER WERFF, Frieke VAN COILLIE et Dirk TIEDE (2014). Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a New Paradigm. In : *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 87, p. 180-191. DOI : 10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014.
- BODON, Virginie (2005). Quand naît la question environnementale? Proposition d'analyse à partir de l'étude de l'aménagement du barrage de Serre-Ponçon. In : *Annales historiques de l'électricité* 3.1, p. 35. DOI : 10.3917/ahel.003.0035.

- BOERO, Riccardo et Flaminio SQUAZZONI (2005). Does Empirical Embeddedness Matter? Methodological Issues on Agent-Based Models for Analytical Social Science. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 8.4.
- BOERS, Niklas, Norbert MARWAN, Henrique M. J. BARBOSA et Jürgen KURTHS (2017). A Deforestation-Induced Tipping Point for the South American Monsoon System. In : *Scientific Reports* 7.1, p. 41489. DOI : 10.1038/srep41489.
- BOLKER, Benjamin M. (2008). *Ecological Models and Data in R*. Princeton : Princeton university press.
- BOMMEL, Pierre, Nicolas BECU, Christophe LE PAGE et François BOUSQUET (2016). CORMAS : An Agent-Based Simulation Platform for Coupling Human Decisions with Computerized Dynamics. In : *Simulation and Gaming in the Network Society*. Sous la dir. de Toshiyuki KANEDA, Hidehiko KANEGAE, Yusuke TOYODA et Paola RIZZI. T. 9. Singapore : Springer Singapore, p. 387-410. DOI : 10.1007/978-981-10-0575-6_27.
- BONAN, G. B. (2008). Forests and Climate Change : Forcings, Feedbacks, and the Climate Benefits of Forests. In : *Science* 320.5882, p. 1444-1449. DOI : 10.1126/science.1155121.
- BONNEMAISON, Joël (1981). Voyage autour du territoire. In : *L'Espace géographique* 10.4, p. 249-262. DOI : 10.3406/spgeo.1981.3673.
- BONNEUIL, Christophe (2017). Capitalocène : Réflexions sur l'échange écologique inégal et le crime climatique à l'âge de l'Anthropocène. In : *EcoRev'* 44.1, p. 52. DOI : 10.3917/ecorev.044.0052.
- BOULTON, Chris A., Timothy M. LENTON et Niklas BOERS (2022). Pronounced Loss of Amazon Rainforest Resilience since the Early 2000s. In : *Nature Climate Change* 12.3, p. 271-278. DOI : 10.1038/s41558-022-01287-8.
- BOY, Daniel (2009). La Place de La Question Environnementale Dans Le Débat Public : in : *Regards croisés sur l'économie* n° 6.2, p. 48-55. DOI : 10.3917/rce.006.0048.
- BOYD, D. S. et F. M. DANSON (2005). Satellite Remote Sensing of Forest Resources : Three Decades of Research Development. In : *Progress in Physical Geography : Earth and Environment* 29.1, p. 1-26. DOI : 10.1191/0309133305pp432ra.
- BREMNER, Jason, Richard BILSBORROW, Caryl FELDACKER et Flora Lu HOLT (2009). Fertility beyond the Frontier : Indigenous Women, Fertility, and Reproductive Practices in the Ecuadorian Amazon. In : *Population and Environment* 30.3, p. 93-113. DOI : 10.1007/s11111-009-0078-0.
- BREWER, William F. (2001). Models in Science and Mental Models in Scientists and Nonscientists. In : *Mind & Society* 2.2, p. 33-48. DOI : 10.1007/BF02512358.
- BRIASSOULIS, Helen (2000). *Analysis of Land Use Change : Theoretical and Modeling Approaches*. Regional Research Institute, West Virginia University.
- BRIÈRE, Laurence, MéliSSa LIEUTENANT-GOSSELIN et Florence PIRON, éd. (2020). *Et Si La Recherche Scientifique Ne Pouvait Pas Être Neutre?* Science et bien commun. Québec.
- BROMLEY, Ray (1981). The Colonization of Humid Tropical Areas in Ecuador. In : *Singapore Journal of Tropical Geography* 2.1, p. 15-26. DOI : 10.1111/j.1467-9493.1981.tb00114.x.
- BROWN, Daniel G., Scott PAGE, Rick RIOLO, Moira ZELLNER et William RAND (2005). Path Dependence and the Validation of Agent-based Spatial Models of Land Use. In : *International Journal of Geographical Information Science* 19.2, p. 153-174. DOI : 10.1080/13658810410001713399.
- BROWN, Daniel G., Peter H VERBURG, Robert Gilmore PONTIUS et Mark D LANGE (2013). Opportunities to Improve Impact, Integration, and Evaluation of Land Change Models. In : *Current Opinion in Environmental Sustainability* 5.5, p. 452-457. DOI : 10.1016/j.cosust.2013.07.012.
- BROWN, LA, R SIERRA, D SOUTHGATE et L LABAO (1992). Complementary Perspectives as a Means of Understanding Regional Change : Frontier Settlement in the Ecuador Amazon. In : *Environment and Planning A* 24.7, p. 939-961. DOI : 10.1068/a240939.
- BRUCH, Elizabeth et Jon ATWELL (2015). Agent-Based Models in Empirical Social Research. In : *Sociological Methods & Research* 44.2, p. 186-221. DOI : 10.1177/0049124113506405.
- BRUNET, Roger (1980). La composition des modèles dans l'analyse spatiale. In : *Espace géographique* 9.4, p. 253-265. DOI : 10.3406/spgeo.1980.3572.

- BRUNET, Roger (2001). Models in Geography? A Sense to Research. In : *Cybergeo*. DOI : 10 . 4000/cybergeo . 4288.
- BUCHMANN, Carsten M., Katrin GROSSMANN et Nina SCHWARZ (2016). How Agent Heterogeneity, Model Structure and Input Data Determine the Performance of an Empirical ABM – A Real-World Case Study on Residential Mobility. In : *Environmental Modelling & Software* 75, p. 77-93. DOI : 10 . 1016 / j . envsoft . 2015 . 10 . 005.
- BÜRGI, Matthias, Anna M. HERSPERGER et Nina SCHNEEBERGER (2005). Driving Forces of Landscape Change - Current and New Directions. In : *Landscape Ecology* 19.8, p. 857-868. DOI : 10 . 1007 / s10980 - 005 - 0245 - 3.
- BURNEY, J. A., S. J. DAVIS et D. B. LOBELL (2010). Greenhouse Gas Mitigation by Agricultural Intensification. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 107.26, p. 12052-12057. DOI : 10 . 1073 / pnas . 0914216107.
- BUSCH, Jonah et Kalifi FERRETTI-GALLON (2017). What Drives Deforestation and What Stops It? A Meta-Analysis. In : *Review of Environmental Economics and Policy* 11.1, p. 3-23. DOI : 10 . 1093 / reep / rew013.
- CAI, Shanshan et Desheng LIU (2013). A Comparison of Object-Based and Contextual Pixel-Based Classifications Using High and Medium Spatial Resolution Images. In : *Remote Sensing Letters* 4.10, p. 998-1007. DOI : 10 . 1080 / 2150704X . 2013 . 828180.
- CAMACHO OLMEDO, M. T., M. PAEGELOW, J. F. MAS et F. ESCOBAR (2018a). Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios. An Introduction. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 1-8. DOI : 10 . 1007 / 978 - 3 - 319 - 60801 - 3_1.
- (2018b). Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios. An Introduction. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 1-8. DOI : 10 . 1007 / 978 - 3 - 319 - 60801 - 3_1.
- CAMACHO OLMEDO, María Teresa, J. F. MAS et M. PAEGELOW (2018). The Simulation Stage in LUCC Modeling. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 27-51. DOI : 10 . 1007 / 978 - 3 - 319 - 60801 - 3_3.
- CAMACHO OLMEDO, María Teresa, Jean-François MAS et Martin PAEGELOW (2022). Validation of Soft Maps Produced by a Land Use Cover Change Model. In : *Land Use Cover Datasets and Validation Tools*. Sous la dir. de David GARCÍA-ÁLVAREZ, María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW et Jean François MAS. Cham : Springer International Publishing, p. 189-203. DOI : 10 . 1007 / 978 - 3 - 030 - 90998 - 7_10.
- CAMACHO OLMEDO, María Teresa, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR, éd. (2018c). *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography. Cham : Springer International Publishing. DOI : 10 . 1007 / 978 - 3 - 319 - 60801 - 3.
- CAMACHO OLMEDO, María Teresa, Robert Gilmore PONTIUS, Martin PAEGELOW et Jean-François MAS (2015). Comparison of Simulation Models in Terms of Quantity and Allocation of Land Change. In : *Environmental Modelling & Software* 69, p. 214-221. DOI : 10 . 1016 / j . envsoft . 2015 . 03 . 003.
- CANADAY, Christopher et Jiovanny RIVADENEYRA (2001). Initial Effects of a Petroleum Operation on Amazonian Birds : Terrestrial Insectivores Retreat. In : *Biodiversity and Conservation* 10.4, p. 567-595. DOI : 10 . 1023 / A : 1016651827287.
- CARLSON, Laura, Marco JANSSEN, Tom MYINT, Elinor OSTROM et Abigail YORK (2002). Empirical Foundations for Agent-Based Modeling : How Do Institutions Affect Agents' Land-Use Decision Processes in Indiana? In : *Proceedings of the Agent 2002 Conference on Social Agent : Ecology, Exchange, and Evolution*.
- CARR, David L. (2003). Proximate Population Factors and Deforestation in Tropical Agricultural Frontiers. In : *Population and Environment* 25.6, p. 585-612. DOI : 10 . 1023 / B : POEN . 0000039066 . 05666 . 8d.

- CARR, David L., William K. Y. PAN et Richard E. BILSBORROW (2007). Declining Fertility on the Frontier : The Ecuadorian Amazon. In : *Population and Environment* 28.1, p. 17-39. DOI : 10.1007/s11111-007-0032-y.
- CARR, David (2008). Migration to the Maya Biosphere Reserve, Guatemala : Why Place Matters. In : *Human Organization* 67.1, p. 37-48. DOI : 10.17730/humo.67.1.1vk2584002111374.
- (2009). Population and Deforestation : Why Rural Migration Matters. In : *Progress in Human Geography* 33.3, p. 355-378. DOI : 10.1177/0309132508096031.
- CASANOVA ENAULT, Laure et Cathy CHATEL (2017). Une Grille Chorématique Des Dynamiques Spatiales Pour Expliquer l'évolution Des Territoires. In : *M@ppemonde* 119.
- CASTELLA, Jean-Christophe, Tran Ngoc TRUNG et Stanislas BOISSAU (2005). Participatory Simulation of Land-Use Changes in the Northern Mountains of Vietnam : The Combined Use of an Agent-Based Model, a Role-Playing Game, and a Geographic Information System. In : *Ecology and Society* 10.1.
- CASTELLA, Jean-Christophe et Peter H. VERBURG (2007). Combination of Process-Oriented and Pattern-Oriented Models of Land-Use Change in a Mountain Area of Vietnam. In : *Ecological Modelling* 202.3-4, p. 410-420. DOI : 10.1016/j.ecolmodel.2006.11.011.
- CHAPUIS, Kevin, Patrick TAILLANDIER et Alexis DROGOUL (2022). Generation of Synthetic Populations in Social Simulations : A Review of Methods and Practices. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 25.2, p. 6. DOI : 10.18564/jasss.4762.
- CHAPUIS, Kevin, Patrick TAILLANDIER, Benoit GAUDOU, Frédéric AMBLARD et Samuel THIRIOT (2021). Gen* : An Integrated Tool for Realistic Agent Population Synthesis. In : *Advances in Social Simulation*. Sous la dir. de Petra AHRWEILER et Martin NEUMANN. Cham : Springer International Publishing, p. 189-200. DOI : 10.1007/978-3-030-61503-1_18.
- CHAPUIS, Kevin, Patrick TAILLANDIER, Misslin RENAUD et Alexis DROGOUL (2018). Gen* : A Generic Toolkit to Generate Spatially Explicit Synthetic Populations. In : *International Journal of Geographical Information Science* 32.6, p. 1194-1210. DOI : 10.1080/13658816.2018.1440563.
- CHATTOE-BROWN, Edmund (2023). Is Agent-Based Modelling the Future of Prediction? In : *International Journal of Social Research Methodology* 26.2, p. 143-155. DOI : 10.1080/13645579.2022.2137923.
- CHAUDHURI, Gargi et Keith CLARKE (2013). The SLEUTH Land Use Change Model : A Review. In : *Environmental Resources Research* 1.1. DOI : 10.22069/ijerr.2013.1688.
- CHAYANOV, A. V. (1986). *A.V. Chayanov on the Theory of Peasant Economy*. Madison, Wis : The University of Wisconsin Press.
- CHAZDON, Robin L., Pedro H. S. BRANCALION, Lars LAESTADIUS, Aoife BENNETT-CURRY, Kathleen BUCKINGHAM, Chetan KUMAR, Julian MOLL-ROCEK, Ima Céilia Guimarães VIEIRA et Sarah Jane WILSON (2016). When Is a Forest a Forest? Forest Concepts and Definitions in the Era of Forest and Landscape Restoration. In : *Ambio* 45.5, p. 538-550. DOI : 10.1007/s13280-016-0772-y.
- CHEN, Hao et Robert Gilmore PONTIUS (2011). Sensitivity of a Land Change Model to Pixel Resolution and Precision of the Independent Variable. In : *Environmental Modeling & Assessment* 16.1, p. 37-52. DOI : 10.1007/s10666-010-9233-3.
- CHEN, Peng, Tom EVANS, Michael FRISBY, Eduardo IZQUIERDO et Beth PLALE (2016). A Hybrid Approach to Population Construction for Agricultural Agent-Based Simulation. In : *2016 IEEE 12th International Conference on E-Science (e-Science)*. Baltimore, MD, USA : IEEE, p. 313-322. DOI : 10.1109/eScience.2016.7870914.
- CHEN, Yang, Martha M. BAKKER, Arend LIGTENBERG et Arnold K. BREGT (2019). External Shocks, Agent Interactions, and Endogenous Feedbacks — Investigating System Resilience with a Stylized Land Use Model. In : *Ecological Complexity*, p. 100765. DOI : 10.1016/j.ecocom.2019.04.003.
- CHEN, Yimin, Xia LI, Xiaoping LIU et Yilun LIU (2010). An Agent-Based Model for Optimal Land Allocation (AgentLA) with a Contiguity Constraint. In : *International Journal of Geographical Information Science* 24.8, p. 1269-1288. DOI : 10.1080/13658810903401024.

- CHEONG, So-Min, Daniel G BROWN, Kasper KOK et David LOPEZ-CARR (2012). Mixed Methods in Land Change Research : Towards Integration : Boundary Crossings. In : *Transactions of the Institute of British Geographers* 37.1, p. 8-12. DOI : 10.1111/j.1475-5661.2011.00482.x.
- CHEUNG, Alan Kwok Lun, David O'SULLIVAN et Gary BRIERLEY (2015). Graph-Assisted Landscape Monitoring. In : *International Journal of Geographical Information Science* 29.4, p. 580-605. DOI : 10.1080/13658816.2014.989856.
- CHHABRA, Abha, Helmut GEIST, Richard A. HOUGHTON, Helmut HABERL, Ademola K. BRAIMOH, Paul L. G. VLEK, Jonathan PATZ, Jianchu XU, Navin RAMANKUTTY, Oliver COOMES et Eric F. LAMBIN (2006). Multiple Impacts of Land-Use/Cover Change. In : *Land-Use and Land-Cover Change*. Sous la dir. d'Eric F. LAMBIN et Helmut GEIST. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 71-116. DOI : 10.1007/3-540-32202-7_4.
- CHI, Vu Kim, Anton VAN ROMPAEY, Gerard GOVERS, Veerle VANACKER, Birgit SCHMOOK et Nguyen HIEU (2013). Land Transitions in Northwest Vietnam : An Integrated Analysis of Biophysical and Socio-Cultural Factors. In : *Human Ecology* 41.1, p. 37-50. DOI : 10.1007/s10745-013-9569-9.
- CLARKE, K C, S HOPPEN et L GAYDOS (1997). A Self-Modifying Cellular Automaton Model of Historical Urbanization in the San Francisco Bay Area. In : *Environment and Planning B : Planning and Design* 24.2, p. 247-261. DOI : 10.1068/b240247.
- CLAVAL, Paul (1985). Causalité et géographie. In : *L'Espace géographique* 14.2, p. 109-115. DOI : 10.3406/spgeo.1985.4011.
- (2003). *Causalité et Géographie*. Géographies En Liberté 30. Paris, France : Editions L'Harmattan.
- (2011). *Histoire de La Géographie : Que Sais-Je?* Presses Universitaires de France. DOI : 10.3917/puf.clava.2011.01.
- CLAWSON, Marion (1979). Forests in the Long Sweep of American History. In : *Science* 204.4398, p. 1168-1174. DOI : 10.1126/science.204.4398.1168.
- CLERC, Pascal et Jacquemine GAREL (1998). La Réception Du Modèle Graphique de Burgess Dans La Géographie Française Des Années Cinquante Aux Années Soixante-Dix. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.5332.
- COLOSIO, Claudio, Federico Maria RUBINO et Angelo MORETTO (2017). Pesticides. In : *International Encyclopedia of Public Health*. Elsevier, p. 454-462. DOI : 10.1016/B978-0-12-803678-5.00329-5.
- COMBER, Alexis, Peter FISHER et Richard WADSWORTH (2005). What Is Land Cover? In : *Environment and Planning B : Planning and Design* 32.2, p. 199-209. DOI : 10.1068/b31135.
- CORONEL VARGAS, Gabriela, William W. AU et Alberto IZZOTTI (2020). Public Health Issues from Crude-Oil Production in the Ecuadorian Amazon Territories. In : *Science of The Total Environment* 719, p. 134647. DOI : 10.1016/j.scitotenv.2019.134647.
- CRAMÉR, Harald (1991). *Mathematical Methods of Statistics*. Princeton Mathematical Series 9. Princeton : Princeton university press.
- CRAYER, Carl F et David M. KAPLAN (2020). Are More Details Better? On the Norms of Completeness for Mechanistic Explanations. In : *The British Journal for the Philosophy of Science* 71.1, p. 287-319. DOI : 10.1093/bjps/axy015.
- CRESPO CUARESMA, Jesús, Olha DANYLO, Steffen FRITZ, Ian MCCALLUM, Michael OBERSTEINER, Linda SEE et Brian WALSH (2017). Economic Development and Forest Cover : Evidence from Satellite Data. In : *Scientific Reports* 7.1, p. 40678. DOI : 10.1038/srep40678.
- CROWTHER, T. W., K. E. O. TODD-BROWN, C. W. ROWE, W. R. WIEDER, J. C. CAREY, M. B. MACHMULLER, B. L. SNOEK, S. FANG, G. ZHOU, S. D. ALLISON, J. M. BLAIR, S. D. BRIDGHAM, A. J. BURTON, Y. CARRILLO, P. B. REICH, J. S. CLARK, A. T. CLASSEN, F. A. DIJKSTRA, B. ELBERLING, B. A. EMMETT, M. ESTIARTE, S. D. FREY, J. GUO, J. HARTE, L. JIANG, B. R. JOHNSON, G. KRÖEL-DULAY, K. S. LARSEN, H. LAUDON, J. M. LAVALLEE, Y. LUO, M. LUPASCU, L. N. MA, S. MARHAN, A. MICHELSEN, J. MOHAN, S. NIU, E. PENDALL, J. PEÑUELAS, L. PFEIFER-MEISTER, C. POLL, S. REINSCH, L. L. REYNOLDS, I. K. SCHMIDT, S. SISTLA, N. W. SOKOL, P. H. TEMPLER, K. K. TRESEDER, J. M. WELKER et M. A. BRADFORD (2016). Quantifying Global Soil Carbon Losses in Response to Warming. In : *Nature* 540.7631, p. 104-108. DOI : 10.1038/nature20150.

- CURTIS, Philip G., Christy M. SLAY, Nancy L. HARRIS, Alexandra TYUKAVINA et Matthew C. HANSEN (2018). Classifying Drivers of Global Forest Loss. In : *Science* 361.6407, p. 1108-1111. DOI : 10.1126/science.aau3445.
- CYNORHODON, Groupe (2020). *Dictionnaire Critique de l'anthropocène*. Paris : CNRS éditions.
- D'AQUINO, Patrick, Olivier BARRETEAU, Michel ETIENNE, Stanislas BOISSEAU, Sigrid AUBERT, François BOUSQUET, Christophe LE PAGE et William's DARÉ (2002). The Role Playing Games in an ABM Participatory Modeling Process : Outcomes from Five Different Experiments Carried out in the Last Five Years. In : *International Environmental Modelling and Software Society Conference*. Sous la dir. d'A.J. Jakeman EDS A.E. RIZZOLI. s.n., p. 275-280.
- DAUDÉ, Eric (2005). Systèmes Multi-Agents Pour La Simulation En Géographie : Vers Une Géographie Artificielle. In : *Modélisation En Géographie : Déterminismes et Complexités*. chap. 13. Hermès, p. 353-380.
- DAUPHINÉ, André (1979). Le Concept d'environnement. In : *Analyse spatiale*, p. 25-34.
- (2003). *Les théories de la complexité chez les géographes*. Géographie. Paris : Anthropos.
- DAVIS, BILSBORROW et GRAY (2015). Delayed Fertility Transition Among Indigenous Women In the Ecuadorian Amazon. In : *International Perspectives on Sexual and Reproductive Health* 41.1, p. 1. DOI : 10.1363/4100115.
- DAVIS, Benjamin, Paul WINTERS, Gero CARLETTO, Katia COVARRUBIAS, Esteban J. QUIÑONES, Alberto ZEZZA, Kostas STAMOULIS, Carlo AZZARRI et Stefania DIGIUSEPPE (2010). A Cross-Country Comparison of Rural Income Generating Activities. In : *World Development* 38.1, p. 48-63. DOI : 10.1016/j.worlddev.2009.01.003.
- DEADMAN, Peter, Derek ROBINSON, Emilio MORAN et Eduardo BRONDIZIO (2004). Colonist Household Decisionmaking and Land-Use Change in the Amazon Rainforest : An Agent-Based Simulation. In : *Environment and Planning B : Planning and Design* 31.5, p. 693-709. DOI : 10.1068/b3098.
- DEEVEY, Edward S. (1960). The Human Population. In : *Scientific American* 203.3, p. 194-205.
- DEFFUANT, Guillaume, Arnaud BANOS, David CHAVALARIAS, Cyrille BERTELLE, Nicolas BRODU, Pablo JENSEN, Annick LESNE, Jean-Pierre MÜLLER, Édith PERRIER et Franck VARENNE (2015). Visions de La Complexité. Le Démon de Laplace Dans Tous Ses États. In : *Natures Sciences Sociétés* 23.1, p. 42-53. DOI : 10.1051/nss/2015007.
- DEFRIES, R. S., L BOUNOUA et G. J. COLLATZ (2002). Human Modification of the Landscape and Surface Climate in the next Fifty Years : LAND COVER AND CLIMATE. In : *Global Change Biology* 8.5, p. 438-458. DOI : 10.1046/j.1365-2486.2002.00483.x.
- DELAY, Etienne (2015). Réflexions Géographiques Sur l'usage Des Systèmes Multi Agents Dans La Compréhension Des Processus d'évolution Des Territoires Viticoles de Fortes Pentes : Le Cas de La Côte Vermeille et Du Val Di Cembra. Thèse de doct.
- DIGNUM, Frank (2023). Should We Make Predictions Based on Social Simulations? In : *International Journal of Social Research Methodology* 26.2, p. 193-206. DOI : 10.1080/13645579.2022.2137925.
- DILAVER, Ozge et Nigel GILBERT (2023). Unpacking a Black Box : A Conceptual Anatomy Framework for Agent-Based Social Simulation Models. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 26.1, p. 4. DOI : 10.18564/jasss.4998.
- DIRZO, Rodolfo, Douglas J. MCCAULEY, Hillary S. YOUNG, Daniel J. SALKELD, Lynne GAFFIKIN, Michele BARRY, Eric F. LAMBIN, Kristofer M. HELGEN, Ralph P. ECKERLIN et Rhodes MAKUNDI (2015). Effects of Land Use on Plague (*Yersinia Pestis*) Activity in Rodents in Tanzania. In : *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 92.4, p. 776-783. DOI : 10.4269/ajtmh.14-0504.
- DIRZO, Rodolfo et Peter H. RAVEN (2003). Global State of Biodiversity and Loss. In : *Annual Review of Environment and Resources* 28.1, p. 137-167. DOI : 10.1146/annurev.energy.28.050302.105532.
- DOBBIE, Samantha, Kate SCHRECKENBERG, James G DYKE, Marije SCHAAFSMA et Stefano BALBI (2018). Agent-Based Modelling to Assess Community Food Security and Sustainable Livelihoods. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 21.1. DOI : 10.18564/jasss.3639.
- DONG, Jinwei, Graciela METTERNICHT, Patrick HOSTERT, Rasmus FENSHOLT et Rinku Roy CHOWDHURY (2019). Remote Sensing and Geospatial Technologies in Support of a Normative Land System Science :

- Status and Prospects. In : *Current Opinion in Environmental Sustainability* 38, p. 44-52. DOI : 10 . 1016/ j . cosust . 2019 . 05 . 003.
- DONKIN, Elizabeth, Peter DENNIS, Andrey USTALAKOV, John WARREN et Amanda CLARE (2017). Replicating Complex Agent Based Models, a Formidable Task. In : *Environmental Modelling & Software* 92, p. 142-151. DOI : 10 . 1016/ j . envsoft . 2017 . 01 . 020.
- DORAN, John W. et Timothy B. PARKIN (1994). Defining and Assessing Soil Quality. In : *SSSA Special Publications*. Sous la dir. de J.W. DORAN, D.C. COLEMAN, D.F. BEZDICEK et B.A. STEWART. Madison, WI, USA : Soil Science Society of America and American Society of Agronomy, p. 1-21. DOI : 10 . 2136/ sssaspecpub35 . c1.
- DOU, Yue, James D.A. MILLINGTON, Ramon Felipe BICUDO DA SILVA, Paul MCCORD, Andrés VIÑA, Qian SONG, Qiangyi YU, Wenbin WU, Mateus BATISTELLA, Emilio MORAN et Jianguo LIU (2019). Land-Use Changes across Distant Places : Design of a Telecoupled Agent-Based Model. In : *Journal of Land Use Science* 14.3, p. 191-209. DOI : 10 . 1080/1747423X . 2019 . 1687769.
- DUBOS-PAILLARD, Edwige, Yves GUERMOND et Patrice LANGLOIS (2003). Analyse de l'évolution urbaine par automate cellulaire. Le modèle SpaCelle. In : *Espace géographique* 32.4, p. 357. DOI : 10 . 3917/eg . 324 . 0357.
- DUKE, Joshua M., JunJie WU et Dawn Cassandra PARKER (2014). An Economic Perspective on Agent-Based Models of Land Use and Land Cover Change. In : *The Oxford Handbook of Land Economics*. Sous la dir. de Joshua M. DUKE et JunJie WU. Oxford University Press. DOI : 10 . 1093/oxfordhb/9780199763740 . 013 . 014.
- DUPRÉ, Mathilde (2019). Pollution : Une Justice à Deux Vitesses Pour Chevron : in : *Alternatives Économiques* N° 387.2, p. 46-46. DOI : 10 . 3917/ae . 387 . 0046.
- DURÁN, Juan M. et Nico FORMANEK (2018). Grounds for Trust : Essential Epistemic Opacity and Computational Reliabilism. In : *Minds and Machines* 28.4, p. 645-666. DOI : 10 . 1007/s11023-018-9481-6.
- DURAND-DASTÈS, François (2001). Les Concepts de La Modélisation En Analyse Spatiale. In : *Modèles En Analyse Spatiale*. Sous la dir. de Sanders LENA. Information Géographique. Hermès.
- DURAND-DASTÈS, François et Pierre MERLIN (1989). Environnement. In : *Dictionnaire de l'urbanisme et de l'aménagement*. PUF.
- DURAND, Daniel (2017). Environnement et émergence de la systémique. In : t. 13e éd. Que sais-je? Paris cedex 14 : Presses Universitaires de France, p. 34-50.
- DURANGO-CORDERO, J., M. SAQALLI, S. FERRANT, S. BONILLA, L. MAURICE, P. ARELLANO et A. ELGER (2022). Risk Assessment of Unlined Oil Pits Leaking into Groundwater in the Ecuadorian Amazon : A Modified GIS-DRASTIC Approach. In : *Applied Geography* 139, p. 102628. DOI : 10 . 1016/ j . apgeog . 2021 . 102628.
- DURANGO-CORDERO, J., M. SAQALLI, R. PARRA et A. ELGER (2019). Spatial Inventory of Selected Atmospheric Emissions from Oil Industry in Ecuadorian Amazon : Insights from Comparisons among Satellite and Institutional Datasets. In : *Safety Science* 120, p. 107-116. DOI : 10 . 1016/ j . ssci . 2019 . 05 . 047.
- DURANGO-CORDERO, Juan, Mehdi SAQALLI, Christophe LAPLANCHE, Marine LOCQUET et Arnaud ELGER (2018). Spatial Analysis of Accidental Oil Spills Using Heterogeneous Data : A Case Study from the North-Eastern Ecuadorian Amazon. In : *Sustainability* 10.12, p. 4719. DOI : 10 . 3390/su10124719.
- DURIEUX, L (2003). The Impact of Deforestation on Cloud Cover over the Amazon Arc of Deforestation. In : *Remote Sensing of Environment* 86.1, p. 132-140. DOI : 10 . 1016/S0034-4257(03)00095-6.
- EASTMAN, J. R. et J. TOLEDANO (2018). A Short Presentation of the Land Change Modeler (LCM). In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 499-505. DOI : 10 . 1007/978-3-319-60801-3_36.
- EASTMAN, JR (2014). TerrSet Geospatial Monitoring and Modeling System. In : *Clark University, Worcester, MA*.
- EASTMAN, J.R., Weigen JIN, Peter KYEM et J. TOLEDANO (1995). Raster Procedure for Multi-Criteria/Multi-Objective Decisions. In : *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 61, p. 539-547.

- EDMONDS, Bruce (2017). Different Modelling Purposes. In : *Simulating Social Complexity*. Sous la dir. de Bruce EDMONDS et Ruth MEYER. Cham : Springer International Publishing, p. 39-58. DOI : 10 . 1007 / 978-3-319-66948-9_4.
- (2023). The Practice and Rhetoric of Prediction – the Case in Agent-Based Modelling. In : *International Journal of Social Research Methodology* 26.2, p. 157-170. DOI : 10 . 1080/13645579 . 2022 . 2137921.
- EDMONDS, Bruce, Christophe LE PAGE, Mike BITHELL, Edmund CHATTOE-BROWN, Volker GRIMM, Ruth MEYER, Cristina MONTAÑOLA-SALES, Paul ORMEROD, Hilton ROOT et Flaminio SQUAZZONI (2019). Different Modelling Purposes. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 22.3. DOI : 10 . 18564/jasss . 3993.
- EDMONDS, Bruce et Scott MOSS (2005). From KISS to KIDS – An ‘Anti-simplistic’ Modelling Approach. In : *Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation*. Sous la dir. de David HUTCHISON, Takeo KANADE, Josef KITTLER, Jon M. KLEINBERG, Friedemann MATTERN, John C. MITCHELL, Moni NAOR, Oscar NIERSTRASZ, C. PANDU RANGAN, Bernhard STEFFEN, Madhu SUDAN, Demetri TERZOPOULOS, Dough TYGAR, Moshe Y. VARDI, Gerhard WEIKUM, Paul DAVIDSSON, Brian LOGAN et Keiki TAKADAMA. T. 3415. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 130-144. DOI : 10 . 1007/978-3-540-32243-6_11.
- ELLIS, Erle C. (2011). Anthropogenic Transformation of the Terrestrial Biosphere. In : *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 369.1938, p. 1010-1035. DOI : 10 . 1098/rsta . 2010 . 0331.
- ELLIS, Erle C et Navin RAMANKUTTY (2008). Putting People in the Map : Anthropogenic Biomes of the World. In : *Frontiers in Ecology and the Environment* 6.8, p. 439-447. DOI : 10 . 1890/070062.
- ELLIS, Frank (2008). The Determinants of Rural Livelihood Diversification in Developing Countries. In : *Journal of Agricultural Economics* 51.2, p. 289-302. DOI : 10 . 1111/j . 1477-9552 . 2000 . tb01229 . x.
- ELSAWAH, Sondoss, Joseph H.A. GUILLAUME, Tatiana FILATOVA, Josefine ROOK et Anthony J. JAKEMAN (2015). A Methodology for Eliciting, Representing, and Analysing Stakeholder Knowledge for Decision Making on Complex Socio-Ecological Systems : From Cognitive Maps to Agent-Based Models. In : *Journal of Environmental Management* 151, p. 500-516. DOI : 10 . 1016/j . jenvman . 2014 . 11 . 028.
- ELSEN BROICH, Corinna et J. Gareth POLHILL (2023). Agent-Based Modelling as a Method for Prediction in Complex Social Systems. In : *International Journal of Social Research Methodology* 26.2, p. 133-142. DOI : 10 . 1080/13645579 . 2023 . 2152007.
- EPSTEIN, Joshua M. (2008). Why Model? In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 11.4, p. 12.
- EPSTEIN, Joshua M. et Robert L. AXTELL (1996). *Growing Artificial Societies : Social Science from the Bottom up ; a Product of the 2050 Project, a Collaborative Effort of the Brookings Institution, the Santa Fe Institute, and the World Resources Institute*. Complex Adaptive Systems. Washington, D.C : Brookings Institution Press [u.a.]
- ESHLEMAN, Keith N. (2004). Hydrological Consequences of Land Use Change : A Review of the State-of-Science. In : *Geophysical Monograph Series*. Sous la dir. de Ruth S. DEFRIES, Gregory P. ASNER et Richard A. HOUGHTON. T. 153. Washington, D. C. : American Geophysical Union, p. 13-29. DOI : 10 . 1029 / 153GM03.
- ETONGO, Daniel, Ida DJENONTIN et Markku KANNINEN (2016). Poverty and Environmental Degradation in Southern Burkina Faso : An Assessment Based on Participatory Methods. In : *Land* 5.3, p. 20. DOI : 10 . 3390/land5030020.
- EVANS, Tom P. et Hugh KELLEY (2004). Multi-Scale Analysis of a Household Level Agent-Based Model of Landcover Change. In : *Journal of Environmental Management* 72.1-2, p. 57-72. DOI : 10 . 1016 / j . jenvman . 2004 . 02 . 008.
- EVANS, Tom P., Wenjie SUN et Hugh KELLEY (2006). Spatially Explicit Experiments for the Exploration of Land-use Decision-making Dynamics. In : *International Journal of Geographical Information Science* 20.9, p. 1013-1037. DOI : 10 . 1080/13658810600830764.
- EXAVIER, Reginal et Peter ZEILHOFER (2020). OpenLand : Software for Quantitative Analysis and Visualization of Land Use and Cover Change. In : *The R Journal* 12.2, p. 359. DOI : 10 . 32614/RJ-2021-021.
- FAO (2022). *In Brief to The State of the World's Forests 2022*. FAO. DOI : 10 . 4060/cb9363en.

- FA, Julia E, James EM WATSON, Ian LEIPER, Peter POTAPOV, Tom D EVANS, Neil D BURGESS, Zsolt MOLNÁR, Álvaro FERNÁNDEZ-LLAMAZARES, Tom DUNCAN, Stephanie WANG, Beau J AUSTIN, Harry JONAS, Cathy J ROBINSON, Pernilla MALMER, Kerstin K ZANDER, Micha V JACKSON, Erle ELLIS, Eduardo S BRONDIZIO et Stephen T GARNETT (2020). Importance of Indigenous Peoples' Lands for the Conservation of Intact Forest Landscapes. In : *Frontiers in Ecology and the Environment* 18.3, p. 135-140. DOI : 10.1002/fee.2148.
- FACCHINELLI, Francesco, Salvatore Eugenio PAPPALARDO, Giuseppe DELLA FERA, Edoardo CRESCINI, Daniele CODATO, Alberto DIANTINI, Donald Rafael MONCAYO JIMENEZ, Pablo Estenio FAJARDO MENDOZA, Elisa BIGNANTE et Massimo DE MARCHI (2022). Extreme Citizens Science for Climate Justice : Linking Pixel to People for Mapping Gas Flaring in Amazon Rainforest. In : *Environmental Research Letters* 17.2, p. 024003. DOI : 10.1088/1748-9326/ac40af.
- FEARNSIDE, Philip M. (2015). Highway Construction as a Force in the Destruction of the Amazon Forest. In : *Handbook of Road Ecology*. Sous la dir. de Rodney VAN DER REE, Daniel J. SMITH et Clara GRILO. Chichester, UK : John Wiley & Sons, Ltd, p. 414-424. DOI : 10.1002/9781118568170.ch51.
- FEDDEMA, J. J. (2005). The Importance of Land-Cover Change in Simulating Future Climates. In : *Science* 310.5754, p. 1674-1678. DOI : 10.1126/science.1118160.
- FELDMAN, D. R., W. D. COLLINS, P. J. GERO, M. S. TORN, E. J. MLAWER et T. R. SHIPPERT (2015). Observational Determination of Surface Radiative Forcing by CO₂ from 2000 to 2010. In : *Nature* 519.7543, p. 339-343. DOI : 10.1038/nature14240.
- FERBER, Jacques (1997). *Les Systèmes Multi-Agents : Vers Une Intelligence Collective*. 2. tirage. Informatique, Intelligence Artificielle. Paris : InterÉd.
- FERRAS, Robert (1993). *Les modèles graphiques en géographie*. Géo-poche 1. Paris Montpellier : Economica Reclus.
- FIANYO, Yawa Edem (2001). Couplage de Modèles à l'aide d'agents : Le Système OSIRIS. Thèse de doct.
- FILATOVA, Tatiana et Gary POLHILL (2012). Shocks in Coupled Socio-Ecological Systems : What Are They and How Can We Model Them? In : *6th International Congress on Environmental Modelling and Software, Managing Resources of a Limited Planet, Sixth Biennial Meeting*. Leipzig, Germany : R. Seppelt, A.A. Voinov, S. Lange, D. Bankamp (Eds.), p. 13.
- FILATOVA, Tatiana, Peter H. VERBURG, Dawn Cassandra PARKER et Carol Ann STANNARD (2013). Spatial Agent-Based Models for Socio-Ecological Systems : Challenges and Prospects. In : *Environmental Modelling & Software* 45, p. 1-7. DOI : 10.1016/j.envsoft.2013.03.017.
- FINER, Matt, Clinton N. JENKINS, Stuart L. PIMM, Brian KEANE et Carl ROSS (2008). Oil and Gas Projects in the Western Amazon : Threats to Wilderness, Biodiversity, and Indigenous Peoples. In : *PLoS ONE* 3.8. Sous la dir. de Dennis Marinus HANSEN, e2932. DOI : 10.1371/journal.pone.0002932.
- FINER, Matt, Varsha VIJAY, Fernando PONCE, Clinton N JENKINS et Ted R KAHN (2009). Ecuador's Yasuní Biosphere Reserve : A Brief Modern History and Conservation Challenges. In : *Environmental Research Letters* 4.3, p. 034005. DOI : 10.1088/1748-9326/4/3/034005.
- FISHER, P., A.J. COOMBER, R.A. WADSWORTH, Ecological PROCESSES et MODELLING (2005). *Land Use and Land Cover : Contradiction or Complement*.
- FLORIANI, Leila De et Paola MAGILLO (2009). Triangulated Irregular Network. In : *Encyclopedia of Database Systems*. Sous la dir. de Ling LIU et T. Tamer ÖZSU. Boston, MA : Springer US, p. 3178-3179. DOI : 10.1007/978-0-387-39940-9_437.
- FOLEY, J. A. (2005). Global Consequences of Land Use. In : *Science* 309.5734, p. 570-574. DOI : 10.1126/science.1111772.
- FOLTÊTE, Jean-Christophe, Céline CLAUZEL et Gilles VUIDEL (2012). A Software Tool Dedicated to the Modelling of Landscape Networks. In : *Environmental Modelling & Software* 38, p. 316-327. DOI : 10.1016/j.envsoft.2012.07.002.
- FOLTÊTE, Jean-Christophe, Xavier GIRARDET et Céline CLAUZEL (2014). A Methodological Framework for the Use of Landscape Graphs in Land-Use Planning. In : *Landscape and Urban Planning* 124, p. 140-150. DOI : 10.1016/j.landurbplan.2013.12.012.

- FORRESTER, Jay W. (1971). Counterintuitive Behavior of Social Systems. In : *Theory and Decision* 2.2, p. 109-140. DOI : 10.1007/BF00148991.
- FORTESCUE, Michael (2004). The Pattern and Process of Language in Use : A Test Case. In : *Axiomathes* 14.1, p. 177-218. DOI : 10.1023/B:AXI0.0000006793.24314.6c.
- FRANCHOMME, Magalie, éd. (2006). *Étudier Des Écologies Futures. Un Chantier Ouvert Pour Les Recherches Prospectives Environnementales*. P.I.E.-Peter Lang. T. vol. 5. EcoPolis.
- FRAZIER, Linda M. (2007). Reproductive Disorders Associated with Pesticide Exposure. In : *Journal of Agro-medicine* 12.1, p. 27-37. DOI : 10.1300/J096v12n01_04.
- FRIIS, Cecilie et Jonas Ø. NIELSEN, éd. (2019). *Telecoupling : Exploring Land-Use Change in a Globalised World*. Cham : Springer International Publishing. DOI : 10.1007/978-3-030-11105-2.
- FRIIS, Cecilie, Jonas Østergaard NIELSEN, Iago OTERO, Helmut HABERL, Jörg NIEWÖHNER et Patrick HOSTERT (2016). From Teleconnection to Telecoupling : Taking Stock of an Emerging Framework in Land System Science. In : *Journal of Land Use Science* 11.2, p. 131-153. DOI : 10.1080/1747423X.2015.1096423.
- FUJITA, Masahisa et Jacques-François THISSE (2003). Chapitre 3. Von Thünen et la formation de la rente foncière. In : *Economie des villes et de la localisation*. Économie, Société, Région. Louvain-la-Neuve : De Boeck Supérieur, p. 87-124.
- GALOCHET, Marc, Jérôme LONGUÉPÉE, Valérie MOREL et Olivier PETIT (2006). L'environnement et l'interdisciplinarité en débat : Compte-rendu du séminaire d'Arras : « L'environnement : approches disciplinaires ou regards interdisciplinaires? », Université d'Artois, 17 mars 2005. In : *Développement durable et territoires*. DOI : 10.4000/developpementdurable.1688.
- GARCIA-ALVAREZ, D., H. VAN DELDEN, María Teresa CAMACHO OLMEDO et Martin PAEGELow (2019). Uncertainty Challenge in Geospatial Analysis : An Approximation Form the Land Use Cover Change Modeling Perspective. In : *Geospatial Challenges in the 21th Century, Key Challenges in Geography*. Sous la dir. d'et al. KOUSOPPOULOS K. Springer Nature, p. 289-314.
- GARCIA-ALVAREZ, David (2018). Aproximación al Estudio de La Incertidumbre En La Modelización Del Cambio de Usos y Coberturas Del Suelo (LUCC). Thèse de doct. Universidad de Granada.
- GARDNER, Martin (1970). Mathematical Games. In : *Scientific American* 223.4, p. 120-123.
- GARDNER, Robert H. (1999). RULE : Map Generation and a Spatial Analysis Program. In : *Landscape Ecological Analysis*. Sous la dir. de Jeffrey M. KLOPATEK et Robert H. GARDNER. New York, NY : Springer New York, p. 280-303. DOI : 10.1007/978-1-4612-0529-6_13.
- GARDNER, Robert H., Bruce T. MILNE, Monica G. TURNER et Robert V. O'NEILL (1987). Neutral Models for the Analysis of Broad-Scale Landscape Pattern. In : *Landscape Ecology* 1.1, p. 19-28. DOI : 10.1007/BF02275262.
- GARDNER, Robert H. et Steven WALTERS (2002). Neutral Landscape Models. In : *Learning Landscape Ecology*. Sous la dir. de Sarah E. GERGEL et Monica G. TURNER. New York : Springer-Verlag, p. 112-128. DOI : 10.1007/0-387-21613-8_9.
- GARNETT, Stephen T., Neil D. BURGESS, Julia E. FA, Álvaro FERNÁNDEZ-LLAMAZARES, Zsolt MOLNÁR, Cathy J. ROBINSON, James E. M. WATSON, Kerstin K. ZANDER, Beau AUSTIN, Eduardo S. BRONDIZIO, Neil French COLLIER, Tom DUNCAN, Erle ELLIS, Hayley GEYLE, Micha V. JACKSON, Harry JONAS, Pernilla MALMER, Ben MCGOWAN, Amphone SIVONGXAY et Ian LEIPER (2018). A Spatial Overview of the Global Importance of Indigenous Lands for Conservation. In : *Nature Sustainability* 1.7, p. 369-374. DOI : 10.1038/s41893-018-0100-6.
- GAUDOU, Benoit, Nghi Quang HUYNH, Damien PHILIPPON, Arthur BRUGIÈRE, Kevin CHAPUIS, Patrick TAILLANDIER, Pierre LARMANDE et Alexis DROGOUL (2020). COMOKIT : A Modeling Kit to Understand, Analyze, and Compare the Impacts of Mitigation Policies Against the COVID-19 Epidemic at the Scale of a City. In : *Frontiers in Public Health* 8, p. 563247. DOI : 10.3389/fpubh.2020.563247.
- GAUTREAU, Pierre (2021a). *La Pachamama en bases de données : Géographie politique de l'information environnementale contemporaine*. Éditions de l'IHEAL. DOI : 10.4000/books.iheal.9362.

- GAUTREAU, Pierre (2021b). Le Laboratoire Environnemental Latino-Américain Au XXI^e Siècle : in : *L'Information géographique* Vol. 85.4, p. 61-74. DOI : 10.3917/lig.854.0061.
- GEIST, H.J (2009). The Land-Use and Cover Change (LUCC) Project. In : *Land Use, Land Cover and Soil Sciences*. Sous la dir. de Willy H VERHEYE. T. 1. Oxford : Eolss Publishers Co Ltd.
- GEIST, Helmut J. et Eric F. LAMBIN (2002). Proximate Causes and Underlying Driving Forces of Tropical Deforestation. In : *BioScience* 52.2, p. 143. DOI : 10.1641/0006-3568(2002)052[0143:PCAUDF]2.0.CO;2.
- GELLER, Armando (2014). Building Empirical Multiagent Models from First Principles When Fieldwork Is Difficult or Impossible. In : *Empirical Agent-Based Modelling - Challenges and Solutions*. Sous la dir. d'Alexander SMAJGL et Olivier BARRETEAU. New York, NY : Springer New York, p. 223-237. DOI : 10.1007/978-1-4614-6134-0_12.
- GEORGE, F. H. (1967). The Use of Models in Science. In : *Models in Geography*. Sous la dir. de R. J. CHORLEY et P. HAGGETT. London, p. 43-56.
- GHORBANI, Amineh, Gerard DIJKEMA et Noortje SCHRAUWEN (2015). Structuring Qualitative Data for Agent-Based Modelling. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18.1, p. 2. DOI : 10.18564/jasss.2573.
- GIAM, Xingli (2017). Global Biodiversity Loss from Tropical Deforestation. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 114.23, p. 5775-5777. DOI : 10.1073/pnas.1706264114.
- GIBBS, H. K., A. S. RUESCH, F. ACHARD, M. K. CLAYTON, P. HOLMGREN, N. RAMANKUTTY et J. A. FOLEY (2010). Tropical Forests Were the Primary Sources of New Agricultural Land in the 1980s and 1990s. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 107.38, p. 16732-16737. DOI : 10.1073/pnas.0910275107.
- GILBERT, GN, S HASSAN, L ANTUNES et J PAVON (2017). Stepping on Earth. A Roadmap for Data-Driven Agent-Based Modelling. In :
- GILBERT, Nigel (2008). *Agent-Based Models*. 2455 Teller Road, Thousand Oaks California 91320 United States of America : SAGE Publications, Inc. DOI : 10.4135/9781412983259.
- GOERS, L., J. LAWSON et E. GAREN (2012). Economic Drivers of Tropical Deforestation for Agriculture. In :
- GOLDEWIJK, K. K. et N. RAMANKUTTY (2009). Land Use Changes During the Past 300 Years. In : *Land Use, Land Cover and Soil Sciences*. Sous la dir. de Willy H VERHEYE. T. 1. Oxford : Eolss Publishers Co Ltd.
- GRAEBNER, Claudius (2018). How to Relate Models to Reality? An Epistemological Framework for the Validation and Verification of Computational Models. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 21.3, p. 8. DOI : 10.18564/jasss.3772.
- GRAFMEYER, Yves et Isaac JOSEPH (2009). *L'École de Chicago : naissance de l'écologie urbaine*. Champs. Paris : Flammarion.
- GRAINGER, Alan (1995). The Forest Transition : An Alternative Approach. In : *Area*, p. 242-251.
- GRAY, Clark L., Matthew BOZIGAR et Richard E. BILSBORROW (2015). Declining Use of Wild Resources by Indigenous Peoples of the Ecuadorian Amazon. In : *Biological Conservation* 182, p. 270-277. DOI : 10.1016/j.biocon.2014.12.022.
- GRAY, Leslie C et William G MOSELEY (2005). A Geographical Perspective on Poverty-Environment Interactions. In : *The Geographical Journal* 171.1, p. 9-23. DOI : 10.1111/j.1475-4959.2005.00146.x.
- GREKOUSIS, George, Giorgos MOUNTRAKIS et Marinos KAVOURAS (2015). An Overview of 21 Global and 43 Regional Land-Cover Mapping Products. In : *International Journal of Remote Sensing* 36.21, p. 5309-5335. DOI : 10.1080/01431161.2015.1093195.
- GRIMM, V. (2005). Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems : Lessons from Ecology. In : *Science* 310.5750, p. 987-991. DOI : 10.1126/science.1116681.
- GRIMM, Volker, Uta BERGER, Finn BASTIANSEN, Sigrunn ELIASSEN, Vincent GINOT, Jarl GISKE, John GOSS-CUSTARD, Tamara GRAND, Simone K. HEINZ, Geir HUSE, Andreas HUTH, Jane U. JEPSEN, Christian JØRGENSEN, Wolf M. MOOIJ, Birgit MÜLLER, Guy PE'ER, Cyril PIOUS, Steven F. RAILSBACK, Andrew M. ROBBINS, Martha M. ROBBINS, Eva ROSSMANITH, Nadja RÜGER, Espen STRAND, Sami SOUISSI, Richard A. STILLMAN, Rune VABØ, Ute VISSER et Donald L. DEANGELIS (2006). A Standard Protocol for Des-

- cribing Individual-Based and Agent-Based Models. In : *Ecological Modelling* 198.1-2, p. 115-126. DOI : 10.1016/j.ecolmodel.2006.04.023.
- GRIMM, Volker, Uta BERGER, Donald L. DEANGELIS, J. Gary POLHILL, Jarl GISKE et Steven F. RAILSBACK (2010). The ODD Protocol : A Review and First Update. In : *Ecological Modelling* 221.23, p. 2760-2768. DOI : 10.1016/j.ecolmodel.2010.08.019.
- GRIMM, Volker et Steven F. RAILSBACK (2005). *Individual-Based Modeling and Ecology*. Princeton Series in Theoretical and Computational Biology. Princeton, NJ : Princeton Univ. Press.
- GRIMM, Volker, Steven F. RAILSBACK, Christian E. VINCENOT, Uta BERGER, Cara GALLAGHER, Donald L. DEANGELIS, Bruce EDMONDS, Jiaqi GE, Jarl GISKE, Jürgen GROENEVELD, Alice S.A. JOHNSTON, Alexander MILLES, Jacob NABE-NIELSEN, J. Gareth POLHILL, Viktoriia RADCHUK, Marie-Sophie ROHWÄDER, Richard A. STILLMAN, Jan C. THIELE et Daniel AYLLÓN (2020). The ODD Protocol for Describing Agent-Based and Other Simulation Models : A Second Update to Improve Clarity, Replication, and Structural Realism. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 23.2, p. 7. DOI : 10.18564/jasss.4259.
- GRIMM, Volker, Eloy REVILLA, Uta BERGER, Florian JELTSCH, Wolf M. MOOIJ, Steven F. RAILSBACK, Hans-Hermann THULKE, Jacob WEINER, Thorsten WIEGAND et Donald L. DEANGELIS (2005). Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems : Lessons from Ecology. In : *Science* 310.5750, p. 987-991. DOI : 10.1126/science.1116681.
- GROENEVELD, J., B. MÜLLER, C.M. BUCHMANN, G. DRESSLER, C. GUO, N. HASE, F. HOFFMANN, F. JOHN, C. KLASSERT, T. LAUF, V. LIEBELT, H. NOLZEN, N. PANNICKE, J. SCHULZE, H. WEISE et N. SCHWARZ (2017). Theoretical Foundations of Human Decision-Making in Agent-Based Land Use Models – A Review. In : *Environmental Modelling & Software* 87, p. 39-48. DOI : 10.1016/j.envsoft.2016.10.008.
- GUÉGAN, Jean-François, Benoit DE THOISY, Ahidjo AYOUBA et Julien CAPPELLE (2019). Forêts Tropicales, Changements d'usage Des Sols et Risques Infectieux Émergents : in : *Santé Publique* S1.HS1, p. 91-106. DOI : 10.3917/spub.190.0091.
- GUÉRIN-PACE, France et Philippe COLLOMB (1998). Les contours du mot « environnement » : enseignements de la statistique textuelle. In : *Espace géographique* 27.1, p. 41-52. DOI : 10.3406/spgeo.1998.1121.
- GUMUCHIAN, Hervé et Claude MAROIS (2000). *Initiation à la recherche en géographie : Aménagement, développement territorial, environnement*. Presses de l'Université de Montréal. DOI : 10.4000/books.pum.14790.
- GUTMAN, Garik, Anthony C. JANETOS, Christopher O. JUSTICE, Emilio F. MORAN, John F. MUSTARD, Ronald R. RINDFUSS, David SKOLE, Billy Lee TURNER, Mark A. COCHRANE et Freek D. VAN DER MEER, éd. (2004). *Land Change Science : Observing, Monitoring and Understanding Trajectories of Change on the Earth's Surface*. T. 6. Remote Sensing and Digital Image Processing. Dordrecht : Springer Netherlands. DOI : 10.1007/978-1-4020-2562-4.
- GUTTLER, Fabio, Dino IENCO, Jordi NIN, Maguelonne TEISSEIRE et Pascal PONCELET (2017). A Graph-Based Approach to Detect Spatiotemporal Dynamics in Satellite Image Time Series. In : *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 130, p. 92-107. DOI : 10.1016/j.isprsjprs.2017.05.013.
- HAGGETT, P. et R. J. CHORLEY (1967). Models, Paradigms and the New Geography. In : *Models in Geography*. Sous la dir. de R. J. CHORLEY et P. HAGGETT. London, p. 19-41.
- HAGGETT, Peter (1965). *Locational Analysis in Modern Geography*. Londres.
- HAMILTON, Lawrence S (1993). Ethics, Religion and Biodiversity : Relations between Conservation and Cultural Values. In :
- HANSEN, M. C., P. V. POTAPOV, R. MOORE, M. HANCHER, S. A. TURUBANOVA, A. TYUKAVINA, D. THAU, S. V. STEHMAN, S. J. GOETZ, T. R. LOVELAND, A. KOMMAREDDY, A. EGOROV, L. CHINI, C. O. JUSTICE et J. R. G. TOWNSHEND (2013). High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. In : *Science* 342.6160, p. 850-853. DOI : 10.1126/science.1244693.
- HARVEY, David W. (1968). Pattern, Process, and the Scale Problem in Geographical Research. In : *Transactions of the Institute of British Geographers* 45, p. 71. DOI : 10.2307/621393.

- HASAN, Shaikh Shamim, Lin ZHEN, Md. Giashuddin MIAH, Tofayel AHAMED et Abdus SAMIE (2020). Impact of Land Use Change on Ecosystem Services : A Review. In : *Environmental Development* 34, p. 100527. DOI : 10.1016/j.envdev.2020.100527.
- HASSAN, Samer, Javier ARROYO, José Manuel GALÁN, Luis ANTUNES et Juan PAVÓN (2013). Asking the Oracle : Introducing Forecasting Principles into Agent-Based Modelling. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 16.3, p. 13. DOI : 10.18564/jasss.2241.
- HASSAN, Samer, Juan PAVÓN, Luis ANTUNES et Nigel GILBERT (2010). Injecting Data into Agent-Based Simulation. In : *Simulating Interacting Agents and Social Phenomena*. Sous la dir. de Keiki TAKADAMA, Claudio CIOFFI-REVILLA et Guillaume DEFFUANT. Tokyo : Springer Japan, p. 177-191. DOI : 10.1007/978-4-431-99781-8_13.
- HATNA, Erez et Itzhak BENENSON (2015). Combining Segregation and Integration : Schelling Model Dynamics for Heterogeneous Population. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18.4, p. 15. DOI : 10.18564/jasss.2824.
- HEILIG, Gerhard K. (1994). The Greenhouse Gas Methane (CH₄) : Sources and Sinks, the Impact of Population Growth, Possible Interventions. In : *Population and Environment* 16.2, p. 109-137. DOI : 10.1007/BF02208779.
- HERSPERGER, Anna M., Maria-Pia GENNAIO, Peter H. VERBURG et Matthias BÜRGI (2010). Linking Land Change with Driving Forces and Actors : Four Conceptual Models. In : *Ecology and Society* 15.4. DOI : 10.5751/ES-03562-150401.
- HESSELBARTH, Maximilian H. K., Marco SCIAINI, Kimberly A. WITH, Kerstin WIEGAND et Jakub NOWOSAD (2019). *Landscapemetrics* : An Open-source R Tool to Calculate Landscape Metrics. In : *Ecography* 42.10, p. 1648-1657. DOI : 10.1111/ecog.04617.
- HIJMANS, Robert J et Jacob VAN ETTEN (2023). *Raster : Geographic Data Analysis and Modeling (R Package)*.
- HIRAOKA, Mario et Shozo YAMAMOTO (1980). Agricultural Development in the Upper Amazon of Ecuador. In : *Geographical Review* 70.4, p. 423. DOI : 10.2307/214077.
- HIRTZEL, Joanne (2017). Paramétrage d'un Modèle de Simulation Individu-Centré Des Mobilités Résidentielles : Enjeux, Démarche et Résultats. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.28801.
- HOELLE, Jeffrey (2018). Quantifying Cultural Values Associated with in the Brazilian Amazon. In : *Journal of Land Use Science*, p. 1-16. DOI : 10.1080/1747423X.2018.1475516.
- HORNING, Ned (2019). Remote Sensing. In : *Encyclopedia of Ecology*. Elsevier, p. 404-413. DOI : 10.1016/B978-0-12-409548-9.10607-4.
- HOSONUMA, Noriko, Martin HEROLD, Veronique DE SY, Ruth S DE FRIES, Maria BROCKHAUS, Louis VERCHOT, Arild ANGELSEN et Erika ROMIJN (2012). An Assessment of Deforestation and Forest Degradation Drivers in Developing Countries. In : *Environmental Research Letters* 7.4, p. 044009. DOI : 10.1088/1748-9326/7/4/044009.
- HOUET, Thomas, Rahim AGUEJDAD, Omar DOUKARI, Guillaume BATAIA et Keith CLARKE (2016). Description and Validation of a "Non Path-Dependent" Model for Projecting Contrasting Urban Growth Futures. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.27397.
- HOUET, Thomas et Françoise GOURMELON (2014). La géoprospective – Apport de la dimension spatiale aux démarches prospectives. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.26194.
- HOUGHTON, Richard A. (2016). Deforestation. In : *Biological and Environmental Hazards, Risks, and Disasters*. Elsevier, p. 313-315. DOI : 10.1016/B978-0-12-394847-2.00018-8.
- HOUSSOU, Noudéhouénou Lionel Jaderne, Juan Durango CORDERO, Audren BOUADJIO-BOULIC, Lucie MORIN, Nicolas MAESTRIPIERI, Sylvain FERRANT, Mahamadou BELEM, Jose Ignacio PELAEZ SANCHEZ, Melio SAENZ, Emilie LERIGOLEUR, Arnaud ELGER, Benoit GAUDOU, Laurence MAURICE et Mehdi SAQALLI (2019). Synchronizing Histories of Exposure and Demography : The Construction of an Agent-Based Model of the Ecuadorian Amazon Colonization and Exposure to Oil Pollution Hazards. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 22.2. DOI : 10.18564/jasss.3957.

- HUANG, Qingxu, Dawn C PARKER, Tatiana FILATOVA et Shipeng SUN (2014). A Review of Urban Residential Choice Models Using Agent-Based Modeling. In : *Environment and Planning B : Planning and Design* 41.4, p. 661-689. DOI : 10.1068/b120043p.
- HUMPHREYS, Paul (2009). The Philosophical Novelty of Computer Simulation Methods. In : *Synthese* 169.3, p. 615-626. DOI : 10.1007/s11229-008-9435-2.
- INNOCENTI, Eric, Claudio DETOTTO, Corinne IDDA, Dawn PARKER et Dominique PRUNETTI (2023). Spécification conceptuelle MR POTATOHEAD - Property Market Edition du système complexe d'un territoire touristique à deux marchés : application au territoire corse. In : 22 pages. DOI : 10.58110/ESTATE-BG32.
- ISLAM, Kamrul, Md. Farhadur RAHMAN et Mohammed JASHIMUDDIN (2018). Modeling Land Use Change Using Cellular Automata and Artificial Neural Network : The Case of Chunati Wildlife Sanctuary, Bangladesh. In : *Ecological Indicators* 88, p. 439-453. DOI : 10.1016/j.ecolind.2018.01.047.
- JANSSEN, Marco A. (2017). The Practice of Archiving Model Code of Agent-Based Models. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 20.1, p. 2. DOI : 10.18564/jasss.3317.
- JANSSEN, Marco A. et Elinor OSTROM (2006). Empirically Based, Agent-based Models. In : *Ecology and Society* 12.2.
- JARRÍN-V., Pablo Santiago, Luis TAPIA CARRILLO et Giannina ZAMORA (2017). Demografía y Transformación Territorial : Medio Siglo de Cambio En La Región Amazónica de Ecuador/ Demography and Territorial Transformation : Half a Century of Change in the Amazonian Region of Ecuador. In : *Eutopia, Revista de Desarrollo Económico Territorial* 12, p. 81. DOI : 10.17141/eutopia.12.2017.2913.
- JEWELL, Ralph (1981). The Bergen School of Meteorology : The Cradle of Modern Weather-Forecasting. In : *Bulletin of the American Meteorological Society* 62.6, p. 824-830.
- JOHNSON-LAIRD, P. N. (1989). Mental Models. In : *Foundations of Cognitive Science*. Cambridge, MA, US : The MIT Press, p. 469-499.
- JOHNSON-LAIRD, Philip N. (2010). Mental Models and Human Reasoning. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 107.43, p. 18243-18250. DOI : 10.1073/pnas.1012933107.
- JOLIVEAU, Thierry (2011). Le Géoweb, Un Nouveau Défi Pour Les Bases de Données Géographiques. In : *L'Espace géographique* 40.2, p. 154-163.
- (2020). Une Révolution Numérique de La Géographie? Le Cas de La Géomatique. In : *Histoire de la recherche contemporaine* Tome IX - n°1, p. 21-34. DOI : 10.4000/hrc.4062.
- JONES, Kate E., Nikkita G. PATEL, Marc A. LEVY, Adam STOREYGARD, Deborah BALK, John L. GITTLEMAN et Peter DASZAK (2008). Global Trends in Emerging Infectious Diseases. In : *Nature* 451.7181, p. 990-993. DOI : 10.1038/nature06536.
- JONES, Kelly W., Margaret B. HOLLAND, Lisa NAUGHTON-TREVES, Manuel MORALES, Luis SUAREZ et Kayla KEENAN (2017). Forest Conservation Incentives and Deforestation in the Ecuadorian Amazon. In : *Environmental Conservation* 44.1, p. 56-65. DOI : 10.1017/S0376892916000308.
- JULIEN, Pierre-André, Pierre LAMONDE et Daniel LATOUCHE (1975). La Méthode Des Scénarios En Prospective. In : *L'Actualité économique* 51.2, p. 253-281. DOI : 10.7202/800621ar.
- KACED, Doryan, Romain MEJEAN, Aurélien RICHA, Benoit GAUDOU et Mehdi SAQALLI (2019). PASHAMAMA : An Agricultural Process-Driven Agent-Based Model of the Ecuadorian Amazon. In : *Multi-Agent-Based Simulation XIX*. Sous la dir. de Paul DAVIDSSON et Harko VERHAGEN. T. 11463. Cham : Springer International Publishing, p. 59-74. DOI : 10.1007/978-3-030-22270-3_5.
- KAPSAR, Kelly, Ciara HOVIS, Ramon BICUDO DA SILVA, Erin BUCHHOLTZ, Andrew CARLSON, Yue DOU, Yueyue DU, Paul FURUMO, Yingjie LI, Aurora TORRES, Di YANG, Ho WAN, Julie ZAEHRINGER et Jian-guo LIU (2019). Telecoupling Research : The First Five Years. In : *Sustainability* 11.4, p. 1033. DOI : 10.3390/su11041033.
- KARALI, Eleni, Mark D.A. ROUNSEVELL et Ruth DOHERTY (2011). Integrating the Diversity of Farmers' Decisions into Studies of Rural Land-Use Change. In : *Procedia Environmental Sciences* 6, p. 136-145. DOI : 10.1016/j.proenv.2011.05.014.

- KARLEN, D. L., M. J. MAUSBACH, J. W. DORAN, R. G. CLINE, R. F. HARRIS et G. E. SCHUMAN (1997). Soil Quality : A Concept, Definition, and Framework for Evaluation (A Guest Editorial). In : *Soil Science Society of America Journal* 61.1, p. 4-10. DOI : 10.2136/sssaj1997.03615995006100010001x.
- KATES, R. W. (2001). ENVIRONMENT AND DEVELOPMENT : Sustainability Science. In : *Science* 292.5517, p. 641-642. DOI : 10.1126/science.1059386.
- KHATAMI, Reza, Giorgos MOUNTRAKIS et Stephen V. STEHMAN (2016). A Meta-Analysis of Remote Sensing Research on Supervised Pixel-Based Land-Cover Image Classification Processes : General Guidelines for Practitioners and Future Research. In : *Remote Sensing of Environment* 177, p. 89-100. DOI : 10.1016/j.rse.2016.02.028.
- KISTLER, Maximilian (2013). La réduction, l'émergence, l'unité de la science et les niveaux de réalité. In : *Matériaux philosophiques et scientifiques pour un matérialisme contemporain. Volume 1*. T. 1. Sciences & philosophie. Paris : Éditions Matériologiques, p. 181-214. DOI : 10.3917/edmat.silber.2013.01.0181.
- KITCHIN, Rob (2013). Big Data and Human Geography : Opportunities, Challenges and Risks. In : *Dialogues in Human Geography* 3.3, p. 262-267. DOI : 10.1177/2043820613513388.
- KNOWLTON, Kim (2001). Urban History, Urban Health. In : *American Journal of Public Health* 91.12, p. 1944-1946. DOI : 10.2105/AJPH.91.12.1944.
- KNUUTTILA, Tarja et Andrea LOETTIGERS (2017). Modelling as Indirect Representation? The Lotka—Volterra Model Revisited. In : *The British Journal for the Philosophy of Science* 68.4, p. 1007-1036.
- KRAUSMANN, F., K.-H. ERB, S. GINGRICH, H. HABERL, A. BONDEAU, V. GAUBE, C. LAUK, C. PLUTZAR et T. D. SEARCHINGER (2013). Global Human Appropriation of Net Primary Production Doubled in the 20th Century. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 110.25, p. 10324-10329. DOI : 10.1073/pnas.1211349110.
- KREMMYDAS, Dimitris, Ioannis N. ATHANASIADIS et Stelios ROZAKIS (2018). A Review of Agent Based Modelling for Agricultural Policy Evaluation. In : *Agricultural Systems* 164, p. 95-106. DOI : 10.1016/j.agry.2018.03.010.
- KUPFER, John A. (2012). Landscape Ecology and Biogeography : Rethinking Landscape Metrics in a Post-FRAGSTATS Landscape. In : *Progress in Physical Geography : Earth and Environment* 36.3, p. 400-420. DOI : 10.1177/0309133312439594.
- LAATABI, Ahmed, Nicolas MARILLEAU, Tri NGUYEN-HUU, Hassan HBID et Mohamed AIT BABRAM (2018). ODD+2D : An ODD Based Protocol for Mapping Data to Empirical ABMs. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 21.2, p. 9. DOI : 10.18564/jasss.3646.
- LAGANIER, Richard et Gilles ARNAUD-FASSETTA (2009). *Les géographies de l'eau : processus, dynamique et gestion de l'hydrosystème*. Itinéraires géographiques. Paris : l'Harmattan.
- LAMBIN, E.F., M.D.A ROUNSEVELL et H.J GEIST (2000). Are Agricultural Land-Use Models Able to Predict Changes in Land-Use Intensity? In : *Agriculture, Ecosystems & Environment* 82.1-3, p. 321-331. DOI : 10.1016/S0167-8809(00)00235-8.
- LAMBIN, Eric F et Helmut GEIST, éd. (2006). *Land-Use and Land-Cover Change*. Global Change - The IGBP Series. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg. DOI : 10.1007/3-540-32202-7.
- LAMBIN, Eric F et Patrick MEYFROIDT (2010). Land Use Transitions : Socio-ecological Feedback versus Socio-Economic Change. In : *Land Use Policy* 27.2, p. 108-118. DOI : 10.1016/j.landusepol.2009.09.003.
- LAMBIN, Eric F, B.L. TURNER, Helmut J. GEIST, Samuel B. AGBOLA, Arild ANGELSEN, John W. BRUCE, Oliver T. COOMES, Rodolfo DIRZO, Günther FISCHER, Carl FOLKE, P.S. GEORGE, Katherine HOMEWOOD, Jacques IMBERNON, Rik LEEMANS, Xiubin LI, Emilio F. MORAN, Michael MORTIMORE, P.S. RAMAKRISHNAN, John F. RICHARDS, Helle SKÅNES, Will STEFFEN, Glenn D. STONE, Uno SVEDIN, Tom A. VELDKAMP, Coleen VOGEL et Jianchu XU (2001). The Causes of Land-Use and Land-Cover Change : Moving beyond the Myths. In : *Global Environmental Change* 11.4, p. 261-269. DOI : 10.1016/S0959-3780(01)00007-3.
- LANGHAMMER, Maria, Jule THOBER, Martin LANGE, Karin FRANK et Volker GRIMM (2019). Agricultural Landscape Generators for Simulation Models : A Review of Existing Solutions and an Outline of Future Directions. In : *Ecological Modelling* 393, p. 135-151. DOI : 10.1016/j.ecolmodel.2018.12.010.

- LANGLOIS, Patrice et Daniel REGUER (2005). La Place de La Modélisation En SHS. In : *Modélisations En Géographie : Déterminismes et Complexités*. Sous la dir. d'Yves GUERMOND. Information Géographique et Aménagement Du Territoire. Paris : Lavoisier, p. 35-48.
- LAURANCE, William F., Ana K. M. ALBERNAZ, Gotz SCHROTH, Philip M. FEARNSTIDE, Scott BERGEN, Eduardo M. VENTICINQUE et Carlos DA COSTA (2002). Predictors of Deforestation in the Brazilian Amazon. In : *Journal of Biogeography* 29.5-6, p. 737-748. DOI : 10.1046/j.1365-2699.2002.00721.x.
- LAWRENCE, Deborah et Karen VANDECAR (2015). Effects of Tropical Deforestation on Climate and Agriculture. In : *Nature Climate Change* 5.1, p. 27-36. DOI : 10.1038/nclimate2430.
- LE BER, F., C. LAVIGNE, K. ADAMCZYK, F. ANGEVIN, N. COLBACH, J.-F. MARI et H. MONOD (2009). Neutral Modelling of Agricultural Landscapes by Tessellation Methods—Application for Gene Flow Simulation. In : *Ecological Modelling* 220.24, p. 3536-3545. DOI : 10.1016/j.ecolmodel.2009.06.019.
- LE PAGE, C., W. NAINIVIT, G. TRÉBUIL et N. GAJASENI (2014). Companion Modelling with Rice Farmers to Characterise and Parameterise an Agent-Based Model on the Land/Water Use and Labour Migration in Northeast Thailand. In : *Empirical Agent-Based Modelling - Challenges and Solutions*. Sous la dir. d'Alexander SMAJGL et Olivier BARRETEAU. New York, NY : Springer New York, p. 207-221. DOI : 10.1007/978-1-4614-6134-0_11.
- LE PAGE, Christophe, Didier BAZILE, Nicolas BECU, Pierre BOMMEL, François BOUSQUET, Michel ETIENNE, Raphael MATHEVET, Véronique SOUCHÈRE, Guy TRÉBUIL et Jacques WEBER (2017). Agent-Based Modelling and Simulation Applied to Environmental Management. In : *Simulating Social Complexity*. Sous la dir. de Bruce EDMONDS et Ruth MEYER. Cham : Springer International Publishing, p. 569-613. DOI : 10.1007/978-3-319-66948-9_22.
- LE TOURNEAU, François-Michel (2015). Le Brésil Maîtrise-t-Il (Enfin) La Déforestation En Amazonie? In : *Cybergeogeo*. DOI : 10.4000/cybergeogeo.27325.
- LECHNER, Alex M., Giles M. FOODY et Doreen S. BOYD (2020). Applications in Remote Sensing to Forest Ecology and Management. In : *One Earth* 2.5, p. 405-412. DOI : 10.1016/j.oneear.2020.05.001.
- LEE, Ju-Sung, Tatiana FILATOVA, Arika LIGMANN-ZIELINSKA, Behrooz HASSANI-MAHMOOEI, Forrest STONEDAHL, Iris LORSCHIED, Alexey VOINOV, Gary POLHILL, Zhanli SUN et Dawn C. PARKER (2015). The Complexities of Agent-Based Modeling Output Analysis. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18.4. DOI : 10.18564/jasss.2897.
- LEGEARD, Nathanaël (2014). En Équateur, la lutte organisée des associations contre l'exploitation pétrolière en Amazonie. In : *Pour* 223.3, p. 287. DOI : 10.3917/pour.223.0287.
- LEITE-FILHO, Argemiro Teixeira, Britaldo Silveira SOARES-FILHO, Juliana Leroy DAVIS, Gabriel Medeiros ABRAHÃO et Jan BÖRNER (2021). Deforestation Reduces Rainfall and Agricultural Revenues in the Brazilian Amazon. In : *Nature Communications* 12.1, p. 2591. DOI : 10.1038/s41467-021-22840-7.
- LEMPERT, Robert (2002). Agent-Based Modeling as Organizational and Public Policy Simulators. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 99.suppl_3, p. 7195-7196. DOI : 10.1073/pnas.072079399.
- LERNER, Amy M., Thomas K. RUDEL, Laura C. SCHNEIDER, Megan MCGRODDY, Diana V. BURBANO et Carlos F. MENA (2015). The Spontaneous Emergence of Silvo-Pastoral Landscapes in the Ecuadorian Amazon : Patterns and Processes. In : *Regional Environmental Change* 15.7, p. 1421-1431. DOI : 10.1007/s10113-014-0699-4.
- LEVY, Arnon (2015). Modeling without Models. In : *Philosophical Studies : An International Journal for Philosophy in the Analytic Tradition* 172.3, p. 781-798.
- LI VIGNI, Fabrizio (2020). Le Projet Épistémique Des Sciences Des Systèmes Complexes. In : *Philosophia Scientiae* 24-1, p. 181-200. DOI : 10.4000/philosophiascientiae.2201.
- (2022). Introduction. Les sciences de la complexité : un domaine aussi célèbre que mal compris. In : *Histoire et sociologie des sciences de la complexité*. Modélisations, simulations, systèmes complexes. Paris : Éditions Matériologiques, p. 3-14.
- LIGMANN-ZIELINSKA, Arika (2013). Spatially-Explicit Sensitivity Analysis of an Agent-Based Model of Land Use Change. In : *International Journal of Geographical Information Science* 27.9, p. 1764-1781. DOI : 10.1080/13658816.2013.782613.

- LILLESAND, Thomas, Ralph W KIEFER et Jonathan CHIPMAN (2015). *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley & Sons.
- LIU, J., T. DIETZ, S. R. CARPENTER, M. ALBERTI, C. FOLKE, E. MORAN, A. N. PELL, P. DEADMAN, T. KRATZ, J. LUBCHENCO, E. OSTROM, Z. OUYANG, W. PROVENCHER, C. L. REDMAN, S. H. SCHNEIDER et W. W. TAYLOR (2007). Complexity of Coupled Human and Natural Systems. In : *Science* 317.5844, p. 1513-1516. DOI : 10.1126/science.1144004.
- LIU, Xiaoping, Guohua HU, Yimin CHEN, Xia LI, Xiaocong XU, Shaoying LI, Fengsong PEI et Shaojian WANG (2018). High-Resolution Multi-Temporal Mapping of Global Urban Land Using Landsat Images Based on the Google Earth Engine Platform. In : *Remote Sensing of Environment* 209, p. 227-239. DOI : 10.1016/j.rse.2018.02.055.
- LIVET, Pierre, Denis PHAN et Lena SANDERS (2014). Diversité et complémentarité des modèles multi-agents en sciences sociales. In : *Revue française de sociologie* 55.4, p. 689. DOI : 10.3917/rfs.554.0689.
- LÓPEZ, Santiago (2022). Deforestation, Forest Degradation, and Land Use Dynamics in the Northeastern Ecuadorian Amazon. In : *Applied Geography* 145, p. 102749. DOI : 10.1016/j.apgeog.2022.102749.
- LU, D. et Q. WENG (2007). A Survey of Image Classification Methods and Techniques for Improving Classification Performance. In : *International Journal of Remote Sensing* 28.5, p. 823-870. DOI : 10.1080/01431160600746456.
- LU, Heli, Xi WANG, Yan ZHANG, Weiyang YAN et Jinping ZHANG (2012). Modelling Forest Fragmentation and Carbon Emissions for REDD Plus. In : *Procedia Engineering* 37, p. 333-338. DOI : 10.1016/j.proeng.2012.04.249.
- MA, Jianzhong, Christine TAM, Tianjiang LI, Guangzhi YU, Guanghui HU, Feiling YANG, Junjun WANG et Ruidong WU (2022). Sacred Natural Sites Classification Framework Based on Ecosystem Services and Implications for Conservation. In : *Conservation Science and Practice* 4.4. DOI : 10.1111/csp2.12638.
- MAESTRIPIERI, Nicolas (2012). Dynamiques Spatio-Temporelles Des Plantations Forestières Industrielles Dans Le Sud Chilien : De l'analyse Diachronique à La Modélisation Prospective. Theses. Université Toulouse le Mirail - Toulouse II.
- MAGLIOCCA, Nicholas R., Jasper VAN VLIET, Calum BROWN, Tom P. EVANS, Thomas HOUET, Peter MESSERLI, Joseph P. MESSINA, Kimberly A. NICHOLAS, Christine ORNETSMÜLLER, Julian SAGEBIEL, Vanessa SCHWEIZER, Peter H. VERBURG et Qiangyi YU (2015). From Meta-Studies to Modeling : Using Synthesis Knowledge to Build Broadly Applicable Process-Based Land Change Models. In : *Environmental Modelling & Software* 72, p. 10-20. DOI : 10.1016/j.envsoft.2015.06.009.
- MAGLIOCCA, Nicholas, Virginia MCCONNELL et Margaret WALLS (2018). Integrating Global Sensitivity Approaches to Deconstruct Spatial and Temporal Sensitivities of Complex Spatial Agent-Based Models. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 21.1. DOI : 10.18564/jasss.3625.
- MAHRANE, Yannick, Marianna FENZI, Céline PESSIS et Christophe BONNEUIL (2012). De la nature à la biosphère : L'invention politique de l'environnement global, 1945-1972. In : *Vingtième Siècle. Revue d'histoire* 113.1, p. 127. DOI : 10.3917/vin.113.0127.
- MANLEY, David, Robin FLOWERDEW et David STEEL (2006). Scales, Levels and Processes : Studying Spatial Patterns of British Census Variables. In : *Computers, Environment and Urban Systems* 30.2, p. 143-160. DOI : 10.1016/j.compenvurbsys.2005.08.005.
- MANSON, Steven, Li AN, Keith C. CLARKE, Alison HEPPENSTALL, Jennifer KOCH, Brittany KRZYZANOWSKI, Fraser MORGAN, David O'SULLIVAN, Bryan C RUNCK, Eric SHOOK et Leigh TESFATSION (2020). Methodological Issues of Spatial Agent-Based Models. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 23.1. DOI : 10.18564/jasss.4174.
- MARQUETTE M., Catherine (1998). Land Use Patterns among Small Farmer Settlers in the Northeastern Ecuadorian Amazon. In : *Human Ecology* 26.4, p. 573-598.
- MARSALEK, Jiri (2014). *Urban Water Cycle Processes and Interactions*. 0^e éd. CRC Press. DOI : 10.1201/9781482288544.

- MARTENSEN, Alexandre Camargo, Santiago SAURA et Marie-Josée FORTIN (2017). Spatio-temporal Connectivity : Assessing the Amount of Reachable Habitat in Dynamic Landscapes. In : *Methods in Ecology and Evolution* 8.10. Sous la dir. de Nicolas LECOMTE, p. 1253-1264. DOI : 10.1111/2041-210X.12799.
- MAS, J.-F. (1999). Monitoring Land-Cover Changes : A Comparison of Change Detection Techniques. In : *International Journal of Remote Sensing* 20.1, p. 139-152. DOI : 10.1080/014311699213659.
- MAS, J. F., M. PAEGELOW et M. T. CAMACHO OLMEDO (2018). LUCC Modeling Approaches to Calibration. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 11-25. DOI : 10.1007/978-3-319-60801-3_2.
- MAS, J (2004). Modelling Deforestation Using GIS and Artificial Neural Networks. In : *Environmental Modelling & Software* 19.5, p. 461-471. DOI : 10.1016/S1364-8152(03)00161-0.
- MAS, J.F (2018a). Fuzzy Coincidence. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 429-431. DOI : 10.1007/978-3-319-60801-3_22.
- (2018b). Receiver Operating Characteristic (ROC) Analysis. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 465-467. DOI : 10.1007/978-3-319-60801-3_30.
- MAS, Jean-François, Melanie KOLB, Thomas HOUET, Martin PAEGELOW et Maria Teresa CAMACHO OLMEDA (2011). Eclairer Le Choix Des Outils de Simulation Des Changements Des Modes d'occupation et d'usages Des Sols. Une Approche Comparative. In : *Revue internationale de géomatique* 21.3, p. 405-430. DOI : 10.3166/ri.15.405-430.
- MAS, Jean-François, Melanie KOLB, Martin PAEGELOW, María Teresa CAMACHO OLMEDO et Thomas HOUET (2014). Inductive Pattern-Based Land Use/Cover Change Models : A Comparison of Four Software Packages. In : *Environmental Modelling & Software* 51, p. 94-111. DOI : 10.1016/j.envsoft.2013.09.010.
- MAS, Jean-François, Britaldo SOARES FILHO, Robert PONTIUS, Michelle FARFÁN GUTIÉRREZ et Hermann RODRIGUES (2013). A Suite of Tools for ROC Analysis of Spatial Models. In : *ISPRS International Journal of Geo-Information* 2.3, p. 869-887. DOI : 10.3390/ijgi2030869.
- MATHER, A. S. (1992). The Forest Transition. In : *Area* 24.4, p. 367-379.
- MATHIAN, Hélène et Lena SANDERS (2014). *Objets géographiques et processus de changement : approches spatio-temporelles*.
- (2015). Temporalités et objets géographiques. In : *L'Information géographique* 79.2, p. 55. DOI : 10.3917/lig.792.0055.
- MATTHEWS, Robin B., Nigel G. GILBERT, Alan ROACH, J. Gary POLHILL et Nick M. GOTTS (2007). Agent-Based Land-Use Models : A Review of Applications. In : *Landscape Ecology* 22.10, p. 1447-1459. DOI : 10.1007/s10980-007-9135-1.
- MÄTTIG, Peter (2021). Trustworthy Simulations and Their Epistemic Hierarchy. In : *Synthese* 199.5-6, p. 14427-14458. DOI : 10.1007/s11229-021-03428-6.
- MAZY, François-Rémi et Pierre-Yves LONGARETTI (2022). Towards a Generic Theoretical Framework for Pattern-Based LUCC Modeling. In : *Environmental Modelling & Software* 158, p. 105551. DOI : 10.1016/j.envsoft.2022.105551.
- MCGARIGAL, K, S. A. CUSHMAN et E. ENE (2023). *FRAGSTATS v4 : Spatial Pattern Analysis Program for Categorical Maps. Computer Software Program Produced by the Authors*.
- MCGARIGAL, Kevin, Sam A CUSHMAN, Eduard ENE et al. (2012). FRAGSTATS v4 : Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps. In : *Computer software program produced by the authors at the University of Massachusetts, Amherst. http://www.umass.edu/landecol/research/fragstats/fragstats.html* 15.
- MCNEILL, J.R. et P. ENGELKE (2016). *The Great Acceleration : An Environmental History of the Anthropocene since 1945*. Harvard University Press.

- MEJEAN, Romain, Kevin CHAPUIS, Doryan KACED, Mehdi SAQALLI et Martin PAEGELOW (2020a). Towards "socializing the Pixel" and "pixelizing the Social" with GAMA Platform : An Agent-Based Model of Land Use and Land Cover Changes in Northern Ecuadorian Amazon. In : *10th IEMS Conference*. Bruxelles, Belgium.
- MEJEAN, Romain, Kevin CHAPUIS, Mehdi SAQALLI, Martin PAEGELOW et Doryan KACED (2021). Landscape Generation for a Land Use and Land Cover Change Agent-Based Model, with GAMA Platform. In : *1st Conference GAMA Days 2021*. Sous la dir. de Frédéric AMBLARD, Kevin CHAPUIS, Alexis DROGOUL, Benoit GAUDOU, Dominique LONGIN et Nicolas VERSTAEVEL. Frédéric Amblard and Kevin Chapuis and Alexis Drogoul and Benoit Gaudou and Dominique Longin and Nicolas Verstaevel. Toulouse (Online), France.
- MEJEAN, Romain, Clément DE MEYER, Doryan KACED et Mehdi SAQALLI (2018). Contaminations et Conflits Environnementaux Contrastés En Amazonie Équatorienne : Une Approche Par La Cartographie Participative. In : *Contaminants, Environnement, Société et Santé : De l'évaluation Des Risques à Leur Gestion*. Toulouse, France.
- MEJEAN, Romain, Martin PAEGELOW, Mehdi SAQALLI et Doryan KACED (2020b). Improving Business-as-Usual Scenarios in Land Change Modelling by Extending the Calibration Period and Integrating Demographic Data. In : *Geospatial Technologies for Local and Regional Development*. Sous la dir. de Phaedon KYRIAKIDIS, Diofantos HADJIMITSIS, Dimitrios SKARLATOS et Ali MANSOURIAN. Cham : Springer International Publishing, p. 243-260. DOI : 10.1007/978-3-030-14745-7_14.
- MELCHIORRI, Michele, Aneta J FLORCZYK, Sergio FREIRE, Marcello SCHIAVINA, Martino PESARESI et Thomas KEMPER (2018). Unveiling 25 Years of Planetary Urbanization with Remote Sensing : Perspectives from the Global Human Settlement Layer. In : *Remote Sensing* 10.5, p. 768.
- MENA, Carlos E, Richard E. BILSBORROW et Michael E. MCCLAIN (2006). Socioeconomic Drivers of Deforestation in the Northern Ecuadorian Amazon. In : *Environmental Management* 37.6, p. 802-815. DOI : 10.1007/s00267-003-0230-z.
- MENA, Carlos E, Stephen J. WALSH, Brian G. FRIZZELLE, Yao XIAOZHENG et George P. MALANSON (2011). Land Use Change on Household Farms in the Ecuadorian Amazon : Design and Implementation of an Agent-Based Model. In : *Applied Geography* 31.1, p. 210-222. DOI : 10.1016/j.apgeog.2010.04.005.
- MENDOZA, Hugo, André V. RUBIO, Gabriel E. GARCÍA-PEÑA, Gerardo SUZÁN et Javier A. SIMONETTI (2020). Does Land-Use Change Increase the Abundance of Zoonotic Reservoirs? Rodents Say Yes. In : *European Journal of Wildlife Research* 66.1, p. 6. DOI : 10.1007/s10344-019-1344-9.
- MESTANZA-RAMÓN, Carlos, Jefferson CUENCA-CUMBICUS, Giovanni D'ORIO, Jeniffer FLORES-TOALA, Susana SEGOVIA-CÁCERES, Amanda BONILLA-BONILLA et Salvatore STRAFACE (2022). Gold Mining in the Amazon Region of Ecuador : History and a Review of Its Socio-Environmental Impacts. In : *Land* 11.2, p. 221. DOI : 10.3390/land11020221.
- METZ, J.J. (2009). Deforestation. In : *International Encyclopedia of Human Geography*. Elsevier, p. 39-50. DOI : 10.1016/B978-008044910-4.00084-5.
- MEYER-BAESE, Anke et Volker SCHMID (2014). Foundations of Neural Networks. In : *Pattern Recognition and Signal Analysis in Medical Imaging*. Elsevier, p. 197-243. DOI : 10.1016/B978-0-12-409545-8.00007-8.
- MEYER, William B. et B.L. TURNER (1996). Land-Use/Land-Cover Change : Challenges for Geographers. In : *GeoJournal* 39.3, p. 237-240. DOI : 10.1007/BF00188373.
- MEYFROIDT, P., R. ROY CHOWDHURY, A. DE BREMOND, E.C. ELLIS, K.-H. ERB, T. FILATOVA, R.D. GARRETT, J.M. GROVE, A. HEINIMANN, T. KUEMMERLE, C.A. KULL, E.F. LAMBIN, Y. LANDON, Y. LE POLAIN DE WAROUX, P. MESSERLI, D. MÜLLER, J.Ø. NIELSEN, G.D. PETERSON, V. RODRIGUEZ GARCÍA, M. SCHLÜTER, B.L. TURNER et P.H. VERBURG (2018). Middle-Range Theories of Land System Change. In : *Global Environmental Change* 53, p. 52-67. DOI : 10.1016/j.gloenvcha.2018.08.006.
- MEYFROIDT, Patrick (2013). Environmental Cognitions, Land Change, and Social-Ecological Feedbacks : An Overview. In : *Journal of Land Use Science* 8.3, p. 341-367. DOI : 10.1080/1747423X.2012.667452.

- MEYFROIDT, Patrick, Eric F LAMBIN, Karl-Heinz ERB et Thomas W HERTEL (2013). Globalization of Land Use : Distant Drivers of Land Change and Geographic Displacement of Land Use. In : *Current Opinion in Environmental Sustainability* 5.5, p. 438-444. DOI : 10.1016/j.cosust.2013.04.003.
- MICHETTI, Melania et Matteo ZAMPIERI (2014). Climate–Human–Land Interactions : A Review of Major Modelling Approaches. In : *Land* 3.3, p. 793-833. DOI : 10.3390/land3030793.
- MICHON, Geneviève (2003). Ma Forêt, Ta Forêt, Leur Forêt : Perception et Enjeux Autour de l'espace Forestier. In : *BOIS ET FORETS DES TROPIQUES* 278.278, p. 15-24. DOI : 10.19182/bft2003.278.a20174.
- MILLINGTON, Andrew (2012). Land — A Multidisciplinary Journal Addressing Issues at the Land Use and Sustainability Nexus. In : *Land* 1.1, p. 1-4. DOI : 10.3390/land1010001.
- MILLINGTON, James D.A., David DEMERITT et Raúl ROMERO-CALCERRADA (2011). Participatory Evaluation of Agent-Based Land-Use Models. In : *Journal of Land Use Science* 6.2-3, p. 195-210. DOI : 10.1080/1747423X.2011.558595.
- MILLINGTON, James, Hang XIONG, Steve PETERSON et Jeremy WOODS (2017). Integrating Modelling Approaches for Understanding Telecoupling : Global Food Trade and Local Land Use. In : *Land* 6.3, p. 56. DOI : 10.3390/land6030056.
- MINSKY, Marvin (1965). Matter, Mind and Models. In : *Proc. of the International Federation of Information Processing Congress*. T. 1, p. 45-49.
- MORGAN, M et M MORRISON, éd. (1999). *Models as Mediators : Perspectives on Natural and Social Science*. Ideas in Context. Cambridge : Cambridge University Press. DOI : 10.1017/CB09780511660108.
- MORIN, Edgar (2013). Complexité Restreinte, Complexité Générale. In : *Intelligence de La Complexité*. Hermann, p. 28-64. DOI : 10.3917/herm.lemo.2013.01.0028.
- MORIN, Lucie (2015). Diagnostic Agraire d'un Front Pionnier En Amazonie Équatorienne, Paroisse de Dayuma, Province d'Orellana, Equateur. MSc Thesis. SupAgro Montpellier IRC.
- MOSS, Scott, Claudia PAHL-WOSTL et Thomas DOWNING (2001). Agent-Based Integrated Assessment Modelling : The Example of Climate Change. In : *Integrated Assessment* 2.1, p. 17-30. DOI : 10.1023/A:1011527523183.
- MÜLLER, Daniel et Darla K. MUNROE (2014). Current and Future Challenges in Land-Use Science. In : *Journal of Land Use Science* 9.2, p. 133-142. DOI : 10.1080/1747423X.2014.883731.
- MÜLLER, Robert, Till PISTORIUS, Sophia ROHDE, Gerhard GEROLD et Pablo PACHECO (2013). Policy Options to Reduce Deforestation Based on a Systematic Analysis of Drivers and Agents in Lowland Bolivia. In : *Land Use Policy* 30.1, p. 895-907. DOI : 10.1016/j.landusepol.2012.06.019.
- MURPHY, Laura L. (2001). Colonist Farm Income, Off-Farm Work, Cattle, and Differentiation in Ecuador's Northern Amazon. In : *Human Organization* 60.1, p. 67-79. DOI : 10.17730/humo.60.1.38rjx0ald349vvh.
- MURRAY-RUST, Dave, Derek T. ROBINSON, Eleonore GUILLEM, Eleni KARALI et Mark ROUNSEVELL (2014). An Open Framework for Agent Based Modelling of Agricultural Land Use Change. In : *Environmental Modelling & Software* 61, p. 19-38. DOI : 10.1016/j.envsoft.2014.06.027.
- MURTAGH, Fionn (1991). Multilayer Perceptrons for Classification and Regression. In : *Neurocomputing* 2.5-6, p. 183-197. DOI : 10.1016/0925-2312(91)90023-5.
- MYERS, Norman (1990). The Biodiversity Challenge : Expanded Hot-Spots Analysis. In : *The Environmentalist* 10.4, p. 243-256. DOI : 10.1007/BF02239720.
- (2019). *A Wealth of Wild Species : Storehouse for Human Welfare*. 1^{re} éd. Routledge. DOI : 10.4324/9780429048197.
- NRC, US (1998). *People and Pixels : Linking Remote Sensing and Social Science*. Washington, D.C. : National Academies Press. DOI : 10.17226/5963.
- (2014). *Advancing Land Change Modeling : Opportunities and Research Requirements*. Washington, D.C. : National Academies Press. DOI : 10.17226/18385.
- NEWBOLD, Tim, Lawrence N. HUDSON, Samantha L. L. HILL, Sara CONTU, Igor LYSENKO, Rebecca A. SENIOR, Luca BÖRGER, Dominic J. BENNETT, Argyrios CHOIMES, Ben COLLEN, Julie DAY, Adriana DE PALMA, Sandra DÍAZ, Susy ECHEVERRIA-LONDOÑO, Melanie J. EDGAR, Anat FELDMAN, Morgan GARON, Mi-

- chelle L. K. HARRISON, Tamera ALHUSSEINI, Daniel J. INGRAM, Yuval ITESCU, Jens KATTGE, Victoria KEMP, Lucinda KIRKPATRICK, Michael KLEYER, David Laginha Pinto CORREIA, Callum D. MARTIN, Shai MEIRI, Maria NOVOSOLOV, Yuan PAN, Helen R. P. PHILLIPS, Drew W. PURVES, Alexandra ROBINSON, Jake SIMPSON, Sean L. TUCK, Evan WEIHER, Hannah J. WHITE, Robert M. EWERS, Georgina M. MACE, Jörn P. W. SCHARLEMANN et Andy PURVIS (2015). Global Effects of Land Use on Local Terrestrial Biodiversity. In : *Nature* 520.7545, p. 45-50. DOI : 10.1038/nature14324.
- NEWTON, Peter, Andrew T. KINZER, Daniel C. MILLER, Johan A. OLDEKOP et Arun AGRAWAL (2020). The Number and Spatial Distribution of Forest-Proximate People Globally. In : *One Earth* 3.3, p. 363-370. DOI : 10.1016/j.oneear.2020.08.016.
- NOWOSAD, Jakub et Tomasz F. STEPINSKI (2019). Information Theory as a Consistent Framework for Quantification and Classification of Landscape Patterns. In : *Landscape Ecology* 34.9, p. 2091-2101. DOI : 10.1007/s10980-019-00830-x.
- O'SULLIVAN, David, Tom EVANS, Steven MANSON, Sara METCALF, Arika LIGMANN-ZIELINSKA et Chris BONE (2016). Strategic Directions for Agent-Based Modeling : Avoiding the YAAWN Syndrome. In : *Journal of Land Use Science* 11.2, p. 177-187. DOI : 10.1080/1747423X.2015.1030463.
- O'SULLIVAN, David et George L. W. PERRY (2013). *Spatial Simulation : Exploring Pattern and Process*. Chichester, UK : John Wiley & Sons, Ltd. DOI : 10.1002/9781118527085.
- OJEDA LUNA, Tatiana, Eliza ZHUNUSOVA, Sven GÜNTER et Matthias DIETER (2020). Measuring Forest and Agricultural Income in the Ecuadorian Lowland Rainforest Frontiers : Do Deforestation and Conservation Strategies Matter? In : *Forest Policy and Economics* 111, p. 102034. DOI : 10.1016/j.forpol.2019.102034.
- OLMEDO, María Teresa Camacho, Martin PAEGELOW et Pilar García MARTÍNEZ (2007). Modélisation Géomatique Rétrospective Des Paysages Par Évaluation Multicritères et Multiobjectifs. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.4811.
- OLSEN, Lisa M., Robert A. WASHINGTON-ALLEN et Virginia H. DALE (2005). Time-Series Analysis of Land Cover Using Landscape Metrics. In : *GIScience & Remote Sensing* 42.3, p. 200-223. DOI : 10.2747/1548-1603.42.3.200.
- ORME, C. David L., Richard G. DAVIES, Malcolm BURGESS, Felix EIGENBROD, Nicola PICKUP, Valerie A. OLSON, Andrea J. WEBSTER, Tzung-Su DING, Pamela C. RASMUSSEN, Robert S. RIDGELY, Ali J. STATTERSFIELD, Peter M. BENNETT, Tim M. BLACKBURN, Kevin J. GASTON et Ian P. F. OWENS (2005). Global Hotspots of Species Richness Are Not Congruent with Endemism or Threat. In : *Nature* 436.7053, p. 1016-1019. DOI : 10.1038/nature03850.
- ORMEROD, Paul et Bridget ROSEWELL (2009). Validation and Verification of Agent-Based Models in the Social Sciences. In : *Epistemological Aspects of Computer Simulation in the Social Sciences*. Sous la dir. de Flaminio SQUAZZONI. T. 5466. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 130-140. DOI : 10.1007/978-3-642-01109-2_10.
- OSTROM, Elinor (2009). A General Framework for Analyzing Sustainability of Social-Ecological Systems. In : *Science* 325.5939, p. 419-422. DOI : 10.1126/science.1172133.
- OVERMARS, Koen P., Peter H. VERBURG et Tom (A.) VELDKAMP (2007). Comparison of a Deductive and an Inductive Approach to Specify Land Suitability in a Spatially Explicit Land Use Model. In : *Land Use Policy* 24.3, p. 584-599. DOI : 10.1016/j.landusepol.2005.09.008.
- OVERMARS, Koen P., Wouter T. DE GROOT et Marco G. A. HUIGEN (2007). Comparing Inductive and Deductive Modeling of Land Use Decisions : Principles, a Model and an Illustration from the Philippines. In : *Human Ecology* 35.4, p. 439-452. DOI : 10.1007/s10745-006-9101-6.
- ÖZTÜRKÉ, Meltem, Alexis TSOUKIÁS et Philippe VINCKE (2005). Preference Modelling. In : *Multiple Criteria Decision Analysis : State of the Art Surveys*. T. 78. New York, NY : Springer New York, p. 27-59. DOI : 10.1007/0-387-23081-5_2.
- PAEGELOW, M. (2018a). Impact and Integration of Multiple Training Dates for Markov Based Land Change Modeling. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa

- CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 121-138. DOI : 10.1007/978-3-319-60801-3_7.
- (2018b). LUCC Budget. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 437-440. DOI : 10.1007/978-3-319-60801-3_24.
- PAEGELOW, M., M. T. CAMACHO OLMEDO et J. F. MAS (2018). Techniques for the Validation of LUCC Modeling Outputs. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 53-80. DOI : 10.1007/978-3-319-60801-3_4.
- PAGIOLA, S. (2019). The Global Environmental Impacts of Agricultural Land Degradation in Developing Countries. In : *Response to Land Degradation*. 1^{re} éd. CRC Press, p. 207-222. DOI : 10.1201/9780429187957-21.
- PAN, William, David CARR, Alisson BARBIERI, Richard BILSBORROW et Chirayath SUCHINDRAN (2007). Forest Clearing in the Ecuadorian Amazon : A Study of Patterns Over Space and Time. In : *Population Research and Policy Review* 26.5-6, p. 635-659. DOI : 10.1007/s11113-007-9045-6.
- PAPINI, Mauricio R. (2002). Pattern and Process in the Evolution of Learning. In : *Psychological Review* 109.1, p. 186-201. DOI : 10.1037/0033-295X.109.1.186.
- PARIZEAU, Marc (2004). *Le perceptron multicouche et son algorithme de rétropropagation des erreurs*.
- PARK, R.E., E.W. BURGESS, R.D. MCKENZIE et L. WIRTH (1925). *The City*. Books for College Libraries vol. 10. University of Chicago Press.
- PARKER, EVANS et MERETSKY (2001). *Measuring Emergent Properties of Agent-Based Landcover/Landuse Models Using Spatial Metrics*. Computing in Economics and Finance 2001 261. Society for Computational Economics.
- PARKER, Dawn C., Barbara ENTWISLE, Ronald R. RINDFUSS, Leah K. VANWEY, Steven M. MANSON, Emilio MORAN, Li AN, Peter DEADMAN, Tom P. EVANS, Marc LINDERMAN, S. Mohammad MUSSAVI RIZI et George MALANSON (2008). Case Studies, Cross-Site Comparisons, and the Challenge of Generalization : Comparing Agent-Based Models of Land-Use Change in Frontier Regions. In : *Journal of Land Use Science* 3.1, p. 41-72. DOI : 10.1080/17474230802048151.
- PARKER, Dawn C., Steven M. MANSON, Marco A. JANSSEN, Matthew J. HOFFMANN et Peter DEADMAN (2003). Multi-Agent Systems for the Simulation of Land-Use and Land-Cover Change : A Review. In : *Annals of the Association of American Geographers* 93.2, p. 314-337. DOI : 10.1111/1467-8306.9302004.
- PARRA PAITAN, Claudia et Peter VERBURG (2019). Methods to Assess the Impacts and Indirect Land Use Change Caused by Telecoupled Agricultural Supply Chains : A Review. In : *Sustainability* 11.4, p. 1162. DOI : 10.3390/su11041162.
- PATZ, Jonathan A., Sarah H. OLSON, Christopher K. UEJIO et Holly K. GIBBS (2008). Disease Emergence from Global Climate and Land Use Change. In : *Medical Clinics of North America* 92.6, p. 1473-1491. DOI : 10.1016/j.mcna.2008.07.007.
- PELLETIER, Philippe (2016). Chapitre 3 / Pourquoi Élisée Reclus a Choisi La Géographie et Non l'écologie : in : *Manifeste Pour Une Géographie Environnementale*. Presses de Sciences Po, p. 101-124. DOI : 10.3917/scpo.chart.2016.01.0101.
- PERALVO, Manuel et Jeaneth DELGADO (2010). *Protocolo metodológico para la generación del Mapa de Deforestación Histórica en el Ecuador continental*.
- PEREIRA, Ritaumaria, Cynthia SIMMONS et Robert WALKER (2016). Smallholders, Agrarian Reform, and Globalization in the Brazilian Amazon : Cattle versus the Environment. In : *Land* 5.3, p. 24. DOI : 10.3390/land5030024.
- PETIT, Sandrine, Marie-Hélène VERGOTE, Thierry CASTEL et Yves RICHARD (2020). Le Climat « Par Procuration ». De l'usage Des Proxys Pour Relier Les Savoirs. In : *Natures Sciences Sociétés* 28.1, p. 12-23. DOI : 10.1051/nss/2020016.
- PFAFF, Alexander S.P. (1999). What Drives Deforestation in the Brazilian Amazon? In : *Journal of Environmental Economics and Management* 37.1, p. 26-43. DOI : 10.1006/jjeem.1998.1056.

- PHILLIPS, Jonathan D., Wolfgang SCHWANGHART et Tobias HECKMANN (2015). Graph Theory in the Geosciences. In : *Earth-Science Reviews* 143, p. 147-160. DOI : 10.1016/j.earscirev.2015.02.002.
- PIAGGIO, Matías et Juha SIIKAMÄKI (2021). The Value of Forest Water Purification Ecosystem Services in Costa Rica. In : *Science of The Total Environment* 789, p. 147952. DOI : 10.1016/j.scitotenv.2021.147952.
- PICHON, Francisco J. (1992). Agricultural Settlement and Ecological Crisis in the Ecuadorian Amazon Frontier. A Discussion of the Policy Environment. In : *Policy Studies Journal* 20.4, p. 662-678. DOI : 10.1111/j.1541-0072.1992.tb00189.x.
- PICHÓN, Francisco J. (1997). Settler Households and Land-Use Patterns in the Amazon Frontier : Farm-level Evidence from Ecuador. In : *World Development* 25.1, p. 67-91. DOI : 10.1016/S0305-750X(96)00091-5.
- PICHÓN, Francisco J. et Catherine M. MARQUETTE (1996). Ecuador's Tropical Forest Frontiers : Some Historical and Recent Aspects of Settlement and Agricultural Expansion. In : *Iberoamericana – Nordic Journal of Latin American and Caribbean Studies* 26.1-2, p. 97. DOI : 10.16993/ibero.257.
- PICKARD, Brian, Joshua GRAY et Ross MEENTEMEYER (2017). Comparing Quantity, Allocation and Configuration Accuracy of Multiple Land Change Models. In : *Land* 6.3, p. 52. DOI : 10.3390/land6030052.
- PIELKE, R. A. et R. AVISSAR (1990). Influence of Landscape Structure on Local and Regional Climate. In : *Landscape Ecology* 4.2-3, p. 133-155. DOI : 10.1007/BF00132857.
- PIMENTEL, David, Bonnie BERGER, David FILIBERTO, Michelle NEWTON, Benjamin WOLFE, Elizabeth KARABINAKIS, Steven CLARK, Elaine POON, Elizabeth ABBETT et Sudha NANDAGOPAL (2004). Water Resources : Agricultural and Environmental Issues. In : *BioScience* 54.10, p. 909. DOI : 10.1641/0006-3568(2004)054[0909:WRAAEI]2.0.CO;2.
- POIX, Christophe et Yves MICHELIN (2000). Simulation Paysagère : Un Modèle Multi-Agents Pour Prendre En Compte Les Relations Sociales. In : *Cybergeographie*. DOI : 10.4000/cybergeographie.2242.
- POLHILL (2018). Why the Social Simulation Community Should Tackle Prediction. In : *Review of Artificial Societies and Social Simulation*.
- POLHILL, J. Gary, Dawn PARKER, Daniel BROWN et Volker GRIMM (2008). Using the ODD Protocol for Describing Three Agent-Based Social Simulation Models of Land-Use Change. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 11.2, p. 3.
- PONTIUS, Gil R. (2000). Quantification Error Versus Location Error in Comparison of Categorical Maps. In : *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 66.8, p. 1011-1016.
- PONTIUS, R. Gil et Laura C SCHNEIDER (2001). Land-Cover Change Model Validation by an ROC Method for the Ipswich Watershed, Massachusetts, USA. In : *Agriculture, Ecosystems & Environment* 85.1-3, p. 239-248. DOI : 10.1016/S0167-8809(01)00187-6.
- PONTIUS, Robert Gilmore Jr et Marco MILLONES (2008). Problems and Solutions for Kappa-Based Indices of Agreement. In : p. 9.
- PONTIUS, Robert Gilmore, Wideke BOERSMA, Jean-Christophe CASTELLA, Keith CLARKE, Ton DE NIJS, Charles DIETZEL, Zengqiang DUAN, Eric FOTSING, Noah GOLDSTEIN, Kasper KOK, Eric KOOMEN, Christopher D. LIPPITT, William MCCONNELL, Alias MOHD SOOD, Bryan PIJANOWSKI, Snehal PITHADIA, Sean SWEENEY, Tran Ngoc TRUNG, A. Tom VELDKAMP et Peter H. VERBURG (2008). Comparing the Input, Output, and Validation Maps for Several Models of Land Change. In : *The Annals of Regional Science* 42.1, p. 11-37. DOI : 10.1007/s00168-007-0138-2.
- PONTIUS, Robert Gilmore et Nicholas R. MALIZIA (2004a). Effect of Category Aggregation on Map Comparison. In : *Geographic Information Science*. Sous la dir. de David HUTCHISON, Takeo KANADE, Josef KITTLER, Jon M. KLEINBERG, Friedemann MATTERN, John C. MITCHELL, Moni NAOR, Oscar NIERSTRASZ, C. PANDU RANGAN, Bernhard STEFFEN, Madhu SUDAN, Demetri TERZOPOULOS, Dough TYGAR, Moshe Y. VARDI, Gerhard WEIKUM, Max J. EGENHOFER, Christian FREKSA et Harvey J. MILLER. T. 3234. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 251-268. DOI : 10.1007/978-3-540-30231-5_17.

- (2004b). Effect of Category Aggregation on Map Comparison. In : *Geographic Information Science*. Sous la dir. de David HUTCHISON, Takeo KANADE, Josef KITTLER, Jon M. KLEINBERG, Friedemann MATTERTN, John C. MITCHELL, Moni NAOR, Oscar NIERSTRASZ, C. PANDU RANGAN, Bernhard STEFFEN, Madhu SUDAN, Demetri TERZOPOULOS, Dough TYGAR, Moshe Y. VARDI, Gerhard WEIKUM, Max J. EGENHOFER, Christian FREKSA et Harvey J. MILLER. T. 3234. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 251-268. DOI : 10.1007/978-3-540-30231-5_17.
- PONTIUS, Robert Gilmore et Marco MILLONES (2011). Death to Kappa : Birth of Quantity Disagreement and Allocation Disagreement for Accuracy Assessment. In : *International Journal of Remote Sensing* 32.15, p. 4407-4429. DOI : 10.1080/01431161.2011.552923.
- POORTER, L., M. T. VAN DER SANDE, J. THOMPSON, E. J. M. M. ARETS, A. ALARCÓN, J. ÁLVAREZ-SÁNCHEZ, N. ASCARRUNZ, P. BALVANERA, G. BARAJAS-GUZMÁN, A. BOIT, F. BONGERS, F. A. CARVALHO, F. CASANOVES, G. CORNEJO-TENORIO, F. R. C. COSTA, C. V. DE CASTILHO, J. F. DUIVENVOORDEN, L. P. DUTRIEUX, B. J. ENQUIST, F. FERNÁNDEZ-MÉNDEZ, B. FINEGAN, L. H. L. GORMLEY, J. R. HEALEY, M. R. HOOSBEEK, G. IBARRA-MANRÍQUEZ, A. B. JUNQUEIRA, C. LEVIS, J. C. LICONA, L. S. LISBOA, W. E. MAGNUSSON, M. MARTÍNEZ-RAMOS, A. MARTÍNEZ-YRIZAR, L. G. MARTORANO, L. C. MASKELL, L. MAZZEI, J. A. MEAVE, F. MORA, R. MUÑOZ, C. NYTCH, M. P. PANSONATO, T. W. PARR, H. PAZ, E. A. PÉREZ-GARCÍA, L. Y. RENTERÍA, J. RODRÍGUEZ-VELAZQUEZ, D. M. A. ROZENDAAL, A. R. RUSCHEL, B. SAKSCHEWSKI, B. SALGADO-NEGRET, J. SCHIETTI, M. SIMÕES, F. L. SINCLAIR, P. F. SOUZA, F. C. SOUZA, J. STROPP, H. TER STEEGE, N. G. SWENSON, K. THONICKE, M. TOLEDO, M. URIARTE, P. VAN DER HOUT, P. WALKER, N. ZAMORA et M. PEÑA-CLAROS (2015). Diversity Enhances Carbon Storage in Tropical Forests : Carbon Storage in Tropical Forests. In : *Global Ecology and Biogeography* 24.11, p. 1314-1328. DOI : 10.1111/geb.12364.
- POPPER, Karl Raimund (2017). *La logique de la découverte scientifique*. Nouvelle éd. Paris : Payot & Rivages.
- PRESTON, Samuel H. (1996). The Effect of Population Growth on Environmental Quality. In : *Population Research and Policy Review* 15.2, p. 95-108. DOI : 10.1007/BF00126129.
- PUMAIN, D., T. SAINT-JULIEN, E. DUMAS et H. MATHIAN (2001). *Les Interactions Spatiales : Flux et Changements Dans l'espace Géographique*. Collection Cursus. Série Géographie. A. Colin.
- PUMAIN, Denise (2003). Une Approche de La Complexité En Géographie. In : *Géocarrefour* 78.1, p. 25-31. DOI : 10.4000/geocarrefour.75.
- PUMAIN, Denise et Marie-Claire ROBIC (2002). Le rôle des mathématiques dans une « révolution » théorique et quantitative : la géographie française depuis les années 1970. In : *Revue d'Histoire des Sciences Humaines* 6.1, p. 123. DOI : 10.3917/rhsh.006.0123.
- PUMAIN, Denise, Céline ROZENBLAT et Hélène MATHIAN (1996). Information Sur La Géographie Théorique et Quantitative En France. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.221.
- QUAN, Bin, Robert Gilmore PONTIUS et Hui SONG (2020). Intensity Analysis to Communicate Land Change during Three Time Intervals in Two Regions of Quanzhou City, China. In : *GIScience & Remote Sensing* 57.1, p. 21-36. DOI : 10.1080/15481603.2019.1658420.
- RACINE, Jean-Bernard (1971). Le modèle urbain américain. Les mots et les choses. In : *Annales de Géographie* 80.440, p. 397-427. DOI : 10.3406/geo.1971.15354.
- RADEFF, Anne (2012). Hexagones sans Centre, Centres sans Hexagone : Géographes de Langue Allemande et Système Christallérien, 1933-2010. In : *Cybergeo*. DOI : 10.4000/cybergeo.24958.
- RAIMBAULT, Juste, Clémentine COTTINEAU, Marion LE TEXIER, Florent LE NECHET et Romain REUILLON (2019). Space Matters : Extending Sensitivity Analysis to Initial Spatial Conditions in Geosimulation Models. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 22.4, p. 10. DOI : 10.18564/jasss.4136.
- RAMANKUTTY, Navin et Jonathan A. FOLEY (1999). Estimating Historical Changes in Global Land Cover : Croplands from 1700 to 1992. In : *Global Biogeochemical Cycles* 13.4, p. 997-1027. DOI : 10.1029/1999GB900046.
- RAMANKUTTY, Navin, Lisa GRAUMLICH, Frédéric ACHARD, Diogenes ALVES, Abha CHHABRA, Ruth S. DEFRIES, Jonathan A. FOLEY, Helmut GEIST, Richard A. HOUGHTON, Kees Klein GOLDEWIJK, Eric F.

- LAMBIN, Andrew MILLINGTON, Kjeld RASMUSSEN, Robin S. REID et Billie L. TURNER (2006). Global Land-Cover Change : Recent Progress, Remaining Challenges. In : *Land-Use and Land-Cover Change*. Sous la dir. d'Eric F. LAMBIN et Helmut GEIST. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 9-39. DOI : 10.1007/3-540-32202-7_2.
- RASMUSSEN, Laura Vang, Cristy WATKINS et Arun AGRAWAL (2017). Forest Contributions to Livelihoods in Changing Agriculture-Forest Landscapes. In : *Forest Policy and Economics* 84, p. 1-8. DOI : 10.1016/j.forpol.2017.04.010.
- RECLUS, Élisée (2011). *Projet de globe terrestre au 100.000e*. Territoires. Paris : Éd. B2.
- (2015). *L'Homme et la Terre. Livre 1 : Les ancêtres*. ENS Éditions. DOI : 10.4000/books.enseditions.228.
- REDMAN, Charles L., J. Morgan GROVE et Lauren H. KUBY (2004). Integrating Social Science into the Long-Term Ecological Research (LTER) Network : Social Dimensions of Ecological Change and Ecological Dimensions of Social Change. In : *Ecosystems* 7.2, p. 161-171.
- REIS, José P., Elisabete A. SILVA et Paulo PINHO (2016). Spatial Metrics to Study Urban Patterns in Growing and Shrinking Cities. In : *Urban Geography* 37.2, p. 246-271. DOI : 10.1080/02723638.2015.1096118.
- REUILLON, Romain, Matthieu LECLAIRE et Seb REY-COYREHOURCQ (2013). OpenMOLE, a Workflow Engine Specifically Tailored for the Distributed Exploration of Simulation Models. In : *Future Generation Computer Systems* 29.8, p. 1981-1990.
- REY-COYREHOURCQ, Sébastien (2015). Une Plateforme Intégrée Pour La Construction et l'évaluation de Modèles de Simulation En Géographie. Thèse de doct. Paris : Université Paris 1.
- RICE, Benjamin L, Christopher D GOLDEN, Hervet J RANDRIAMADY, Nicholas J ARISCO et Daniel L HARTL (2018). Integrating Approaches to Study Land Use Change and Hotspots of Malaria Transmission in Rural Madagascar : An Observational Study. In : *The Lancet Planetary Health* 2, S19. DOI : 10.1016/S2542-5196(18)30104-9.
- RICHARDSON, Lewis Fry et Peter LYNCH (2007). *Weather Prediction by Numerical Process*. 2^e éd. Cambridge University Press. DOI : 10.1017/CB09780511618291.
- ROBINSON, Derek T., Daniel G. BROWN, Dawn C. PARKER, Pepijn SCHREINEMACHERS, Marco A. JANSSEN, Marco HUIGEN, Heidi WITTMER, Nick GOTTS, Panomsak PROMBUROM, Elena IRWIN, Thomas BERGER, Franz GATZWEILER et Cécile BARNAUD (2007). Comparison of Empirical Methods for Building Agent-Based Models in Land Use Science. In : *Journal of Land Use Science* 2.1, p. 31-55. DOI : 10.1080/17474230701201349.
- RODRIGUES, H. et B. SOARES-FILHO (2018). A Short Presentation of Dinamica EGO. In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELOW, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 493-498. DOI : 10.1007/978-3-319-60801-3_35.
- ROSNAY, Joël de (1975). *Le macroscopie : vers une vision globale*.
- ROY CHOWDHURY, R. et B. L. TURNER (2019). The Parallel Trajectories and Increasing Integration of Landscape Ecology and Land System Science. In : *Journal of Land Use Science* 14.2, p. 135-154. DOI : 10.1080/1747423X.2019.1597934.
- RUDEL, Thomas K. (1983). Roads, Speculators, and Colonization in the Ecuadorian Amazon. In : *Human Ecology* 11.4, p. 385-403. DOI : 10.1007/BF00892246.
- (2006). After the Labor Migrants Leave : The Search for Sustainable Development in a Sending Region of the Ecuadorian Amazon. In : *World Development* 34.5, p. 838-851. DOI : 10.1016/j.worlddev.2005.11.001.
- RUDEL, Thomas K., Oliver T. COOMES, Emilio MORAN, Frederic ACHARD, Arild ANGELSEN, Jianchu XU et Eric LAMBIN (2005). Forest Transitions : Towards a Global Understanding of Land Use Change. In : *Global Environmental Change* 15.1, p. 23-31. DOI : 10.1016/j.gloenvcha.2004.11.001.
- RUDEL, Thomas K., Sean SLOAN, Robin CHAZDON et Ricardo GRAU (2016). The Drivers of Tree Cover Expansion : Global, Temperate, and Tropical Zone Analyses. In : *Land Use Policy* 58, p. 502-513. DOI : 10.1016/j.landusepol.2016.08.024.

- SALECKER, Jan, Claudia DISLICH, Kerstin WIEGAND, Katrin M. MEYER et Guy PE´ER (2019). EFForTS-LGraf : A Landscape Generator for Creating Smallholder-Driven Land-Use Mosaics. In : *PLOS ONE* 14.9. Sous la dir. de Stephen P. ALDRICH, e0222949. DOI : 10.1371/journal.pone.0222949.
- SALLES, Denis (2009). L'analyse factorielle des correspondances simples. In : *Analyse factorielle simple en sociologie*. Ouvertures sociologiques. Louvain-la-Neuve : De Boeck Supérieur, p. 129-239. DOI : 10.3917/dbu.busca.2009.01.0129.
- SAN SEBASTIAN, M (2001). Exposures and Cancer Incidence near Oil Fields in the Amazon Basin of Ecuador. In : *Occupational and Environmental Medicine* 58.8, p. 517-522. DOI : 10.1136/oem.58.8.517.
- SANDERMAN, Jonathan, Tomislav HENGL et Gregory J. FISKE (2017). Soil Carbon Debt of 12,000 Years of Human Land Use. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 114.36, p. 9575-9580. DOI : 10.1073/pnas.1706103114.
- SANDERS, Lena, éd. (2001). *Modèles en analyse spatiale*. Information géographique et aménagement du territoire Aspects fondamentaux de l'analyse spatiale. Paris : Hermès Science.
- SANDKER, M., Y. FINEGOLD, R. D'ANNUNZIO et E. LINDQUIST (2017). Global Deforestation Patterns : Comparing Recent and Past Forest Loss Processes through a Spatially Explicit Analysis. In : *International Forestry Review* 19.3, p. 350-368. DOI : 10.1505/146554817821865081.
- SAQALLI, Mehdi, Eva BÉGUET, Nicolas MAESTRIPIERI et Eric DE GARINE (2020). "Somos Amazonía," a New Inter-indigenous Identity in the Ecuadorian Amazonia : Beyond a Tacit Jus Aplidia of Ecological Origin? In : *Perspectiva Geográfica*, p. 12-34. DOI : 10.19053/01233769.8983.
- SARTENAER, Olivier (2017). Pour Mettre Fin Au Mythe de Laplace : in : *Revue de métaphysique et de morale* N° 94.2, p. 179-200. DOI : 10.3917/rmm.172.0179.
- SHELLING, Thomas C. (1971). Dynamic Models of Segregation†. In : *The Journal of Mathematical Sociology* 1.2, p. 143-186. DOI : 10.1080/0022250X.1971.9989794.
- SCHMUGGE, Thomas J., William P. KUSTAS, Jerry C. RITCHIE, Thomas J. JACKSON et Al RANGO (2002). Remote Sensing in Hydrology. In : *Advances in Water Resources* 25.8-12, p. 1367-1385. DOI : 10.1016/S0309-1708(02)00065-9.
- SCHOWENGERDT, Robert A (2006). *Remote Sensing : Models and Methods for Image Processing*. Elsevier.
- SCHULZE, Jule, Birgit MÜLLER, Jürgen GROENEVELD et Volker GRIMM (2017). Agent-Based Modelling of Social-Ecological Systems : Achievements, Challenges, and a Way Forward. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 20.2. DOI : 10.18564/jasss.3423.
- SCHWEBER, Sam et Matthias WÄCHTER (2000). Complex Systems, Modelling and Simulation. In : *Studies in History and Philosophy of Science Part B : Studies in History and Philosophy of Modern Physics* 31.4, p. 583-609. DOI : 10.1016/S1355-2198(00)00030-7.
- SCIAINI, Marco, Matthias FRITSCH, Cédric SCHERER et Craig Eric SIMPKINS (2018). NLMR and Landscape-tools : An Integrated Environment for Simulating and Modifying Neutral Landscape Models in R. In : *Methods in Ecology and Evolution* 9.11. Sous la dir. de Nick GOLDING, p. 2240-2248. DOI : 10.1111/2041-210X.13076.
- SEARCHINGER, Timothy D., Stefan WIRSENIUS, Tim BERINGER et Patrice DUMAS (2018). Assessing the Efficiency of Changes in Land Use for Mitigating Climate Change. In : *Nature* 564.7735, p. 249-253. DOI : 10.1038/s41586-018-0757-z.
- SELLERS, Samuel, Richard BILSBORROW, Victoria SALINAS et Carlos MENA (2017). Population and Development in the Amazon : A Longitudinal Study of Migrant Settlers in the Northern Ecuadorian Amazon. In : *Acta Amazonica* 47.4, p. 321-330. DOI : 10.1590/1809-4392201602663.
- SETH, Anil (2002). Agent-Based Modelling and the Environmental Complexity Thesis. In : *Proceedings of the 7th Conference on the Simulation of Adaptive Behavior*. Sous la dir. de B HALLAM, D FLOREANO, J HALLAM, G HAYES et J A MEYER. London : MIT Press.
- SHACKLETON, S, C SHACKLETON et P SHANLEY (2011). *Special Issue : Non-timber Forest Products in the Global Context*.
- SHANNON, C. E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. In : *Bell System Technical Journal* 27.3, p. 379-423. DOI : 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.

- SHAPIN, Steven (2022). Hard Science, Soft Science : A Political History of a Disciplinary Array. In : *History of Science* 60.3, p. 287-328. DOI : 10.1177/00732753221094739.
- SIBHATU, Kibrom T. et Matin QAIM (2017). Rural Food Security, Subsistence Agriculture, and Seasonality. In : *PLOS ONE* 12.10. Sous la dir. de Bhavani SHANKAR, e0186406. DOI : 10.1371/journal.pone.0186406.
- SIERRA, Rodrigo (2000). Dynamics and Patterns of Deforestation in the Western Amazon : The Napo Deforestation Front, 1986–1996. In : *Applied Geography* 20.1, p. 1-16. DOI : 10.1016/S0143-6228(99)00014-4.
- SIERRA, Rodrigo, Oscar CALVA et A. GUEVARA (2021). *La Deforestación En El Ecuador, 1990-2018. Factores Promotores y Tendencias Recientes*.
- SMAJGL, Alex et Olivier BARRETEAU (2017). Framing Options for Characterising and Parameterising Human Agents in Empirical ABM. In : *Environmental Modelling & Software* 93, p. 29-41. DOI : 10.1016/j.envsoft.2017.02.011.
- SMAJGL, Alex, Daniel G. BROWN, Diego VALBUENA et Marco G.A. HUIGEN (2011). Empirical Characterisation of Agent Behaviours in Socio-Ecological Systems. In : *Environmental Modelling & Software* 26.7, p. 837-844. DOI : 10.1016/j.envsoft.2011.02.011.
- SMAJGL, Alexander et Olivier BARRETEAU, éd. (2014). *Empirical Agent-Based Modelling - Challenges and Solutions*. New York, NY : Springer New York. DOI : 10.1007/978-1-4614-6134-0.
- SMITH, C., J. C. A. BAKER et D. V. SPRACKLEN (2023). Tropical Deforestation Causes Large Reductions in Observed Precipitation. In : *Nature* 615.7951, p. 270-275. DOI : 10.1038/s41586-022-05690-1.
- SOHIER, Estelle, Alexandre GILLET et Jean-François STASZAK (2019). *Simulations du monde : panoramas, parcs à thème et autres dispositifs immersifs*. MetisPresses.
- SOUTHGATE, Douglas, Rodrigo SIERRA et Lawrence BROWN (1991). The Causes of Tropical Deforestation in Ecuador : A Statistical Analysis. In : *World Development* 19.9, p. 1145-1151. DOI : 10.1016/0305-750X(91)90063-N.
- SOUTHGATE, Douglas, Robert WASSERSTROM et Susan REIDER (2009). Oil Development, Deforestation, and Indigenous Populations in the Ecuadorian Amazon. In : p. 39.
- SPENCER, Christopher et Mark BLADES (1986). Pattern and Process : A Review Essay on the Relationship between Behavioural Geography and Environmental Psychology. In : *Progress in Human Geography* 10.2, p. 229-248. DOI : 10.1177/030913258601000204.
- SQUIRES, Gregory D (2002). *Urban Sprawl : Causes, Consequences, & Policy Responses*. The Urban Insite.
- STERN, David I. (2018). The Environmental Kuznets Curve ☆. In : *Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences*. Elsevier, B9780124095489092782. DOI : 10.1016/B978-0-12-409548-9.09278-2.
- SULLIVAN, Emily (2022). Understanding from Machine Learning Models. In : *The British Journal for the Philosophy of Science* 73.1, p. 109-133. DOI : 10.1093/bjps/axz035.
- SUN, Shipeng, Dawn C. PARKER, Qingxu HUANG, Tatiana FILATOVA, Derek T. ROBINSON, Rick L. RIOLO, Meghan HUTCHINS et Daniel G. BROWN (2014). Market Impacts on Land-Use Change : An Agent-Based Experiment. In : *Annals of the Association of American Geographers* 104.3, p. 460-484. DOI : 10.1080/00045608.2014.892338.
- SUN, Zhanli, Iris LORSCHIED, James D. MILLINGTON, Steffen LAUF, Nicholas R. MAGLIOCCA, Jürgen GROENEVELD, Stefano BALBI, Henning NOLZEN, Birgit MÜLLER, Jule SCHULZE et Carsten M. BUCHMANN (2016). Simple or Complicated Agent-Based Models? A Complicated Issue. In : *Environmental Modelling & Software* 86, p. 56-67. DOI : 10.1016/j.envsoft.2016.09.006.
- SYMONS, John et Ramón ALVARADO (2019). Epistemic Entitlements and the Practice of Computer Simulation. In : *Minds and Machines* 29.1, p. 37-60. DOI : 10.1007/s11023-018-9487-0.
- TAGHIKHAH, Firouzeh, Tatiana FILATOVA et Alexey VOINOV (2021). Where Does Theory Have It Right? A Comparison of Theory-Driven and Empirical Agent Based Models. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 24.2, p. 4. DOI : 10.18564/jasss.4573.
- TAILLANDIER, Patrick (2019). *Vers Une Meilleure Intégration Des Dimensions Spatiales, Comportementales et Participatives En Simulation à Base d'agents*. Thèse de doct. Université Toulouse 1 Capitole.

- TAILLANDIER, Patrick, Benoit GAUDOU, Arnaud GRIGNARD, Quang-Nghi HUYNH, Nicolas MARILLEAU, Philippe CAILLOU, Damien PHILIPPON et Alexis DROGOUL (2018). Building, Composing and Experimenting Complex Spatial Models with the GAMA Platform. In : *GeoInformatica*. DOI : 10 . 1007 / s10707 - 018 - 00339 - 6.
- TAILLANDIER, Patrick, Arnaud GRIGNARD, Benoit GAUDOU et Alexis DROGOUL (2014). Des Données Géographiques à La Simulation à Base d'agents : Application de La Plate-Forme GAMA. In : *Cybergeo*. DOI : 10 . 4000 / cybergeo . 26263.
- TAILLANDIER, Patrick, Duc-An VO, Edouard AMOUROUX et Alexis DROGOUL (2012). GAMA : A Simulation Platform That Integrates Geographical Information Data, Agent-Based Modeling and Multi-scale Control. In : *Principles and Practice of Multi-Agent Systems*. Sous la dir. de Nirmitt DESAI, Alan LIU et Michael WINIKOFF. T. 7057. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 242-258. DOI : 10 . 1007 / 978 - 3 - 642 - 25920 - 3_17.
- TAUD, H. et J.E. MAS (2018). Multilayer Perceptron (MLP). In : *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios*. Sous la dir. de María Teresa CAMACHO OLMEDO, Martin PAEGELow, Jean-François MAS et Francisco ESCOBAR. Cham : Springer International Publishing, p. 451-455. DOI : 10 . 1007 / 978 - 3 - 319 - 60801 - 3_27.
- TEN BROEKE, Guus, George VAN VOORN et Arend LIGTENBERG (2016). Which Sensitivity Analysis Method Should I Use for My Agent-Based Model? In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 19.1, p. 5. DOI : 10 . 18564 / jasss . 2857.
- THACKER, S.W.DOEBLING, F.M.HEMEZ, M.C. ANDERSON, J.E. PEPIN et E.A. RODRIGUEZ (2004). *Concepts of Model Verification and Validation*. Rapp. tech. LA-14167, 835920, LA-14167, 835920. DOI : 10 . 2172 / 835920.
- THEYS, Jacques et Franck-Dominique VIVIEN (2014). Vers Une Science de La Soutenabilité? In : *Natures Sciences Sociétés* 22.4, p. 303-304. DOI : 10 . 1051 / nss / 2014050.
- THIRIOT, Samuel (2020). Generate Descriptive Social Networks for Large Populations from Available Observations : A Novel Methodology and a Generator. In : *CoRR* abs/2003.02213.
- THRIFT, Nigel (1999). The Place of Complexity. In : *Theory, Culture & Society* 16.3, p. 31-69. DOI : 10 . 1177 / 02632769922050610.
- TIAN, Hanqin, Rongting XU, Josep G. CANADELL, Rona L. THOMPSON, Wilfried WINIWARTER, Parvatha SUNTHARALINGAM, Eric A. DAVIDSON, Philippe CIAIS, Robert B. JACKSON, Greet JANSSENS-MAENHOUT, Michael J. PRATHER, Pierre REGNIER, Naiqing PAN, Shufen PAN, Glen P. PETERS, Hao SHI, Francesco N. TUBIELLO, Sönke ZAEHLE, Feng ZHOU, Almut ARNETH, Gianna BATTAGLIA, Sarah BERTHET, Laurent BOPP, Alexander F. BOUWMAN, Erik T. BUITENHUIS, Jinfeng CHANG, Martyn P. CHIPPERFIELD, Shree R. S. DANGAL, Edward DLUGOKENCKY, James W. ELKINS, Bradley D. EYRE, Bojie FU, Bradley HALL, Akihiko ITO, Fortunat JOOS, Paul B. KRUMMEL, Angela LANDOLFI, Goulven G. LARUELLE, Ronny LAUERWALD, Wei LI, Sebastian LIENERT, Taylor MAAVARA, Michael MACLEOD, Dylan B. MILLET, Stefan OLIN, Prabir K. PATRA, Ronald G. PRINN, Peter A. RAYMOND, Daniel J. RUIZ, Guido R. VAN DER WERF, Nicolas VUICHARD, Junjie WANG, Ray F. WEISS, Kelley C. WELLS, Chris WILSON, Jia YANG et Yuanzhi YAO (2020). A Comprehensive Quantification of Global Nitrous Oxide Sources and Sinks. In : *Nature* 586.7828, p. 248-256. DOI : 10 . 1038 / s41586 - 020 - 2780 - 0.
- TILMAN, D. (2001). Forecasting Agriculturally Driven Global Environmental Change. In : *Science* 292.5515, p. 281-284. DOI : 10 . 1126 / science . 1057544.
- TOBLER, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. In : *Economic Geography* 46, p. 234. DOI : 10 . 2307 / 143141.
- TORRES, Bolier, Lucy ANDRADE, Alexandra TORRES, Cristian VASCO et Marco ROBLES (2018). Cambio de uso del suelo en paisajes agrícolas-forestales : análisis espacial en cinco comunidades Kichwas de la Región Amazónica Ecuatoriana Change in land use in agricultural-forest landscapes : spatial analysis in five Kichwa communities of the Ecuadorian Amazon Region. In : *Revista Amazónica Ciencia y Tecnología* 7.2, p. 15.

- TRAN, Laurène (2018). Herbert Simon et la rationalité limitée. In : *Regards croisés sur l'économie* 22.1, p. 54. DOI : 10.3917/rce.022.0054.
- TROITZSCH, Klaus G. (2009). Not All Explanations Predict Satisfactorily, and Not All Good Predictions Explain. In : *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12.1, p. 10.
- TRUONG MINH, Thai, Frédéric AMBLARD, Benoît GAUDOU et Christophe SIBERTIN-BLANC (2016). *CFBM - A Framework for Data Driven Approach in Agent-Based Modeling and Simulation*. T. 168, p. 275. DOI : 10.1007/978-3-319-46909-6_24.
- TSAYEM DEMAZE, Moïse (2011). La déforestation. In : *Géopolitique du développement durable*. Didact Géographie. Rennes : Presses universitaires de Rennes, p. 47-63.
- TSO, Brandt et Paul MATHER (2009). *Classification Methods for Remotely Sensed Data, Second Edition*. CRC Press. DOI : 10.1201/9781420090741.
- TURNER II, Billie L., W. C. CLARK, R. W. KATES, John F. RICHARDS, J. T. MATHEWS et W. B. MEYER, éd. (1990). *The Earth as Transformed by Human Action—Global and Regional Changes in the Biosphere over the Past 300 Years*. Cambridge, New York, Port Chester, Melbourne, Sydney : Cambridge University Press.
- TURNER II, Billie L. et S. R. MCCANDLESS (2004). How Humankind Came to Rival Nature : A Brief History of the Human-Environment Condition and the Lessons Learned. In : *Earth System Analysis for Sustainability*. Sous la dir. d'Hans Joachim SCHELLNHUBER, Paul J. CRUTZEN, William C. CLARK, Martin CLAUSSEN et Hermann HELD. The MIT Press. DOI : 10.7551/mitpress/2548.001.0001.
- TURNER, Alexander J., Christian FRANKENBERG et Eric A. KORT (2019). Interpreting Contemporary Trends in Atmospheric Methane. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 116.8, p. 2805-2813. DOI : 10.1073/pnas.1814297116.
- TURNER, B. L., E. F. LAMBIN et A. REENBERG (2007). The Emergence of Land Change Science for Global Environmental Change and Sustainability. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 104.52, p. 20666-20671. DOI : 10.1073/pnas.0704119104.
- TURNER, B.L., Anthony C. JANETOS, Peter H. VERBURG et Alan T. MURRAY (2013). Land System Architecture : Using Land Systems to Adapt and Mitigate Global Environmental Change. In : *Global Environmental Change* 23.2, p. 395-397. DOI : 10.1016/j.gloenvcha.2012.12.009.
- TURNER, Bl, Patrick MEYFROIDT, Tobias KUEMMERLE, Daniel MÜLLER et Rinku ROY CHOWDHURY (2020). Framing the Search for a Theory of Land Use. In : *Journal of Land Use Science* 15.4, p. 489-508. DOI : 10.1080/1747423X.2020.1811792.
- TURNER, Matthew D. et Augustine AYANTUNDE (2021). Household Diversification and Market Dependence : Understanding Vulnerability in Rural West Africa. In : *The Journal of Peasant Studies*, p. 1-27. DOI : 10.1080/03066150.2021.1936505.
- TURNER, Monica G. et Robert H. GARDNER (2015). Landscape Metrics. In : *Landscape Ecology in Theory and Practice*. New York, NY : Springer New York, p. 97-142. DOI : 10.1007/978-1-4939-2794-4_4.
- TURNER, Sarah et Thi-Thanh-Hiên PHAM (2015). “Nothing Is Like It Was Before” : The Dynamics between Land-Use and Land-Cover, and Livelihood Strategies in the Northern Vietnam Borderlands. In : *Land* 4.4, p. 1030-1059. DOI : 10.3390/land4041030.
- URRY, John (2005). The Complexity Turn. In : *Theory, Culture & Society* 22.5, p. 1-14. DOI : 10.1177/0263276405057188.
- UTOMO, D.S., B.S.S. ONGGO, S. ELDRIDGE, A.R. DAUD et S. TEJANINGSIH (2020). Eliciting Agents' Behaviour Using Scenario-Based Questionnaire in Agent-Based Dairy Supply Chain Simulation. In : *Journal of Simulation*, p. 1-15. DOI : 10.1080/17477778.2020.1753251.
- UUEMAA, Evelin, Marc ANTROP, Jüri ROOSAARE, Riho MARJA et Ülo MANDER (2009). Landscape Metrics and Indices : An Overview of Their Use in Landscape Research. In : *LIVING REVIEWS IN LANDSCAPE RESEARCH* 3.1, lrlr-2009-1 :1-lrlr-2009-1 :28.
- V. CAPPARELLI, Mariana, Marcela CABRERA, Andreu RICO, Oscar LUCAS-SOLIS, Daniela ALVEAR-S, Samantha VASCO, Emily GALARZA, Lady SHIGUANGO, Veronica PINOS-VELEZ, Andrés PÉREZ-GONZÁLEZ, Rodrigo ESPINOSA et Gabriel M. MOULATLET (2021). An Integrative Approach to Assess the Environmen-

- tal Impacts of Gold Mining Contamination in the Amazon. In : *Toxics* 9.7, p. 149. DOI : 10 . 3390 / toxics9070149.
- VALBUENA, D, A.K BREGT, A VELDKAMP et PH VERBURG (2010a). Farmers' Decisions and Landscape Change : An Actor-Based Approach for Land-Use Research. Thèse de doct. Wageningen : Wageningen University.
- VALBUENA, Diego, Peter H. VERBURG et Arnold K. BREGT (2008). A Method to Define a Typology for Agent-Based Analysis in Regional Land-Use Research. In : *Agriculture, Ecosystems & Environment* 128.1-2, p. 27-36. DOI : 10 . 1016 / j . agee . 2008 . 04 . 015.
- VALBUENA, Diego, Peter H. VERBURG, Arnold K. BREGT et Arend LIGTENBERG (2010b). An Agent-Based Approach to Model Land-Use Change at a Regional Scale. In : *Landscape Ecology* 25.2, p. 185-199. DOI : 10 . 1007 / s10980 - 009 - 9380 - 6.
- VARENNE, Franck (2004). Le Destin Des Formalismes : à Propos de La Forme Des Plantes : Pratiques et Épistémologies Des Modèles Face à l'ordinateur. Thèse de doct., 3 vol. (828 f.)
- (2012). *Théorie, réalité, modèle. Épistémologie des théories et des modèles face au réalisme dans les sciences*. Sciences & philosophie. Paris : Éditions Matériologiques.
- (2016). Histoire de la modélisation : quelques jalons. In : *Actes du colloque*. Paris : CNRS & Académie des technologies, p. 9-35.
- (2017). *Théories et modèles en sciences humaines : le cas de la géographie*.
- (2021). Philosophie de la simulation et finitude. In : *Revue philosophique de la France et de l'étranger* 146.2, p. 183-201. DOI : 10 . 3917 / rphi . 212 . 0183.
- VASCO, Cristian, Richard BILSBORROW, Bolier TORRES et Verena GRIESS (2018). Agricultural Land Use among Mestizo Colonist and Indigenous Populations : Contrasting Patterns in the Amazon. In : *PLOS ONE* 13.7. Sous la dir. de Margaret HOLLAND, e0199518. DOI : 10 . 1371 / journal . pone . 0199518.
- VELDKAMP, A. et L.O. FRESCO (1996). CLUE-CR : An Integrated Multi-Scale Model to Simulate Land Use Change Scenarios in Costa Rica. In : *Ecological Modelling* 91.1-3, p. 231-248. DOI : 10 . 1016 / 0304 - 3800 (95) 00158 - 1.
- VELDKAMP, A et E.F LAMBIN (2001). Predicting Land-Use Change. In : *Agriculture, Ecosystems & Environment* 85.1-3, p. 1-6. DOI : 10 . 1016 / S0167 - 8809 (01) 00199 - 2.
- VERBURG, P.H. et K.P. OVERMARS (2007). Dynamic Simulation of Land-Use Change Trajectories with the Clue-S Model. In : *Modelling Land-Use Change*. Sous la dir. d'Eric KOOMEN, John STILLWELL, Aldrik BAKEMA et Henk J. SCHOLTEN. T. 90. Dordrecht : Springer Netherlands, p. 321-337. DOI : 10 . 1007 / 978 - 1 - 4020 - 5648 - 2_18.
- VERBURG, Peter H., Neville CROSSMAN, Erle C. ELLIS, Andreas HEINIMANN, Patrick HOSTERT, Ole MERTZ, Harini NAGENDRA, Thomas SIKOR, Karl-Heinz ERB, Nancy GOLUBIEWSKI, Ricardo GRAU, Morgan GROVE, Souleymane KONATÉ, Patrick MEYFROIDT, Dawn C. PARKER, Rinku Roy CHOWDHURY, Hideaki SHIBATA, Allison THOMSON et Lin ZHEN (2015). Land System Science and Sustainable Development of the Earth System : A Global Land Project Perspective. In : *Anthropocene* 12, p. 29-41. DOI : 10 . 1016 / j . ancene . 2015 . 09 . 004.
- VERBURG, Peter H, Karl-Heinz ERB, Ole MERTZ et Giovana ESPINDOLA (2013). Land System Science : Between Global Challenges and Local Realities. In : *Current Opinion in Environmental Sustainability* 5.5, p. 433-437. DOI : 10 . 1016 / j . cosust . 2013 . 08 . 001.
- VERBURG, Peter H. et Koen P. OVERMARS (2009). Combining Top-down and Bottom-up Dynamics in Land Use Modeling : Exploring the Future of Abandoned Farmlands in Europe with the Dyna-CLUE Model. In : *Landscape Ecology* 24.9, p. 1167-1181. DOI : 10 . 1007 / s10980 - 009 - 9355 - 7.
- VERBURG, Peter H., Paul P. SCHOT, Martin J. DIJST et A. VELDKAMP (2004). Land Use Change Modelling : Current Practice and Research Priorities. In : *GeoJournal* 61.4, p. 309-324. DOI : 10 . 1007 / s10708 - 004 - 4946 - y.
- VERSCHUUREN, Bas et Steve BROWN (2018). *Cultural and Spiritual Significance of Nature in Protected Areas : Governance, Management and Policy*. Routledge.
- VEYRET, Yvette (2007). L'environnement, Objet Géographique? In : *Responsabilité et environnement* 48, p. 19-29.

- VEYRET, Yvette et Annette CIATTONI (2005). *Géo-environnement*. Paris : A. Colin.
- VIJ, Dimpal (2012). Urbanization and Solid Waste Management in India : Present Practices and Future Challenges. In : *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 37, p. 437-447. DOI : 10.1016/j.sbspro.2012.03.309.
- VITERI-SALAZAR, Oswaldo et Lucía TOLEDO (2020). The Expansion of the Agricultural Frontier in the Northern Amazon Region of Ecuador, 2000–2011 : Process, Causes, and Impact. In : *Land Use Policy* 99, p. 104986. DOI : 10.1016/j.landusepol.2020.104986.
- VITOUSEK, P. M. (1997). Human Domination of Earth's Ecosystems. In : *Science* 277.5325, p. 494-499. DOI : 10.1126/science.277.5325.494.
- VOINOV, Alexey et Francois BOUSQUET (2010). Modelling with Stakeholders. In : *Environmental Modelling & Software* 25.11, p. 1268-1281. DOI : 10.1016/j.envsoft.2010.03.007.
- VOINOV, Alexey et Herman H. SHUGART (2013). 'Integronsters', Integral and Integrated Modeling. In : *Environmental Modelling & Software* 39, p. 149-158. DOI : 10.1016/j.envsoft.2012.05.014.
- VOIRON-CANICIO, Christine (2012). L'anticipation du changement en prospective et des changements spatiaux en géoprospective. In : *Espace géographique* 41.2, p. 99. DOI : 10.3917/eg.412.0099.
- WALKER, Robert (2004). Theorizing Land-Cover and Land-Use Change : The Case of Tropical Deforestation. In : *International Regional Science Review* 27.3, p. 247-270. DOI : 10.1177/0160017604266026.
- (2021). GEOGRAPHY, VON THÜNEN, AND TOBLER'S FIRST LAW. In : *Geographical Review*, p. 00167428.2021.1906670. DOI : 10.1080/00167428.2021.1906670.
- WARF, Barney (2010). *Encyclopedia of Geography*. 2455 Teller Road, Thousand Oaks California 91320 United States : SAGE Publications, Inc. DOI : 10.4135/9781412939591.
- WASSERSTROM, Robert et Douglas SOUTHGATE (2013). Deforestation, Agrarian Reform and Oil Development in Ecuador, 1964-1994. In : *Natural Resources* 04.01, p. 31-44. DOI : 10.4236/nr.2013.41004.
- WEI, Xiaorong, Mingan SHAO, William GALE et Linhai LI (2015). Global Pattern of Soil Carbon Losses Due to the Conversion of Forests to Agricultural Land. In : *Scientific Reports* 4.1, p. 4062. DOI : 10.1038/srep04062.
- WEISBERG, Michael (2015). *Simulation and Similarity : Using Models to Understand the World*. First issued as an Oxford University paperback. Oxford Studies in Philosophy of Science. Oxford : Oxford University Press.
- WEISS, M., F. JACOB et G. DUVEILLER (2020). Remote Sensing for Agricultural Applications : A Meta-Review. In : *Remote Sensing of Environment* 236, p. 111402. DOI : 10.1016/j.rse.2019.111402.
- WERNERSSON, Ann-Sofie (2004). Aquatic Ecotoxicity Due to Oil Pollution in the Ecuadorian Amazon. In : *Aquatic Ecosystem Health & Management* 7.1, p. 127-136. DOI : 10.1080/14634980490281470.
- WEST, Thales A.P. et Philip M. FEARNside (2021). Brazil's Conservation Reform and the Reduction of Deforestation in Amazonia. In : *Land Use Policy* 100, p. 105072. DOI : 10.1016/j.landusepol.2020.105072.
- WHEATER, Howard et Edward EVANS (2009). Land Use, Water Management and Future Flood Risk. In : *Land Use Policy* 26, S251-S264. DOI : 10.1016/j.landusepol.2009.08.019.
- WHITE, R et G ENGELEN (1993). Cellular Automata and Fractal Urban Form : A Cellular Modelling Approach to the Evolution of Urban Land-Use Patterns. In : *Environment and Planning A : Economy and Space* 25.8, p. 1175-1199. DOI : 10.1068/a251175.
- WICKRAMASURIYA, Rohan, Laurie A. CHISHOLM, Marji PUOTINEN, Nicholas GILL et Peter KLEPEIS (2013). A Method to Dynamically Subdivide Parcels in Land Use Change Models. In : *International Journal of Geographical Information Science* 27.8, p. 1497-1513. DOI : 10.1080/13658816.2012.752491.
- WIENER, Norbert, Ronan LE ROUX, Robert VALLÉE et Nicole VALLÉE (2014). *La cybernétique : information et régulation dans le vivant et la machine*. Sources du savoir. Paris : Éd. du Seuil.
- WILENSKY, Uri (1999). *NetLogo (and NetLogo User Manual)*. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University.

- WILLIAMS, T.G., S.D. GUIKEMA, D.G. BROWN et A. AGRAWAL (2020). Assessing Model Equifinality for Robust Policy Analysis in Complex Socio-Environmental Systems. In : *Environmental Modelling & Software*, p. 104831. DOI : 10.1016/j.envsoft.2020.104831.
- WOLFERSBERGER, Julien, Gregory S. AMACHER, Philippe DELACOTE et Arnaud DRAGICEVIC (2022). The Dynamics of Deforestation and Reforestation in a Developing Economy. In : *Environment and Development Economics* 27.3, p. 272-293. DOI : 10.1017/S1355770X21000218.
- WOLFERSBERGER, Julien, Philippe DELACOTE et Serge GARCIA (2015). An Empirical Analysis of Forest Transition and Land-Use Change in Developing Countries. In : *Ecological Economics* 119, p. 241-251. DOI : 10.1016/j.ecolecon.2015.08.018.
- WU, Bin, Bailang YU, Song SHU, Qiusheng WU, Yi ZHAO et Jianping WU (2021). A Spatiotemporal Structural Graph for Characterizing Land Cover Changes. In : *International Journal of Geographical Information Science* 35.2, p. 397-425. DOI : 10.1080/13658816.2020.1778706.
- WULDER, Michael A., Joanne C. WHITE, Samuel N. GOWARD, Jeffrey G. MASEK, James R. IRONS, Martin HEROLD, Warren B. COHEN, Thomas R. LOVELAND et Curtis E. WOODCOCK (2008). Landsat Continuity: Issues and Opportunities for Land Cover Monitoring. In : *Remote Sensing of Environment* 112.3, p. 955-969. DOI : 10.1016/j.rse.2007.07.004.
- YANG, Lu et Nigel GILBERT (2008). GETTING AWAY FROM NUMBERS : USING QUALITATIVE OBSERVATION FOR AGENT-BASED MODELING. In : *Advances in Complex Systems* 11.02, p. 175-185. DOI : 10.1142/S0219525908001556.
- YUILL, Robert S. (1971). The Standard Deviational Ellipse; An Updated Tool for Spatial Description. In : *Geografiska Annaler : Series B, Human Geography* 53.1, p. 28-39. DOI : 10.1080/04353684.1971.11879353.
- ZANONI, M (1998). Environmental Research - About Some Interdisciplinary Practices. In : *Nature Sciences Sociétés* 6.1, p. 50-57. DOI : 10.1016/S1240-1307(97)89518-0.
- ZEDNIK, Carlos et Hannes BOELEN (2022). Scientific Exploration and Explainable Artificial Intelligence. In : *Minds and Machines* 32.1, p. 219-239. DOI : 10.1007/s11023-021-09583-6.
- LE POLAIN DE WAROUX, Yann, Rachael D. GARRETT, Mollie CHAPMAN, Cecilie FRIIS, Jeffrey HOELLE, Leonie HODEL, Kelly HOPPING et Julie Gwendolin ZAEHRINGER (2021). The Role of Culture in Land System Science. In : *Journal of Land Use Science* 16.4, p. 450-466. DOI : 10.1080/1747423X.2021.1950229.
- VAN SCHROJENSTEIN LANTMAN, Jonas, Peter H. VERBURG, Arnold BREGT et Stan GEERTMAN (2011). Core Principles and Concepts in Land-Use Modelling : A Literature Review. In : *Land-Use Modelling in Planning Practice*. Sous la dir. d'Eric KOOMEN et Judith BORSBOOM-VAN BEURDEN. T. 101. Dordrecht : Springer Netherlands, p. 35-57. DOI : 10.1007/978-94-007-1822-7_3.

Annexes

A Procédures de génération de *Land Use* pour les différents SP

Cette annexe contient les diagrammes d'activité des procédures de génération de *Land Use* (*LU*) programmées pour les cinq systèmes productifs (SP), mentionnées dans le chapitre 5 (cf. section 5.2.3.5). Ils font directement référence au code source du modèle, consultable ici : <https://gitlab.huma-num.fr/rmejean/lucabmea>.

Ces diagrammes ont été créés avec PlantUML (<https://plantuml.com/fr/>).

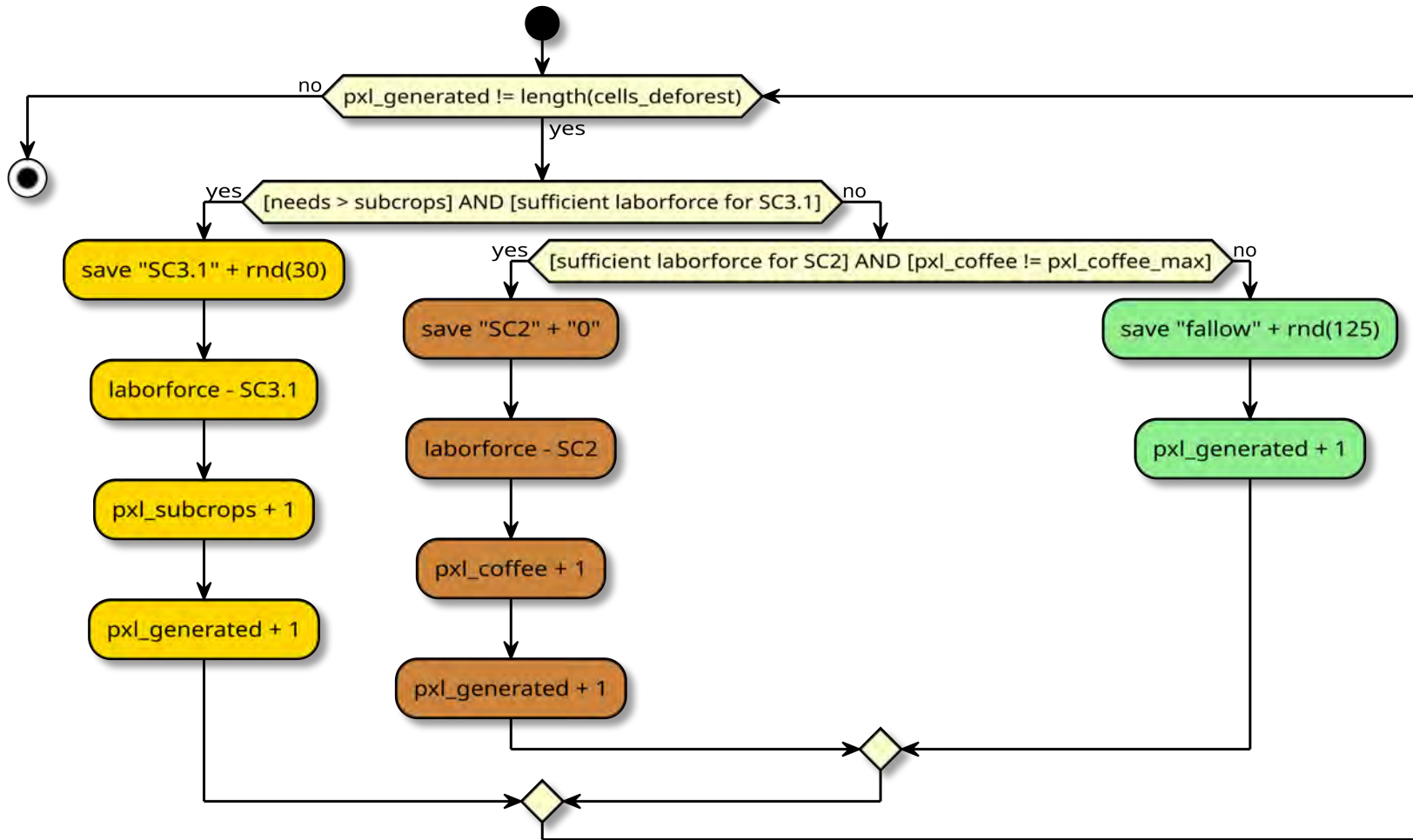


Figure a – Diagramme UML d’activité de la procédure de génération de Land Use du SP1.1.

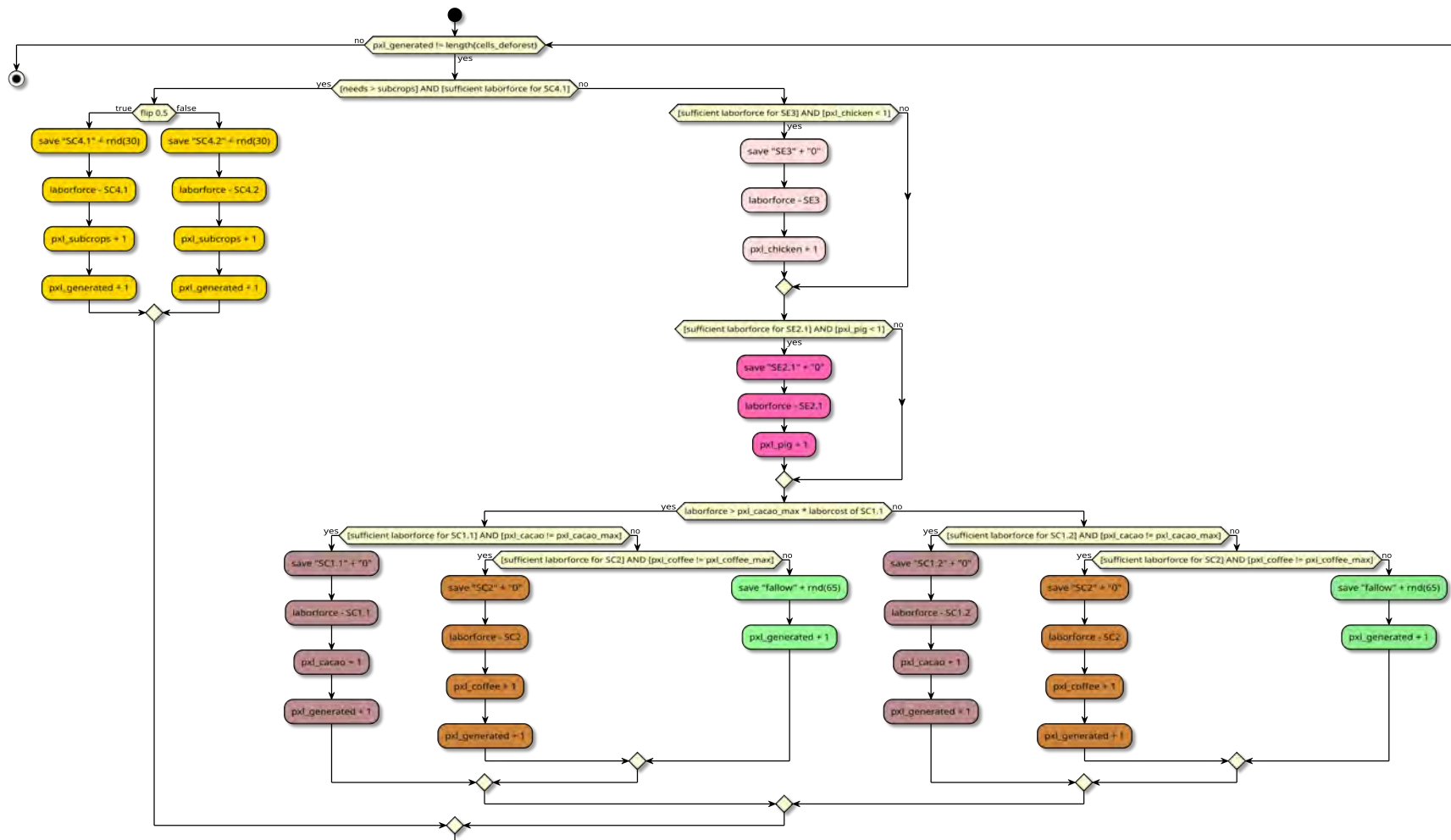


Figure b – Diagramme UML d'activité de la procédure de génération de *Land Use* du SP1.2.

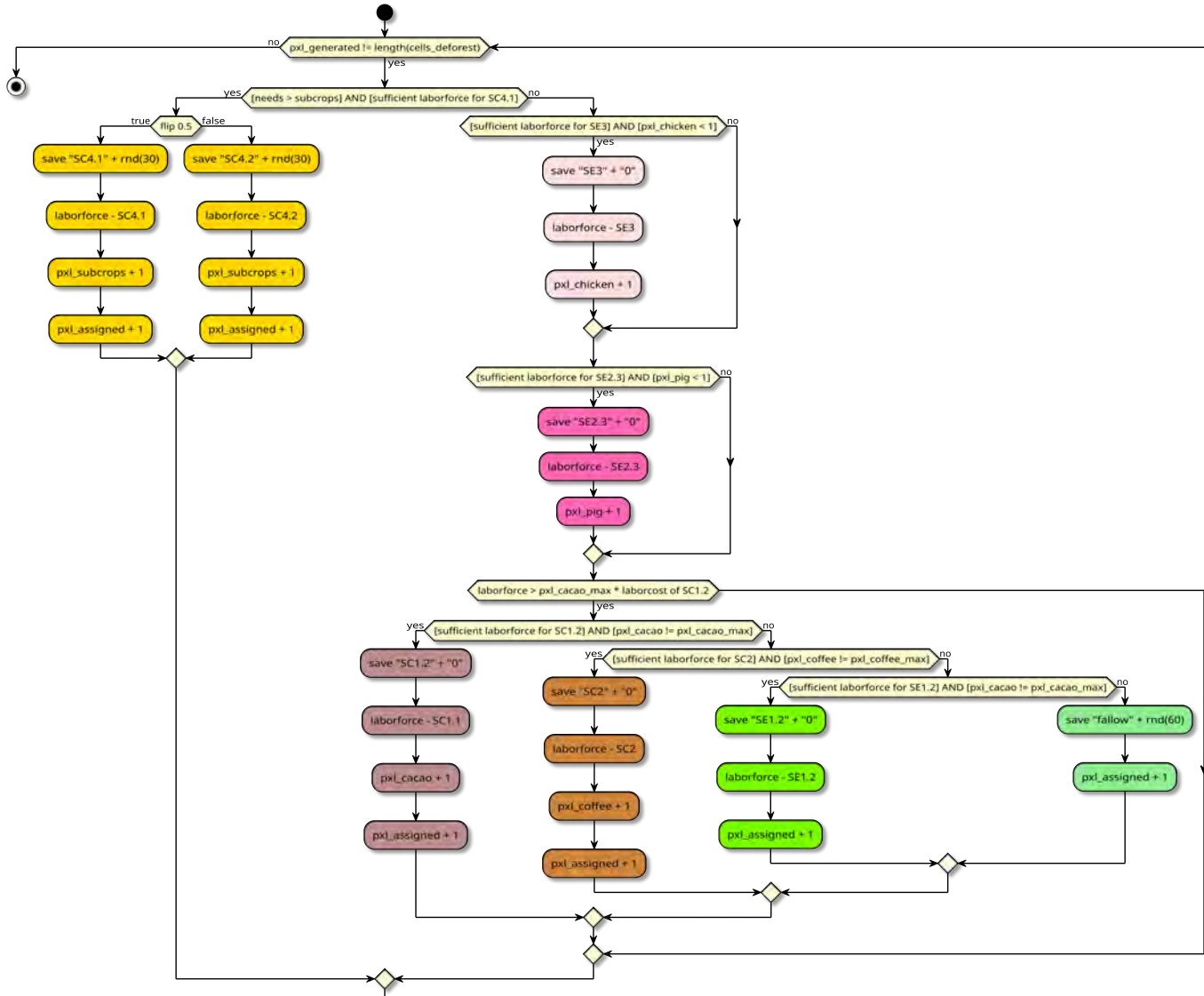


Figure c – Diagramme UML d'activité de la procédure de génération de Land Use du SP1.3.

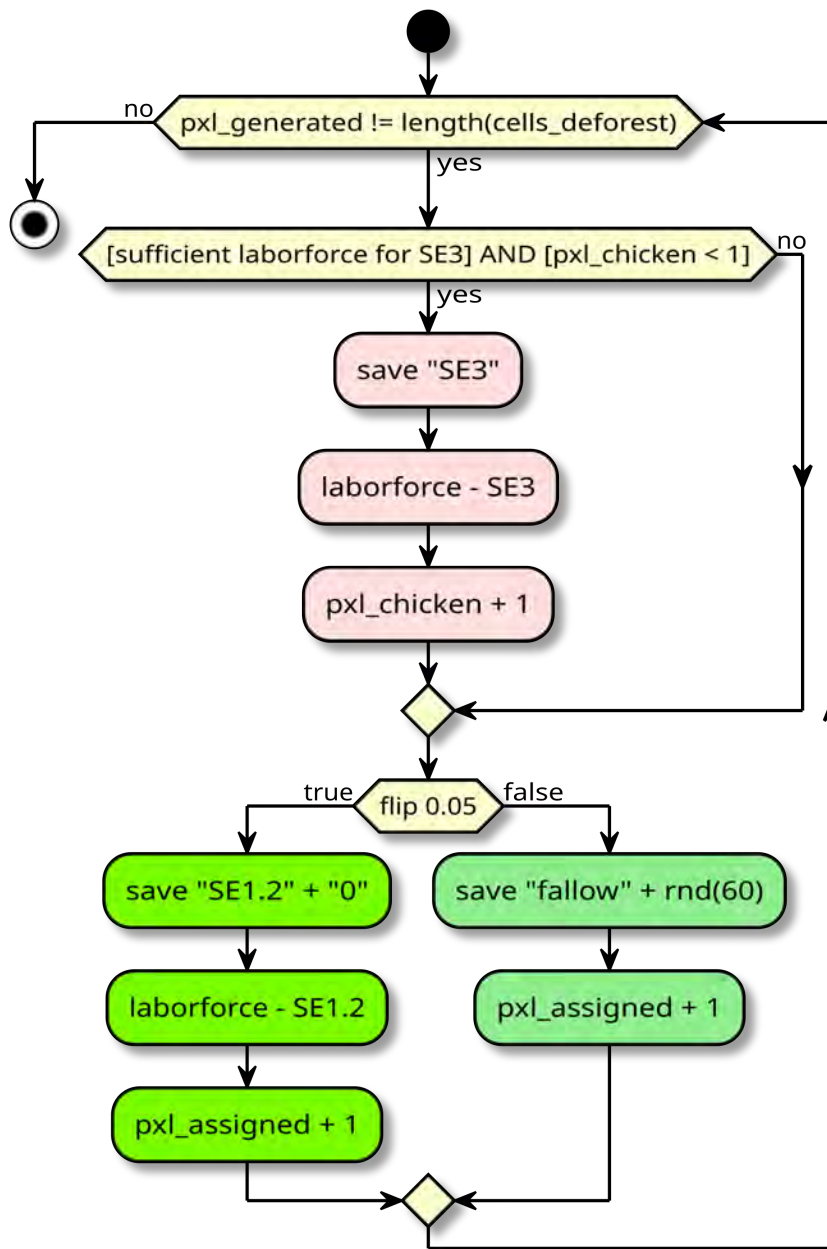


Figure d – Diagramme UML d'activité de la procédure de génération de *Land Use* du SP2.

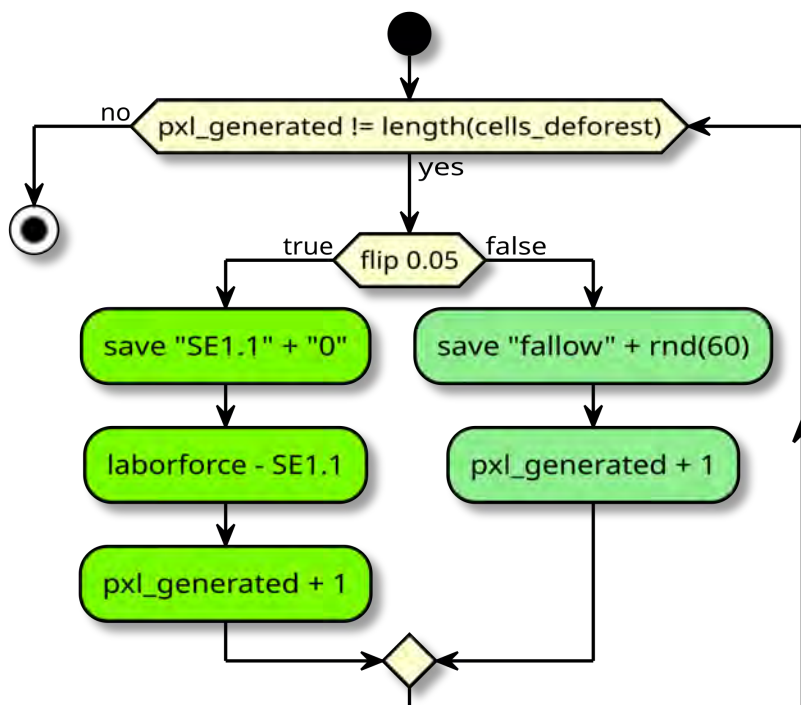


Figure e – Diagramme UML d'activité de la procédure de génération de *Land Use* du SP3.

Liste des figures

| | |
|---|----|
| Partie I : Fondations | 7 |
| 1.1 Phases logarithmiques des interactions société-environnement | 12 |
| 1.2 Transitions d'usage du sol | 13 |
| 2.1 Simplification d'un taureau par Picasso | 30 |
| 2.2 Modèle de Burgess (1925) | 38 |
| 2.3 Modèle de Hoyt (1939) | 39 |
| 2.4 Modèle de Schelling simulé sous NetLogo | 44 |
| 2.5 Schéma illustrant le fonctionnement d'un modèle à base d'agents | 46 |
| 2.6 Le "fer à cheval", grille de lecture des modèles de systèmes complexes en géographie | 48 |
| 2.7 Méthodologies inductive et déductive et distinction <i>pattern/process</i> | 54 |
| 2.8 Fonctionnement schématique de la démarche PBM. | 57 |
| 2.9 Procédure générale de modélisation <i>pattern-based</i> (PBM) | 58 |
| 2.10 Processus de modélisation 4-SSIMP d'un système complexe | 66 |
| 2.11 Représentation artistique de la " <i>Weather Forecasting Factory</i> " | 68 |
| 3.1 Modélisation de la transition forestière de trois pays développés | 81 |
| 3.2 Principaux <i>drivers</i> de la perte de couvert forestier entre 2001 et 2015 | 85 |
| 3.3 Ensembles géographiques et découpage administratif de l'Équateur continental . . | 87 |
| 3.4 Photographie : panorama sur la forêt amazonienne | 88 |
| 3.5 Photographie : paysage typique du nord de l'Amazonie équatorienne | 89 |

| | | |
|------|--|-----|
| 3.6 | Découpage de l' <i>Oriente</i> en concessions pétrolières | 90 |
| 3.7 | Colonisation agricole sous la forme "d'arêtes de poisson" | 91 |
| 3.8 | Cartographie des migrations internes en Équateur | 95 |
| 3.9 | Photographie : puits de pétrole à proximité de la <i>vía Auca</i> | 97 |
| 3.10 | Cartes de localisation. | 99 |
| 3.11 | Classifications de l'occupation et de l'usage du sol des environs de la <i>parroquia</i> de Dayuma | 101 |
| 3.12 | Cartographie de la déforestation de la <i>parroquia</i> de Dayuma entre 1990 et 2016 . . . | 102 |
| 3.13 | <i>Intensity analysis</i> : superficie occupée par année, selon la catégorie d'occupation et d'usage du sol | 104 |
| 3.14 | <i>Intensity analysis</i> : cumuls des changements sur la période 1990-2016 par catégorie | 105 |
| 3.15 | <i>Intensity analysis</i> : intensité des changements pour les trois intervalles : 1990-2000, 2000-2008 et 2008-2016 | 105 |
| 3.16 | <i>Intensity analysis</i> : intensité des changements selon la catégorie et l'intervalle temporel | 107 |
| 3.17 | <i>Intensity analysis</i> : intensité de la transition vers la classe "agriculture", selon la catégorie et l'intervalle temporel | 108 |
| 3.18 | <i>Intensity analysis</i> : intensité de la transition depuis la classe "forêt", selon la catégorie et l'intervalle temporel | 108 |
| | Partie II : Modélisations | 115 |
| 4.1 | Classifications de l'occupation et de l'usage du sol utilisées pour le modèle PBM. . . | 117 |
| 4.2 | Premier ensemble de variables : distances euclidiennes et MNT | 120 |
| 4.3 | Localités rurales et <i>manzanas</i> utilisées pour spatialiser les variables statistiques. . . | 122 |
| 4.4 | Deuxième ensemble : les variables socio-démographiques | 123 |
| 4.5 | Périodes de calibration et de simulation du modèle. | 124 |
| 4.6 | Exemple d'un réseau neuronal de type MLP | 125 |
| 4.7 | Démarche de modélisation PBM sous Land Change Modeler | 127 |
| 4.8 | Carte du potentiel de transition | 128 |

| | | |
|------|--|-----|
| 4.9 | Comparaison visuelle entre la classification et le résultat de la simulation | 130 |
| 4.10 | Courbe ROC | 133 |
| 4.11 | Erreurs et exactitudes de la prédiction : croisement pixel à pixel des deux cartes de références et de la carte simulée. | 135 |
| 5.1 | Illustration d'un ABM "nourri" aux données empiriques | 146 |
| 5.2 | Représentation graphique du <i>CAP framework</i> | 149 |
| 5.3 | Exemples de paysages virtuels générés par des ALG | 152 |
| 5.4 | Métaphore du train illustrée. | 154 |
| 5.5 | Nature et méthode de collecte des données empiriques utilisées par notre modèle ABM | 155 |
| 5.6 | Arbre des options de paramétrage des agents humains dans les modèles ABM appliqué à notre situation | 156 |
| 5.7 | Schéma du <i>workflow</i> de l'initialisation de notre modèle. | 157 |
| 5.8 | Cadastre chargé dans le modèle | 159 |
| 5.9 | Secteurs du recensement et réseau routier chargés lors de l'initialisation du modèle | 160 |
| 5.10 | Composition d'un SP (système de production) | 161 |
| 5.11 | Paramétrage du poids de chacun des critères de l'EMC pour chaque SP. | 166 |
| 5.12 | Génération et allocation spatiale des ménages, allocation de la typologie comportementale aux ménages | 167 |
| 5.13 | Taux de déforestation moyen par parcelle après allocation de la typologie d'agents . | 168 |
| 5.14 | Indice de défriche à 50% après allocation de la typologie d'agents | 169 |
| 5.15 | Indice de distance à la <i>via Auca</i> après allocation de la typologie d'agents | 169 |
| 5.16 | Part de ménages <i>indigena</i> selon le SP, après allocation de la typologie d'agents | 170 |
| 5.17 | Conversion des pixels de la class "agriculture" en différents <i>land uses</i> agricoles. . . . | 172 |
| 5.18 | Vue d'ensemble de la procédure de génération de paysage virtuel distribuée | 174 |
| 5.19 | Exemple, à l'échelle de la parcelle, de paysages virtuels générées par les cinq procédures propres aux SP | 175 |

| | | |
|------|--|-----|
| 5.20 | Comparaison de l'environnement du modèle avant et après la procédure de génération de paysage virtuel. | 176 |
| 5.21 | Part moyenne des différents <i>Land Uses</i> (LU) dans la déforestation des parcelles . . . | 177 |
| 5.22 | Procédure d'initialisation du modèle | 180 |
| 5.23 | Les sept éléments du protocole ODD originel | 182 |
| 5.24 | Diagramme d'activité UML | 187 |
| 5.25 | Comparaison visuelle entre la classification et le résultat de la simulation | 194 |
| 5.26 | Erreurs et exactitudes de la prédiction : croisement pixel à pixel des deux cartes de référence et de la carte simulée. | 197 |
| 6.1 | Comparaison des erreurs et exactitudes des modèles PBM et ABM : croisement pixel à pixel des cartes simulées par l modèles et d'une carte de référence | 205 |
| 6.2 | Rapprochements envisagés entre les approches <i>pattern</i> et <i>process</i> (couplages faibles) | 207 |
| 6.3 | Proposition d'une méthodologie couplant PBM et ABM. | 213 |
| a | Procédure de génération de <i>Land Use</i> du SP1.1 | 260 |
| b | Procédure de génération de <i>Land Use</i> du SP1.2 | 261 |
| c | Procédure de génération de <i>Land Use</i> du SP1.3 | 262 |
| d | Procédure de génération de <i>Land Use</i> du SP2 | 263 |
| e | Procédure de génération de <i>Land Use</i> du SP3 | 264 |

Liste des tableaux

| | |
|--|-----|
| Partie I : Fondations | 7 |
| 1.1 Exemple de matrice de confusion | 22 |
| 2.1 Caractéristiques générales des approches de modélisation <i>pattern-based</i> et <i>process-based</i> | 72 |
| 3.1 Métriques paysagères calculées pour les 4 classes et les 4 dates | 110 |
| Partie II : Modélisations | 115 |
| 4.1 Source et dates de données utilisées pour produire les variables explicatives utilisées pour calibrer le modèle PBM. | 119 |
| 4.2 Coefficient V de Cramer entre la transition de la classe forêt vers la classe "agriculture" et les variables explicatives relatives au site et à la situation géographiques. . . | 120 |
| 4.3 Coefficient V de Cramer entre la transition de la classe "forêt" vers la classe "agriculture" et chacune des variables explicatives relatives à la socio-démographie. | 124 |
| 4.4 Matrice de transition utilisée par le modèle PBM | 129 |
| 4.5 Part du territoire d'étude occupée par chacune des classes d'occupation du sol pour l'année 2016, observée et simulée | 130 |
| 4.6 Métriques paysagères calculées pour la classification et pour la simulation PBM. . . | 132 |
| 4.7 Budgétisation des erreurs et des exactitudes : calculs supplémentaires. | 134 |
| 5.1 Caractéristiques des différents SP. | 164 |
| 5.2 Définition des différents SC et SE (adapté du diagnostic agraire de MORIN (2015)). . . | 173 |

| | | |
|-----|---|-----|
| 5.3 | Part du territoire d'étude occupée par chacune des classes d'occupation du sol pour l'année 2016, observée et simulée | 195 |
| 5.4 | Métriques paysagères calculées pour la classification et pour la simulation ABM . . . | 196 |
| 6.1 | Métriques paysagères calculées pour les classes FOR et AGR sur la classification, la sortie PBM et la sortie ABM | 202 |

