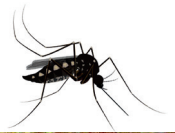


# TÉLÉDÉTECTION ET MODÉLISATION SPATIALE

Applications à la surveillance et au contrôle  
des maladies liées aux moustiques

Annelise Tran, Éric Daudé, Thibault Catry, coord.





Téledétection  
et modélisation spatiale

Applications à la surveillance  
et au contrôle des maladies  
liées aux moustiques

Annelise Tran, Éric Daudé, Thibault Catry,  
coordinateurs

Éditions Quæ

## Collection Update Sciences & Technologies

Public policies and food systems  
in Latin America  
J.-F. Le Coq, C. Grisa, S. Guéneau,  
P. Niederle, coord.  
2022, 446 p.

La santé globale au prisme de l'analyse  
des politiques publiques  
S. Gardon, A. Gautier, G. Le Naour,  
O. Faugère, R. Payre, coord.  
2020, 248 p.

Méthodes d'investigation  
de l'alimentation et des mangeurs  
O. Lepiller, T. Fournier, N. Bricas,  
M. Figuié, coord.  
2021, 244 p.

Manger en ville  
Regards socio-anthropologiques d'Afrique,  
d'Amérique latine et d'Asie  
A. Soula, C. Yount-André, O. Lepiller,  
N. Bricas, J-P. Hassoun, coord.  
2020, 172 p.

Eating in the city  
Socio-anthropological perspectives  
from Africa, Latin America and Asia  
A. Soula, C. Yount-André, O. Lepiller,  
N. Bricas, J-P. Hassoun, coord., D. Manley  
(traduction)  
2021, 158 p.

Cet ouvrage a bénéficié du soutien du Cirad et de l'IRD.

### Pour citer cet ouvrage

Tran A., Daudé É., Catry T., coord., 2022. *Télé-détection et modélisation spatiale. Applications à la surveillance et au contrôle des maladies liées aux moustiques*, Versailles, Quæ, 148 p.

Éditions Quæ  
RD 10, 78026 Versailles Cedex  
[www.quae.com](http://www.quae.com) – [www.quae-open.com](http://www.quae-open.com)

© Éditions Quæ, 2022

ISBN (imprimé) : 978-2-7592-3628-2  
ISBN (ePub) : 978-2-7592-3630-5

ISBN (pdf) : 978-2-7592-3629-9  
ISSN : 1773-7923

Cet ouvrage est diffusé sous licence CC-by-NC-ND 4.0.

# Table des matières

---

<b>Préface</b> .....	7
<b>Introduction générale</b> .....	11
<i>Thibault Catry, Éric Daudé, Nadine Dessay, Annelise Tran</i>	
Notions de télédétection.....	12
Introduction aux systèmes d'information géographique.....	15
 <b>PARTIE 1</b> <b>INFORMATIONS SPATIALES POUR LA SURVEILLANCE</b> <b>DES MOUSTIQUES VECTEURS ET DES MALADIES ASSOCIÉES</b>  	
<b>Chapitre 1. Liens entre moustiques vecteurs et environnement : apport des méthodes de télédétection satellite</b> .....	19
<i>Renaud Marti, Claire Teillet, Hobiniaina Anthonio Rakotoarison, Florence Fournet</i>	
Liens entre moustiques vecteurs et environnement.....	22
Description de l'environnement par des approches de télédétection satellite.....	27
Références.....	37
<b>Chapitre 2. Indices spectraux et classifications d'images multispectrales pour la cartographie du risque vectoriel</b> .....	43
<i>Annelise Tran, Renaud Marti, Vincent Herbreteau</i>	
Cartographie de l'occupation du sol par télédétection pour modéliser la distribution des moustiques <i>Anopheles</i> en Camargue.....	45
Indices spectraux dérivés d'images de télédétection, comme facteurs environnementaux des cas humains de fièvre du Nil occidental en Europe.....	47
Production automatisée d'indices spectraux : exemple de l'outil Sen2Extract.....	49
Références.....	51
<b>Chapitre 3. Estimation des températures de l'air à partir d'images satellite et de stations météorologiques</b> .....	53
<i>Barbara Boufhal, Alexandre Cebeillac, Éric Daudé</i>	
Des données pour mesurer les températures.....	53
Estimation des températures de l'air : différentes méthodes.....	54
Applications à Bangkok.....	56
Conclusion.....	61
Références.....	61

**Chapitre 4. Du recensement au bâtiment : génération de populations synthétiques... 63**

*Alexandre Cebeillac, Olivier Gillet, Éric Daudé*

Désagréger et redistribuer la population .....	64
Population synthétique, une méthodologie au service d'une analyse spatiale fine des problématiques de santé .....	69
Conclusion .....	71
Références .....	71

**Chapitre 5. Texture des images satellite et caractérisation des milieux urbains favorables aux moustiques vecteurs ..... 73**

*Claire Teillet, Ophélie Hoarau, Nausicaa Habchi-Hanriot, Benjamin Pillot, Thibault Catry, Annelise Tran*

Différentes méthodes pour caractériser la texture d'une image .....	74
Étude des relations entre variables urbaines et distribution des cas de dengue à Brasília par une approche texturale .....	76
Cartographie de la distribution des gîtes larvaires potentiels du moustique-tigre à La Réunion .....	79
Conclusion .....	82
Références .....	83

PARTIE 2

ANALYSER ET PRÉDIRE L'EFFET DE VARIABLES ENVIRONNEMENTALES SUR LA DISTRIBUTION ET LA DYNAMIQUE DES MOUSTIQUES VECTEURS

**Chapitre 6. Modèles basés sur les données : cartographier la distribution spatiale des vecteurs..... 87**

*Yi Moua, Emmanuel Roux*

Les modèles de distribution d'espèces .....	87
Le modèle Maxent.....	89
Biais d'échantillonnage et minimisation de leurs impacts sur la modélisation .....	89
Application au principal vecteur du paludisme en Guyane française.....	90
Conclusion .....	95
Références .....	97

**Chapitre 7. Modèles fondés sur les connaissances : exemple d'un outil d'évaluation multicritère pour la santé publique..... 99**

*Fanjaso Rakotomanana, Hobiniaina Anthonio Rakotoarison*

L'approche multicritère spatialisée, une approche fondée sur les connaissances .....	100
Exemple d'application sur le risque de paludisme dans les Hautes Terres centrales de Madagascar .....	102
Conclusion .....	107
Références .....	107

**Chapitre 8. Arbocarto : un modèle mécaniste fondé sur le cycle de vie des moustiques *Aedes* ..... 109**

*Renaud Marti, Marie Demarchi, Mathieu Castets, Annelise Tran*

Un modèle générique construit sur le cycle de vie du moustique.....	110
Adaptation du modèle aux espèces <i>Aedes albopictus</i> et <i>Aedes aegypti</i> et spatialisation.....	112

Implémentation, initialisation et simulation des abondances de moustiques <i>Aedes</i> .....	113
Arbocarto : une interface adaptée aux actions de la lutte antivectorielle.....	116
Références .....	118
<b>Chapitre 9. Simulation spatiale du risque de propagation de la dengue à partir de modèles comportementaux vecteurs et hôtes.....</b>	<b>119</b>
<i>Éric Daudé, Sébastien Rey-Coyrehourcq, Alexandre Cebeillac</i>	
Modèles individus-centrés et spatialisés.....	120
Application à la dengue à Bangkok : MO <sup>3</sup> , méthodes et données.....	122
Simulations du modèle MO <sup>3</sup> .....	127
Conclusion .....	129
Références .....	130
<b>Conclusion générale et perspectives .....</b>	<b>131</b>
<i>Thierry Baldet, Hélène Guis</i>	
Références .....	135
<b>Remerciements.....</b>	<b>137</b>
<b>Glossaire .....</b>	<b>139</b>
<b>Liste des sigles .....</b>	<b>141</b>
<b>Les auteurs .....</b>	<b>145</b>





# Préface

---

**Moustiques.** Un mot générique bien pratique pour simplifier une grande diversité biologique, écologique, sanitaire, sociale, économique et historique. Les moustiques, *Culicidae* de leur nom scientifique, regroupent les 3600 espèces décrites sur terre, plus toutes celles non encore décrites. Si la nature a horreur du vide, les moustiques aussi. On les trouve sur tous les continents, dans tous les écosystèmes, et ce, depuis bien plus longtemps que les humains.

Mais, lecteur humain, tu n'en as pas conscience. Seul te préoccupe le moustique qui empêche de dormir, de profiter de la soirée en plein air et, selon le lieu où tu vis, le moustique responsable de maladies dans ta famille ou chez tes animaux domestiques.

**Émergence.** Ce mot est devenu à la mode ces dernières années. Les humains ont pris conscience que des maladies pouvaient émerger. Charles Nicolle dans *Destin des maladies infectieuses* écrivait déjà en 1933 : « il y aura des maladies [infectieuses] nouvelles. C'est un fait fatal ». Certaines de ces maladies, qui émergent de foyers sauvages, à l'issue de changements environnementaux, climatiques, démographiques, sociétaux, culturels, sanitaires, économiques, etc. sont à transmission vectorielle, et parfois les moustiques en sont les responsables en inoculant virus et parasites.

Les moustiques sont des insectes, mais leur étude et leur contrôle vont bien au-delà de l'entomologie (*entoma*, l'insecte en grec ancien). De nombreuses disciplines complémentaires sont mobilisées, de la taxonomie à la santé publique. La télédétection et la modélisation spatiale en font partie et sont maintenant des composantes indispensables de l'entomologie médicale et vétérinaire, mais aussi agricole.

Hippocrate, philosophe et médecin grec, fait déjà, au v<sup>e</sup> siècle avant notre ère, le lien entre environnement et maladies. Il décrit des fièvres ayant la symptomatologie du paludisme et observe une association entre les marais et ces fièvres dans son traité *Des airs, des eaux et des lieux*. Évidemment, à l'époque, si on se plaignait probablement des moustiques, le lien de causalité avec le paludisme était impossible à faire. Plus proche de nous, sur l'actuel territoire hexagonal, la Vendée, la Sologne, les Dombes, la Camargue étaient envahies de moustiques et les fièvres y étaient fréquentes jusqu'au début du xx<sup>e</sup> siècle. La construction du château de Versailles, avant canalisation des eaux de surfaces, a été le théâtre de nombreux décès probablement dus au paludisme.

C'est seulement à l'aire pastorienne, donc très récemment, que les liens de causalité entre milieux, climat, moustiques, microbes et maladies ont été précisés. Depuis 20 ans nous sommes maintenant capables d'aller beaucoup plus loin dans la compréhension de ces associations, grâce aux nouvelles techniques de génomique, mais aussi grâce à la télédétection, à l'analyse spatiale des phénomènes biologiques, moustiques compris, et à la modélisation des risques sanitaires.

La diversité biologique des moustiques est extraordinaire. Les 3 600 espèces sont particulièrement bien adaptées à des milieux et biotopes spécifiques. Certaines espèces ne se trouvent, à l'état larvaire, que dans des gîtes très particuliers, comme des phytotelmes arborés ou des urnes de plantes carnivores comme les népenthès. D'autres sont moins exigeantes et se développent dans des lacs, des marécages, des bords de rivières; d'autres enfin se trouvent presque uniquement dans des collections d'eau artificielles créées par les humains. Certaines espèces ne sont connues que dans une seule zone (*Aedes pia* à Mayotte) et d'autres, profitant de l'environnement urbain, se retrouvent sur tous les continents (*Aedes albopictus*). Certaines se nourrissent du sang de nombreux animaux, dont l'humain (*Anopheles arabiensis*), alors que d'autres ont des régimes alimentaires très stricts (miellat de fourmis pour *Malaya* sp.). Plusieurs espèces sont capables de passer la saison sèche ou froide sous forme d'œufs en diapause (*Aedes*) ou sous forme adulte au repos dans des abris, dont les maisons ou les étables. Mais tous ont besoin d'eau pour pondre leurs œufs et permettre le développement des larves et des nymphes. L'eau, par sa présence, sa qualité, ses caractères physico-chimiques et biotiques (plantes, nourriture, prédateurs), est donc un paramètre essentiel de la biologie des moustiques. Toute approche visant à décrire, analyser et corrélérer les paramètres liés à l'eau (pluviométrie, aménagements, végétation, etc.) permet de mieux estimer, voire prédire, la présence et l'abondance des différentes espèces et populations de moustiques, et les risques afférents.

Ces risques ne sont pas anodins. L'histoire est riche de destins contrariés par les moustiques, de la mort d'Alexandre le Grand attribuée au paludisme (*Anopheles*) ou à la fièvre West Nile (*Culex*), au creusement du canal de Panama freiné par le paludisme et la fièvre jaune (*Aedes*), jusqu'à l'abandon récent, par leurs habitants, d'immeubles végétalisés envahis de moustiques-tigres en Chine. La liste des agents infectieux transmis aux humains et aux animaux par les différentes espèces de moustiques est impressionnante. Près de 100 maladies humaines sont attribuables aux moustiques. Certaines sont encore rares, comme la fièvre de Mayaro en Amérique du Sud. D'autres sont trop fréquentes comme le paludisme, qui tue près de 400 000 enfants par an en Afrique, ou la dengue, qui touche, d'après l'OMS, plus de 300 millions de personnes par an sur tous les continents.

Les enjeux sanitaires, sociaux et économiques liés aux moustiques sont donc colossaux, mais les enjeux écologiques le sont également. Si les moustiques ont bien leur place dans les chaînes trophiques et sont une composante de la biodiversité, il n'en reste pas moins que le contrôle des quelques espèces responsables de grandes maladies humaines (et animales) est nécessaire. Ce contrôle doit être rationalisé, intégré, ajusté, durable, accepté et le moins impactant possible sur l'environnement. L'ère de l'usage intensif d'insecticides se termine. D'autres méthodes plus ciblées, y compris géographiquement, sont en développement. Les approches de téledétection, d'analyse spatiale et de modélisation sont devenues indispensables, bien qu'encore insuffisamment utilisées dans l'aide à la décision pour atteindre ces objectifs.

Les exemples pris dans cet ouvrage — *Anopheles* et risques de paludisme en Camargue, en Guyane française, en Asie ou à Madagascar; *Aedes* et risques de dengue en Thaïlande, au Brésil ou dans l'océan Indien — démontrent que la téledétection et la modélisation spatiale, appliquées aux moustiques et aux maladies dont ils peuvent être responsables, sont indispensables. Ils démontrent également que l'interdisciplinarité

est nécessaire. Des modèles bâtis sur des données biologiques mal documentées, non seulement sont sans intérêt, mais peuvent donner de faux espoirs à ceux qui les utiliseront. Inversement, un travail d'échantillonnage de terrain rigoureux restera mal exploité sans une bonne modélisation spatiale.

Chaque communauté scientifique a ses concepts et son langage. Se tromper de symposium spécialisé peut devenir un calvaire si on n'en maîtrise pas les codes. Lâchez un entomologiste dans un congrès sur la télédétection, ou un géomaticien au meeting annuel de la Société d'écologie des vecteurs, il n'est pas certain que les mots ou acronymes comme réflectance, fauchée, exophile, sternite, univoltin, mode raster, diapause, signature spectrale, gonotrophique, MODIS, NDVI et autre NDWI, soient perçus comme ils le méritent. Seul le mot vecteur sera peut-être compris par tous, mais avec deux sens bien différents : biologique et géomatique. Le mérite de ce livre écrit par des spécialistes ayant pu se confronter, voire appartenant, aux deux communautés est de rendre accessibles ces concepts à l'aide d'exemples concrets bien documentés. Merci et félicitations aux auteurs. Cet ouvrage sera une référence très utile pour tous ceux qui, conscients de la nécessité d'une approche globale, spatiale et environnementale, pour étudier les moustiques (et au-delà les autres vecteurs) et documenter leur biologie, leurs distributions, leurs impacts et leur contrôle, sont à la recherche d'exemples pour comprendre et utiliser la télédétection et la modélisation spatiale.

Ce livre est un pont entre les communautés invitant les entomologistes à « prendre de la hauteur », et les télédéTECTEURS et géomaticiens à découvrir le monde fascinant des moustiques.

*Didier Fontenille*  
*Entomologiste médical, directeur de recherche*  
*IRD, UMR MIVEGEC (université de Montpellier, IRD, CNRS)*



# Introduction générale

---

*THIBAUT CATRY, ÉRIC DAUDÉ, NADINE DESSAY, ANNELISE TRAN*

La télédétection fournit des données d'observation de la Terre qui peuvent être particulièrement utiles pour la cartographie et la modélisation en santé. Pour l'Organisation mondiale de la santé (OMS), l'identification, le suivi et le contrôle des populations d'arthropodes vecteurs constituent la priorité en matière de surveillance des maladies à transmission vectorielle. À ce titre, depuis plus de deux décennies, de nombreux travaux ont montré que les images satellite, et plus généralement les données spatialisées, permettent l'identification des variables environnementales et climatiques qui influencent les dynamiques spatio-temporelles des maladies vectorielles, et notamment celles dont l'agent pathogène est transmis par des moustiques. La diversité actuelle des capteurs satellite permet d'accéder à des données à une résolution spatiale et temporelle suffisamment élevée pour (i) caractériser différentes variables environnementales et climatiques (occupation du sol, précipitations, température, humidité, etc.) associées à la présence d'habitats favorables, à l'occurrence et à l'abondance des vecteurs, (ii) développer des méthodes et outils de prévision des risques associés à ces vecteurs et aux agents pathogènes qu'ils transmettent, et ce, à différentes échelles et (iii) contribuer à la surveillance de l'évolution de ce risque. Ces travaux reposent sur des méthodes avancées de traitement d'images satellite (classifications pixel ou objet, utilisation de séries temporelles, algorithmes d'intelligence artificielle, voir partie 1) multicapteurs (optique, radar, lidar, etc.) et multirésolutions (moyenne, haute, très haute résolution spatiale), ainsi que sur l'intégration de ces variables issues de la télédétection couplées à d'autres types d'information spatiale dans des approches de modélisation (basées sur les connaissances, les données, les processus ou les comportements, voir partie 2). Ces modèles permettent la prise en compte d'un grand nombre de variables (notamment environnementales et climatiques) dans des systèmes complexes dynamiques et améliorent la compréhension de l'épidémiologie des maladies vectorielles dues aux moustiques et des mécanismes de leur transmission, qui représentent un enjeu majeur de santé publique.

Issues de ces travaux développés dans le cadre de programmes de recherche, des méthodes opérationnelles reposant sur la télédétection et la modélisation se sont multipliées ces dernières années dans le domaine de la santé. Des produits (cartes de risque, chaînes de traitement) ont ainsi pu être mis à disposition par des infrastructures comme le pôle de données et de services surfaces continentales Theia<sup>1</sup> et en particulier

---

1. <https://www.theia-land.fr/>

par son centre d'expertise scientifique (CES) «Risques maladies infectieuses»<sup>2</sup>. De telles initiatives ont permis de fédérer des communautés de chercheurs, venus de la géomatique et d'autres disciplines comme l'entomologie et l'épidémiologie, ainsi que des acteurs de la santé publique autour de l'objectif commun d'améliorer les connaissances et les outils de lutte contre les maladies vectorielles dues aux moustiques. En particulier, le projet Anisette<sup>3</sup> (Analyse inter-site : évaluation de la téledétection comme outil prédictif pour la surveillance et le contrôle de maladies causées par des moustiques), financé par le Centre national d'études spatiales (Cnes) entre 2018 et 2022, a eu pour objectif de mesurer l'interopérabilité de méthodes couplant téledétection et modélisation spatiale pour prédire la dynamique des moustiques vecteurs et des maladies associées. Il s'appuie sur les résultats de différents projets de recherche, clôturés ou en cours, menés par des équipes issues de différentes unités mixtes de recherche (ASTRE, Espace-Dev, IDEES et TETIS) qui abordent la modélisation entomologique en étroite collaboration avec d'autres organismes comme le réseau des instituts Pasteur, et en particulier l'Institut Pasteur de Madagascar. L'interopérabilité des méthodes développées dans le cadre de ces projets a été testée sur plusieurs sites en Amérique du Sud (Brésil, Antilles, Guyane), en Europe (France), dans l'océan Indien (Madagascar, Maurice, La Réunion), en Asie du Sud et du Sud-Est (Inde, Thaïlande, Cambodge) et en Océanie (Nouvelle-Calédonie).

Le présent ouvrage est le fruit des travaux et réflexions menés dans le cadre du projet Anisette, et présente de manière synthétique les concepts théoriques, les approches méthodologiques, les outils et les principaux résultats obtenus par l'équipe du projet, composée principalement de géographes, géomaticiens et modélisateurs. Avec pour objectif d'introduire les concepts de téledétection et de modélisation spatiale appliquées à l'étude des maladies impliquant des moustiques vecteurs, il s'adresse à un public non expert souhaitant s'initier à ces notions et à leurs applications en santé publique<sup>4</sup>. L'ouvrage s'organise en deux parties distinctes : la première partie aborde les méthodes de téledétection pour l'identification et la caractérisation des déterminants environnementaux et climatiques des populations de moustiques vecteurs. La seconde partie se focalise sur l'intégration de ces variables dans différentes approches de modélisation pour la mise en place d'outils opérationnels de surveillance des maladies vectorielles dont sont responsables certaines espèces de moustiques. Afin de faciliter la lecture, plusieurs termes techniques — liés aux différents domaines concernés : entomologie, épidémiologie, téledétection, géomatique, mathématiques — sont définis au fil du texte et regroupés dans un glossaire final. Une liste des sigles utilisés et de leurs déclinaisons est aussi proposée en fin d'ouvrage.

### ►► Notions de téledétection

La téledétection est définie comme l'ensemble des techniques utilisées pour collecter des informations sur des objets à distance; en particulier, l'observation de la Terre utilise un instrument (le capteur), embarqué à bord d'une plateforme (satellite, avion,

2. <https://www.theia-land.fr/ceslist/ces-risques-maladies-infectieuses/>

3. <https://anisette.cirad.fr/>

4. Pour des informations plus complètes sur la biologie et l'écologie des moustiques vecteurs, le lecteur pourra se référer à l'ouvrage *Le moustique, ennemi public n° 1 ?*, coordonné par S. Lecollinet, D. Fontenille, N. Pagès et A.-B. Failloux, et récemment publié aux Éditions Quæ.

drone, etc.), pour caractériser la surface de la Terre (les surfaces continentales, les océans ou l'atmosphère). Les exemples typiques de télédétection incluent l'utilisation de l'imagerie satellitaire ou de la photographie aérienne.

## Principales caractéristiques des capteurs de télédétection

Il existe différents types de capteurs en télédétection. Les capteurs passifs mesurent le rayonnement naturel émis ou réfléchi par la surface observée, ce sont par exemple les capteurs optiques, qui dépendent d'une source d'énergie externe : la lumière du soleil. Les capteurs actifs mesurent, eux, la réflexion du rayonnement qu'ils émettent, c'est le cas des radars, qui émettent leur propre source d'énergie, et mesurent la rugosité et l'humidité des surfaces.

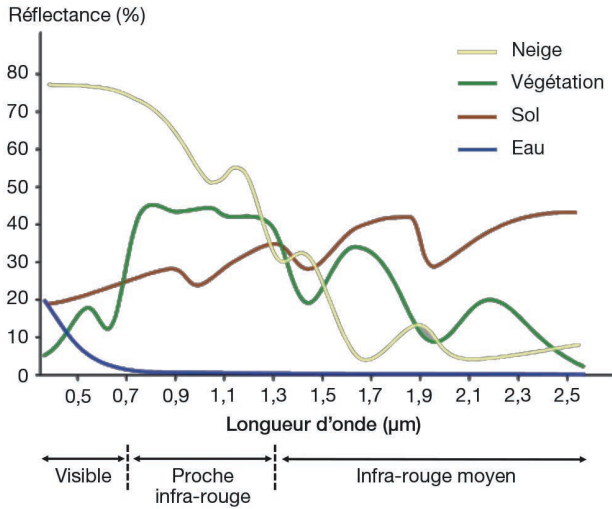
Les signaux mesurés par les capteurs de télédétection sont appelés « rayonnement électromagnétique » et possèdent des propriétés que l'on peut mesurer et qui servent à les décrire : la longueur d'onde (représentant la périodicité spatiale des oscillations, c'est-à-dire la distance entre deux maxima de l'oscillation), l'amplitude (ou intensité, correspondant à la valeur maximale de l'oscillation) et la polarisation (relation entre l'amplitude et la direction de propagation de l'onde). Les capteurs mesurent la quantité d'énergie transportée par le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par les surfaces et, en particulier, l'albédo ou réflectance hémisphérique directionnelle, défini comme le rapport entre l'énergie réfléchie et l'énergie reçue. Les images panchromatiques, en noir et blanc, sont obtenues à partir de l'enregistrement de ce rayonnement dans un unique intervalle de longueur d'onde. Lorsque cette mesure s'effectue dans différentes longueurs d'onde, on parle de mesure « multispectrale ». Les capteurs de télédétection peuvent mesurer des signaux dans le spectre du visible (télédétection optique), de l'infrarouge ou des micro-ondes (télédétection radar), apportant ainsi des informations complémentaires. Les capteurs peuvent être situés au sol, sur des avions ou des drones (on parle de capteurs aéroportés) ou sur des satellites. La plupart des capteurs d'observation de la Terre organisent l'information acquise sous forme d'images numériques, caractérisées par la taille de pixel et la largeur de la prise de vue (la *fauchée*).

Les capteurs de télédétection sont principalement caractérisés par trois résolutions :

- la résolution spatiale est la taille minimale des objets observables, étroitement liée à la taille élémentaire de chaque pixel de l'image. On parle de basse résolution pour des images dont la résolution spatiale est supérieure à 1 km, de moyenne résolution quand elle est comprise entre 100 m et 1 km, de haute résolution entre 10 et 100 m et de très haute résolution pour des valeurs métriques ;
- la résolution temporelle qui correspond au temps de revisite d'un satellite à un endroit donné, c'est-à-dire l'intervalle de temps entre deux prises de vue identiques ;
- la résolution spectrale qui caractérise la capacité d'un capteur à distinguer des signaux de longueurs d'onde différentes.

## La notion de signature spectrale

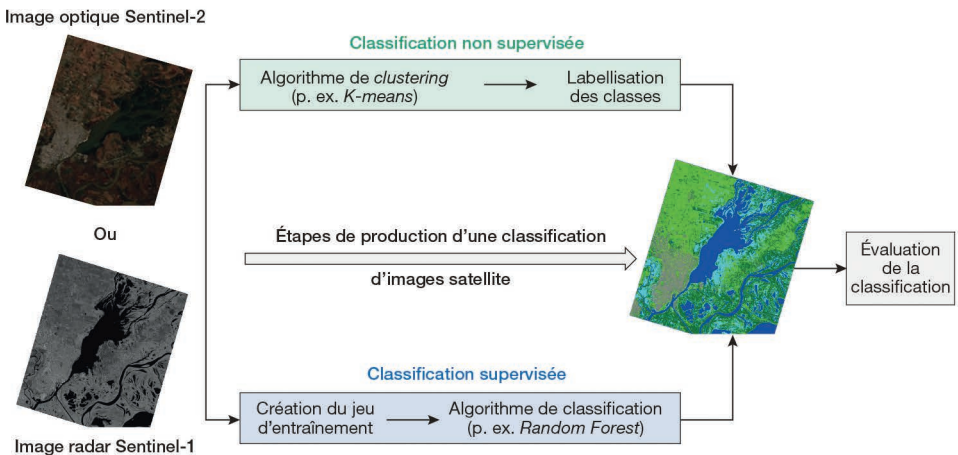
Chaque type de surface est caractérisé par sa signature spectrale, définie comme la variation de la réflectance en fonction de la longueur d'onde (figure I.1). La signature spectrale dépend de la nature de la surface, de ses propriétés physiques et de l'interaction qu'elle produit avec l'onde électromagnétique qu'elle reçoit.



**Figure I.1.** Les signatures spectrales des surfaces naturelles dans différentes gammes de longueurs d'onde. Adapté de <https://e-cours.univ-paris1.fr/>.

## Extraction de l'information des images satellite

Il existe différentes façons d'exploiter les informations spectrales contenues dans les images satellites. La méthode la plus simple consiste en une interprétation visuelle de l'image ou photo-interprétation. Des méthodes d'analyse plus complexes sont utilisées pour réaliser des classifications du contenu spectral des images, en se basant sur l'information contenue dans les pixels (approches orientées pixels) ou dans des objets qui sont des regroupements de pixels en régions homogènes (approches orientées objet). Ces approches de classification peuvent être non supervisées (sans connaissance *a priori* sur l'image à classer) ou supervisées (quand des connaissances *a priori* sont disponibles) [figure I.2]. Les algorithmes de classifications (*K-means*,



**Figure I.2.** Principes généraux des approches de classification supervisée et non supervisée d'images satellite optiques et radar.



*Random Forest, Support-Vector Machine, etc.*) traduisent l'information contenue dans chaque pixel ou objet en une classe thématique qui décrit l'image étudiée.

## Diffusion des images satellite

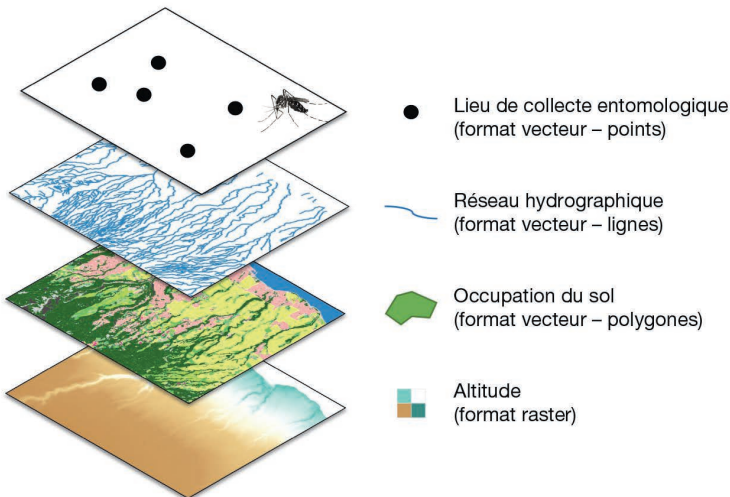
Il existe actuellement une très grande diversité de portails qui mettent à disposition des images satellite optiques et radar. C'est le cas pour les capteurs Sentinel-1 et 2 de l'Agence spatiale européenne dans le cadre du programme Copernicus<sup>5</sup>.

On trouve également un large éventail de logiciels, outils et algorithmes de traitement des images satellite qui sont libres et qui participent à la vulgarisation de cette technologie. Les informations extraites des images de télédétection peuvent par la suite être combinées et analysées avec d'autres données spatialisées à l'aide d'un système d'information géographique (SIG).

## ► Introduction aux systèmes d'information géographique

Les systèmes d'information géographique (SIG) sont des outils informatiques permettant l'acquisition, le stockage, la mise à jour, l'intégration, l'analyse, la visualisation et la restitution de données numériques géoréférencées (c'est-à-dire que l'on peut localiser dans l'espace par leurs coordonnées géographiques). Ils permettent de manipuler et de traiter des données spatialisées de natures et de sources différentes.

L'organisation des données géoréférencées (ou à référence spatiale) dans un SIG repose sur le principe suivant : chaque type d'objet (la végétation, les cours d'eau, les villes ou les résultats de piégeage des moustiques) est représenté par une couche d'information différente (figure I.3). La superposition de ces couches par correspondance spatiale permet de visualiser et d'analyser chaque couche d'information séparément (requête horizontale telle que : Quelles sont les espèces de moustiques observées et en quelles



**Figure I.3.** Principe d'organisation d'un système d'information géographique – couches d'information thématiques et modes de représentation.

5. <https://www.copernicus.eu/fr/propos-de-copernicus/infrastructure/decouvrez-nos-satellites>

abondances?) et les relations entre des couches d'information différentes (requête verticale telle que : Dans quel type d'occupation du sol observe-t-on les abondances de moustiques les plus élevées?).

Dans une même couche d'information spatiale, les objets sont de même nature et représentés selon deux modes possibles :

- le mode vectoriel ou « vecteur » : dans ce mode, chaque objet est représenté sous forme de polygones (p. ex. une parcelle de végétation), de lignes (p. ex. une route ou une rivière) ou de points (p. ex. localisation d'un site de piégeage) [figure I.3]. Le format de fichier vecteur le plus répandu est le format « .shp » (shapefile);
- le mode matriciel ou « raster » : dans ce mode, l'information spatiale est représentée sous forme d'une image (ou grille) composée de cellules de même taille appelées pixels (comme sur une image satellite). Le format de fichier raster le plus répandu est le format « .tif ».

Dans les deux cas, l'information géographique est couplée avec une information thématique renseignant sur les propriétés de l'objet. En mode vecteur, cette information thématique est stockée dans une table attributaire associée (par exemple, pour les résultats d'un piégeage entomologique, représenté sous forme de point, la table associée listera : date du relevé, espèces capturées, abondances, etc.). En mode raster, la valeur du pixel contient l'information représentée (pour une image satellite multi-spectrale, la valeur des pixels sera la valeur de réflectance mesurée par le capteur).

## Partie 1

---

# Informations spatiales pour la surveillance des moustiques vecteurs et des maladies associées

La première partie de cet ouvrage s'intéresse à l'identification des différentes variables environnementales, climatiques et démographiques qui influencent la présence et la dynamique des populations de moustiques, avec un focus particulier sur les images satellite et leur apport pour la thématique des maladies à transmission vectorielle.

Le premier chapitre de cette partie recense ces différentes variables ainsi que les données et méthodes de télédétection satellite qui permettent d'y avoir accès. Les chapitres suivants présentent quant à eux différentes approches reposant sur l'imagerie satellite pour l'extraction de ces variables : l'utilisation d'indices spectraux pour l'eau et la végétation (chapitre 2), l'étude des températures de l'air (chapitre 3), la caractérisation des populations humaines (chapitre 4) et enfin l'apport des approches basées sur la texture dans les images pour la caractérisation de l'environnement urbain (chapitre 5).



## Chapitre 1

---

# Liens entre moustiques vecteurs et environnement : apport des méthodes de télédétection satellite

RENAUD MARTI, CLAIRE TEILLET,  
HOBINIAINA ANTHONIO RAKOTOARISON, FLORENCE FOURNET

Certains traits biologiques sont communs aux près de 3600 espèces de moustiques (*Diptera* : *Culicidae*) répertoriées dans le monde et conditionnent une grande partie des relations avec l'environnement et différents facteurs météorologiques. En tant qu'éctothermes, les moustiques ont une température interne contrôlée par la température de leur environnement, qui conditionne ainsi leur physiologie, comportement, écologie et *in fine* leur survie (Reinhold *et al.*, 2018). Les moustiques ont quatre principaux stades de vie (figure 1.1). Les trois premiers ont une forme aquatique : l'œuf, la larve (avec 4 stades larvaires entrecoupés chacun d'une mue) et la nymphe. Le dernier stade, l'adulte, associé à la période de reproduction et de dispersion, a une forme aérienne. Les stades aquatiques se développent dans des collections d'eau appelées « gîtes larvaires », dont les caractéristiques varient selon les espèces de moustiques. En influant sur le développement de chacun des stades, de leurs transitions et de leurs mortalités associées, les facteurs météorologiques, tels que la température, les précipitations ou l'humidité, sont des déterminants clefs de la distribution et de la dynamique des populations de moustiques.

Seule la femelle des moustiques est hématophage et c'est au cours d'un repas de sang qu'elle peut être infectée par un agent pathogène (virus, bactérie ou parasite) et, après multiplication de ce dernier, le transmettre à un nouvel hôte : le moustique est alors appelé « vecteur ». En plus de leur influence sur l'écologie du moustique, les variations météorologiques impactent l'ensemble du cycle de transmission des agents pathogènes et de leur développement, et conditionnent les interactions entre populations humaines et moustiques vecteurs (Morin *et al.*, 2013; Stresman, 2010). Un cycle de développement plus rapide des moustiques et une durée de survie accrue accélèrent leur taux de reproduction et favorisent la prise d'un nombre croissant de repas sanguins. L'augmentation de la température ambiante est également associée à un taux plus rapide de réplication virale dans le vecteur ou à une accélération du cycle parasitaire, et donc à une période d'incubation extrinsèque plus courte. Si l'on considère une augmentation de quelques degrés, compatible avec la biologie actuelle du moustique, l'ensemble de ces

phénomènes tend à favoriser la transmission des agents pathogènes. Les effets du changement climatique en cours restent cependant difficiles à évaluer, car ils impactent de multiples facteurs et processus à différentes échelles et s'accompagnent d'autres modifications majeures conjointes, comme des processus de coévolution induits entre les populations d'arbovirus ou de parasites, d'arthropodes vecteurs et d'hôtes vertébrés. Par ailleurs, les microclimats locaux, auxquels sont exposés les moustiques, peuvent différer considérablement des mesures macroclimatiques, en particulier dans les environnements urbains hétérogènes (Wimberly *et al.*, 2020).

Si la plupart des arbovirus ou parasites transmis par des moustiques sont responsables de fardeaux bien plus importants dans les milieux tropicaux et subtropicaux, les pays des latitudes tempérées sont aussi affectés par certaines maladies vectorielles. Avec l'intensification des échanges internationaux et les effets des changements environnementaux et climatiques, les risques potentiels ou avérés de transmission ou de réémergence imposent d'adapter les stratégies de surveillance. Les espèces appartenant aux trois genres de moustiques *Anopheles*, *Aedes* et *Culex* présentent un intérêt majeur dans l'étude des maladies à transmission vectorielle (MTV). Les anophèles ont une répartition très vaste, quasiment mondiale à l'exception des zones polaires, et seule la distinction entre espèces anophéliennes vectrices et non vectrices permet de comprendre finement la géographie de la transmission du paludisme (Duvallat *et al.*, 2017). Cette distinction est parfois rendue délicate par la présence, au sein d'un même complexe, d'espèces dites jumelles, qui ne présentent pas de différences morphologiques (impossibilité de les distinguer à l'œil nu), mais des caractéristiques biologiques, écologiques et génétiques bien distinctes. Considéré comme le vecteur principal du paludisme à l'échelle mondiale, *Anopheles gambiae* désigne en réalité un complexe d'espèces, dont la distinction impose l'utilisation de méthodes moléculaires (Coetzee *et al.*, 2013; Davidson, 1964). Sur les quelque 540 espèces du genre *Anopheles* recensées (Duvallat *et al.*, 2017), une soixantaine ont été identifiées comme étant vectrices du paludisme, c'est-à-dire capables de transmettre des parasites du genre *Plasmodium* (Manguin *et al.*, 2008). L'Afrique subsaharienne abrite 85 à 95% des cas de paludisme. Les principales espèces de moustiques vecteurs responsables de cette pathologie qu'on y trouve sont *An. gambiae*, *Anopheles arabiensis* et *Anopheles coluzzii* du complexe d'espèces *An. gambiae* et *Anopheles funestus*, du groupe d'espèces *An. funestus* (Dahan-Moss *et al.*, 2020). En dehors de la transmission des parasites de genre *Plasmodium*, les anophèles sont également vecteurs de filaires et du virus O'nyong-nyong, un arbovirus d'intérêt en santé publique, transmis notamment par *An. gambiae* et *An. funestus*, et décrit pour la première fois en Ouganda en 1959.

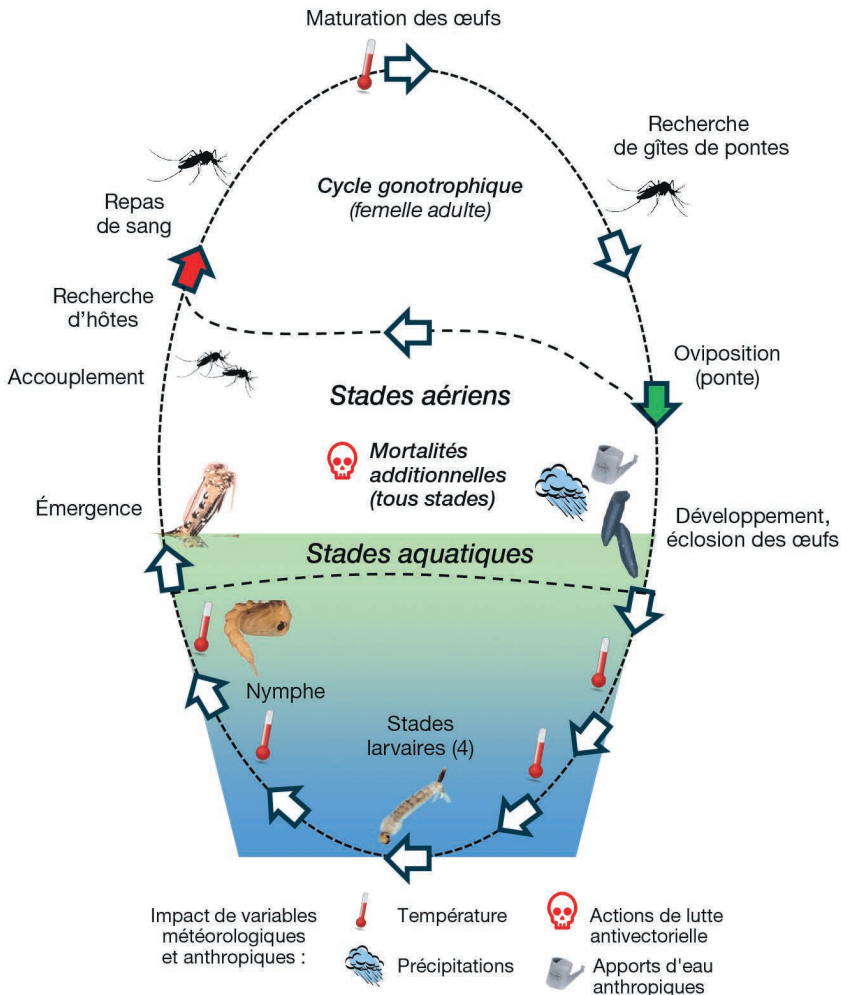
Les espèces *Aedes aegypti* et *Aedes albopictus*, du genre *Aedes* dans la classification historique et *Stegomyia* dans la nouvelle classification<sup>1</sup> proposée par Harbach et Horward (2007), sont originellement associées aux climats de la région intertropicale, chauds et humides. Ces espèces sont impliquées dans la transmission de plusieurs flavivirus, responsables de maladies comme la dengue, la maladie à virus Zika et la fièvre jaune (Afrique et Amérique intertropicales), et de l'alphavirus causant le chikungunya. Si *Ae. aegypti*, caractérisé par une meilleure compétence vectorielle, est le moustique vecteur principal de ces arbovirus à l'échelle mondiale, *Ae. albopictus* est un vecteur

---

1. <https://mosquito-taxonomic-inventory.myspecies.info/>

secondaire important, notamment en Asie et dans les îles de l’océan Indien. Son aire de distribution est en extension ces dernières années dans des régions aux latitudes plus élevées, comme en Amérique du Nord ou dans le Sud de l’Europe (Kraemer *et al.*, 2019).

Parmi les espèces de l’assemblage *Culex pipiens*, les espèces *Cx. pipiens pipiens* et *Cx. quinquefasciatus* présentent la répartition la plus étendue à l’échelle mondiale et sont observées dans toutes les régions tempérées et tropicales urbaines et suburbaines, où elles sont souvent identifiées comme les principaux vecteurs d’arbovirus d’intérêt en santé vétérinaire et en santé publique. Le genre *Culex* est notamment associé à la transmission de deux flavivirus, l’un responsable de l’encéphalite japonaise (avec comme principal vecteur *Culex tritaeniorhynchus*) observée en Asie, et l’autre de la fièvre à virus West Nile (avec comme vecteur en particulier *Culex pipiens*) présente en Europe, Afrique, Asie et Amérique du Nord et du Sud. Les genres *Aedes* (notamment



**Figure 1.1.** Cycle de vie des moustiques femelles illustré avec les différents stades aériens et aquatiques de l’espèce *Aedes albopictus*. Photographies des stades larvaires : © Nicolas Henon — 2022 TIGER (Tri-national Initiative Group of Entomology in Upper Rhine valley).

l'espèce *Aedes* [*Aedimorphus*] *vexans*) et *Culex* (notamment l'espèce *Culex poicilipes*) peuvent être associés à la transmission de la fièvre de la vallée du Rift, une zoonose virale observée en Afrique et causée par un phlebovirus. Enfin, les trois genres *Anopheles*, *Aedes* et *Culex* peuvent être impliqués dans la transmission de la filariose lymphatique, une maladie tropicale parasitaire causée par des nématodes de la famille des *Filariidae*.

## ► Liens entre moustiques vecteurs et environnement

Le système vectoriel, associant agents infectieux, moustiques vecteurs et hôtes vertébrés, s'inscrit dans un environnement. Défini à la fois par des facteurs biotiques (couvert végétal, présence de gîtes naturels, de sources de nourriture, de prédateurs, etc.) et abiotiques (pluie, température, humidité, rayonnement, etc.), l'environnement influe sur les densités des différentes populations composant le système vectoriel et sur la fréquence de leurs interactions.

## Influence des facteurs météorologiques sur le cycle de vie

### Considérations générales

La température influence de manière non linéaire les différents stades de développement des moustiques, avec l'observation d'effets de seuil. Une température trop faible de l'eau des gîtes larvaires limite voire stoppe le développement des stades aquatiques, tandis qu'une augmentation des températures jusqu'à une autre valeur seuil a tendance à l'accélérer. L'augmentation de la température de l'air, à condition que celle-ci reste dans un intervalle optimal, favorise également la survie et l'activité du stade adulte, dont la prise de repas de sang.

Chaque espèce de moustique pond ses œufs dans des gîtes larvaires spécifiques, qui peuvent être naturels (flaques, trous dans les arbres, rochers, coquilles, plans ou cours d'eau, etc.) ou artificiels (contenants de tailles et matières diverses, vides sanitaires, etc.), remplis d'eau douce, saumâtre ou salée et plus ou moins riches en matière organique. D'une manière générale, la disponibilité en gîtes larvaires est déterminée par les niveaux de précipitations (pluie), qui peuvent suivre un cycle saisonnier selon la latitude et le climat. La mise en eau des gîtes peut également être artificielle, selon le contexte et les pratiques humaines associées : arrosage des plantes en intérieur, des jardins en extérieur, irrigation et mise en eau des cultures agricoles (p. ex. rizière). La température de l'air influe sur le maintien en eau des gîtes *via* le phénomène d'évapotranspiration. Enfin, les précipitations favorisent le développement de la végétation, source de sucre et de lieux de repos pour les moustiques adultes (Sallam *et al.*, 2017).

### Focus sur des espèces d'intérêt médical

Les œufs des moustiques du genre *Anopheles* sont pondus isolément à la surface de l'eau. Chez *An. gambiae*, une température optimale pour les œufs semble comprise entre 24 et 30°C, avec des durées de développement inférieures à 7 jours, tandis que des températures inférieures (12°C) et supérieures (48°C) réduisent nettement la viabilité des œufs (Impoinvil *et al.*, 2007). Les œufs d'anophèles sont pondus isolément à la surface de l'eau et résistent très peu à la dessiccation, avec une très nette réduction du taux d'éclosion sur substrats secs (Duvallat *et al.*, 2017). *A contrario*, en conditions



humides, des œufs d'*An. gambiae* et d'*An. funestus* ont pu éclore jusqu'à 12 et 10 jours respectivement après la ponte. Le développement des stades larvaires d'*An. gambiae* est également favorisé par l'augmentation de la température avec l'observation d'effets de seuils et de non-linéarités : développement non linéaire à partir d'un seuil initial à 16°C, développement proportionnel entre 22 et 28°C (optimum), déclin non linéaire jusqu'à un seuil maximal de 34°C, avec l'observation d'effets délétères au-delà (Bayoh et Lindsay, 2003). La plupart des espèces d'anophèles subissent une saison défavorable — froide en zone tempérée ou sèche en zone tropicale —, qui peut conduire à différentes stratégies de survie de la femelle adulte, selon l'espèce et le contexte biogéographique : diapause, dormance, migration, estivation ou discordance gonotrophique (repas de sang sans production d'œufs) [Duvallet *et al.*, 2017].

Les œufs des moustiques du genre *Aedes* sont pondus isolément sur un support à proximité de l'eau. Durant les périodes prolongées sans précipitation, ils résistent remarquablement bien à la dessiccation (Duvallet *et al.*, 2017). Par ailleurs, des conditions de sécheresse prolongées peuvent, dans certains contextes, conduire à un accroissement du stockage en eau sous la forme de récipients ou conteneurs domestiques, susceptibles d'offrir de nouveaux gîtes de ponte (Pontes *et al.*, 2000). *A contrario*, de trop fortes précipitations sur une courte période peuvent engendrer un phénomène de lessivage des gîtes, conduisant à une surmortalité des stades aquatiques (Dieng *et al.*, 2012). Le couple température et pourcentage d'humidité détermine fortement l'activité reproductrice et la survie des *Aedes*, particulièrement sensibles à de faibles variations de ces deux paramètres, mutuellement influents. Pour une humidité fixée à 80 %, les femelles *Ae. aegypti* semblent ainsi survivre plus longtemps et produire davantage d'œufs à 25°C qu'à 35°C, tandis qu'une humidité à 60 % semble réduire drastiquement voire inhiber le mécanisme d'oviposition (Costa *et al.*, 2010). En contexte tropical, marqué par des alternances de fortes périodes pluvieuses et de périodes plus sèches, les variations de température et d'humidité, même d'amplitudes limitées, peuvent conduire à une augmentation ou à une réduction saisonnière de la densité de population d'*Aedes* (Nasir *et al.*, 2017). En contexte tempéré, à la suite du développement d'un mécanisme adaptatif de certaines souches, la femelle *Ae. albopictus* a la capacité de pondre des œufs diapausants, qui résistent à des conditions climatiques défavorables (faibles températures), puis reprennent leur développement jusqu'à l'éclosion dès que les conditions plus favorables sont à nouveau réunies. Si les œufs d'*Ae. aegypti* ont montré une bonne tolérance au froid en laboratoire, voire sur le terrain (Kramer *et al.*, 2020), le mécanisme de diapause n'a pas encore été observé en milieu naturel, ce qui pourrait expliquer la difficulté de son implantation pérenne dans le continent européen. De récents résultats expérimentaux obtenus pour certaines souches d'*Ae. aegypti* associées à une région tempérée (Buenos Aires, Argentine) semblent cependant montrer une sensibilité des formes adultes à la réduction de la photopériode conduisant à une diminution de la fréquence d'éclosion des œufs (Fischer *et al.*, 2019). Si elle était confirmée, cette capacité d'*Ae. aegypti* à suspendre l'éclosion des œufs en réponse à une photopériode de jours plus courts pourrait favoriser son expansion vers des régions aux hivers plus froids.

*Culex pipiens* et *Cx. quinquefasciatus* sont présents dans la plupart des zones habitées du monde et sont souvent étroitement associés aux humains, ce qui leur vaut les noms de moustiques domestiques du Nord et du Sud (Farajollahi *et al.*, 2011). Les femelles pondent leurs œufs de façon regroupée en formant une barquette (ou radeau ou nacelle) flottant sur l'eau, au sein de latrines, puisards ou caniveaux. La corrélation

positive entre la température et le taux de développement de ces espèces apparaît moins marquée à partir de 24°C, avec généralement une augmentation concomitante de la mortalité adulte pour des températures plus élevées (Ciota *et al.*, 2014). La distribution mondiale des moustiques du complexe *Cx. pipiens* s'explique par leur adaptation aux environnements modifiés, voire altérés par les humains, ces derniers favorisant leur dispersion, ainsi que par leur mode d'alimentation mixte ciblant les oiseaux et les mammifères (y compris les humains). Les pluies abondantes, l'irrigation des cultures, le mauvais entretien des réseaux d'assainissement des villes ainsi que des températures élevées favorisent la pullulation des *Culex* : ces moustiques affectent les collections d'eau souillée riche en matière organique (Darriet, 2014). Sous les climats tempérés, les adultes femelles de *Cx. p. pipiens* passent l'hiver dans les caves et les égouts (Darriet, 2014).

## Interactions des moustiques vecteurs avec leur biotope

### Considérations générales

Dans un environnement favorable, les moustiques présentent une stratégie d'exploitation maximale des ressources disponibles, accompagnée d'un taux de natalité élevé, d'un temps de génération court et d'une bonne capacité de dispersion (Duvallet *et al.*, 2017). La distribution spatiale est alors conditionnée par la structuration de l'environnement, avec en premier lieu la disponibilité de collections d'eau favorables à la ponte des femelles gravides et au développement des stades larvaires, et par la présence d'hôtes (animaux et humains) pour les repas de sang. Du fait de leur remarquable plasticité écologique, certaines espèces de moustiques des genres *Anopheles*, *Aedes* et *Culex* se sont parfaitement adaptées aux environnements anthropisés et présentent un comportement anthropophile qui favorise d'autant plus la transmission d'agents pathogènes (Cohuet *et al.*, 2010). Ces espèces profitent notamment des aménagements urbains ou périurbains, et des activités humaines associées, pour adapter leurs sites de reproduction, de ponte et de repos. Elles peuvent cibler les humains, soit comme principale source de repas de sang, soit de manière plus opportuniste.

### Environnement des stades aquatiques

Si les trois stades juvéniles — œuf, larve et nymphe — sont aquatiques, les larves sont les seules à se nourrir et la majorité des effets qui affectent leur développement et/ou leur taux de mortalité est liée à leur densité dans le milieu (Beck-Johnson *et al.*, 2013). Le développement des larves passe par quatre stades (L1 à L4), qui sont les seuls moments où les moustiques croissent de manière continue et progressive en taille. La durée du développement larvaire est très variable (de quelques jours à quelques mois voire plus si les larves passent en diapause larvaire) et dépend fortement des conditions climatiques, écologiques et environnementales. Les conditions du développement larvaire sont définies par la qualité et la quantité de nourriture (levures, bactéries, microplancton, microalgues, grains de pollen, etc.), la température, les compétitions intra- et interspécifique et la présence de sources de stress biotiques ou abiotiques. Selon l'espèce et la période considérées, la disponibilité en gîtes larvaires devient donc un facteur clef de la dynamique de population. La durée de vie de la nymphe, déterminée par la température, est comparativement courte, de l'ordre de quelques jours, au cours desquels celle-ci ne s'alimente pas.

La majorité des espèces d'anophèles nécessite des gîtes d'eau douce, bien que certaines présentent une forte tolérance à la salinité. Il est à noter qu'un phénomène d'adaptation à l'eau polluée est observé dans les contextes urbains pour certaines espèces, comme *An. coluzzii* qui a développé une tolérance à l'ammoniac, l'un des principaux polluants des gîtes aquatiques urbains (Duvallat *et al.*, 2017). Pour *Ae. albopictus* et *Ae. aegypti*, tous les types de récipients artificiels ou naturels de petites dimensions et susceptibles d'être mis en eau constituent des gîtes de ponte potentiels (Estallo *et al.*, 2008). Les œufs des moustiques du genre *Aedes* sont pondus isolément sur un support à proximité de l'eau. Les gîtes larvaires des *Culex* sont nombreux et hétéroclites (puisards, caniveaux, etc.), largement disséminés au sein des eaux polluées et des effluents de la ville, où les larves se nourrissent de la matière organique abondante (Darriet, 2014).

## Environnement des stades aériens et du cycle gonotrophique

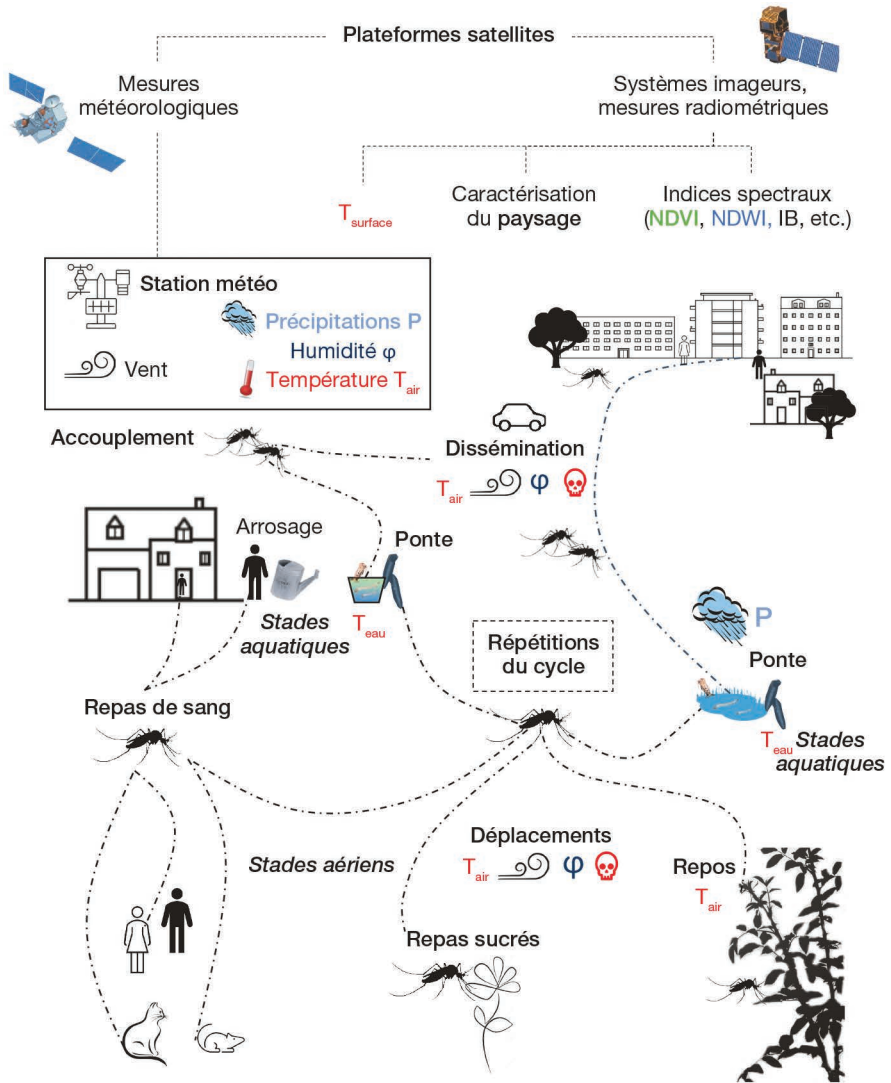
L'émergence de l'adulte représente une courte période (dizaine ou quinzaine de minutes) de très grande vulnérabilité à la prédation et aux modifications environnementales. Certaines espèces, dites « eurygames », ont besoin de vastes espaces pour s'accoupler (p. ex. *Ae. caspius*, *Ae. detritus*, *Cx. pipiens pipiens*), tandis que d'autres, sténogames, peuvent s'accoupler au sein de petits espaces (*Ae. albopictus*, *Cx. pipiens molestus*). Après l'accouplement, la femelle néonate (nullipare) cherche un hôte pour un premier repas de sang, nécessaire à la production des œufs dans le cas des espèces dites « anautogènes ». Au cours de leurs quelques semaines d'existence (entre 3 et 5 semaines pour la majorité des espèces en zone tropicale), le comportement des femelles est dominé par la réalisation d'une dizaine de cycles gonotrophiques (*tropho*- sang, *-gonique* développement ovarien). Chaque cycle peut être schématiquement décomposé en trois étapes principales, d'une durée totale de 3 à 5 jours selon les espèces et les conditions climatiques (Duvallat *et al.*, 2017; figures 1.1 et 1.2) :

- recherche et choix de l'hôte vertébré par la femelle à jeun;
- repas pour la digestion du sang et la maturation des œufs;
- recherche du site de ponte et oviposition par la femelle gravide.

Pour *Anopheles*, le repas de sang se déroule au crépuscule ou de nuit et l'humain peut être identifié comme une source prioritaire ou opportune, selon l'espèce. Le repas peut être pris à l'intérieur (endo-) ou à l'extérieur (exophagie) des habitations. Pour *Aedes*, le repas de sang est diurne. Il s'effectue sur l'humain en priorité et à l'intérieur pour *Ae. aegypti* et se répartit selon les mammifères présents, plus généralement à l'extérieur des habitations pour *Ae. albopictus*. *Culex* pique la nuit, les mammifères en général (y compris l'homme), ciblant davantage les oiseaux (*bird biting mosquito*) pour *Cx. pipiens pipiens* en milieu rural (tempéré) et l'humain en milieu urbain, avec une endophilie (préférence marquée pour l'intérieur des maisons) prononcée pour *Cx. pipiens molestus* (milieu tempéré) et *Cx. quinquefasciatus* (milieu tropical) [Duvallat *et al.*, 2017; Farajollahi *et al.*, 2011].

Sauf à l'émergence, les adultes des deux sexes ne boivent pas d'eau, mais prennent régulièrement des repas de jus sucrés sur divers végétaux, incluant des nectars floraux. Les moustiques mâles dépendent exclusivement de ces sources d'alimentation. La préférence pour les plantes varie selon les espèces de moustiques, les habitats géographiques et la disponibilité saisonnière. Lorsque les sources de sucre sont rares,

les moustiques femelles de certaines espèces, comme *An. gambiae* ou *Ae. aegypti*, peuvent compenser en prenant des repas sanguins plus importants et plus fréquents (Barredo et Degennaro, 2020). Par ailleurs, certaines espèces de moustiques peuvent également se nourrir de suspensions riches en sucre et de fruits en décomposition, potentiellement abondants dans les déchets produits par les populations humaines.



**Figure 1.2.** Inscription du cycle de vie des moustiques *Aedes albopictus* dans un biotope de type urbain ou périurbain.

Outre leur capacité de dispersion active leur permettant d'assurer leur cycle de développement, une dispersion passive, à l'aide des moyens de transport humains (véhicules individuels, transports publics, etc.), peut assurer leur dissémination sur de plus grandes distances. Lors de leurs déplacements (recherche d'hôtes pour le repas de sang ou de gîtes de ponte), les femelles moustiques peuvent être exposées à une surmortalité (symbolisée par un petit crâne rouge). Les principales sources de caractérisation de l'environnement par téledétection sont indiquées dans la partie supérieure de la figure.

En ville, les ressources nécessaires au cycle de vie des moustiques adaptés aux habitats artificiels sont disponibles sur de faibles étendues (partenaires de reproduction, sources d'alimentation, sites de ponte et de repos, et hôtes pour les repas de sang). Les capacités de dispersion active de *Ae. aegypti* ou *Ae. albopictus* sont par ailleurs considérées comme limitées, généralement inférieures à 1 km. Leur transport passif peut être en revanche associé à de longues distances soit sous la forme d'œufs résistants à la dessiccation (transport par bateaux de pneus usés ou de certains végétaux comme les *lucky bamboo*), soit sous leur forme adulte au travers de moyens de transport par route ou rail, dont l'importance du trafic favorise la probabilité d'implantation sur de nouveaux territoires (Eritja *et al.*, 2017). La distance de dispersion active pour *An. gambiae* est considérée comme plus importante, de l'ordre de 2 à 3 km par génération (Duvall *et al.*, 2017). Sa dispersion passive est en général assurée par des moyens de transport humains (avion, bateau, voiture, etc.), véhiculant sa forme adulte.

## ► Description de l'environnement par des approches de télédétection satellite

### Intérêt de la télédétection

La télédétection satellite a une couverture mondiale et les approches qui y sont liées sont reproductibles de manière dynamique, en différents lieux et à différentes résolutions spatiales ou temporelles. Elles peuvent ainsi s'avérer efficaces pour estimer des variables environnementales essentielles comme certains paramètres météorologiques (température, précipitation, répartition en vapeur d'eau, vent, etc.) ou bien pour établir un premier niveau de description de l'environnement biophysique au travers d'indices spectraux ou de produits plus élaborés comme l'occupation ou l'usage du sol (Parselia *et al.*, 2019; voir Introduction générale et chapitres 2 à 5). L'intérêt pour ce type de techniques en écologie de la santé est régulièrement renouvelé au gré des innovations technologiques et de la disponibilité de nouveaux capteurs et des produits associés (Goetz *et al.*, 2000; Herbreteau *et al.*, 2007). L'avènement récent du programme Copernicus<sup>2</sup> et des satellites Sentinel est à ce titre remarquable, avec la mise à disposition de séries temporelles d'images (revisite hebdomadaire) et de produits dérivés à une résolution spatiale décamétrique.

Le croisement des données de télédétection avec d'autres paramètres socio-économiques ou d'aménagement au sein des systèmes d'information géographique (SIG) permet d'enrichir la représentation de l'environnement sur un territoire, en lien avec l'écologie des moustiques (stade larvaire ou adulte), en prenant par exemple en compte la gestion de l'eau ou des déchets au sein de la ville (Kolimenakis *et al.*, 2021). Les produits issus de la télédétection peuvent servir de données d'entrée aux différentes approches de modélisation, en permettant d'intégrer une structuration spatiale de l'environnement dans les modèles fondés sur les observations et la recherche de relations statistiques (chapitre 6), les modèles fondés sur les connaissances (chapitre 7), ou encore dans les modèles explicitant les processus et les traits biologiques du moustique (chapitre 8 et 9).

2. <https://www.copernicus.eu/>

Dans le contexte des maladies à transmission vectorielle humaines comme la dengue, la détection et la caractérisation des milieux urbains apparaissent prioritaires (chapitres 4 et 5) en raison de l'adaptation de certains vecteurs d'importance médicale aux environnements urbains et de l'accroissement global de la population humaine en ville, plus nombreuse qu'en milieu rural depuis 2008 (Prasad *et al.*, 2016). Entre 1950 et 2050, le taux de personnes habitant en ville devrait ainsi passer de deux à sept sur dix, avec une dynamique urbaine particulièrement forte attendue en Asie et en Afrique pour les prochaines décennies.

## Estimation des variables météorologiques par télédétection

À la surface de la Terre, les stations météorologiques permettent notamment de mesurer la température et l'humidité de l'air, la durée d'ensoleillement et le vent, variables susceptibles d'influencer le développement et la dispersion des moustiques (cf. section précédente). Dans le cas de sites non instrumentés, certaines de ces variables peuvent être estimées indirectement par télédétection satellite (tableaux 1.1 et 1.2). Contrairement aux satellites géostationnaires (orbite distante de 36 000 km), les satellites héliosynchrones (qui revisitent un point du globe à la même heure solaire locale) ont des orbites beaucoup plus proches de la surface terrestre (le plus souvent entre 500 et 1 000 km), qui offrent des résolutions spatiales davantage compatibles avec l'étude des phénomènes écologiques.

Si les capteurs embarqués des satellites météorologiques permettent de reconstruire des profils verticaux de température, les satellites destinés à l'étude de l'environnement permettent de réaliser des mesures directes de la température de brillance du sol (tableau 1.1). Les instruments embarqués mesurent le spectre d'émission dans la gamme de l'infrarouge thermique (3-14  $\mu\text{m}$ ). À l'aide d'algorithmes spécifiques (p. ex. *Split Window*), les valeurs d'émissivité et de température du sol (LST pour *Land Surface Temperature*) peuvent être démêlées et estimées comme des variables distinctes. Les produits de température de surface permettent de bien identifier et de délimiter la structure spatiale des îlots de chaleur qui se forment au sein des villes.

**Tableau 1.1.** Principaux instruments de télédétection satellite actuellement en service, associés à la variable « température de surface ».

Plateformes satellites et instruments associés	Caractéristiques d'acquisition			
	Emprise d'une image	Résolution spatiale	Fréquence de revisite	Exemples d'utilisation dans le contexte des MTV
ECOSTRESS ( <i>Ecosystem Spaceborne Thermal Radiometer Experiment</i> )	384 km	70 m	1 jour	(Boser <i>et al.</i> , 2021)
Landsat 8/9 TIRS ( <i>Thermal Infrared Sensor</i> )	185 km	100 m	16 jours	(Ogashawara <i>et al.</i> , 2019)
MODIS MOD11A2 ( <i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i> )	1 100 km	1 km	8 jours	(Yue <i>et al.</i> , 2018)

Ces îlots sont susceptibles d'influencer l'écologie du moustique, en créant des conditions locales plus favorables au sein des villes (Huraux *et al.*, 2017). L'association d'une température de surface à une température de l'air reste cependant délicate par une approche physique et se modélise généralement au travers d'une relation statistique avec des observations *in situ* (Boser *et al.*, 2021 ; Weiss *et al.*, 2014 ; chapitre 3). La résolution spatiale des capteurs permettant d'estimer la température de surface est actuellement, au mieux, de l'ordre de la centaine de mètres voire du kilomètre, ce qui ne permet pas de travailler à une échelle fine, comme les quartiers d'une ville. La future mission franco-indienne Trishna devrait offrir une résolution spatiale à ce jour inédite (57 m) et permettre de dépasser certaines contraintes d'exploitation thématique actuelles (Lagouarde *et al.*, 2018). Dans certains contextes régionaux, le produit Sentinel-3 SLSTR LST L2 pourrait s'avérer également intéressant avec son emprise de 290 km, sa résolution spatiale de 1 km et une fréquence de revisite journalière (Shumilo *et al.*, 2019).

Concernant la mesure des précipitations, les produits dérivés de la mission *Global Precipitation Measurement* (GPM, depuis 2010) offrent une continuité aux données historiques de la mission *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM, 1997-2015). Les produits dérivés GSMaP (*Global Satellite Mapping of Precipitation*) estiment les précipitations tous les 3 jours avec une résolution de 10 km (Guiloteau *et al.*, 2014) et le produit *Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM* (IMERG) combine les données TRMM et GPM pour estimer les précipitations entre 2010 et aujourd'hui à une résolution de 10 km et une résolution temporelle allant du temps quasi réel au pas journalier et mensuel (Tsantalidou *et al.*, 2021).

**Tableau 1.2.** Principaux produits de précipitations à l'échelle mondiale intégrant des données de télédétection satellite.

Produits météorologiques	Caractéristiques d'acquisition			Exemples d'utilisation dans le contexte des MTV
	Période d'acquisition	Résolution spatiale	Fréquence d'acquisition	
<b>Product 3B43 v6</b> <i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i> TRMM	1997 -2015	30km	Moyenne mensuelle	(Scavuzzo <i>et al.</i> , 2018)
<b>GSMaP/MVK v6</b> <i>Global Precipitation Measurement Mission</i>	2014 - en cours	10km	Moyenne à 3 jours	(Guiloteau <i>et al.</i> , 2014)
<b>GPM IMERG</b> <i>Fusion de TRMM (2010-2015) et GPM (2014-présent)</i>	2010 - en cours	10km	Moyenne quasi-temps réel, quotidienne et mensuelle	(Tsantalidou <i>et al.</i> , 2021)
<b>Worldclim</b> Variables climatiques et bioclimatiques	Historique, présent, futur	1 km	Moyenne mensuelle (T, P, V) ou selon la nature de la variable générée	(Tsheten <i>et al.</i> , 2021)

Par ailleurs, de nombreuses bases de données nationales, régionales ou mondiales offrent des données climatiques (température, humidité, précipitation, vent, etc.) sous la forme de réanalyses générées par des modèles climatiques intégrant des données d'observations satellites et *in situ*. Des variables bioclimatiques peuvent également être dérivées des valeurs mensuelles de température et de précipitations afin de produire des variables plus significatives sur le plan biologique (plage diurne moyenne, isothermes, moyennes annuelles de températures et de précipitations, etc.). À une résolution proche de 1 km<sup>2</sup>, la base de données « WorldClim » fournit des données météorologiques et climatiques maillées pour les conditions historiques (proches des conditions actuelles) et futures. De telles données ont déjà été exploitées dans le cadre d'études sur l'aire de distribution mondiale de certains moustiques vecteurs (Kraemer *et al.*, 2015) ou de la transmission de certaines maladies vectorielles (Tsheten *et al.*, 2021).

## Description de l'environnement biophysique par télédétection

### Capteurs optiques et radar utiles dans le contexte des maladies à transmission vectorielle

Selon leurs caractéristiques, les images de télédétection permettent d'identifier des objets de quelques centimètres (p. ex. images de drone) ou d'obtenir des images de la surface terrestre avec une fréquence d'acquisition quotidienne (comme avec le satellite MODIS). Dans le cadre du programme Copernicus, l'Agence spatiale européenne (ESA) a lancé la constellation de satellites « Sentinel ». Mis en orbite respectivement le 3 avril 2014 et le 25 avril 2016, Sentinel-1A et Sentinel-1B fournissent des images radar (en bande C) à haute résolution (10 m), par tous les temps, de jour comme de nuit. Lancés respectivement le 22 juin 2015 et le 7 mars 2017, Sentinel-2A et Sentinel-2B produisent des images optiques de haute résolution (10 et 20 m principalement) particulièrement adaptées au suivi des surfaces végétalisées, aquatiques, agricoles ou encore des milieux urbains (tableau 1.3). Plusieurs articles de synthèse listent de manière assez complète les capteurs mobilisables dans le cadre d'études sur l'écologie des moustiques vecteurs et l'épidémiologie des maladies vectorielles, en fonction des surfaces à identifier (Catry *et al.*, 2018b; Herbreteau *et al.*, 2018). De nouvelles missions devraient permettre d'atteindre des niveaux de description plus fins de l'environnement, avec des résolutions proches de la télédétection aéroportée : 30 cm pour Pléiades Neo par exemple (Soubirane, 2019).

### Calculs d'indices spectraux

Dans le domaine des applications de la télédétection, la communauté scientifique a développé de nombreux indices exploitant la combinaison de différentes bandes spectrales pour caractériser les propriétés biophysiques des surfaces imagées (tableau 1.4). Associé à l'activité chlorophyllienne, l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI pour *Normalized Difference Vegetation Index*) repose sur le comportement spectral de la végétation en mesurant la différence entre les valeurs radiométriques enregistrées par le canal « proche infrarouge » (forte réflexion de la végétation) et le canal « rouge » (absorption). Le NDVI est un indice avec des valeurs continues comprises entre -1 (absence de végétation) et +1 (végétation dense avec une forte activité chlorophyllienne). D'autres indices de végétation peuvent également être extraits,



**Tableau 1.3.** Exemples de capteurs de télédétection satellite optiques et radar, mobilisables dans le cadre de l'étude de l'écologie des moustiques vecteurs et de la transmission des MTV.

Mode d'acquisition et plateforme satellite	Caractéristiques d'acquisition			
	Emprise d'une image	Résolution spatiale (au nadir)	Fréquence de revisite	Exemples d'utilisation dans le contexte des MTV
(Série temporelle) Sentinel-1	80 km	10 m	5 jours	(Hardy <i>et al.</i> , 2019)
(Série temporelle) Sentinel-2	290 km	10 ou 20 m	5 à 10 jours	(Tran <i>et al.</i> , 2019)
(Série temporelle) Landsat 7 ETM+ Landsat 8	185 km	15 m (P) 30 m (XS)	16 jours	(Kofidou <i>et al.</i> , 2021)
(Série temporelle) MODIS	2230 km	250 m 500 m	1 jour Synthèse à 7 j	(Troyo <i>et al.</i> , 2009)
(Programmation) SPOT 6/7	60 km	1,5 m (P) 8 m (XS)	Program- mation à la demande	(Orta-Pineda <i>et al.</i> , 2021)
(Programmation) Pléiades	20 km	0,7 m (P) 2,8 m (XS)	Program- mation à la demande	(Georganos <i>et al.</i> , 2020)

Les lettres (P) et (XS) de la colonne « Résolution spatiale » désignent respectivement les caractéristiques panchromatique ou multispectrale des images (un seul canal d'acquisition à large spectre ou des canaux spécifiques à certaines longueurs d'onde, p. ex. rouge, vert, bleu, proche infrarouge, etc.).

**Tableau 1.4.** Principaux indices dérivés des images de télédétection pour caractériser la présence de végétation, d'eau, de bâtiments.

Indice spectral	Caractéristiques de production			
	Images satellite sources	Surfaces caractérisées	Méthode de calcul*	Exemples d'utilisation dans le contexte des MTV
NDVI ( <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> )	Multi-spectrales	Surfaces végétalisées	Différence normalisée des canaux PIR et Rouge	(Richman <i>et al.</i> , 2018)
MNDWI ( <i>Modified Normalized Difference Water Index</i> )	Multi-spectrales	Surfaces en eau	Différence normalisée entre canaux (Vert ou PIR) et (SWIR ou MIR)	(Malahlela <i>et al.</i> , 2018)
NDBI ( <i>Normalized Difference Built-up Index</i> )	Multi-spectrales	Surfaces construites (bâtiments)	Différence normalisée entre canaux SWIR et PIR	(Demets <i>et al.</i> , 2020)

\* PIR : proche infrarouge; SWIR : Short Wave Infrared / infrarouge à ondes courtes; MIR : moyen infrarouge.

comme l'EVI (*Enhanced Vegetation Index*), qui permet d'estimer les variations de structures de la canopée, ou le SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) qui permet de prendre en compte la contribution due au sol. Les indices MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*) ou NDWI (*Normalized Difference Water Index*) permettent d'évaluer si la surface est en eau, tandis que le NDBI (*Normalized Difference Built-up Index*) ou le BI (*Brightness Index*) permettent de détecter si les surfaces sont de type « bâti ». Un seuillage de chaque indice permet d'extraire les surfaces considérées comme végétalisées (NDVI), en eau (MNDWI), ou bâties (NDBI) [chapitre 2].

## Produits cartographiques mondiaux et régionaux disponibles

Des agences spatiales nationales et des grands centres scientifiques (NASA, ESA, DLR, JRC ou le pôle Theia<sup>3</sup>) mettent régulièrement à disposition des produits réalisés à l'échelle mondiale ou régionale (tableau 1.5). En dépit de certaines limites inhérentes à ce type de production (qualités inégales, dates parfois anciennes), ces produits peuvent s'avérer particulièrement utiles dans des contextes pauvres en données d'observation *in situ*.

**Tableau 1.5.** Produits cartographiques pertinents au regard de l'écologie de certains vecteurs : emprises de bâtiments, topographie, occupation du sol.

Nom produit	Caractéristiques de production			
	Types d'environnement	Plateformes d'acquisition	Méthodes	Publications associées
GHSL	Emprise des bâtiments	Sentinel-1 et 2	Chaîne MASADA	(Pesaresi <i>et al.</i> , 2013)
GUF	Emprise des bâtiments	TerraSAR-X	Texture et <i>Support Vector Data Description</i>	(Esch <i>et al.</i> , 2017)
SRTM	Topographie	Navette Endeavour	Interférométrie radar	(Slater <i>et al.</i> , 2006)
OSO (France métropolitaine)	Occupation du sol	Sentinel-2	Chaîne $\text{iota}^2$	(Inglada <i>et al.</i> , 2017)

## Production de cartographies et de classifications *ad hoc*

Dans de nombreux cas, les produits mondiaux ou régionaux de classification d'occupation du sol peuvent s'avérer non adaptés pour représenter l'écologie des vecteurs et l'environnement de transmission des maladies vectorielles : sémantiques des classes incomplètes ou peu appropriées, résolutions spatiales inadaptées, produits devenus obsolètes. L'utilisateur disposant des compétences techniques adéquates peut alors générer ses propres produits cartographiques soit à l'aide de chaînes de traitement *open source* (tableau 1.6), soit en construisant ses propres outils à l'aide de briques logicielles spécifiques au traitement d'image (comme Orfeo Toolbox<sup>4</sup> ou SNAP<sup>5</sup>).

3. <https://www.theia-land.fr/pole-theia-2/>

4. <https://www.orfeo-toolbox.org/>

5. <https://step.esa.int/main/download/snap-download/>

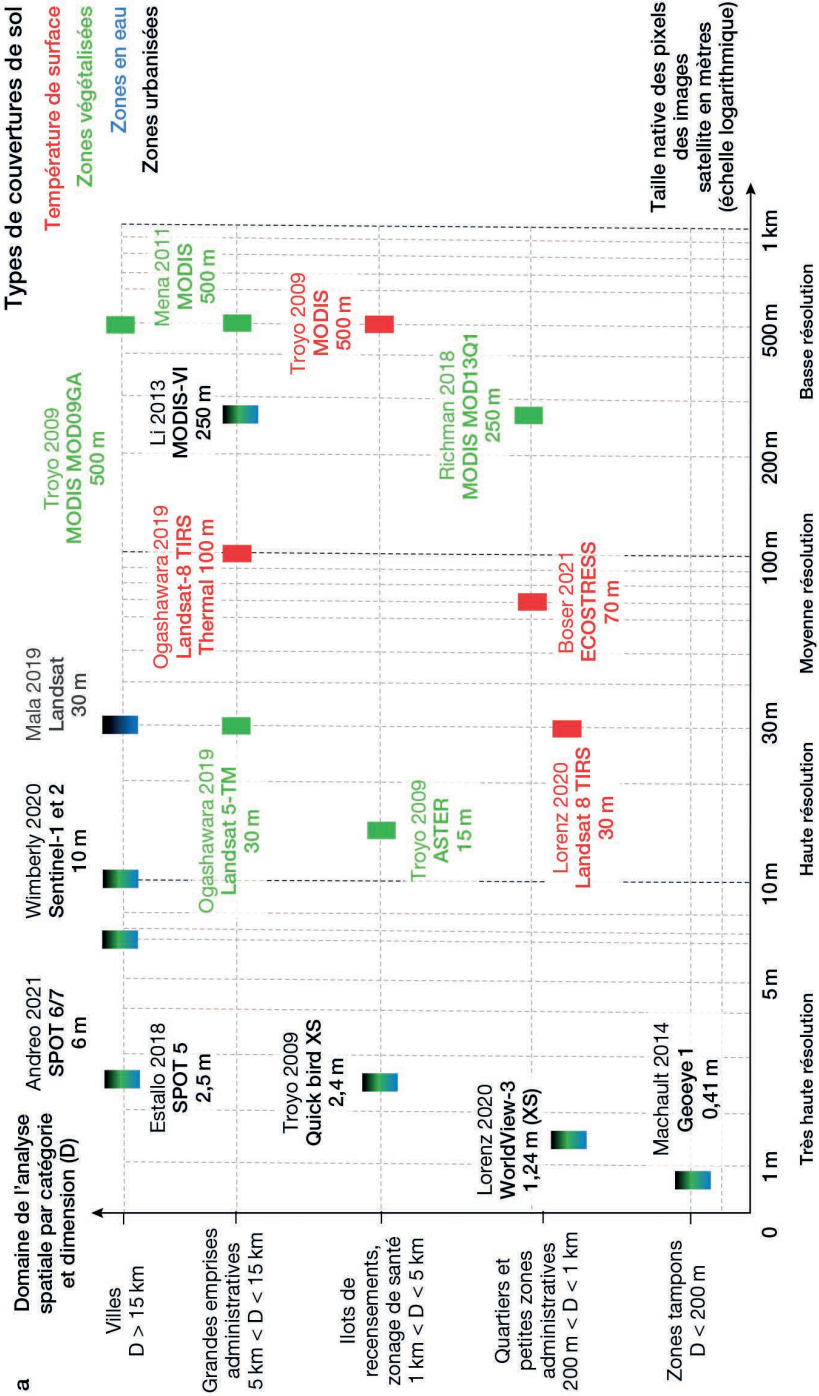
**Tableau 1.6.** Exemples de chaînes de traitement *open source* permettant de caractériser des composantes environnementales d'intérêt écologique pour l'étude des moustiques vecteurs et des MTV, à partir d'images satellite.

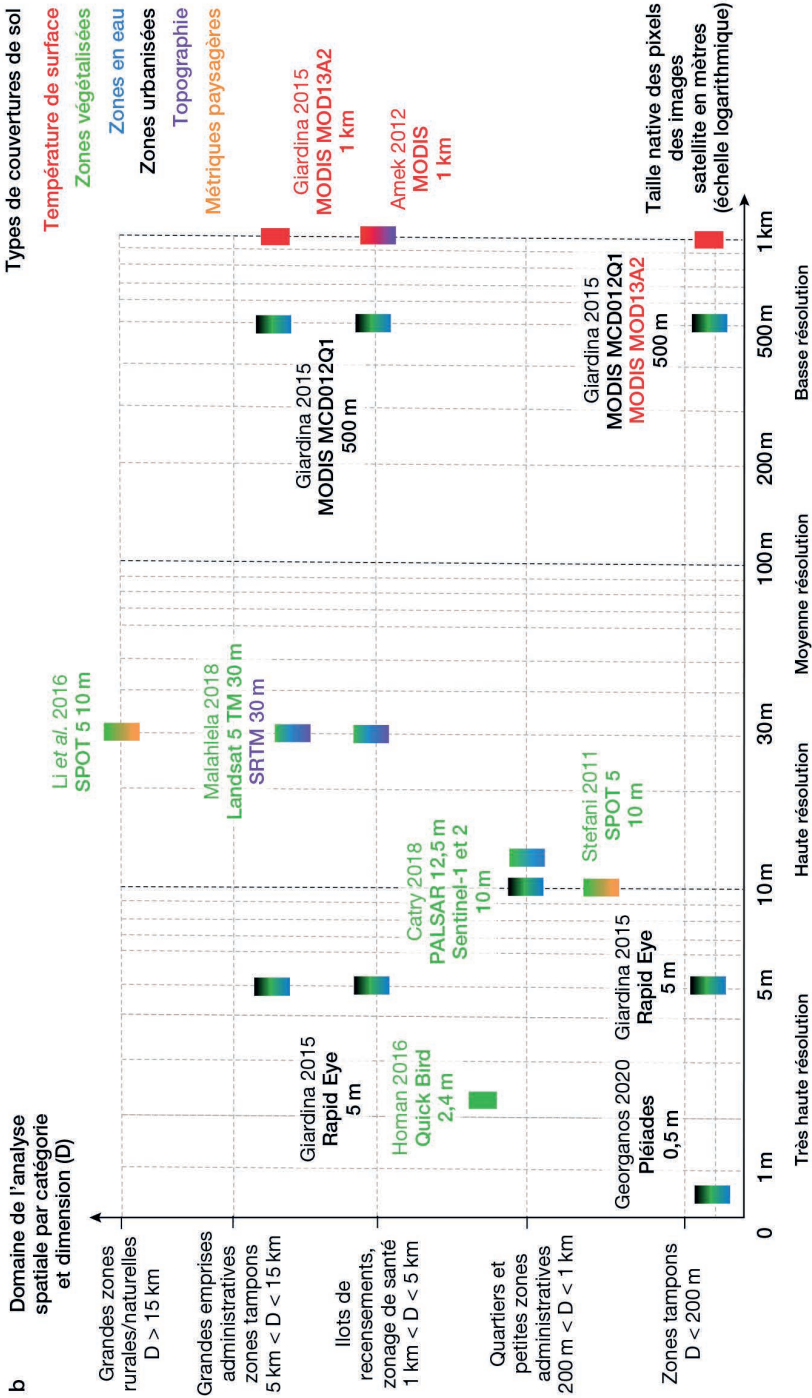
Nom de la chaîne de traitements	Caractéristiques de production			Publications associées
	Images satellite sources	Types d'environnement	Méthodes	
Iota <sup>2</sup>	Sentinel-1 et 2	Généraliste	Approche orientée pixel	(Inglada <i>et al.</i> , 2017)
Moringa	Sentinel-2 et THRS (p. ex. SPOT 6/7, Pléiades)	Généraliste	Approche orientée objet	(Dupuy <i>et al.</i> , 2020)
Urba-Opt	Sentinel-2	Urbain	Approche orientée objet	(Puissant <i>et al.</i> , 2019)
Fototex	Pléiades, Sentinel-2	Principalement urbain, mais exploitable sur la végétation	Calcul de transformée de Fourier par fenêtre glissante (indice de texture)	(Teillet <i>et al.</i> , 2021)
WaterDetect	Sentinel-2	Surfaces en eau	Technique de <i>clustering</i> Classificateur <i>Naïve Bayes</i>	(Cordeiro <i>et al.</i> , 2021)

En lien avec l'écologie du vecteur et son interaction avec l'environnement (cf. sections précédentes), l'utilisateur restitue l'environnement biophysique sous un format numérique, compatible avec les SIG. Cette représentation se fait sous la forme d'objets géographiques extraits des images ou bien de classes d'occupation du sol associées à la couverture biophysique (forêt, surface de type agricole, etc.) et/ou de classes d'usage du sol associées à la fonctionnalité de l'espace (p. ex. zone d'exploitation forestière, culture rizicole). Ces classifications ou « extractions » d'objets doivent être réalisées en cohérence avec les images disponibles (résolution, emprise, date), la méthode retenue (classification orientée objet ou pixel, supervisée ou non supervisée), le choix d'un jeu de paramètres appropriés, la disponibilité de données d'apprentissage de qualité pour les méthodes supervisées, et la connaissance de l'écologie du vecteur (espèce) dans le contexte biogéographique de l'étude (climat, saisonnalité, habitats).

Quelques grandes typologies géographiques (qu'il convient d'adapter selon l'espèce et le cycle de transmission) permettent de structurer et de caractériser le paysage dans le contexte générique de l'étude des moustiques vecteurs et des maladies vectorielles :

- l'emprise des bâtiments, qui renseigne sur la présence humaine et structure fortement l'ensemble du territoire (Troyo *et al.*, 2009). La superficie des bâtiments et leur hauteur (nombre d'étages) peuvent permettre de construire un indicateur de la densité humaine dans le cadre de l'exposition à la piqûre (cf. chapitre 4; Georganos *et al.*, 2020);
- la typologie fonctionnelle associée aux emprises des bâtiments, qui caractérise parfois les habitudes et les comportements des populations humaines et module différents compartiments du risque de transmission : zones de résidences individuelles avec jardins, immeubles d'habitation à plusieurs étages, zones industrielles





**Figure 1.3.** Exemples de travaux publiés exploitant des images de télédétection pour cartographier l'environnement biophysique dans le contexte de la transmission de maladies vectorielles de type (a) dengue ou (b) paludisme. Adapté de Marti *et al.* (2020). L'axe X utilise une échelle logarithmique pour représenter la dimension du pixel natif. L'axe Y utilise une dimension qualitative ordinaire (catégories) pour représenter l'unité géographique d'agrégation de l'analyse spatiale.

ou commerciales (p. ex. marchés) ou encore habitats spontanés ou en construction (Flamand, 2015). Le type d'activité humaine associé à une construction permet d'identifier des caractéristiques écologiques pertinentes pour le moustique vecteur (p. ex. densité de gîtes larvaires pour la phase d'oviposition) ou de potentielles interactions entre moustiques vecteurs et humains (repas de sang selon le taux d'occupation du lieu, en fonction des heures de la journée);

- les voies de communication : routes de différents gabarits, qui marquent la mobilité humaine et peuvent être synonymes de barrières écologiques. Selon leur revêtement, les routes et les trottoirs bétonnés peuvent cependant générer des conditions propices à la ponte en cas d'accumulation d'eau et de présence de plaques et de bordures d'égouts (Montalvo *et al.*, 2022);

- les surfaces en eau, qui, selon leurs dimensions et leur contenant (eau claire, sale ou saumâtre) et l'écologie larvaire spécifique de l'espèce de moustique considérée, peuvent être de potentiels gîtes de ponte (p. ex. *An. gambiae* et flaques d'eau claire) ou des barrières écologiques (p. ex. cours d'eau, lacs pour *Ae. albopictus*);

- les surfaces de forêt, et leur évolution au cours du temps, avec la prise en compte de la pression anthropique exercée sous la forme d'actions de déforestation, d'urbanisation et d'extension des terres agricoles, qui viennent perturber les écosystèmes à l'équilibre et favoriser les contacts humains-vecteurs (Orta-Pineda *et al.*, 2021; Stefani *et al.*, 2013);

- les zones agricoles, qui sont susceptibles d'être exploitées comme gîtes larvaires, avec notamment l'importance des rizières pour les anophèles (Diuk-Wasser *et al.*, 2006), et qui constituent des zones d'exposition à la piqûre pour les personnes résidant à proximité;

- le sol nu, qui peut jouer un rôle important en début et en fin de saison humide (formation de flaques d'eau stagnante), ainsi que les zones humides (*wetlands*), dans le cas de *Anopheles* notamment (Giardina *et al.*, 2015);

- la végétation, qui joue un rôle important en ville, en offrant un microclimat favorable aux moustiques vecteurs adaptés aux zones urbaines, sous la forme de gîtes de repos (zones d'ombre, de fraîcheur et d'humidité ou zone plus tempérée en hiver), et en favorisant l'existence de gîtes potentiels de ponte ou de sources d'alimentation. Selon la végétation du lieu, les moustiques peuvent se nourrir au travers de sucs et de nectar sur les arbres ou les fleurs (Honorio *et al.*, 2009). La structuration, la hauteur, le type de végétation et la distance à une surface végétalisée sont des paramètres explicatifs importants de l'abondance des moustiques en milieu urbain, souvent considérés sous une forme agrégée (Manica *et al.*, 2016). Diverses classes peuvent ainsi être constituées, comme « arbres », « canne à sucre », « chaume », « pelouse », « sol à végétation épars » (Machault *et al.*, 2014);

- la topographie de l'environnement, qui peut être associée au gradient de température (altitude, exposition), à une typologie de végétation ou à des considérations hydrologiques, au travers d'une variable dérivée (pente) ou du calcul d'un indice hydrologique (p. ex. *Topographic Wetness Index* calculé par Homan *et al.* [2016] dans le contexte de l'étude du paludisme). La donnée de topographie peut être disponible, à moyenne résolution spatiale, sous la forme d'une couche globale (comme SRTM, tableau 1.5) ou générée à haute résolution par l'utilisateur (p. ex. modèle numérique de terrain dérivé d'une interférométrie radar, de données lidar ou d'un couple d'images stéréoscopiques).

Différentes métriques paysagères disponibles dans la littérature permettent d'exploiter les cartes d'indices spectraux et les classifications d'occupation et d'usage du sol produites, en caractérisant l'hétérogénéité, la fragmentation, la composition (comme

le degré d'anthropisation, voir Orta-Pineda *et al.* [2021]) ou encore l'ouverture d'un paysage (présence de clairières en forêt pour *Anopheles*, voir Stefani *et al.* [2013]). L'interaction humain-vecteur est parfois appréhendée simplement par la distance à un élément du paysage lié à l'écologie du vecteur, comme la distance à un dépôt de pneus ou à un cimetière dans le cas d'*Ae. albopictus* (Estallo *et al.*, 2008), par le périmètre défini par la lisière de la forêt amazonienne pour *An. darlingi* (Li *et al.*, 2016) ou bien au travers de statistiques géospatiales plus élaborées (Giardina *et al.*, 2015). La présence d'habitats favorables à d'autres espèces susceptibles de servir d'hôtes intermédiaires doit également être prise en compte dans le cas d'un cycle zoonotique.

En lien avec l'écologie du vecteur impliqué dans la transmission de la maladie, de nombreuses études ont ainsi exploité les données de télédétection issues des différents capteurs cités dans ce chapitre (optiques et, plus rarement, radar) dans des contextes biogéographiques décrits à différentes échelles et emprises (figure 1.3). Les études sur la dengue (*Ae. albopictus* et *Ae. aegypti*) et sur la fièvre à virus West Nile (*Cx. pipiens*, *Cx. tarsalis*) s'attachent surtout à décrire l'organisation spatiale des milieux urbains (figure 1.3a), tandis que les études sur le paludisme (*An. gambiae* notamment) incluent également les environnements agroforestiers aux interfaces des habitats humains (figure 1.3b). Les cartes de risque dérivées s'éloignent souvent de la résolution native des pixels pour être agrégées à des secteurs administratifs ou à d'autres types d'emprises incluant des sources de données complémentaires, qui caractérisent des aspects socio-économiques et/ou des pratiques des populations. Dans de rares cas, les données satellites sont désagrégées pour être croisées avec des données plus finement résolues (Richman *et al.*, 2018) ou sont intégrées dans des modèles de risque à différentes résolutions (Demets *et al.*, 2020 ; Giardina *et al.*, 2015).

## ► Références

- Andreo V., Cuervo P.F., Porcasi X., Lopez L., Guzman C., Scavuzzo C.M., 2021. Towards a workflow for operational mapping of *Aedes aegypti* at urban scale based on remote sensing. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 23, 100554.
- Barredo E., Degennaro M., 2020. Not Just from Blood: Mosquito Nutrient Acquisition from Nectar Sources. *Trends Parasitol*, 36 (5), 473-484.
- Bayoh M.N., Lindsay S.W., 2003. Effect of temperature on the development of the aquatic stages of *Anopheles gambiae* sensu stricto (Diptera: Culicidae). *Bulletin of Entomological Research*, 93 (5), 375-381.
- Beck-Johnson L.M., Nelson W.A., Paaijmans K.P., Read A.F., Thomas M.B., Bjørnstad O.N., 2013. The effect of temperature on *Anopheles* mosquito population dynamics and the potential for malaria transmission. *PLoS ONE*, 8 (11), e79276.
- Boser A., Pascolini-Campbell M., Reager J., 2021. ECOSTRESS detects a 20% increase in evapotranspiration over agricultural lands in California, in *AGU Fall Meeting Abstracts*, 13-17 December 2021, (H35T-1270), AGU, New Orleans, USA.
- Catry T., Li Z., Roux E., Herbreteau V., Gurgel H., Mangeas M., Seyler F., Dessay N., 2018a. Wetlands and Malaria in the Amazon: Guidelines for the Use of Synthetic Aperture Radar Remote-Sensing. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15 (3).
- Catry T., Pottier A., Marti R., Li Z., Roux E., Herbreteau V., Mangeas M., Demagistri L., Gurgel H., Dessay N., 2018b. Apports de la combinaison d'images satellites optique et RADAR dans l'étude des maladies à transmission vectorielle : cas du paludisme à la frontière Guyane française – Brésil. *Confins*, 37.
- Ciota A.T., Matarachiero A.C., Kilpatrick A.M., Kramer L.D., 2014. The effect of temperature on life history traits of *Culex* mosquitoes. *Journal of Medical Entomology*, 51 (1), 55-62.

- Coetzee M., Hunt R.H., Wilkerson R., Della Torre A., Coulibaly M.B., Besansky N.J., 2013. *Anopheles coluzzii* and *Anopheles amharicus*, new members of the *Anopheles gambiae* complex. *Zootaxa*, 3619, 246-274.
- Cohuet A., Harris C., Robert V., Fontenille D., 2010. Evolutionary forces on *Anopheles*: what makes a malaria vector? *Trends Parasitol*, 26 (3), 130-136.
- Cordeiro M.C.R., Martinez J.-M., Peña-Luque S., 2021. Automatic water detection from multidimensional hierarchical clustering for Sentinel-2 images and a comparison with Level 2A processors. *Remote Sensing of Environment*, 253, 112209.
- Costa E., Santos E., Correia J., Albuquerque C., 2010. Impact of small variations in temperature and humidity on the reproductive activity and survival of *Aedes aegypti* (Diptera, Culicidae). *Revista Brasileira de Entomologia*, 54, 488-493.
- Dahan-Moss Y., Hendershot A., Dhoogra M., Julius H., Zawada J., Kaiser M., Lobo N.F., Brooke B.D., Koekemoer L.L., 2020. Member species of the *Anopheles gambiae* complex can be misidentified as *Anopheles lesoni*. *Malaria Journal*, 19 (1), 89.
- Darriet F., 2014. *Des moustiques et des hommes : chronique d'une pullulation annoncée*, Marseille, IRD, 136 p. (coll. Didactiques).
- Davidson G., 1964. *Anopheles gambiae*, a complex of species. *Bulletin of the World Health Organization*, 31 (5), 625-634.
- Demets S., Ziemann A., Manore C., Russell C., 2020. Too big, too small, or just right? The influence of multispectral image size on mosquito population predictions in the greater Toronto area, in *Algorithms, Technologies, and Applications for Multispectral and Hyperspectral Imagery XXVI*, edited by Miguel Velez-Reyes, David W. Messinger, Proceedings of SPIE, 27 April-9 May 2020, 11392, Washington, USA.
- Dieng H., Rahman G.M.S., Abu Hassan A., Che Salmah M.R., Satho T., Miake F., Boots M., Szalay A., 2012. The effects of simulated rainfall on immature population dynamics of *Aedes albopictus* and female oviposition. *International Journal of Biometeorology*, 56 (1), 113-120.
- Diuk-Wasser M.A., Dolo G., Bagayoko M., Sogoba N., Toure M.B., Moghaddam M., Manoukis N., Rian S., Traore S.F., Taylor C.E., 2006. Patterns of irrigated rice growth and malaria vector breeding in Mali using multi-temporal ERS-2 synthetic aperture radar. *International Journal of Remote Sensing*, 27 (3), 535-548.
- Dupuy S., Defrize L., Gaetano G., Andriamanga V., Rasoamalala E., 2020. Land cover maps of Antananarivo (capital of Madagascar) produced by processing multisource satellite imagery and geospatial reference data. *Data in Brief*, 31, 105952.
- Duvallet G., Fontenille D., Robert V., 2017. *Entomologie médicale et vétérinaire*, Versailles – Marseille, Quæ – IRD, 687 p.
- Eritja R., Palmer J.R.B., Roiz D., Sanpera-Calbet I., Bartumeus F., 2017. Direct Evidence of Adult *Aedes albopictus* Dispersal by Car. *Scientific Reports*, 7 (1), 14399.
- Esch T., Heldens W., Hirner A., Keil M., Marconcini M., Roth A., Zeidler J., Dech S., Strano E., 2017. Breaking new ground in mapping human settlements from space – The Global Urban Footprint. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 134, 30-42.
- Estallo E.L., Lamfri M.A., Scavuzzo C.M., Almeida F.F., Introini M.V., Zaidenberg M., Almiron W.R., 2008. Models for predicting *Aedes aegypti* larval indices based on satellite images and climatic variables. *Journal of the American Mosquito Control Association*, 24 (3), 368-376.
- Farajollahi A., Fonseca D.M., Kramer L.D., Marm Kilpatrick A., 2011. “Bird biting” mosquitoes and human disease: a review of the role of *Culex pipiens* complex mosquitoes in epidemiology. *Infection, Genetics and Evolution, Journal of Molecular Epidemiology and Evolutionary Genetics of Infectious Diseases*, 11 (7), 1577-1585.
- Fischer S., De Majo M.S., Di Battista C.M., Montini P., Loetti V., Campos R.E., 2019. Adaptation to temperate climates: Evidence of photoperiod-induced embryonic dormancy in *Aedes aegypti* in South America. *Journal of Insect Physiology*, 117, 103887.
- Flamand C., 2015. *Étude des déterminants climatiques et environnementaux de la dengue en Guyane française*, thèse de doctorat en Santé publique – épidémiologie, Université Paris-Saclay (ComUE), 244 p.



- Georganos S., Brousse O., Dujardin S., Linard C., Casey D., Milliones M., Parmentier B., Van Lipzig N.P.M., Demuzere M., Grippa T., Vanhuyse S., Mboga N., Andreo V., Snow R.W., Lennert M., 2020. Modelling and mapping the intra-urban spatial distribution of *Plasmodium falciparum* parasite rate using very-high-resolution satellite derived indicators. *International Journal of Health Geographics*, 19 (1), 38.
- German A., Espinosa M.O., Abril M., Scavuzzo C.M., 2018. Exploring satellite based temporal forecast modelling of *Aedes aegypti* oviposition from an operational perspective. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 11, 231-240.
- Giardina F., Franke J., Vounatsou P., 2015. Geostatistical modelling of the malaria risk in Mozambique: effect of the spatial resolution when using remotely-sensed imagery. *Geospatial Health*, 10 (2), 333.
- Goetz S.J., Prince S.D., Small J., 2000. Advances in satellite remote sensing of environmental variables for epidemiological applications. *Advances in Parasitology*, 47, 289-307.
- Guilloteau C., Gosset M., Vignolles C., Alcoba M., Tourre Y.M., Lacaux J.-P., 2014. Impacts of Satellite-Based Rainfall Products on Predicting Spatial Patterns of Rift Valley Fever Vectors. *Journal of Hydrometeorology*, 15 (4), 1624-1635.
- Harbach R.E., Howard T.M., 2007. Index of currently recognized mosquito species (Diptera: Culicidae). *European Mosquito Bulletin*, 23, 2-66.
- Hardy A., Ettritch G., Cross D.E., Bunting P., Liywalii F., Sakala J., Silumesii A., Singini D., Smith M., Willis T., Thomas C.J., 2019. Automatic Detection of Open and Vegetated Water Bodies Using Sentinel 1 to Map African Malaria Vector Mosquito Breeding Habitats. *Remote Sensing*, 11 (5), 593.
- Herbretau V., Salem G., Souris M., Hugot J.-P., Gonzalez J.-P., 2007. Thirty years of use and improvement of remote sensing, applied to epidemiology: From early promises to lasting frustration. *Health & Place*, 13 (2), 400-403.
- Herbretau V., Kassié D., Roux E., Marti R., Catry T., Attoumane A., Révillion C., Commins J., Dessay N., Mangeas M., Tran A., 2018. Observer la Terre pour appréhender spatialement les inégalités de santé : regard historique et prospectif sur l'utilisation de la télédétection dans le domaine de la santé. *Confins*, 37.
- Homan T., Maire N., Hiscox A., Di Pasquale A., Kiche I., Onoka K., Mweresa C., Mukabana W.R., Ross A., Smith T.A., Takken W., 2016. Spatially variable risk factors for malaria in a geographically heterogeneous landscape, western Kenya: an explorative study. *Malaria Journal*, 15, 1.
- Honorio N.A., Nogueira R.M., Codeco C.T., Carvalho M.S., Cruz O.G., Magalhaes Mde A., De Araujo J.M., De Araujo E.S., Gomes M.Q., Pinheiro L.S., Da Silva Pinel C., Lourenco-De-Oliveira R., 2009. Spatial evaluation and modeling of Dengue seroprevalence and vector density in Rio de Janeiro, Brazil. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 3 (11), e545
- Huraux T., Misslin R., Cebeillac A., Daudé É., Vaguet A., 2017. Modélisation de l'impact des îlots de chaleur urbains sur les dynamiques de population d'*Aedes aegypti*, vecteur de la dengue et du virus Zika, in *Spatial Analysis and GEomatics*, 6-9 novembre 2017, EA LITIS; UMR IDEES, Rouen, France.
- Impoinvil D.E., Cardenas G.A., Gihture J.I., Mbogo C.M., Beier J.C., 2007. Constant temperature and time period effects on *Anopheles gambiae* egg hatching. *Journal of the American Mosquito Control Association*, 23 (2), 124-130.
- Inglada J., Vincent A., Arias M., Tardy B., Morin D., Rodes I., 2017. Operational High Resolution Land Cover Map Production at the Country Scale Using Satellite Image Time Series. *Remote Sensing*, 9 (1), 95.
- Kofidou M., De Courcy Williams M., Nearchou A., Veletza S., Gemitzi A., Karakasiliotis I., 2021. Applying Remotely Sensed Environmental Information to Model Mosquito Populations. *Sustainability*, 13 (14), 7655.
- Kolimenakis A., Heinz S., Wilson M.L., Winkler V., Yakob L., Michaelakis A., Papachristos D., Richardson C., Horstick O., 2021. The role of urbanisation in the spread of *Aedes* mosquitoes and the diseases they transmit-A systematic review. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 15 (9), e0009631.
- Kraemer M.U., Sinka M.E., Duda K.A., Mylne A.Q., Shearer F.M., Barker C.M., Moore C.G., Carvalho R.G., Coelho G.E., Van Bortel W., Hendrickx G., Schaffner F., Elyazar I.R., Teng H.J., Brady O.J., Messina J.P., Pigott D.M., Scott T.W., Smith D.L., Wint G.R., Golding N., Hay S.L., 2015. The global distribution of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus*. *Elife*, 4, e08347.

- Kraemer M.U.G., Reiner R.C. Jr., Brady O.J., Messina J.P., Gilbert M., Pigott D.M., Yi D., Johnson K., Earl L., Marczak L.B., Shirude S., Davis Weaver N., Bisanzio D., Perkins T.A., Lai S., Lu X., Jones P., Coelho G.E., Carvalho R.G., Van Bortel W., Marsboom C., Hendrickx G., Schaffner F., Moore C.G., Nax H.H., Bengtsson L., Wetter E., Tatem A.J., Brownstein J.S., Smith D.L., Lambrechts L., Cauchemez S., Linard C., Faria N.R., Pybus O.G., Scott T.W., Liu Q., Yu H., Wint G.R.W., Hay S.I., Golding N., 2019. Past and future spread of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus*. *Nature Microbiology*, 4 (5), 854-863.
- Kramer I.M., Kress A., Klingelhofer D., Scherer C., Phuyal P., Kuch U., Ahrens B., Groneberg D.A., Dhimal M., Muller R., 2020. Does winter cold really limit the dengue vector *Aedes aegypti* in Europe? *Parasit Vectors*, 13 (1), 178.
- Lagouarde J., Bhattacharya B., Crébassol P., Gamet P., Babu S., Boulet G., Briottet X., Buddhiraju K., Cherchali S., Dadou I., Dedieu G., Gouhier M., Hagolle O., Irvine M., Jacob F., Kumar A., Kumar K., Laignel B., Mallick K., Murthy C., Oliosio A., Otlé C., Pandya M., Raju P., Roujean J., Sekhar M., Shukla M., Singh S., Sobrino J., Ramakrishnan R., 2018. The Indian-French Trishna Mission: Earth Observation in the Thermal Infrared with High Spatio-Temporal Resolution, in *IGARSS 2018 – 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 22-27 July 2018, Valencia, Spain, GRSS – IEEE, 4078-4081.
- Li Z., Roux E., Dessay N., Girod R., Stefani A., Nacher M., Moiret A., Seyler F., 2016. Mapping a Knowledge-Based Malaria Hazard Index Related to Landscape Using Remote Sensing: Application to the Cross-Border Area between French Guiana and Brazil. *Remote Sensing*, 8 (4), 319.
- Lorenz C., Castro M.C., Trindade P.M.P., Nogueira M.L., De Oliveira Lage M., Quintanilha J.A., Parra M.C., Dibo M.R., Favaro E.A., Guirado M.M., Chiaravalloti-Neto F., 2020. Predicting *Aedes aegypti* infestation using landscape and thermal features. *Scientific Reports*, 10 (1), 21688.
- Machault V., Yébakima A., Etienne M., Vignolles C., Palany P., Tourre Y.M., Guérécheau M., Lacaux J.-P., 2014. Mapping Entomological Dengue Risk Levels in Martinique Using High-Resolution Remote-Sensing Environmental Data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 3 (4), 1352-1371.
- Mala S., Jat M.K., 2019. Implications of meteorological and physiographical parameters on dengue fever occurrences in Delhi. *Science of The Total Environment*, 650, 2267-2283.
- Malahlela O.E., Olwoch J.M., Adjorlolo C., 2018. Evaluating Efficacy of Landsat-Derived Environmental Covariates for Predicting Malaria Distribution in Rural Villages of Vhembe District, South Africa. *Ecohealth*, 15 (1), 23-40.
- Manguin S., Carnevale P., Mouchet J., 2008. *Biodiversité du paludisme dans le monde*, Montrouge, John Libbey Eurotext, 428 p.
- Manica M., Filippini F., D'Alessandro A., Screti A., Neteler M., Rosa R., Solimini A., Della Torre A., Caputo B., 2016. Spatial and Temporal Hot Spots of *Aedes albopictus* Abundance inside and outside a South European Metropolitan Area. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 10 (6), e0004758.
- Marti R., Li Z., Catry T., Roux E., Mangeas M., Handschumacher P., Gaudart J., Tran A., Demagistri L., Faure J.-F., Carvajal J.J., Drumond B., Xu L., Herbreteau V., Gurgel H., Dessay N., Gong P., 2020. A Mapping Review on Urban Landscape Factors of Dengue Retrieved from Earth Observation Data, GIS Techniques, and Survey Questionnaires. *Remote Sensing*, 12 (6), 932.
- Mena N., Troyo A., Bonilla-Carrión R., Calderón-Arguedas O., 2011. Factores asociados con la incidencia de dengue en Costa Rica. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 29 (4), 234-242.
- Montalvo T., Higueros A., Valsecchi A., Realp E., Vila C., Ortiz A., Peracho V., Figuerola J., 2022. Effectiveness of the Modification of Sewers to Reduce the Reproduction of *Culex pipiens* and *Aedes albopictus* in Barcelona, Spain. *Pathogens*, 11 (4).
- Morin C.W., Comrie A.C., Ernst K., 2013. Climate and dengue transmission: evidence and implications. *Environmental Health Perspectives*, 121 (11-12), 1264-1272.
- Nasir S., Jabeen F., Abbas S., Nasir I., Debboun M., 2017. Effect of Climatic Conditions and Water Bodies on Population Dynamics of the Dengue Vector, *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae). *Journal of Arthropod-Borne Diseases*, 11 (1), 50-59.
- Ogashawara I., Li L., Moreno-Madrinan M.J., 2019. Spatial-Temporal Assessment of Environmental Factors Related to Dengue Outbreaks in Sao Paulo, Brazil. *Geohealth*, 3 (8), 202-217.

- Orta-Pineda G., Abella-Medrano C.A., Suzan G., Serrano-Villagrana A., Ojeda-Flores R., 2021. Effects of landscape anthropization on sylvatic mosquito assemblages in a rainforest in Chiapas, Mexico. *Acta Tropica*, 216, 105849.
- Parselia E., Kontoes C., Tsouni A., Hadjichristodoulou C., Kioutsioukis I., Magiorkinis G., Stilianakis N.I., 2019. Satellite Earth Observation Data in Epidemiological Modeling of Malaria, Dengue and West Nile Virus: A Scoping Review. *Remote Sensing*, 11 (16), 1862.
- Pesaresi M., G. Huadong G., Blaes X., Ehrlich D., Ferri S., Gueguen L., Halkia M., Kauffmann M., Kemper T., Lu L., Marin-Herrera M., Ouzounis G., Scavazon M., Soille P., Syrris V., Zanchetta L., 2013. A Global Human Settlement Layer From Optical HR/VHR RS Data: Concept and First Results. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6 (5), 2102-2131.
- Pontes R.J., Freeman J., Oliveira-Lima J.W., Hodgson J.C., Spielman A., 2000. Vector densities that potentiate dengue outbreaks in a Brazilian city. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 62 (3), 378-383.
- Prasad A., Gray C.B., Ross A., Kano M., 2016. Metrics in Urban Health: Current Developments and Future Prospects. *Annual Review of Public Health*, 37, 113-133.
- Puissant A., Sellé A., Baghdadi N., Thierion V., Le Bris A., Roujean J., 2019. The 'urban' component of the French Land Data and Services Centre (THEIA), in *2019 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, 22-24 May 2019, Vannes, France, IEEE, 1-4.
- Reinhold J.M., Lazzari C.R., Lahondere C., 2018. Effects of the Environmental Temperature on *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* Mosquitoes: A Review. *Insects*, 9 (4).
- Richman R., Diallo D., Diallo M., Sall A.A., Faye O., Diagne C.T., Dia I., Weaver S.C., Hanley K.A., Buenemann M., 2018. Ecological niche modeling of *Aedes* mosquito vectors of chikungunya virus in southeastern Senegal. *Parasit Vectors*, 11 (1), 255.
- Sallam M.F., Fizer C., Pilant A.N., Whung P.Y., 2017. Systematic Review: Land Cover, Meteorological, and Socioeconomic Determinants of *Aedes* Mosquito Habitat for Risk Mapping. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14 (10).
- Scavuzzo J.M., Trucco F., Espinosa M., Tauro C.B., Abril M., Scavuzzo C.M., Frery A.C., 2018. Modeling Dengue vector population using remotely sensed data and machine learning. *Acta Tropica*, 185, 167-175.
- Shumilo L., Kussul N., Shelestov A., Korsunskaya Y., Yailymov B., 2019. Sentinel-3 Urban Heat Island Monitoring and analysis for Kyiv Based on Vector Data, in *2019 10th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, 5-7 June 2019, Leeds, United Kingdom, IEEE, 131-135.
- Slater J.A., Garvey G., Johnston C., Haase J., Heady B., Kroenung G., Little J., 2006. The SRTM Data "Finishing" Process and Products. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72 (3), 237-247.
- Soubirane J., 2019. Shaping the Future of Earth Observation with Pléiades Neo, in *2019 9th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST)*, 11-14 June 2019, Istanbul, Turkey, 399-401.
- Stefani A., Roux E., Fotsing J.M., Carme B., 2011. Studying relationships between environment and malaria incidence in Camopi (French Guiana) through the objective selection of buffer-based landscape characterisations. *International Journal of Health Geographics*, 10, 65.
- Stefani A., Dusfour I., Correa A.P., Cruz M.C., Dessay N., Galardo A.K., Galardo C.D., Girod R., Gomes M.S., Gurgel H., Lima A.C., Moreno E.S., Musset L., Nacher M., Soares A.C., Carme B., Roux E., 2013. Land cover, land use and malaria in the Amazon: a systematic literature review of studies using remotely sensed data. *Malaria Journal*, 12, 192.
- Stresman G.H., 2010. Beyond temperature and precipitation: ecological risk factors that modify malaria transmission. *Acta Tropica*, 116 (3), 167-172.
- Teillet C., Pillot B., Catry T., Demagistri L., Lyszczarz D., Lang M., Couteron P., Barbier N., Adou Kouassi A., Gunther Q., Dessay N., 2021. Fast Unsupervised Multi-Scale Characterization of Urban Landscapes Based on Earth Observation Data. *Remote Sensing*, 13 (12), 2398.
- Tran A., Fall A.G., Biteye B., Ciss M., Gimonneau G., Castets M., Seck M.T., Chevalier V., 2019. Spatial Modeling of Mosquito Vectors for Rift Valley Fever Virus in Northern Senegal: Integrating Satellite-Derived Meteorological Estimates in Population Dynamics Models. *Remote Sensing*, 11 (9), 1024.

- Troyo A., Fuller D.O., Calderón-Arguedas O., Solano M.E., Beier J.C., 2009. Urban structure and dengue incidence in Puntarenas, Costa Rica. *Singapore Journal of Tropical Geography*, 30 (2), 265-282.
- Tsantalidou A., Parselia E., Arvanitakis G., Kyratzi K., Gewehr S., Vakali A., Kontoes C., 2021. MAMOTH: An Earth Observational Data-Driven Model for Mosquitoes Abundance Prediction. *Remote Sensing*, 13 (13), 2557.
- Tsheten T., Clements A.C.A., Gray D.J., Wangdi K., 2021. Dengue risk assessment using multicriteria decision analysis: A case study of Bhutan. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 15 (2), e0009021.
- Weiss D.J., Bhatt S., Mappin B., Van Boeckel T.P., Smith D.L., Hay S.I., Gething P.W., 2014. Air temperature suitability for *Plasmodium falciparum* malaria transmission in Africa 2000-2012: a high-resolution spatiotemporal prediction. *Malaria Journal*, 13, 171.
- Wimberly M.C., Davis J.K., Evans M.V., Hess A., Newberry P.M., Solano-Asamoah N., Murdock C.C., 2020. Land cover affects microclimate and temperature suitability for arbovirus transmission in an urban landscape. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 14 (9), e0008614.
- Yue Y., Sun J., Liu X., Ren D., Liu Q., Xiao X., Lu L., 2018. Spatial analysis of dengue fever and exploration of its environmental and socio-economic risk factors using ordinary least squares: A case study in five districts of Guangzhou City, China, 2014. *International Journal of Infectious Diseases*, 75, 39-48.

## Chapitre 2

# Indices spectraux et classifications d'images multispectrales pour la cartographie du risque vectoriel

ANNELISE TRAN, RENAUD MARTI, VINCENT HERBRETEAU

Les méthodes classiques d'analyse d'images de télédétection multispectrales<sup>1</sup> incluent la classification d'images et le calcul d'indices spectraux. Ces deux approches exploitent le lien existant entre les caractéristiques des surfaces observées et leur signature spectrale.

Les méthodes de classification permettent de regrouper des zones de l'image ayant des réponses spectrales similaires dans la même classe. Deux types de classification peuvent être utilisés pour produire des cartes d'occupation du sol à partir d'une image multispectrale. Les méthodes de classification supervisée utilisent des algorithmes (maximum de vraisemblance, *Random Forest*, etc.) pour discriminer les différentes classes d'occupation du sol présentes dans l'image (eau, zones urbaines, zones de végétation, sols nus, etc.) et préalablement définies par l'utilisateur (Rodriguez-Galiano *et al.*, 2012). Ces méthodes nécessitent donc de créer une base de données d'apprentissage pour chacune des classes à cartographier avant de lancer la classification proprement dite. Les méthodes de classification non supervisée (p. ex. algorithmes *K-means*, *Isodata*) sont des processus plus automatiques qui ne nécessitent pas de connaissances *a priori* des classes (Duda et Canty, 2002). Les deux types de méthodes peuvent être appliqués pour classer chaque pixel de l'image (classifications orientées pixel) ou des objets (classifications orientées objet) en agrégeant des pixels voisins ayant des valeurs de réflectance similaires avant la classification, par un processus de segmentation de l'image (Blaschke *et al.*, 2014). Dans les deux cas, des données de validation doivent être collectées sur le terrain pour évaluer la qualité de la classification.

Les indices spectraux exploitent la combinaison de différentes bandes d'une image multispectrale pour mettre en évidence certaines propriétés des surfaces observées (voir chapitre 1). Par exemple, la signature spectrale de la végétation révèle une forte réflectance dans le domaine du proche infrarouge et, au contraire, une faible réflectance dans le domaine du rouge (figure I.1). Pour mettre en évidence les zones en végétation d'une image multispectrale (figure 2.1a), les indices de végétation utilisent

1. Voir Introduction générale.

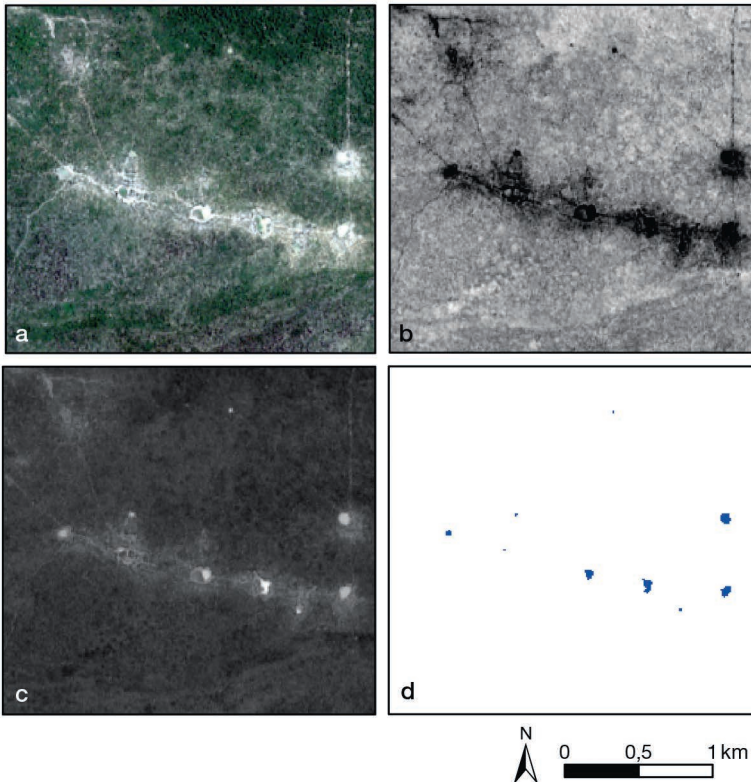
la différence (comme le NDVI, *Normalized Difference Vegetation Index*, cf. chapitre 1) ou le rapport entre les valeurs de réflectance dans le proche infrarouge (PIR) et le rouge (R) [figure 2.1b] :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \text{ (équation 1)}$$

Pour les zones en eau, dont la signature spectrale révèle des valeurs de réflectance décroissantes depuis les longueurs d'onde du bleu vers l'infrarouge, les indices d'eau (figure 2.1c) exploitent les différences entre les valeurs de réflectance dans le domaine du vert (V) et le proche ou moyen infrarouge (MIR), comme pour le MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*) :

$$MNDWI = \frac{V - MIR}{V + MIR} \text{ (équation 2)}$$

Le seuillage des indices spectraux permet ensuite l'identification et la cartographie des zones d'intérêt écologique pour les moustiques (figure 2.1d).



**Figure 2.1.** Exemples de calcul d'indices de végétation et d'eau à partir d'une image multi-spectrale.

(a) Extrait d'une image Sentinel-2, composition colorée en couleurs naturelles. (b) Indice de végétation. (c) Indice d'eau – du noir, zones à faible valeur d'indice, au blanc, zones avec les valeurs d'indice les plus élevées. (d) Résultat du seuillage de l'image de l'indice d'eau – les surfaces en eau apparaissent en bleu.

Dans ce chapitre, différents exemples d'application de ces méthodes classiques d'interprétation d'images multispectrales sont présentés. Le premier est l'utilisation d'une carte d'occupation du sol dérivée d'une image multispectrale à haute résolution spatiale pour cartographier la distribution de moustiques *Anopheles* en Camargue, à une échelle locale. Dans le deuxième exemple, un indice d'eau est calculé à partir d'images à moyenne résolution spatiale et utilisé dans un modèle prédictif du risque d'occurrence de cas humains de la fièvre du Nil occidental (*West Nile fever*) en Europe, à une échelle continentale. Enfin, nous présentons un exemple d'outil en ligne, Sen2Extract, qui permet d'extraire facilement des séries temporelles d'indices spectraux.

## ► Cartographie de l'occupation du sol par télédétection pour modéliser la distribution des moustiques *Anopheles* en Camargue

### Contexte

La Camargue est située dans le delta du Rhône dans le Sud de la France (figure 2.2a), avec un climat méditerranéen caractérisé par des étés chauds et secs, des hivers humides et doux et des précipitations importantes en automne et au printemps. Peu peuplée, cette région est une mosaïque de paysages de marais, sous l'influence des entrées d'eau salée par le sud, et de zones agricoles plus au nord, composées principalement de rizières et prairies.

Les différentes zones humides présentes en Camargue sont particulièrement propices au développement des moustiques, qui y sont très abondants, et à certaines maladies qu'ils transmettent. Le paludisme y était endémique jusqu'au début du xx<sup>e</sup> siècle (Jetten, Takken, 1994), puis il a été éliminé dans les années 1950 avec l'usage des insecticides (essentiellement le DDT) et la chimiothérapie/prophylaxie à base de quinine. Plus récemment, différents travaux de recherche ont étudié le risque de réémergence du paludisme dans cette région dans un contexte de réchauffement climatique (Ponçon *et al.*, 2008). Ces études ont identifié l'espèce *Anopheles (Anopheles) hyrcanus* (Pallas), dont les rizières constituent le principal gîte larvaire, comme vecteur potentiel (Ponçon *et al.*, 2007).

Dans l'exemple présenté ici, les liens entre l'occupation du sol et des relevés entomologiques sur la présence de larves d'*An. hyrcanus* ont été analysés, afin de cartographier la distribution de cette espèce sur toute la Camargue (Tran *et al.*, 2008).

### Données

#### Données entomologiques

Un total de 80 gîtes larvaires potentiels (différents types de marais, rizières) ont été visités mensuellement pendant la période d'activité des moustiques d'avril à octobre 2006 par les équipes de l'Institut de recherche pour le développement (IRD). Les larves de moustiques ont été collectées selon les protocoles entomologiques standards et identifiées au niveau de l'espèce (Ponçon *et al.*, 2007).

#### Données de télédétection

Deux images Landsat 7 *Enhanced Thematic Mapper* (ETM+, résolution spatiale de 30 m) ont été acquises à deux périodes contrastées (en juillet et en octobre) pour cartographier les principaux types d'occupation du sol dans la zone (figure 2.2a).

## Méthodes

### Classification de l'occupation du sol

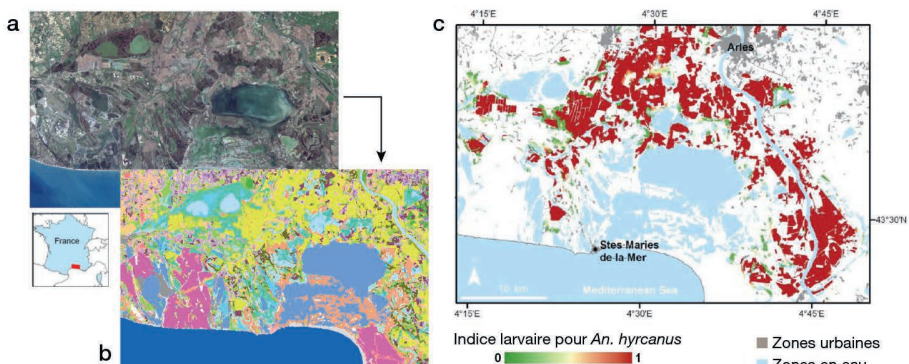
Une classification supervisée orientée objet (logiciel eCognition<sup>2</sup>) a été appliquée, à partir d'un jeu de données d'entraînement construit sur la base d'observations terrain et en concertation avec des entomologistes, afin de cartographier les habitats de plusieurs espèces retenues pour leur intérêt, pour cinq principaux écotypes (figure 2.2b). Cette typologie inclut l'ensemble des gîtes larvaires potentiels pour les moustiques *Anopheles* dans la région : eau libre, rizières, roselières, marais à scirpes, marais à joncs.

### Analyses statistiques

Les corrélations entre la présence ou l'absence de larves d'*An. hyrcanus* (variable à expliquer) et le type de gîte larvaire et la distance aux rizières (variables explicatives) ont été étudiées à l'aide d'un modèle de régression logistique.

### Principaux résultats

Les rizières, les marais à scirpes et les roselières ont été identifiés comme significativement corrélés à la présence de larves d'*An. hyrcanus* par le modèle de régression logistique. Ces résultats ont permis de confirmer le potentiel d'autres biotopes que les rizières comme gîtes larvaires d'*An. hyrcanus*, ce qui explique la présence de l'espèce en fin d'été et en automne lorsque les rizières sont à sec. D'autre part, une carte de probabilité de présence de l'espèce a pu être générée sur toute la zone d'étude à partir de la carte d'occupation du sol (figure 2.2c) et cette carte a pu être validée par des données de terrain sur la distribution des moustiques *An. hyrcanus* adultes. Il faut noter que la même approche appliquée à des données d'autres espèces de moustiques *Anopheles* et *Culex* a montré que la distribution des gîtes larvaires en zone humide impactait la répartition spatiale des espèces à l'état adulte, lorsque celles-ci étaient fortement inféodées à un type de gîte larvaire (Cailly *et al.*, 2011).



**Figure 2.2.** Cartographie d'un indice des zones favorables au moustique *Anopheles hyrcanus* en Camargue, à partir d'une image satellite optique. Adapté de Tran *et al.*, 2008.

(a) Extrait d'une image Landsat 7 ETM+. (b) Résultat de la classification en différents types d'occupation du sol. (c) Indice larvaire pour l'espèce *An. hyrcanus*, variant de 0 (zone très peu favorable) à 1 (très favorable).

2. <https://fr.geospatial.trimble.com/products-and-solutions/trimble-ecognition>



## ► Indices spectraux dérivés d'images de télédétection, comme facteurs environnementaux des cas humains de fièvre du Nil occidental en Europe

### Contexte

Le virus du Nil occidental (*West Nile virus*, WNV), responsable de la fièvre du Nil occidental (*West Nile fever*, WNF), est transmis par piqûre de moustiques du genre *Culex*, avec comme hôtes principaux des espèces d'oiseaux domestiques et sauvages, et parfois une transmission à l'humain ou au cheval, considérés comme des hôtes accidentels et des impasses épidémiologiques (*dead-end host*). En Europe, la circulation du WNV a été confirmée épisodiquement ces dernières décennies dans plusieurs pays du bassin méditerranéen, mais durant l'été 2010, particulièrement chaud, un très grand nombre de cas humains de WNF a été rapporté dans des zones jusqu'alors indemnes (Paz *et al.*, 2013). L'étude résumée ici visait à identifier les principaux déterminants environnementaux du risque d'occurrence de cas humains de WNF en Europe, en testant en particulier des indices spectraux issus de la télédétection (Tran *et al.*, 2014).

### Données

#### Données épidémiologiques

Les données sur les cas humains confirmés de WNF ont été répertoriées à l'échelle du district en Europe sur la période 2002-2013. Pour chaque année, chaque district ( $n = 1\,113$ ) était considéré comme « infecté » si au moins un cas humain de WNF avait été rapporté dans ce district et « non infecté » dans le cas contraire.

#### Données de télédétection

Une série temporelle d'images MODIS a été téléchargée afin de couvrir toute l'Europe, et ce, avec une fréquence de 8 jours pour toute la période considérée.

#### Autres données spatialisées

D'autres sources de données à référence spatiale ont été utilisées pour caractériser, à l'échelle du district, des facteurs de risque potentiels d'occurrence de cas humains de WNF : températures, population, routes de migration aviaire et zones humides.

### Méthodes

#### Calculs d'indices de végétation et d'eau

Les indices de végétation (NDVI) et d'eau (MNDWI) présentés précédemment (équations 1 et 2) ont été calculés à partir de la série temporelle d'images MODIS.

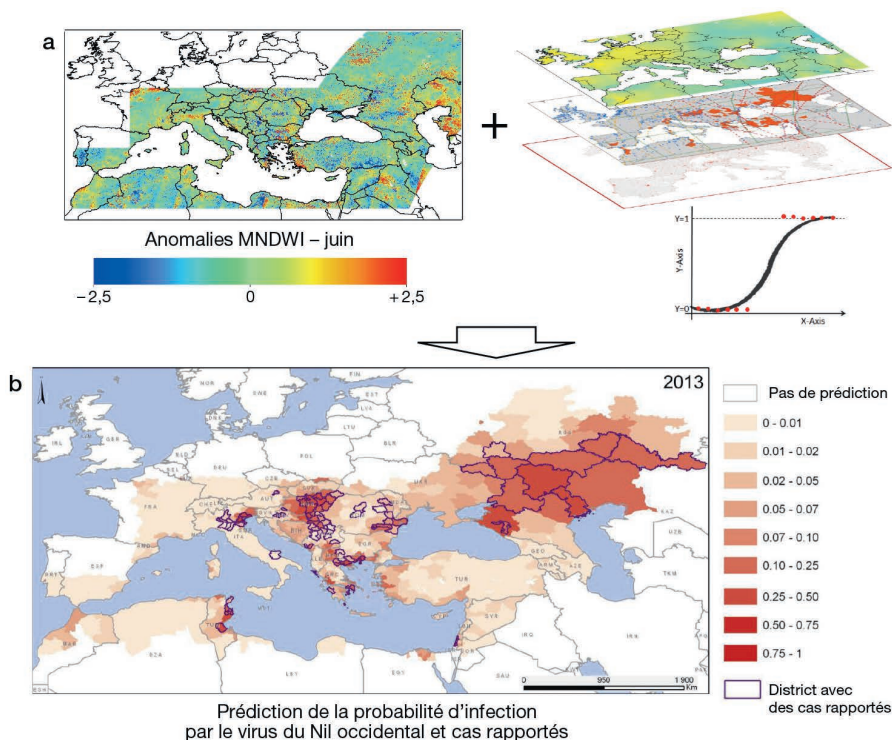
#### Analyses statistiques

Les corrélations entre le statut d'infection par le WNV (variable à expliquer) et la population, la présence de zones humides, la présence de routes de migration aviaire, les valeurs d'anomalies de température, de NDVI et de MNDWI (variables explicatives) ont été étudiées par une analyse univariée (en testant les variables une à une), puis par

une analyse multivariée, combinant les variables les plus significatives à l'aide d'un modèle de régression logistique. Les données épidémiologiques de la période 2001-2011 ont été utilisées pour construire le modèle et les données épidémiologiques de la période 2012-2013, pour tester sa capacité prédictive.

## Résultats

Le meilleur modèle permettant d'expliquer le statut infecté/indemne de cas humains de WNF par district inclut comme variables explicatives les anomalies de température au mois de juillet et d'indice d'eau MNDWI début juin (9-16 juin), la circulation du WNV l'année précédente, la présence de zones humides, le type de route migratoire aviaire et la population humaine (figure 2.3a); toutes ces variables étant positivement et significativement corrélées avec la probabilité d'infection (Tran *et al.*, 2014). À partir de ce modèle de régression logistique, des cartes de la probabilité d'infection par le WNV par district peuvent être produites annuellement (figure 2.3b). Ces résultats mettent en évidence le rôle des zones en eau dans le risque de transmission du WNV en Europe et la pertinence d'un indice d'eau simple (le MNDWI dérivé des images MODIS) pour détecter des surfaces en eau au-dessus des moyennes saisonnières au mois de juin, susceptibles de favoriser la prolifération des moustiques durant les mois d'été et la transmission du virus à l'humain en fin d'été-début d'automne.



**Figure 2.3.** Cartographie des zones à risque de transmission du virus du Nil occidental en Europe basée sur des indicateurs environnementaux et météorologiques. Adapté de Tran *et al.* (2014).

(a) Analyse d'un indice d'eau et de différents prédicteurs environnementaux du virus du Nil occidental par un modèle de régression logistique. (b) Cartographie du risque d'infection.

## ► Production automatisée d'indices spectraux : exemple de l'outil Sen2Extract

La télédétection reste un domaine technique demandant une bonne connaissance des méthodes, des logiciels et algorithmes de traitement d'images et du large éventail des données spatiales disponibles. Il n'est donc pas étonnant que l'essentiel de l'usage des images satellite dans le domaine de la santé se soit fait indirectement *via* la mise à disposition de produits pré-calculés, tels que les indices spectraux, gratuitement et simplement accessibles par téléchargement. Ces produits ont permis d'atteindre une communauté d'utilisateurs, essentiellement des épidémiologistes et des statisticiens, sans compétences en télédétection, qui ont pu les intégrer dans leurs études. Bien que ces indices ne soient pas forcément les mieux adaptés aux caractéristiques des zones d'étude ou à la problématique, dans bien des cas leur disponibilité constante dans l'espace et le temps en a fait de précieux indicateurs des fluctuations saisonnières.

C'est à partir de ce constat que des outils ont été développés pour automatiser la production d'indices spectraux à partir des images des satellites Sentinel-2A et 2B du programme Copernicus de l'Agence spatiale européenne (ESA). Comme leur nom le suggère, ces deux satellites ont été conçus à des fins de surveillance environnementale et ils peuvent donc être indirectement utiles pour la surveillance de maladies liées à l'environnement. En effet, ils fournissent des images optiques ayant une résolution spatiale de 10 m, disponibles gratuitement tous les 5 jours, depuis mi-2015, sur la quasi-totalité du globe. Parmi les outils développés, Sen2Extract est une application en ligne<sup>3</sup> qui permet d'extraire simplement des séries temporelles d'indices spectraux sur une période et des sites choisis selon les besoins de l'utilisateur. Une interface simple et intuitive (figure 2.4) invite à indiquer son/ses sites d'intérêt en chargeant un fichier au format vectoriel (points ou polygones, format shapefile zippé), puis à choisir la période et les indices à calculer (indice de végétation NDVI et différents indices d'eau). Dès que le calcul est réalisé, un e-mail est envoyé pour indiquer le lien de téléchargement du résultat de la requête, qui prend la forme d'un tableau de données au format csv. Pour chaque entité spatiale, polygone ou point, et chaque date, des statistiques descriptives des valeurs de l'indice choisi sont calculées (moyenne, minimum, maximum, écart-type, médiane, premier et troisième quartiles, nombre de pixels ennuagés ou sans données). Le fichier final est donc très léger (quelques kilo-octets), comparé au poids d'une image Sentinel-2 et de ses traitements qui peuvent représenter près d'un gigaoctet. Ceci facilite l'utilisation des images dans des pays où l'accès à internet est limité.

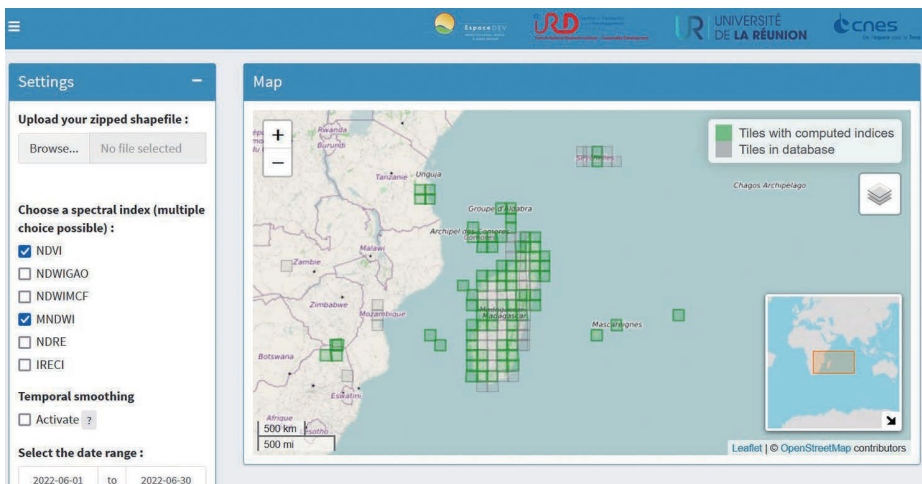
Sen2Extract est l'interface utilisateur d'un ensemble d'algorithmes développés dans le cadre du projet S2-Malaria (appel à projets de recherche Tosca, financé par le Cnes, de 2017 à 2020) pour produire des données d'observation satellitaire utiles à la surveillance de maladies. Ces algorithmes ont ensuite été optimisés pour le suivi des dégâts liés aux passages des cyclones (Projet Interreg *Renovrisk-impact* de 2018 à 2020). En amont de Sen2Extract, la chaîne Sen2Chain, codée en Python, est au cœur de la production des indices. Elle permet de télécharger les images Sentinel-2 sur deux des principaux catalogues, le *Copernicus Open Access Hub*<sup>4</sup> de l'ESA et la plateforme d'exploitation

3. <https://web.seas-oi.org/sen2extract/>

4. <https://scihub.copernicus.eu/>

des produits Sentinel<sup>5</sup> (Peps) du Cnes. Elle intègre l'algorithme Sen2Cor de l'ESA pour effectuer les corrections atmosphériques, de terrain et des cirrus sur les images brutes (niveau 1A) afin d'obtenir le niveau 2A, nécessaire à la comparaison des dates et des scènes. Elle permet ensuite de produire différents indices spectraux — il est aussi possible d'en intégrer de nouveaux selon les besoins —, puis d'extraire les valeurs des pixels pour calculer leurs statistiques descriptives sur des entités spatiales définies, à chaque date. Les codes de Sen2Chain sont ouverts<sup>6</sup> et peuvent donc être réutilisés et améliorés librement. Sen2Extract se greffe en aval pour offrir l'interface de requête et lancer le calcul des séries temporelles d'indices selon les besoins. Cet outil est codé en R<sup>7</sup> et l'interface en ligne repose sur le package R Shiny<sup>8</sup>. Les codes sont également ouverts pour pouvoir être réimplémentés<sup>9</sup>. Ils permettent d'envoyer les requêtes vers la chaîne Sen2Chain, de paramétrer les extractions et les calculs statistiques puis d'envoyer le lien par e-mail. L'interface accessible en ligne est installée sur les serveurs de la station de réception satellitaire SEAS-OI à La Réunion. Les requêtes de séries temporelles peuvent se faire sur l'emprise des images qui ont été acquises sur la région océan Indien essentiellement. Pour d'autres zones, il convient donc d'implémenter ces outils sur un nouvel ordinateur ou serveur.

L'ensemble des tâches proposées par ces chaînes est entièrement automatisable. Ceci permet de produire des séries temporelles en routine pour le besoin d'outils de surveillance. C'est le cas de l'application Lepto Yangon<sup>10</sup> qui peut réaliser des cartographies des environnements favorables à la transmission de la leptospirose sur l'agglomération de Yangon au Myanmar, dès qu'une nouvelle image est disponible (tous les 5 jours). Une telle automatisation de la production d'indices spectraux dans des temps courts serait envisageable pour le suivi d'environnements favorables aux espèces de moustiques pour lesquelles les liens entre ces indices et leur présence ou abondance ont pu être établis.



**Figure 2.4.** Interface de l'outil en ligne Sen2Extract (<https://web.seas-oi.org/sen2extract/>).

5. <https://peps.cnes.fr>

6. <https://framagit.org/espace-dev/sen2chain>

7. <https://www.R-project.org/>

8. <https://shiny.rstudio.com/>

9. <https://framagit.org/espace-dev/sen2extract>

10. <https://leptoyangon.geohealthresearch.org/>

## ► Références

- Blaschke T., Hay G.J., Kelly M., Lang S., Hofmann P., Addink E., Queiroz Feitosa R., Van der Meer F., Van der Werff H., Van Coillie F., Tiede D., 2014. Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87, 180-191.
- Cailly P., Balenghien T., Ezanno P., Fontenille D., Toty C., Tran A., 2011. Role of the repartition of wetland breeding sites on the spatial distribution of *Anopheles* and *Culex*, human disease vectors in southern France. *Parasit Vectors*, 4, 65.
- Duda T., Canty M., 2002. Unsupervised classification of satellite imagery: Choosing a good algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 23 (11), 2193-2212.
- Jetten T.H., Takken W., 1994. Anophelism without malaria in Europe, A review of the ecology and distribution of the genus *Anopheles* in Europe, *Wageningen Agricultural University, papers*, 94-5, 69 p.
- Paz S., Malkinson D., Green M.S., Tsioni G., Papa A., Danis K., Sirbu A., Ceianu C., Katalin K., Ferenczi E., Zeller H., Semenza J.C., 2013. Permissive summer temperatures of the 2010 European West Nile fever upsurge. *PLoS One*, 8 (2), e56398.
- Ponçon N., Toty C., L'Ambert G., Le Goff G., Brengues C., Schaffner F., Fontenille D., 2007. Biology and dynamics of potential malaria vectors in Southern France. *Malaria Journal*, 6, 18.
- Ponçon N., Tran A., Toty C., Luty A.J., Fontenille D., 2008. A quantitative risk assessment approach for mosquito-borne diseases: malaria re-emergence in southern France. *Malaria Journal*, 7, 147.
- Rodriguez-Galiano V.F., Ghimire B., Rogan J., Chica-Olmo M., Rigol-Sanchez J.P., 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, 93-104.
- Tran A., Sudre B., Paz S., Rossi M., Desbrosse A., Chevalier V., Semenza J.C., 2014. Environmental predictors of West Nile fever risk in Europe. *International Journal of Health Geographics*, 13, 26.
- Tran A., Ponçon N., Toty C., Linard C., Guis H., Ferre J.B., Lo Seen D., Roger F., La Rocque S. de, Fontenille D., Baldet T., 2008. Using remote sensing to map larval and adult populations of *Anopheles hyrcanus* (Diptera: Culicidae) a potential malaria vector in Southern France. *International Journal of Health Geographics*, 7, 9.



## Chapitre 3

# Estimation des températures de l'air à partir d'images satellite et de stations météorologiques

BARBARA BOUFHAL, ALEXANDRE CEBEILLAC, ÉRIC DAUDÉ

Les moustiques du genre *Aedes* sont thermosensibles, c'est-à-dire que leur niveau d'activité (recherche de repas sanguin, déplacements, etc.) et la vitesse de développement de leurs larves sont conditionnés par les températures. La zone de confort de ces moustiques se situe entre 21 °C et 32 °C, avec une probabilité de survie qui se réduit au-delà de ces bornes (Brady *et al.*, 2013). À l'échelle du globe, si l'incidence des maladies dues à ces moustiques est donc pour l'essentiel concentrée dans les zones tropicales et subtropicales (Bhatt *et al.*, 2013), la présence des vecteurs s'étend aujourd'hui jusqu'aux zones tempérées d'Amérique du Nord et d'Europe du Sud notamment, à la faveur du changement climatique (Messina *et al.*, 2019). Les moustiques de l'espèce *Aedes aegypti* sont également synanthropiques, c'est-à-dire que leur cycle de vie est étroitement lié à la présence de populations humaines. Les femelles *Ae. aegypti* privilégient en effet de petits gîtes créés par l'homme (pots de fleurs, citernes à eau, détritiques, etc.) pour pondre et ont besoin de repas de sang pour la maturation de leurs œufs. En concentrant la chaleur et les humains, les villes sont donc de parfaits attracteurs pour ces populations de vecteurs.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons plus particulièrement à l'estimation des températures en milieu urbain en ce qu'elles impactent potentiellement les dynamiques de population vectorielle. En effet, les différentiels de température présents à micro-échelle pourraient, selon les contextes, favoriser ou limiter le développement biologique des moustiques et donc leur propension à se déplacer, à prélever des repas de sang, mais aussi agir sur la durée de leur cycle de reproduction et leur taux de survie. Connaître précisément les températures à échelle fine est donc un préambule à la détection d'environnements locaux qui leur sont favorables ou défavorables. Nous présentons dans ce chapitre différents types de données pour caractériser les températures du sol et de l'air, puis un ensemble de méthodes pour estimer les températures de l'air et, pour conclure, une comparaison des résultats de ces méthodes appliquées à Bangkok (Thaïlande).

### ► Des données pour mesurer les températures

La connaissance des températures, ou tout au moins de leurs variations relatives à échelle fine, doit permettre de caractériser plus précisément les micro-environnements qui sont susceptibles de favoriser ou non le maintien et le développement de populations de

moustiques. Les îlots de chaleur urbains sont caractéristiques de ce différentiel de température qui peut être mesuré en zone intra-urbaine. La présence d'un îlot de chaleur est due à la concentration de zones bâties qui restituent la nuit la chaleur emmagasinée le jour, contribuant ainsi à l'augmentation des températures minimales des zones densément peuplées. Ceci peut donc favoriser d'autant plus le maintien d'*Aedes*, notamment lors des périodes les plus froides pour les zones urbaines des régions intertropicales — comme à Bangkok où la dengue est endémique —, et réduire sa probabilité de survie lors des périodes les plus chaudes. Classiquement, deux classes de températures sont mobilisables pour identifier la présence d'îlots de chaleur : les températures au sol et les températures de l'air.

La mesure des températures au sol (LST pour *Land Surface Temperature*) passe par l'imagerie satellitaire *via* différents capteurs. Les images sont proposées à différentes résolutions spatiales et temporelles. Nous pouvons citer le capteur TIRS embarqué sur Landsat 8, avec lequel il est théoriquement possible d'estimer les températures de surface à une résolution spatiale de 100 m pour une périodicité bimensuelle. Pour une périodicité plus courte et donc plus adaptée au cycle de développement du moustique, le capteur MODIS embarqué sur les satellites Aqua et Terra fournit des températures du sol à une résolution de 1 km, mais quatre fois par jour, lorsque les conditions météorologiques sont optimales. L'une des contraintes fortes en effet pour les images satellite, notamment dans les régions tropicales et subtropicales, est la présence d'un plafond nuageux très fréquent qui les rend peu exploitables.

Si les températures varient spatialement à la surface du sol, elles varient également lorsqu'on les compare à celles de l'air (figure 3.1). Ces différences s'expliquent par la combinaison de nombreux facteurs qui agissent localement : humidité du sol, rugosité de surface, vitesse du vent (Stisen *et al.*, 2007), etc., et ces différences de température ne sont pas sans effet sur le développement du vecteur (Misslin *et al.*, 2016).

La mesure des températures de l'air passe par des stations météorologiques. Celles-ci sont positionnées selon des normes très précises, à l'ombre notamment, et gérées par des organismes officiels locaux. Les relevés sont donnés à 2 m d'altitude et les contrastes de valeur enregistrés entre les différentes stations d'une même ville rendent compte des variations locales du bilan énergétique de surface. L'un des défis dans l'utilisation de ces données est généralement la densité du maillage territorial, le nombre de stations étant souvent trop faible pour réaliser des interpolations fiables à l'échelle de grandes métropoles architecturalement et structurellement hétérogènes.

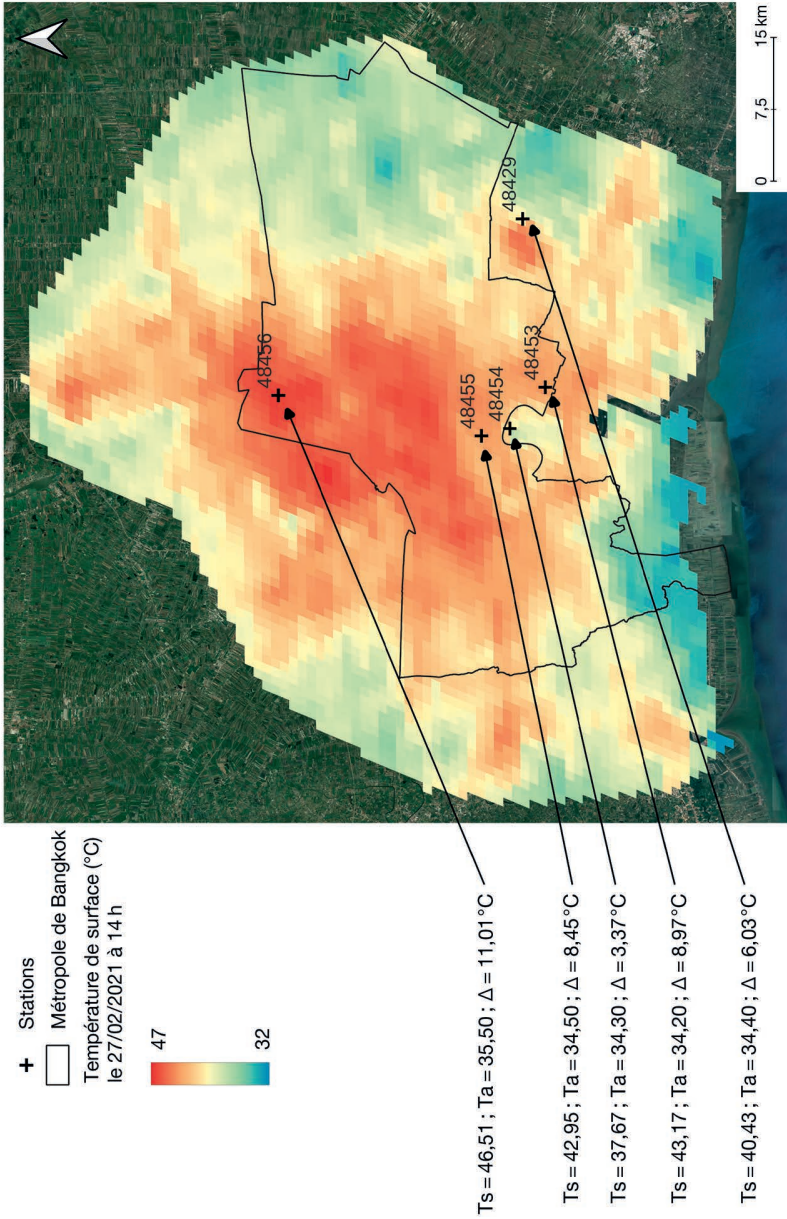
Ce chapitre propose donc d'associer ces deux sources de données : des images satellite (LST) qui ne sont pas complètes dans le temps et des relevés de stations météorologiques qui ne sont pas complets dans l'espace, pour comparer différentes méthodes d'estimation des températures de l'air dans la métropole de Bangkok (figure 3.1). Pour cette étude, nous avons fait le choix de privilégier le capteur MODIS pour les fréquences élevées de passage et la simplicité d'accès aux images (site de l'USGS<sup>1</sup>).

### ► Estimation des températures de l'air : différentes méthodes

Il existe différentes méthodes pour estimer les températures de l'air à partir de la connaissance des températures de surface. Une première méthode simple repose sur des régressions linéaires entre les températures de l'air enregistrées par les stations au

1. <https://lpdaac.usgs.gov/data/get-started-data/collection-overview/missions/modis-overview/>





**Figure 3.1.** Températures dans la zone étendue de la métropole de Bangkok.

Les stations sont identifiées par des numéros affichés sous forme d'étiquettes, en haut à droite des croix (p. ex. «48429» désigne la station de l'aéroport). L'image des températures de surface (LST) a été obtenue par imagerie MODIS le 27 février 2021, à 14 h. En bas à gauche sont exprimées les températures de surface (Ts) en degrés Celsius estimées par imagerie satellite MODIS, les températures de l'air (Ta) enregistrées aux stations et l'écart ( $\Delta$ ) entre les deux.

sol et les températures du sol obtenues à partir d'images satellite. Si le nombre d'enregistrements est important (réalisés sur une longue période et avec un nombre suffisant de stations) et le coefficient de corrélation significatif, la régression permet d'estimer les températures de l'air sur l'ensemble de la zone à partir des données de température du sol (Zaksek et Schroedter-Homscheidt, 2009). Un autre type d'approche utilise le bilan énergétique des surfaces observées et mobilise des concepts de thermodynamique (Sun *et al.*, 2005). Enfin, des régressions (linéaires ou non) entre la température de surface et d'autres variables annexes, comme l'occupation du sol ou l'altitude, peuvent être utilisées (Benali *et al.*, 2012; Oyler *et al.*, 2014). La méthode TVX (*Temperature-Vegetation Index*) repose sur ce principe.

Une première hypothèse de la méthode TVX postule un équilibre thermique entre les températures du sol et de l'air au niveau de la canopée (Vancutsem *et al.*, 2010). Elle part également du postulat qu'il existe une corrélation négative entre la température et l'activité végétative, mesurée par l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI pour *Normalized Differenced Vegetation Index*), et que les conditions atmosphériques sont uniformes localement (Stisen *et al.*, 2007). À partir de ces principes, la méthode TVX consiste à calculer une régression linéaire entre les valeurs de LST ( $T_s$ ) et celles de NDVI dans une fenêtre mobile de taille donnée :

$$T_s \sim \alpha NDVI + \beta \text{ (équation 1)}$$

En se basant sur l'hypothèse de l'équilibre thermique de la canopée, on conserve les paramètres de l'équation 1 et on pose alors que :

$$T_a \sim \alpha NDVImax + \beta \text{ (équation 2)}$$

où  $NDVImax$  peut être soit choisi parmi les valeurs de NDVI des stations au sol de sorte qu'il minimise l'erreur moyenne absolue de la relation de l'équation 2 (méthode 1 ou « TVX classique »), soit le NDVI maximum dans la fenêtre locale (méthode 2 ou « TVX local »). L'avantage de la méthode TVX est qu'elle nécessite peu de données auxiliaires en entrée et que, contrairement à l'approche statistique, elle ne requiert pas un réseau de stations très dense pour donner des résultats corrects (Misslin *et al.*, 2018).

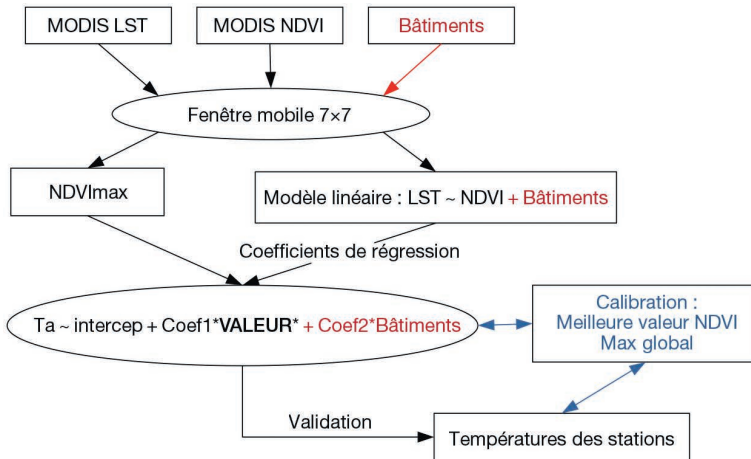
Nous appliquons par la suite la méthode TVX à la métropole de Bangkok (méthode 1 « TVX classique ») en proposant différentes variantes, telles que l'utilisation du  $NDVImax$  local (méthode 2 « TVX local ») et la correction des températures en lien avec la part de surface bâtie (méthode 3 « TVX local & bâti »). En effet, si les bâtiments influencent les températures en générant l'effet îlot de chaleur, leur prise en compte peut potentiellement améliorer l'estimation des températures de l'air.

## ► Applications à Bangkok

Pour ce cas d'étude, nous nous appuyons sur la collecte des images de LST et de NDVI issues du capteur MODIS de Terra et Aqua pour la période du 30 juin 2015 au 30 avril 2022. Au total, 1 885 images sont potentiellement exploitables, avec une couverture d'au moins 50 % de la zone. Néanmoins, les mois de mai à novembre, du fait d'une couverture nuageuse importante, ne représentent que 17 % de l'échantillon (tableau 3.1).

Nous utilisons également une couche géographique contenant plus de 1,4 million de bâtiments à Bangkok (voir chapitre 4 pour le détail de la méthode). Nous appliquons pour chacune des images une régression linéaire dans une fenêtre mobile (entre la

température du sol et le NDVI pour les méthodes 1 et 2 et avec l'ajout de la couche de bâtiment pour la méthode 3). Nous obtenons alors les coefficients de régression locaux, ainsi que les ordonnées à l'origine, comme explicité dans la figure 3.2.



**Figure 3.2.** Présentation des méthodes employées.

La méthode 2 (« TVX local ») suit le cheminement en noir, auquel on rajoute les éléments en rouge pour la méthode 3 (« TVX local & bâti ») ou ceux en bleu pour la méthode 1 (approche « TVX classique »). \*Valeur\* minimise la moyenne des erreurs pour l'ensemble des stations pour la méthode 1, tandis qu'elle correspond au NDVImax local pour les méthodes 2 et 3.

Concernant les données météorologiques, sept stations sont présentes sur la zone d'étude, mais nous ne disposons d'informations sur les surfaces bâties que pour cinq d'entre elles (les plus proches des limites administratives de Bangkok, figure 3.1). Ces dernières fournissent les températures de l'air avec une fréquence d'une à trois heures, mais seules les températures aux heures des passages les plus proches des satellites Aqua et Terra sont conservées à des fins de calibration et de validation. Nous proposons par la suite trois approches issues de la méthode TVX afin de les comparer.

La première méthode (méthode 1) reprend l'approche de Misslin *et al.* (2018). Elle consiste à trouver la valeur NDVImax telle que l'écart entre les températures de l'air enregistrées par les stations et les températures de l'air estimées par l'équation 2 soit minimisé. La méthode consiste donc à utiliser l'ensemble des valeurs de NDVI enregistrées à la position de chacune des stations et de sélectionner celle qui donne l'erreur moyenne absolue (MAE pour *Mean Absolute Error*) la plus faible :

$$MAE = \frac{\sum |Ta' - Ta|}{n}$$

avec  $Ta'$  la température de l'air estimée,  $Ta$  la température de l'air enregistrée et  $n$  le nombre d'observations.

C'est cette valeur de NDVImax, soit une valeur pour l'ensemble de la zone, qui est alors utilisée dans l'équation 2 pour estimer les températures de l'air. La mise à jour saisonnière de NDVImax permet d'estimer les évolutions des températures de l'air sur la zone (tableau 3.1).

**Tableau 3.1.** Valeurs du NDVI<sub>max</sub> par période (par mois).

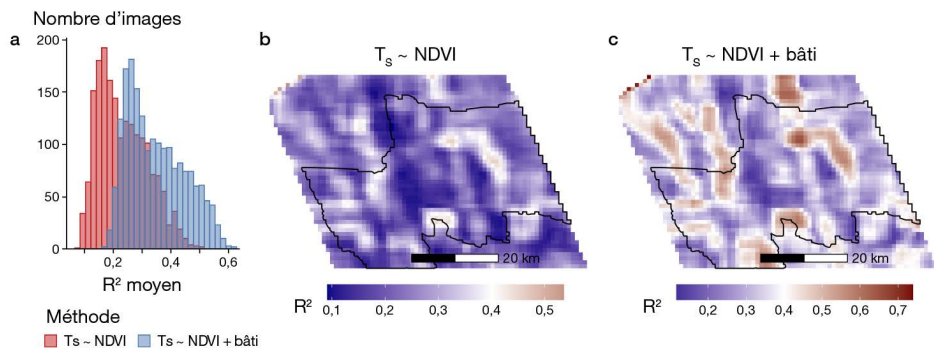
	Janvier	Février	Mars	Avril	Mai à novembre	Décembre
NDVI <sub>max</sub> (diurne)	0,56	0,49	0,47	0,45	0,62	0,58
NDVI <sub>max</sub> (nocturne)	0,08	0,02	0,08	0,06	0	0,05
Nombre d'images	333	388	334	200	328	302

Remarquons que si ces valeurs NDVI<sub>max</sub> varient entre les périodes, elles varient également à différents moments de la journée (tableau 3.1). Les très faibles valeurs de NDVI<sub>max</sub> obtenues pour la nuit impliquent l'importance de l'ordonnée à l'origine (le coefficient  $\beta$ ) dans l'estimation des températures nocturnes. En effet, si la valeur de NDVI<sub>max</sub> est proche de zéro,  $T_a'$  devient alors très proche de  $\beta$  (équation 2). Ce premier constat devra être pris en compte lors des comparaisons des qualités des méthodes, notamment dans l'estimation des températures nocturnes.

Les deux autres méthodes testées (méthodes 2 et 3) calculent un NDVI<sub>max</sub> local à partir d'une fenêtre mobile. Par rapport au NDVI<sub>max</sub> global calculé par la méthode 1, l'hypothèse est que le bilan énergétique varie fortement en zone urbaine du fait de la variété des usages du sol, ce qui justifie de prendre en compte localement cette source de variation. La méthode 2 fait ainsi un focus sur le lien entre les températures de surface et le NDVI<sub>max</sub> local, et la méthode 3 (TVX & bâti) prend en compte la part de zones bâties dans le calcul des coefficients de régression, en modifiant l'équation 1 :

$$T_s \sim \alpha_1 NDVI + \alpha_2 \text{bâti} + \beta \text{ (équation 1 modifiée)}$$

La figure 3.3 montre la distribution des coefficients de corrélation calculés pour chaque image MODIS dans une fenêtre mobile (figure 3.3a) et les moyennes locales obtenues par la méthode 2 (figure 3.3b) et 3 (figure 3.3c).

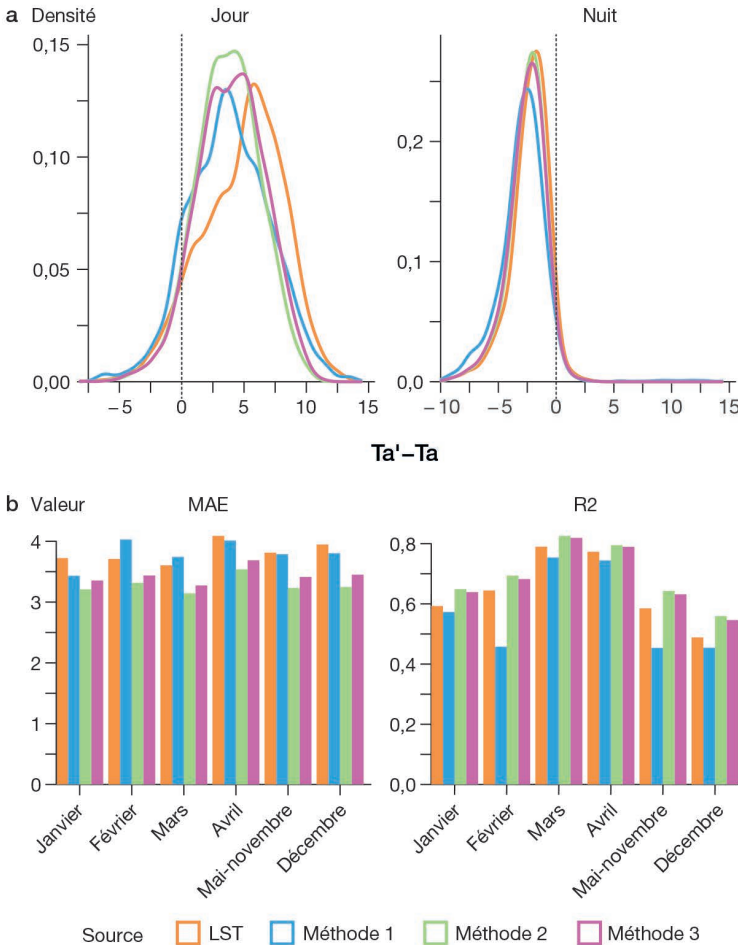


**Figure 3.3.** Comparaison des coefficients de corrélation entre les températures de surface et le NDVI pour la méthode 2, et les températures de surface et le NDVI avec la prise en compte de la densité de bâtiments pour la méthode 3.

(a) Histogramme des valeurs du coefficient de corrélation  $R^2$  global calculé pour chaque image MODIS. (b)  $R^2$  local (fenêtre  $7 \times 7$ ) moyen sur l'ensemble des images pour la relation  $T_s \sim NDVI$ . (c)  $T_s \sim NDVI + \text{bâti}$ .

Nous pouvons noter que l'ajout de la couche de bâti dans l'application de régressions linéaires locales permet d'augmenter les  $R^2$  globaux (moyenne à 0,18 pour la méthode 2, et 0,25 pour la méthode 3, figure 3.3a). Le même constat peut être fait localement (figure 3.3b et c), mais si un grand nombre de zones présentent des coefficients de corrélation élevés, il est délicat de conclure à une quelconque influence de la structure urbaine sur la relation  $T_s \sim \text{NDVI} + \text{bâti}$ . Si le niveau de corrélation n'a pas nécessairement besoin d'être élevé pour appliquer la suite de la méthode TVX (Misslin *et al.*, 2018), on peut observer malgré tout que l'utilisation d'une couche de bâti en plus du NDVI augmente fortement la relation et pourrait améliorer l'estimation des températures de l'air.

La figure 3.4 présente les résultats obtenus pour chaque méthode, avec, à titre de comparaison, les LST des images MODIS. La figure 3.4a montre qu'il y a d'une part une surestimation des températures de l'air évaluées le jour et une sous-estimation la nuit.

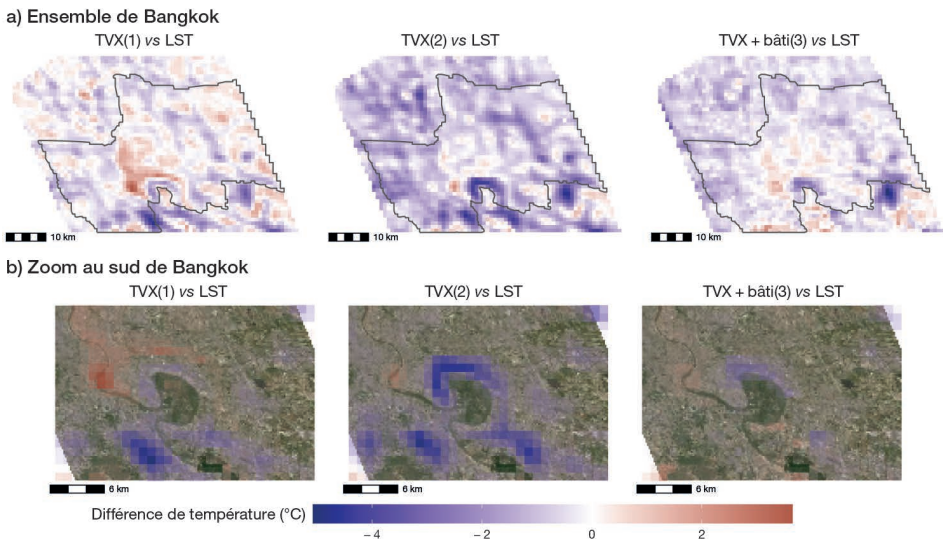


**Figure 3.4.** Écart des températures de l'air estimées par rapport aux températures observées. Pour chaque méthode : (a) le jour (gauche) et la nuit (droite) ; (b) : erreur absolue moyenne (gauche) et coefficient de corrélation (droite) sur 6 périodes de l'année.

Cependant, le jour, les modes des températures estimées sont plus proches de ceux des températures enregistrées que le mode des LST. À noter que la méthode 1, bien que présentant une amplitude des écarts plus importante, permet d'avoir plus de valeurs proches des températures des stations. En revanche, la nuit, les méthodes d'estimation des températures de l'air ne réduisent pas les écarts avec les températures observées, surtout pour la méthode 1. La figure 3.4b montre l'écart des estimations sur différentes périodes de l'année, sous le prisme du MAE et du  $R^2$ . Au regard de ce dernier indicateur, les températures de l'air pour les mois de mars et d'avril sont les plus fiables, notamment avec la méthode 2 qui présente des chiffres légèrement meilleurs que ceux de la méthode 3 (TVX + bâti). La méthode 1 réduit effectivement l'erreur absolue moyenne par rapport aux LST, mais reste moins efficace que les méthodes 2 et 3, où les écarts oscillent entre 3,2 et 3,7°C selon les mois.

La méthode de validation, qui passe par la comparaison avec les stations météorologiques au sol, souffre de plusieurs écueils. Tout d'abord, comment comparer efficacement des données à une échelle méso à des données à l'échelle micro? Les valeurs enregistrées par ces dernières dépendent de leur environnement proche, alors que les estimations des températures de l'air sont des moyennes sur des zones nettement plus importantes. De plus, le nombre de stations est relativement faible (5) et leur maillage n'est pas suffisamment homogène pour représenter tous les assemblages des structures urbaines de Bangkok, susceptibles d'influencer les températures (zone d'habitat dense, éparse, hybride, etc.).

Si nous comparons les écarts moyens entre les différentes méthodes d'estimation des températures de l'air et les LST (figure 3.5), nous pouvons noter la présence de zones où les températures de l'air sont supérieures aux températures du sol issues de MODIS, notamment dans le centre-ville. L'inverse s'observe également, surtout à l'est de la ville,



**Figure 3.5.** Différences entre la somme des températures diurnes estimées (de gauche à droite : méthodes 1, 2 et 3) et les LST issues de MODIS, pondérées par le nombre de pixels contenant une information sur l'ensemble de la période : (a) sur l'ensemble de Bangkok, (b) sur une zone plus petite et hétérogène au sud de la ville.

dans la zone de l'aéroport (station 48429) [figure 3.1]. Une grande hétérogénéité dans l'occupation du sol à une échelle locale peut expliquer ces écarts, notamment dans la zone du méandre au sud de Bangkok (figure 3.5b), où des zones essentiellement végétalisées côtoient des zones densément peuplées. Cette hétérogénéité locale influence les coefficients de régression locaux et le NDVImax local.

## ► Conclusion

Nous avons comparé ici différentes méthodes permettant d'estimer les températures de l'air à partir des températures du sol provenant d'images MODIS. Si les traitements proposés permettent de réduire les écarts entre les températures de l'air observées et estimées, ces derniers restent relativement importants et varient de 3 à 5 °C selon les périodes de l'année et les méthodes. Il est toutefois délicat de comparer des températures estimées à l'échelle méso à des données mesurées à micro-échelle. En effet, il est tout à fait possible que la température moyenne de l'air effective sur une maille de 1 km<sup>2</sup> soit différente de la température enregistrée localement, du fait de l'emplacement de la station et de son environnement local d'une part, et d'effets de lissage sur la maille d'autre part. La qualité de l'estimation dépend aussi de la densité de maillage des stations météorologiques de référence et de leur environnement local, pas nécessairement homogène sur la maille d'analyse.

Notons également que les méthodes employées entraînent des effets de bordure liés à l'utilisation d'une fenêtre mobile dans des zones hétérogènes. Le calcul des coefficients de régression locaux sur des zones homogènes d'un point de vue de l'occupation du sol permettrait d'affiner la comparaison des différentes méthodes.

## ► Références

- Benali A., Carvalho A.C., Nunes J.P., Carvalhais N., Santos A., 2012. Estimating air surface temperature in Portugal using MODIS LST data. *Remote Sensing of Environment*, 124, 108-121.
- Bhatt S., Gething P.W., Brady O.J., Messina J.P., Farlow A.W., Moyes C.L., Drake J.M., Brownstein J.S., Hoen A.G., Sankoh O., Myers M.F., George D.B., Jaenisch T., Wint G.R., Simmons C.P., Scott T.W., Farrar J.J., Hay S.I., 2013. The global distribution and burden of dengue. *Nature*, 496 (7446), 504-507.
- Brady O.J., Johansson M.A., Guerra C.A., Bhatt S., Golding N., Pigott D.M., Delatte H., Grech M.G., Leishman P.T., Maciel-de-Freitas R., Styer L.M., Smith D.L., Scott T.W., Gething P.W., Hay S.I., 2013. Modelling adult *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* survival at different temperatures in laboratory and field settings. *Parasit Vectors*, 6, 351.
- Messina J.P., Brady O.J., Golding N., Kraemer M.U.G., Wint G.R.W., Ray S.E., Pigott D.M., Shearer F.M., Johnson K., Earl L., Marczak L.B., Shirude S., Davis Weaver N., Gilbert M., Velayudhan R., Jones P., Jaenisch T., Scott T.W., Reiner R.C. Jr., Hay S.I., 2019. The current and future global distribution and population at risk of dengue. *Nature Microbiology*, 4 (9), 1508-1515.
- Misslin R., Vaguet Y., Vaguet A., Daudé É., 2018. Estimating air temperature using MODIS surface temperature images for assessing *Aedes aegypti* thermal niche in Bangkok, Thailand. *Environmental Monitoring and Assessment*, 190 (9), 537.
- Misslin R., Telle O., Daudé É., Vaguet A., Paul R.E., 2016. Urban climate versus global climate change-what makes the difference for dengue? *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1382 (1), 56-72.
- Oyler J., Ballantyne A., Jencso K., Sweet M., Running S., 2014. Creating a topoclimatic daily air temperature dataset for the conterminous United States using homogenized station data and remotely sensed land skin temperature. *International Journal of Climatology*, 35 (9), 2258-2279.
- Stisen S., Sandholt I., Nørgaard A., Fensholt R., Eklundh L., 2007. Estimation of diurnal air temperature using MSG SEVIRI data in West Africa. *Remote Sensing of Environment*, 110 (2), 262-274.

Sun Y.J., Wang J.F., Zhang R.H., Gillies R.R., Xue Y., Bo Y.C., 2005. Air temperature retrieval from remote sensing data based on thermodynamics. *Theoretical and Applied Climatology*, 80 (1), 37-48.

Vancutsem C., Ceccato P., Dinku T., Connor S.J., 2010. Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa. *Remote Sensing of Environment*, 114 (2), 449-465.

Zaksek K., Schroedter-Homscheidt M., 2009. Parameterization of Air Temperature in High Temporal and Spatial Resolution from a Combination of the SEVIRI and MODIS Instruments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64 (4), 414-421.



## Chapitre 4

# Du recensement au bâtiment : génération de populations synthétiques

ALEXANDRE CEBEILLAC, OLIVIER GILLET, ÉRIC DAUDÉ

La connaissance de la répartition des populations humaines à haute résolution spatiale est un enjeu majeur pour l'étude des maladies vectorielles. Dans le cas de la dengue, la taille des foyers infectieux varie en effet entre 200 et 800 m de rayon (Salje *et al.*, 2012), ce qui induit de possibles explosions épidémiques dans les zones les plus peuplées. Ceci conduit à une stratégie éprouvée de la lutte antivectorielle avec des interventions ciblées autour des domiciles de cas index pour limiter l'apparition et la taille des clusters. En cas de présence de plusieurs foyers, cette stratégie doit être affinée pour prioriser les interventions dans les zones les plus à risque, donc potentiellement les plus peuplées, avec une présence avérée de vecteurs. Le couplage de données épidémiologiques (p. ex. *via* les hôpitaux sentinelles) et entomologiques (comme des cartes de risque de présence de moustiques) avec la répartition de la population doit donc permettre de mieux anticiper les risques d'apparition et de propagation de foyers infectieux.

Véritables outils d'intervention sur le terrain, les cartes de population ou de densité de population à une échelle spatiale très fine ne sont malheureusement pas disponibles dans une grande partie des métropoles des zones intertropicales où la dengue sévit tout particulièrement. En effet, les données institutionnelles sont généralement agrégées selon un découpage administratif qui ne fait pas sens pour les mécanismes épidémiologiques. Par ailleurs, elles sont souvent trop anciennes au regard des taux de croissance élevés que connaissent certaines mégapoles et, parfois aussi, inexistantes. Si ces deux derniers aspects, liés aux capacités de recensement de chaque État et/ou municipalité, ne sont pas du ressort de ce chapitre, il est toutefois possible d'appliquer des algorithmes de désagrégation spatiale des données disponibles à une échelle large afin de ventiler la population à des résolutions spatiales plus fines (Viel et Tran, 2009). Des projets comme *Landscan* (Dobson *et al.*, 2000), *Worldpop* (Linard et Tatem, 2012) ou *Global Human Settlement Layer* (GHSL; Florczyk *et al.*, 2019) vont dans cette direction en proposant des cartes de répartition de la population à l'échelle mondiale avec des résolutions spatiales maximales de l'ordre du kilomètre et jusqu'à 250 m.

Pour aller plus loin dans la désagrégation spatiale des données de population, nous présentons un cas d'étude sur Bangkok (Thaïlande). Pour cette métropole, nous disposons des données de recensement de la population à l'échelle de l'arrondissement, ainsi que d'une couche représentant les bâtiments en deux dimensions. Nous décrivons

ensuite une seconde méthode de ventilation des données de population sur un autre site, Rouen (France). Nous montrons l'utilisation d'algorithmes qui permettent d'estimer la répartition de la population par bâtiment, ainsi que la description réaliste de la composition de chaque ménage. Ce dernier aspect peut être tout particulièrement intéressant dans le contexte de la dengue pour laquelle il existe un lien fort entre taux d'immunité de la population et pyramide des âges au sein de la population. Les résultats de ces algorithmes peuvent également représenter une source de données utilisable dans le cadre de modèles de simulation (chapitre 9).

## ► Désagréger et redistribuer la population

### Cartographie dasymétrique classique

Utilisée dès 1911 par Semenov-Tian-Shansky (Petrov, 2012) et popularisée par Wright en 1936 (Li et Weng, 2005), la cartographie dasymétrique (littéralement « mesure de densité ») consiste à distribuer la population connue depuis une zone source vers un ensemble de zones cibles sur la base de caractéristiques thématiques. Historiquement, il s'agissait de redistribuer la population d'une zone administrative dans les zones habitées de cette même entité spatiale. Ce principe a été progressivement affiné par l'emploi des régressions linéaires multiples entre la population enregistrée par maille et l'utilisation/occupation du sol de cette même maille (équation 1).

$$P_s = \beta_0 + \beta_1 U_1 + \beta_2 U_2 + \dots + \beta_n U_n \text{ (équation 1)}$$

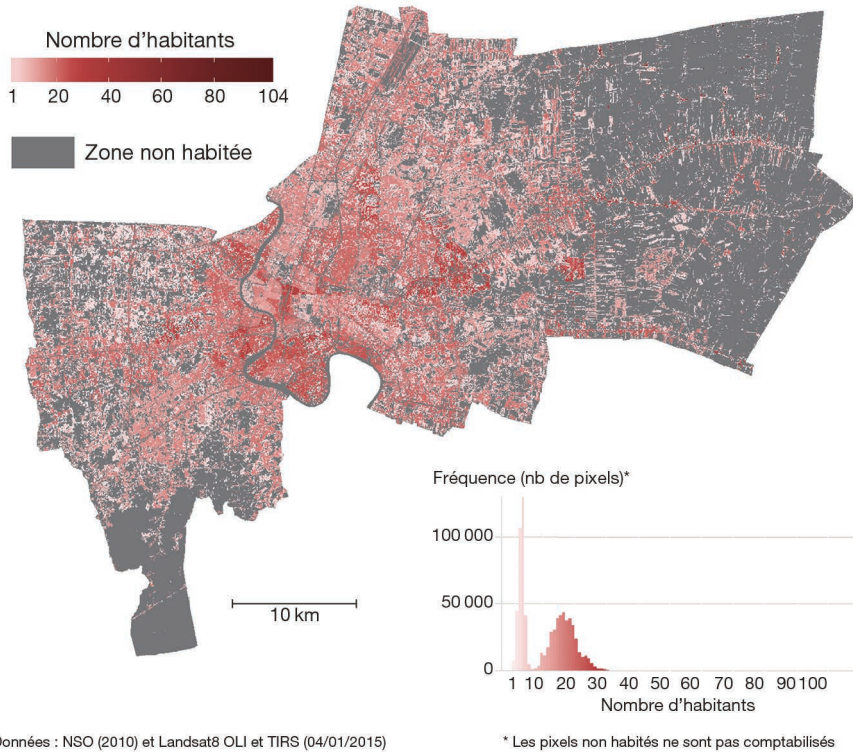
Cette méthode propose de décrire la distribution de la population  $P_s$  d'une zone source à l'aide d'une régression multiple où à chaque type d'utilisation du sol  $U_n$  est associé un coefficient  $\beta_n$ . Ces coefficients, qui représentent les densités de population associées aux différentes classes d'utilisation du sol, sont ensuite utilisés comme pondérateurs pour désagréger la population source vers chaque zone cible, en fonction de sa surface. Idéalement, le coefficient de corrélation doit tendre vers 1.

Cette méthode a donc été utilisée pour estimer la population de Bangkok à échelle fine (Misslin et Daudé, 2017) à partir des images satellite OLI et TIRS (Landsat 8). La part de bâti lâche, dense et très dense au sein des sous-districts de la capitale thaïlandaise a été estimée à partir d'une classification non supervisée. La cartographie dasymétrique dans ce contexte repose sur l'hypothèse qu'un pixel de bâti dense accueillera plus de population qu'un pixel de bâti épars. Chaque pixel se voit donc attribuer un coefficient ( $\beta$ ) obtenu à partir de la régression multiple sur l'ensemble de la zone et correspondant à sa catégorie ( $U$ ), que l'on multiplie par la population de la zone géographique dans laquelle il se situe (figure 4.1).

Comme les images satellite Landsat 8 sont disponibles pour l'ensemble de la planète et que la méthodologie employée est éprouvée (Hallot *et al.*, 2019), cette approche a l'avantage d'être théoriquement reproductible en différents lieux, dès lors qu'il existe des données de recensement dans la zone étudiée. D'autres données thématiques peuvent également être utilisées pour caractériser le lien avec la distribution de la population, telles que le taux d'imperméabilisation des sols et leur surface relative (Hallot *et al.*, 2019) ou encore les données de luminosité artificielle du ciel nocturne (Briggs *et al.*, 2007).

Néanmoins, toute classification non supervisée reste imparfaite et l'apparition de nouveaux services proposant des données relatives à l'emprise spatiale des bâtiments

et à leur utilisation (Google Maps, ESRI<sup>1</sup>, etc.) ouvre de nouvelles perspectives. Il s'agit alors de dénombrer les bâtiments habités et de prendre en compte leur emprise spatiale par zone de recensement pour appliquer les mêmes approches par régression linéaire. Les données issues du projet *OpenStreetMap* (OSM), par exemple, sont disponibles gratuitement et renseignent les types d'occupation et d'utilisation du sol d'une zone géographique donnée et, parfois, l'empreinte géographique des bâtiments. Mais le niveau d'exhaustivité et de véracité des données de ce projet participatif dépend grandement du lieu étudié. D'une grande précision en France, ces informations ne sont pas aussi précises dans d'autres zones du monde, notamment à Bangkok. Il est cependant possible, avec la démultiplication des producteurs de données géospatiales, de contourner cet obstacle.



**Figure 4.1.** Répartition de la population à Bangkok sur une maille de 30 × 30 m par cartographie dasymétrique. Source : Misslin et Daudé (2017).

## Affiner les données thématiques pour améliorer la cartographie dasymétrique

Les méthodes de *webscrapping* permettent d'accéder à des bases de données en ligne (privées ou non), comme celles issues du WMS (*Web Map Service*) d'ESRI. Ces bases de données permettent d'obtenir une carte thématique décrivant l'emprise spatiale des bâtiments (figure 4.2a). À Bangkok, une comparaison visuelle entre les images satellite et les

1. <https://www.esrfrance.fr/>

données représentant les bâtiments issues du WMS ESRI montre une bonne représentativité qualitative de ces dernières. Un code a donc été développé pour extraire l'ensemble de ces informations<sup>2</sup>, tout d'abord sous forme de raster (figure 4.2b), puis de façon vectorisée<sup>3</sup> (figure 4.2c et d), formant une base de données de 1,4 million de polygones.



**Figure 4.2.** Processus d'extraction de bâtiments à partir d'une image du WMS d'ESRI.

(a) La base de données brutes, (b) le changement d'intensité des couleurs, (c) l'extraction des polygones bâtis et (d) leur projection sur l'image satellite pour comparaison visuelle.

Cette couche 2D des bâtiments de Bangkok<sup>4</sup> permet, pour chaque zone (ici les sous-districts), de calculer un nombre de bâtiments, un périmètre cumulé de ces bâtiments et une surface de bâti. Bangkok est également une ville où se mêlent des quartiers sinueux faits de constructions de un à deux étages et de grands buildings d'habitation. L'ajout de données sur l'estimation de la hauteur peut donc apporter une information supplémentaire utile pour désagréger la population. Pour ce faire, nous avons collecté les données de la mission SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) qui permettent d'obtenir des modèles numériques d'élévation (MNE) avec une résolution au sol d'environ 30 m à l'équateur<sup>5</sup>. Un modèle numérique de terrain (MNT) a ensuite été construit en interpolant l'altitude moyenne des canaux et rivières de la ville pour définir un niveau de base que nous avons soustrait au MNE, afin d'obtenir l'élévation locale<sup>6</sup>. Enfin, les zones habitées ont été distinguées des zones non habitées grâce à la couche d'utilisation du sol issue d'OSM. Celle-ci a permis de supprimer les bâtiments situés dans des zones non résidentielles (temples, zones industrielles, centres commerciaux, zones de loisirs, etc.) ainsi que les zones végétalisées ou en eau.

À partir de ces données, sont calculées plusieurs régressions linéaires entre la population à Bangkok par sous-districts et les informations sur l'utilisation du sol : le nombre de bâtiments, la superficie de l'emprise spatiale du bâti, le linéaire de bâti et l'altitude moyenne dans chacun de ces sous-districts (figure 4.3a). Nous sélectionnons ensuite la combinaison de facteurs issue de l'équation 1 qui permet d'obtenir une erreur moyenne absolue la plus faible possible et le meilleur coefficient de corrélation. Ce dernier est obtenu en utilisant tous les indicateurs de bâti (figure 4.3b), mais la combinaison d'au moins deux paramètres (peu importe lesquels) donne des coefficients de corrélation  $R^2$  supérieurs à 0,81. En effet, au regard de la figure 4.3a la plupart des paramètres qui caractérisent le bâti sont très corrélés avec la population ( $R^2 > 0,75$ ).

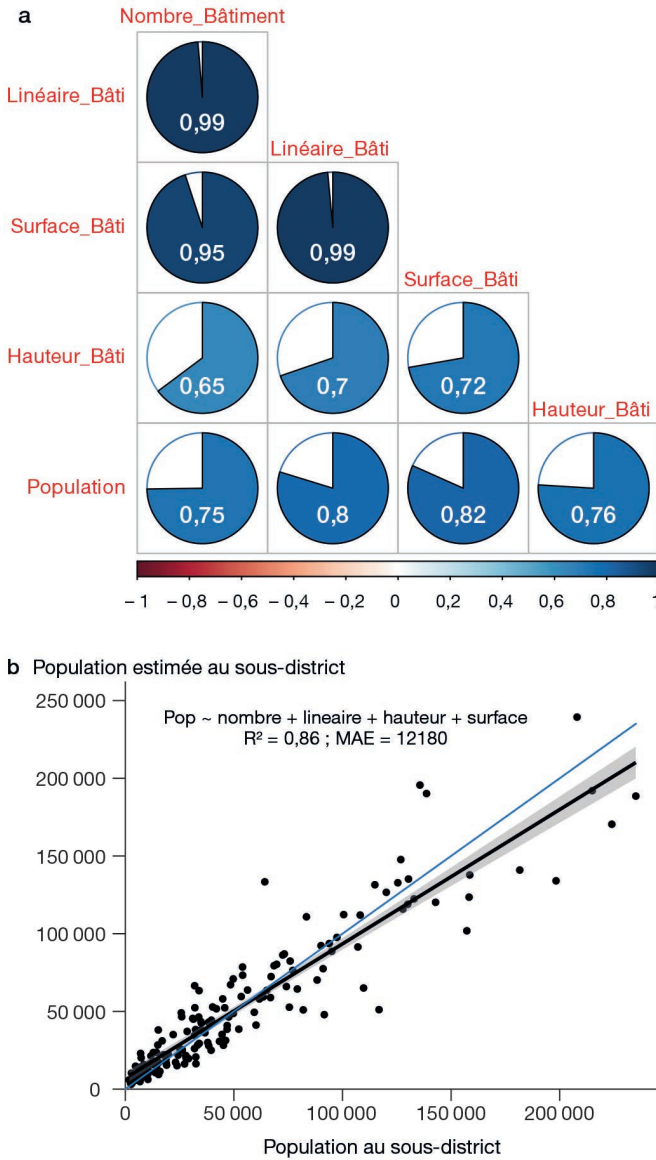
2. À noter que la méthode de *webscraping* employée est désormais légale aux yeux de la Cour de justice américaine, <https://techcrunch.com/2022/04/18/web-scraping-legal-court/>.

3. <https://drive.univ-rouen.fr/f/a20e1dc3baad49caadec/?dl=1>

4. <https://drive.univ-rouen.fr/f/d71c73ffd3504ae28068/?dl=1>

5. <https://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>

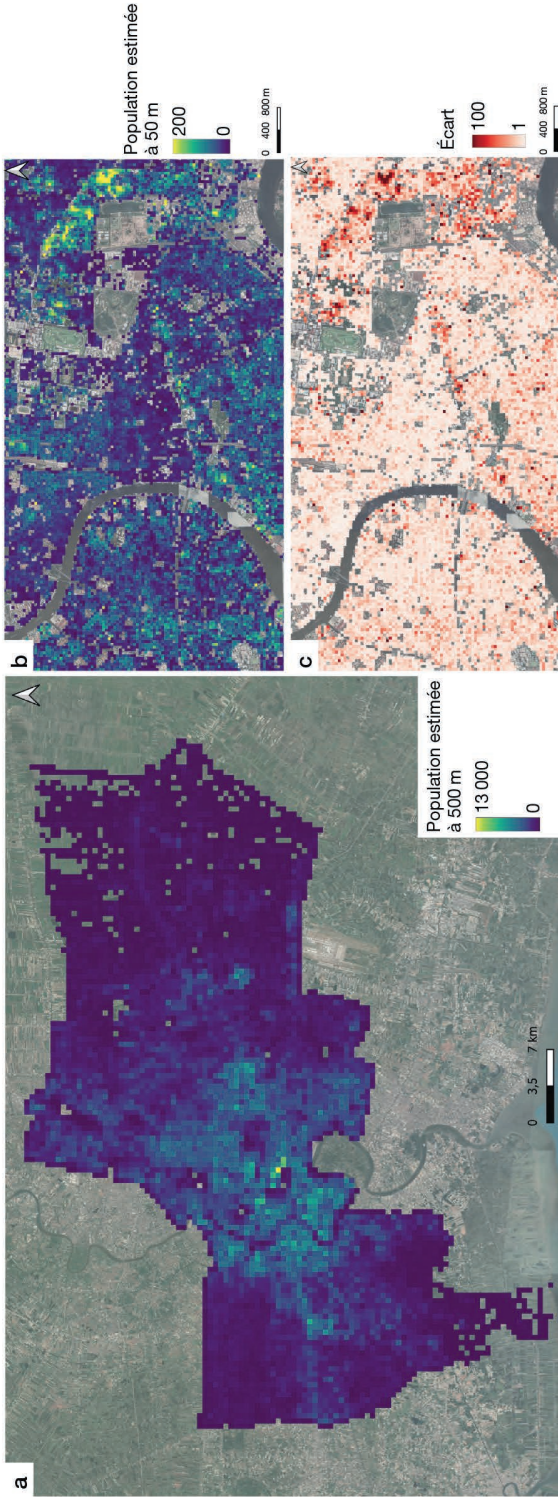
6. <https://drive.univ-rouen.fr/f/f282bacb588e43818c75/?dl=1>



**Figure 4.3.** Liens entre les caractéristiques des bâtiments d'une zone géographique et la population associée.

(a) Corrélations ( $R^2$ ) entre paires de paramètres et (b) régression entre la population connue au sous-district et la population estimée avec l'ensemble des indicateurs d'occupation du sol (droite noire, la droite bleue correspond à la relation  $y = x$ ).

Nous procédons ensuite en trois étapes : tout d'abord nous créons une grille de maille d'une taille désirée, par exemple 50 m, à laquelle nous inférons les informations sur les bâtiments (le nombre, la longueur, la hauteur et la surface de bâti dans chaque maille); ensuite nous appliquons à chacune des mailles les coefficients de la régression linéaire qui lie la population à ces indicateurs à l'échelle du sous-district; et enfin,



**Figure 4.4.** Estimation de la population à Bangkok par cartographie dasymétrique.  
(a) Résolutions de 500 m et (b) 50 m avec tous les paramètres de bâti pris en compte ; (c) écart-type sur 10 estimations.

nous ajustons la population au sein de chaque maille selon le sous-district de sorte à conserver la population des arrondissements du recensement. Nous obtenons alors une ventilation de la population dans une maille de résolution donnée (figure 4.4b). Néanmoins, comme le montre la figure 4.4c, selon les modèles de régression multiple utilisés en entrée, des différences locales importantes peuvent survenir. Elles se situent essentiellement dans des zones où la hauteur des bâtiments est importante, ce qui implique que les régressions qui prennent en compte l'élévation vont tendre à concentrer la population dans ces mailles, à l'inverse des autres approches qui vont répartir la population de manière plus homogène.

La cartographie à haute résolution spatiale des densités de population peut donc aider à la décision (contrôle vectoriel accru dans les zones les plus denses) ou être utilisée comme donnée d'entrée pour différents modèles (voir chapitre 9). Pour ces derniers, les évolutions les plus récentes conduisent à aller encore plus loin dans la qualification des données de population à haute résolution spatiale. Il s'agit non plus seulement de décompter le nombre de personnes présentes dans une zone, mais de caractériser chacun des individus présents dans la zone. Nous illustrons cette démarche sur la commune de Rouen.

## ► Population synthétique, une méthodologie au service d'une analyse spatiale fine des problématiques de santé

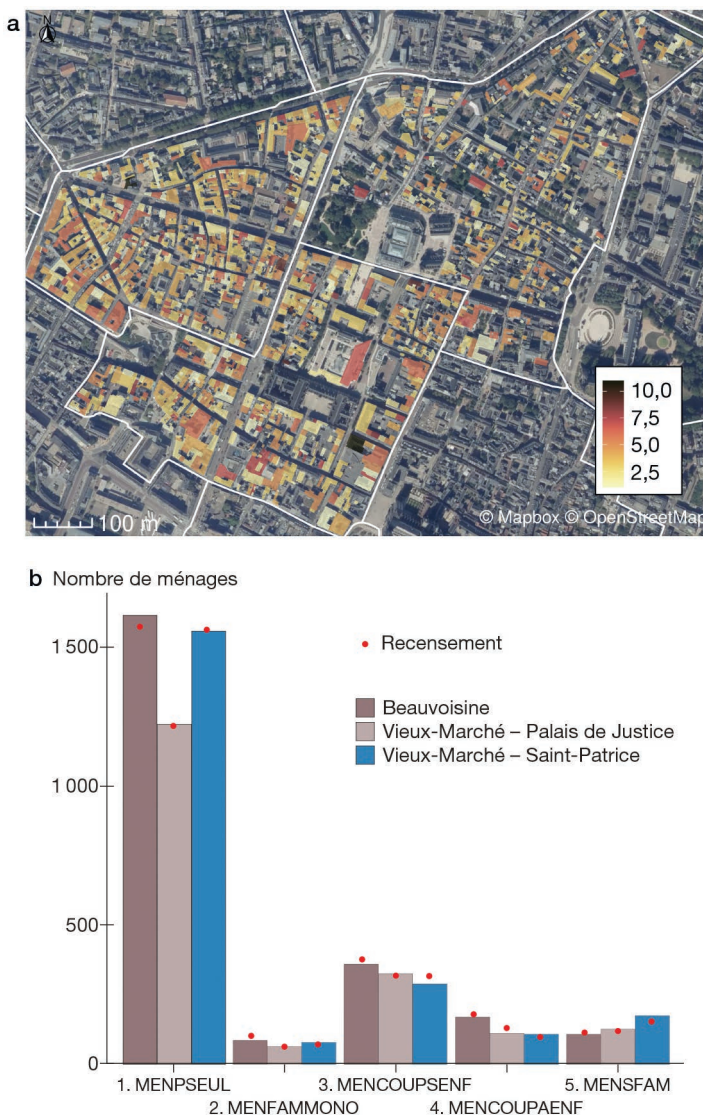
La construction d'une population synthétique consiste à concevoir un ensemble exhaustif et statistiquement représentatif d'individus et de ménages sur un territoire donné (Lovelace et Dumont, 2016). Plusieurs méthodes (reconstruction synthétique, optimisation combinatoire, apprentissage statistique) ont été développées ces dernières années pour générer une population d'agents avec des attributs démographiques réalistes. La disponibilité des données et le niveau de précision de celles-ci vont participer au choix de la méthodologie à employer : avec ou sans échantillon, déterministe ou stochastique.

### Principe des générateurs de populations synthétiques

L'algorithme le plus utilisé pour générer une population synthétique est l'IPF, pour *Iterative Proportional Fitting* (Hörl et Balac, 2021). Cet algorithme utilise deux types de données : un échantillon représentatif d'individus décrit selon plusieurs modalités et le nombre total d'individus dans la population par modalité. L'algorithme va alors générer une population d'individus équivalant à la population globale tout en respectant la distribution relative de l'échantillon par modalités croisées. L'IPF n'est cependant pas adapté pour respecter des contraintes d'emboîtement, par exemple un nombre de ménages composés de  $n$  individus. Cet algorithme vise en effet une répartition optimale à l'échelle soit des ménages soit des individus (Khachman *et al.*, 2021). Cette perte d'information peut être problématique notamment pour la prise en compte des mobilités des individus, celles-ci dépendant à la fois des caractéristiques individuelles et du ménage. D'autres méthodes ont été développées pour pallier cette perte comme l'*Iterative Proportional Update* (Ye *et al.*, 2009) ou le *Hierarchical Iterative Proportional Fitting* (Yameogo *et al.*, 2021). Ces algorithmes prennent donc en considération non seulement les informations au niveau individuel, mais aussi au niveau des ménages dans leurs processus de reconstruction synthétique.

## De la population aux ménages, du ménage à l'individu

La France, *via* les recensements de la population, dispose d'informations très précises sur les caractéristiques de la population : âge, profession, moyens de transport utilisés, conditions de logement, etc. Ces données (2017) sont ici mobilisées pour générer une population synthétique à partir de l'algorithme IPF sur l'ensemble des IRIS (îlots regroupés pour l'information statistique) de la commune de Rouen. Au total, 62 121 ménages et 110 142 individus ont été générés sur l'ensemble des 42 IRIS de la zone d'étude. La seconde étape dans ce processus de génération consiste à ventiler les



**Figure 4.5.** Répartition des ménages sur trois IRIS à Rouen. (a) Répartition spatiale. (b) Structure des groupes sociaux : (1) ménage d'une seule personne, (2) famille monoparentale, (3) couple sans enfant, (4) couple avec enfant et (5) ménages complexes.



individus et les ménages dans les bâtiments de chacun des IRIS. Il faut d'abord estimer le nombre d'habitants à partir des caractéristiques des bâtiments résidentiels de la BD TOPO<sup>7</sup> de l'IGN. Le nombre d'habitants est donc fonction du nombre d'étages, de la superficie de chaque étage au prorata de la surface totale des bâtiments résidentiels. Les ménages sont ensuite ventilés dans les bâtiments en fonction du nombre d'individus qui les composent et de la capacité d'accueil théorique des logements.

La figure 4.5 présente quelques résultats de cette génération de population synthétique sur trois IRIS de la commune de Rouen (Vieux-Marché – Palais de Justice, Vieux-Marché – Saint-Patrice, Beauvoisine). La carte représente le nombre de ménages dans chaque bâtiment et l'histogramme présente la distribution des types de ménage dans les trois IRIS. La même méthode peut ensuite être employée pour ventiler la population en fonction de la pyramide des âges.

## ► Conclusion

La connaissance de la répartition des populations doit permettre de limiter les risques d'exposition des humains aux maladies à transmission vectorielle. Le risque épidémique résulte en effet de la coprésence spatiale et temporelle des hôtes et des vecteurs. Nous avons montré dans ce chapitre quelques-unes des méthodes qui permettent, depuis diverses sources de données, de désagréger des données issues de recensements qui sont très souvent disponibles à un maillage administratif assez peu pertinent pour des enjeux épidémiologiques. Si la spatialisation des individus est à ce jour possible à une très haute résolution spatiale, l'un des enjeux à venir est de s'attaquer à l'évolution temporelle de ces spatialités. Les données sociodémographiques que nous avons utilisées ici reposent en effet sur des recensements au lieu de résidence, elles ne permettent donc pas d'évaluer les risques d'exposition des individus lors de leurs déplacements.

## ► Références

- Briggs D.J., Gulliver J.S., Fecht D., Vienneau D., 2007. Dasymeric modelling of small-area population distribution using land cover and light emissions data. *Remote Sensing of Environment*, 108, 451-466.
- Dobson J., Bright E., Coleman P., Durfee R., Worley B., 2000. LandScan: A Global Population Database for Estimating Populations at Risk. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 66 (7), 849-857.
- Florczyk A., Corban C., Ehrlich D., Freire S., Kemper T., Maffenini L., Melchiorri M., Pesaresi M., Politis P., Schiavina M., Sabo F., Zanchetta L., 2019. *GHSL Data Package*, JRC Technical Report, Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- Hallot E., Tais G., Stephenne N., Wolff E., 2019. Cartographie détaillée de la densité de population : comparaison de méthodes dasymétriques. *Dynamiques régionales*, 8 (2), 35–56.
- Hörl S., Balac M., 2021. Synthetic population and travel demand for Paris and Île-de-France based on open and publicly available data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 130, 103291.
- Khachman M., Morency C., Ciari F., 2021. Impact of the Geographic Resolution on Population Synthesis Quality. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10 (11), 790.
- Li G., Weng Q., 2005. Using Landsat ETM+ Imagery to Measure Population Density in Indianapolis, Indiana, États-Unis. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71 (8), 947–958.
- Linard C., Tatem A.J., 2012. Large-scale spatial population databases in infectious disease research. *International Journal of Health Geographics*, 11, 7.
- Lovell R., Dumont M., 2016. *Spatial Microsimulation with R*, CRC Press, 260 p. (Chapman & Hall/ CRC The R Series).

7. <https://geoservices.ign.fr/documentation/donnees/vecteur/bdtopo>

- Misslin R., Daudé É., 2017. An environmental suitability index based on the ecological constraints of *Aedes aegypti*, vector of dengue. *Revue internationale de géomatique*, 27, 481-502.
- Petrov A., 2012. One Hundred Years of Dasymetric Mapping : Back to the Origin. *The Cartographic Journal*, 49, 256-264.
- Salje H., Lessler J., Endy T.P., Curriero F.C., Gibbons R.V., Nisalak A., Nimmannitya S., Kalayanaroj S., Jarman R.G., Thomas S.J., Burke D.S., Cummings D.A., 2012. Revealing the microscale spatial signature of dengue transmission and immunity in an urban population. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 109 (24), 9535-9538.
- Viel J.-F., Tran A., 2009. Estimating denominators: satellite-based population estimates at a fine spatial resolution in a European urban area. *Epidemiology*, 20 (2), 214-222.
- Yameogo B.F., Vandanjon P.-O., Gastineau P., Hankach P., 2021. Generating a Two-Layered Synthetic Population for French Municipalities: Results and Evaluation of Four Synthetic Reconstruction Methods. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 24 (2), 5.
- Ye X., Konduri K.C., Pendyala R.M., Sana B., Waddell P., 2009. Methodology to Match Distributions of Both Household and Person Attributes in Generation of Synthetic Populations, in *Transportation Research Board 88th Annual Meeting Compendium of Papers DVD*, 11-15 January 2009, Washington DC, USA, 24 p.

## Chapitre 5

# Texture des images satellite et caractérisation des milieux urbains favorables aux moustiques vecteurs

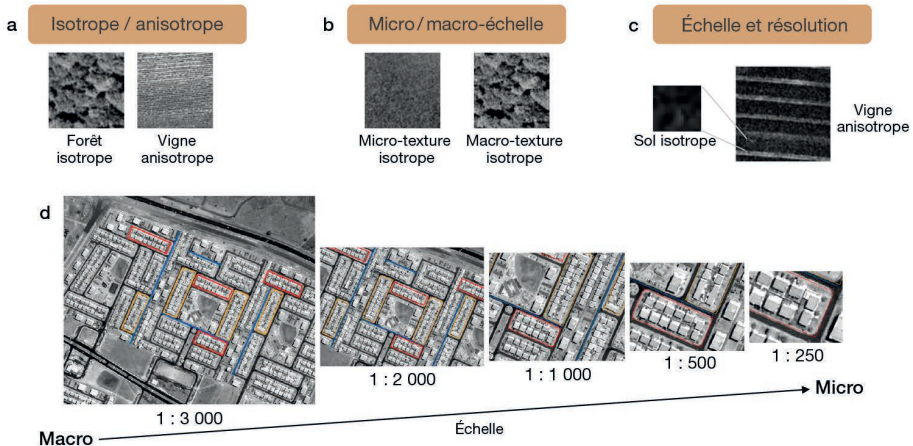
CLAIRE TEILLET, OPHÉLIE HOARAU, NAUSICAA HABCHI-HANRIOT,  
BENJAMIN PILLOT, THIBAUT CATRY, ANNE LISE TRAN

La texture est une notion importante du traitement d'images, utilisée lors des étapes de classification, de segmentation ou de synthèse des images (Busch *et al.*, 2004). L'information texturale est souvent utilisée en complémentarité avec les informations spectrales pour décrire une image (Pacifi *et al.*, 2009) en la décomposant en fréquences et orientations. Haralick (1979) a montré qu'une texture peut être représentée selon deux dimensions : la première correspond à la description du motif en termes de fréquence et d'orientation, la seconde correspond à l'organisation spatiale de ces motifs (Haralick, 1979). La notion de texture, bien que très dépendante des cas d'application et difficilement généralisable, renvoie d'abord à une recherche d'homogénéité au sein des variations de tons de gris *via* l'identification de motifs dans l'image (Caloz et Collet, 2001).

Les principales notions liées à l'analyse de texture sont illustrées dans la figure 5.1. La répétition régulière d'un motif dans une ou plusieurs directions correspond à une texture anisotrope, tandis qu'une répartition aléatoire des pixels dans toutes les directions est considérée comme une texture isotrope, pour laquelle on observe une certaine homogénéité de la structure. Une texture anisotrope est donc caractérisée par des propriétés dépendantes de la direction, alors que l'isotropie est indépendante de la direction (figure 5.1a). Une micro-texture et une macro-texture représentent respectivement les détails très fins et les détails les plus grossiers d'une texture (figure 5.1b). De plus, la texture varie avec l'échelle d'observation, une fenêtre d'analyse d'un objet doit être suffisamment grande pour inclure le motif définissant la texture, mais suffisamment petite pour conserver la dépendance spatiale et permettre d'identifier la texture correspondant à l'objet (figure 5.1c). Lors de changements d'échelle et donc de fenêtre d'analyse, un motif peut être perdu mais d'autres motifs peuvent être mis en évidence. Ces notions d'échelles d'analyse de la texture font écho aux résolutions spatiales des images d'observation de la Terre utilisées en entrée des méthodes d'extraction de l'information texturale (figure 5.1d).

L'analyse de texture a été largement utilisée pour le traitement et l'extraction d'information des images satellite, en particulier dans des études sur les milieux forestiers

et urbains (Lefebvre, 2011 ; Pandey *et al.*, 2021 ; Proisy *et al.*, 2007 ; Puissant *et al.*, 2006 ; Ruiz Hernandez et Shi, 2018). En milieu urbain, la densité et la proportion de végétation et de bâti, ainsi que les arrangements spatiaux entre bâti et végétation, sont les principales composantes de la texture. L'information texturale a jusqu'à présent très rarement été exploitée dans le cadre d'études sur les maladies vectorielles dues à certaines espèces de moustiques (cf. chapitre 1), alors qu'elle pourrait compléter les indicateurs environnementaux, climatiques et démographiques présentés dans les chapitres précédents, en particulier pour les moustiques vecteurs de la dengue *Ae. aegypti* et *Ae. albopictus*, principalement présents en milieu urbain.



**Figure 5.1.** Notions clés pour l'analyse de texture d'images satellite.

Dans ce chapitre, différentes applications d'analyse texturale sont présentées. En particulier, l'implémentation de l'approche FOTO (Couteron *et al.*, 2006) sur des images Pléiades à très haute résolution spatiale a permis d'étudier les relations entre des variables urbaines issues des images, la distribution des cas de dengue et la disponibilité en gîtes larvaires pour des applications au Brésil et à La Réunion.

## ► Différentes méthodes pour caractériser la texture d'une image

Il existe de nombreuses méthodes d'analyse de texture, dont l'approche statistique et l'approche fréquentielle.

### Un exemple d'analyse statistique : la matrice de cooccurrence de niveaux de gris et les indices d'Haralick

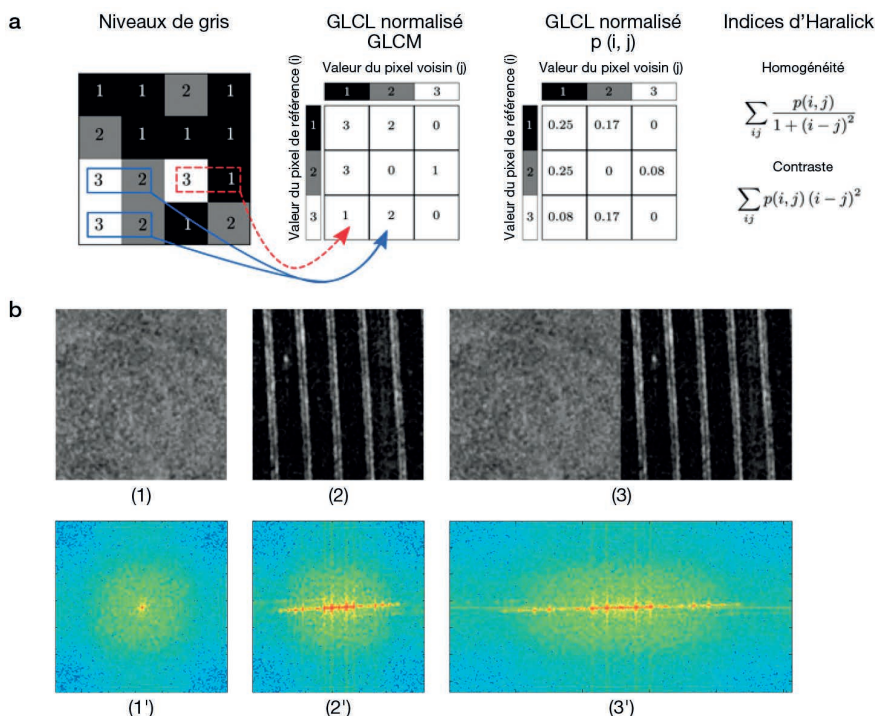
Il s'agit d'une approche basée sur la représentation des niveaux de gris en statistique qui consiste à calculer une matrice de cooccurrence de ces niveaux (GLCM pour *Grey Level Co-occurrence Matrix*). Cette matrice est la représentation dans une image du nombre d'occurrences de paires de niveaux de gris séparées par une certaine distance dans une direction donnée (figure 5.2a). Haralick (1979) propose le calcul d'indices à partir de cette matrice, dont les plus pertinents pour les études du milieu urbain sont : l'énergie, l'entropie, le contraste, la corrélation et l'homogénéité (Maillard, 2003 ; Pacifici *et al.*, 2009).

## Un exemple d'analyse fréquentielle : la transformée de Fourier

Fourier a démontré au XIX<sup>e</sup> siècle que les fonctions périodiques peuvent être décomposées selon une somme de fonctions sinusoidales et co-sinusoidales. Un signal discret peut ainsi être représenté par une fonction composée d'une fréquence fondamentale (la plus basse), des harmoniques (les multiples) et des coefficients de la série de Fourier. Ce sont ces coefficients qui permettent de comprendre la contribution de chaque fréquence à la formation du signal (Caloz et Collet, 2001).

La représentation fréquentielle d'une transformée de Fourier est un spectre d'amplitude correspondant à des valeurs d'énergie pour chaque fréquence (figure 5.2b). Le spectre rend donc compte de la distribution énergétique de l'image en respectant la périodicité et l'orientation de la texture. Plus on s'éloigne du centre, plus la fréquence observée est élevée. Une texture lisse aura au centre un spectre correspondant à des valeurs de basses fréquences. À l'inverse, une texture rugueuse aura des valeurs plus étalées dans le spectre et correspondra à des hautes fréquences (Regniers, 2014). Les transformées de Fourier permettent ainsi de passer du domaine spatial au domaine fréquentiel à partir de la décomposition fréquentielle des signaux qui constituent une texture.

L'algorithme FOTOTEX repose sur cette approche fréquentielle par transformée de Fourier. Les détails de la méthode et le principe de sa mise en œuvre sont présentés dans la section suivante.



**Figure 5.2.** Exemple d'analyse de texture par (a) une analyse statistique grâce à une matrice de cooccurrence de niveaux de gris et aux indices d'Haralick et (b) une analyse fréquentielle à travers les spectres de la transformée de Fourier en 2D pour : (1-1') prairies, (2-2') céréales, (3-3') prairies + céréales. Sources : (a) Brynolfsson *et al.* (2017) ; (b) Lefebvre (2011).

## ► Étude des relations entre variables urbaines et distribution des cas de dengue à Brasília par une approche texturale

### Contexte

Dans le cadre du projet Apureza (Analyse par téledétection des relations entre paysages urbains dengue et Zika) financé par le Cnes (2017-2020), un algorithme de caractérisation multi-échelle de la texture des zones urbaines a été développé. Il vise à évaluer l'apport d'une approche texturale fréquentielle à l'étude des relations entre variables urbaines et distribution des cas de dengue, en particulier dans la ville de Brasília, quartier de São Sebastião (Teillet *et al.*, 2021).

Ces dernières années, une très forte augmentation des cas de dengue a en effet été observée à Brasília : en 2004-2005 il y avait 200 cas confirmés alors qu'en 2015 leur nombre atteignait 11 722.

### Données

Pour la caractérisation de l'emprise urbaine, une image Sentinel-2 à haute résolution spatiale (HR) du 31 août 2018 a été utilisée, téléchargée depuis la plateforme de mise à disposition des produits Sentinel du programme Copernicus<sup>1</sup> de l'ESA (Agence spatiale européenne). Les images Sentinel-2 comptent treize bandes spectrales pour une résolution spatiale comprise entre 10 et 60 m.

Pour la caractérisation de l'intra-urbain, une image Pléiades à très haute résolution spatiale (THR) du 14 janvier 2020 a été fournie par l'équipe GEOSUD de Montpellier<sup>2</sup>. Elle est composée de plusieurs bandes : une bande panchromatique P (480-830 nm) à 0,7 m de résolution rééchantillonnée à 0,5 m et des bandes multispectrales (MS) à 2,8 m, rééchantillonnées à 2 m, incluant les canaux bleu (430-550 nm), vert (490-610 nm), rouge (600-720 nm) et proche infrarouge (750-950 nm).

### Méthode

La méthodologie développée utilise des informations de texture extraites de ces données d'observation de la Terre acquises à différentes résolutions spatiales pour caractériser les paysages urbains des pays du Sud à trois échelles différentes, définies dans le cadre du centre d'expertise scientifique « Urbain » de Theia<sup>3</sup> :

- l'empreinte urbaine (macro-échelle);
- l'échelle des unités urbaines (mésos-échelle);
- l'échelle des objets tels que les bâtiments (micro-échelle).

Pour cela, l'algorithme FOTOTEX est utilisé et se fonde sur l'algorithme « FOTO » (pour *Fourier-based Textural Ordination*), qui visait à l'origine à caractériser les modèles de végétation des écosystèmes tropicaux (Couteron *et al.*, 2006; Proisy *et al.*, 2007). Afin de disposer d'un outil simple, robuste et efficace, cette version de l'algorithme a été développée en Python et mise à disposition en ligne<sup>4</sup>. L'algorithme a été

1. <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

2. <https://ids-dinamis.data-terra.org/>

3. <https://www.theia-land.fr/ceslist/ces-urbain>

4. <https://framagit.org/espace-dev/fototex>

optimisé en matière de processus et de temps de calcul. Les détails de l'utilisation et de la paramétrisation de l'algorithme FOTOTEX sont disponibles dans l'article de Teillet *et al.* (2021). La méthode est présentée ici de façon synthétique.

### Étape 1 : Partitionnement de l'image

La première étape de la méthode consiste à partitionner l'image (figure 5.3a). Ce partitionnement correspond à la définition de la règle de parcours d'une fenêtre sur l'image. Deux méthodes de découpage sont disponibles : la méthode par bloc (méthode *block*), qui analyse la texture pour chaque fenêtre de l'image bloc par bloc, et la méthode par déplacement (méthode *moving\_window*), qui analyse la texture pour une fenêtre donnée en glissant d'ouest en est et du nord au sud avec un décalage d'un pixel.

### Étape 2 : Analyse spectrale par transformée de Fourier et calcul des « r-spectres »

Une transformée de Fourier rapide (FFT) est calculée pour chaque fenêtre d'analyse de l'image originale et permet d'exprimer la variance de l'image sous la forme d'une somme pondérée de formes d'ondes cosinus et sinus dont la direction et la fréquence spatiale varient (Couteron *et al.*, 2006; Lang *et al.*, 2018; Proisy *et al.*, 2007; figure 5.3b). Les coefficients de pondération quantifient la contribution de chaque fréquence et chaque direction à la formation du signal. Un « périodogramme », calculé pour chaque fenêtre, exprime la proportion de variance expliquée

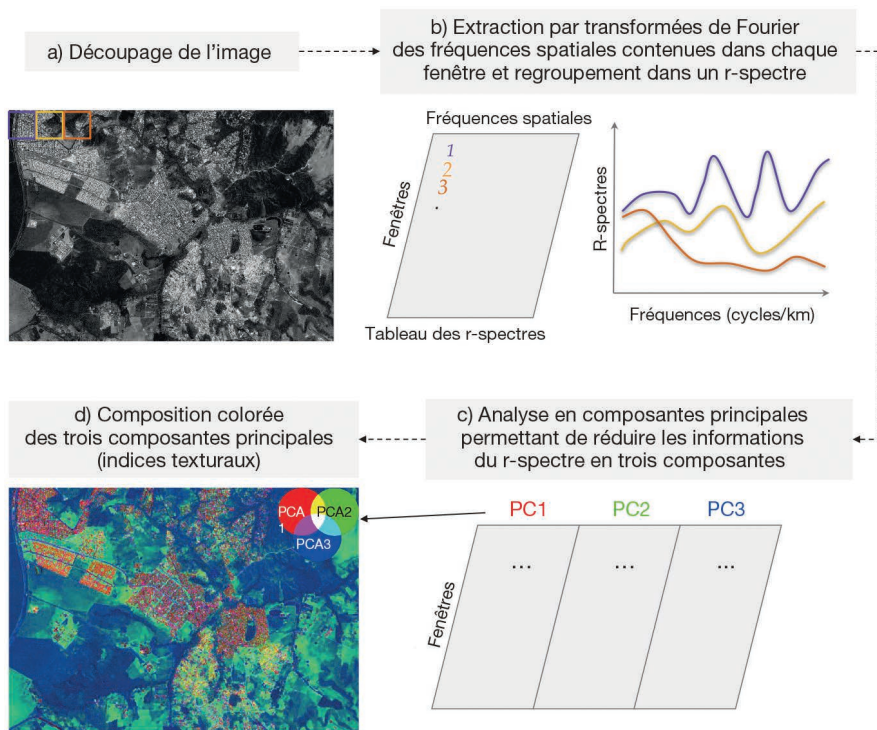
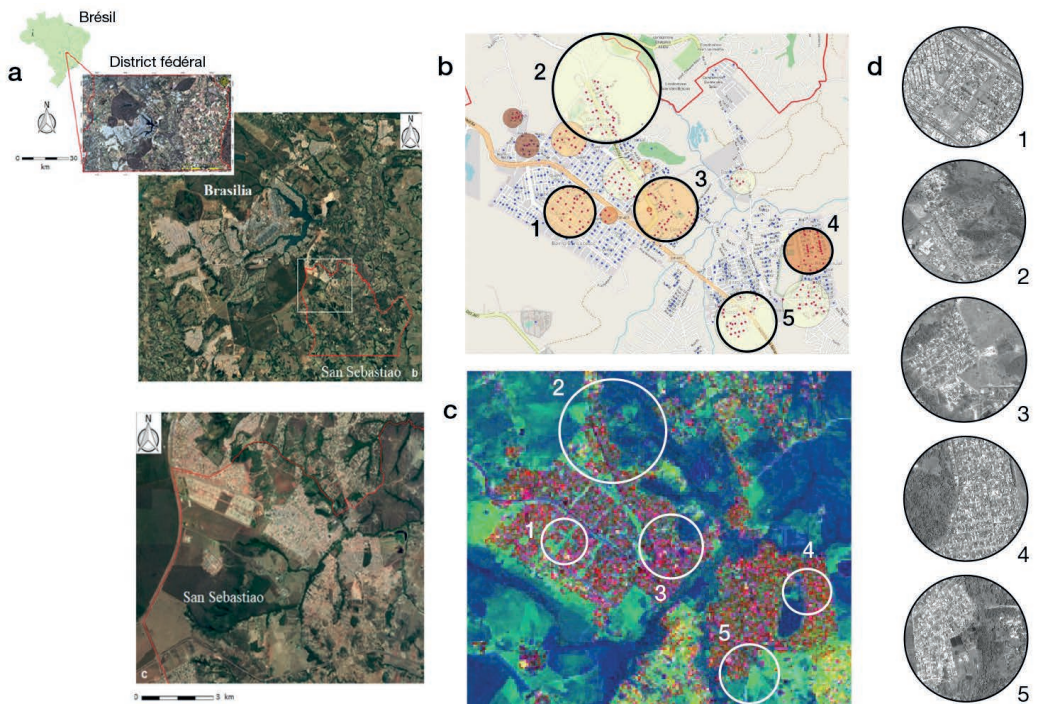


Figure 5.3. Cadre méthodologique simplifié de l'algorithme FOTOTEX.

par chaque paire de fréquences ( $p$ ,  $q$ ), où  $p$  et  $q$  sont des fréquences spatiales dans les directions des colonnes et des lignes de l'image (Proisy *et al.*, 2007). Finalement, un  $r$ -spectre isotrope est calculé moyennant les valeurs du périodogramme dans toutes les directions (de  $0^\circ$  à  $360^\circ$ ) pour obtenir un spectre radial moyen, appelé «  $r$ -spectre », noté  $I(r)$ , pour chaque fenêtre d'analyse. Un tableau synthétisant l'information des  $r$ -spectres est produit; dans ce tableau, chaque ligne correspond au  $r$ -spectre d'une fenêtre et chaque colonne correspond à une fréquence spatiale (Lang *et al.*, 2018).

### Étape 3 : Analyse en composantes principales

Une analyse en composantes principales (ACP) est appliquée au tableau des  $r$ -spectres afin de résumer l'information qu'il contient (figure 5.3c et d). Cette méthode statistique consiste à transformer des variables corrélées entre elles en nouvelles variables, nommées « composantes principales » ou « axes principaux », décorréliées les unes des autres — l'information est ainsi réduite, car les premiers axes suffisent à représenter une grande proportion de la variabilité totale. Les trois premiers axes résultant de l'ACP sont des indices texturaux qui peuvent ensuite être visualisés sous la forme d'une image composite rouge-vert-bleu (RVB) [Proisy *et al.*, 2007].



**Figure 5.4.** Distribution des clusters de cas de dengue à São Sebastião (Brasília) en fonction des types de quartiers identifiés par la texture des images Pléiades.

(a) Localisation de la zone d'étude, le quartier de São Sebastião, Brasília (Brésil). (b) Clusters de cas de dengue identifiés par SATSCAN pour la période 2007-2017. (c) Composition colorée RVB en sortie de FOTOTEX. (d) Organisation du bâti et de la végétation sur une image Pléiades définissant la typologie urbaine correspondant à chaque cluster.



## Résultats

La figure 5.4 présente les résultats obtenus sur São Sebastião, quartier de Brasília au Brésil (figure 5.4a). L'information de texture issue de FOTOTEX permet d'une part de délimiter l'emprise urbaine (échelle macro) à partir de l'image Sentinel-2 et, d'autre part, d'identifier des quartiers représentés par des informations de textures différentes au sein de cette zone urbaine (figure 5.4b).

Ces quartiers sont liés à une distribution spatio-temporelle hétérogène des cas de dengue (figure 5.4c). En effet, des clusters de cas ont été identifiés à l'aide du logiciel SATSCAN<sup>5</sup> sur les données de cas de dengue géolocalisés dans la zone pour la période 2007-2017 issus de la base SINAN<sup>6</sup>. Chaque cluster est caractérisé par une configuration spécifique du paysage urbain, avec une organisation spatiale particulière entre le bâti (structure, densité, hauteur) et la végétation urbaine notamment (figure 5.4d).

Des analyses statistiques ont montré que la densité du bâti et la proportion de végétation, facteurs principaux composant l'information de texture en milieu urbain, sont corrélées positivement avec le nombre de cas de dengue à São Sebastião. Des corrélations positives existent également avec d'autres variables comme la température de surface.

## ► Cartographie de la distribution des gîtes larvaires potentiels du moustique-tigre à La Réunion

### Contexte

Dans le cadre du projet Anisette (Analyse inter-site : évaluation de la télédétection comme outil prédictif pour la surveillance et le contrôle de maladies causées par des moustiques), l'algorithme FOTOTEX décrit précédemment a été appliqué sur l'île de La Réunion. Ce département français de l'océan Indien présente un relief accidenté (entre 0 et 3070 m) qui contraint à concentrer l'habitat sur les zones littorales. Le moustique-tigre, *Aedes albopictus*, y est le principal vecteur d'arbovirus, comme ceux de la dengue (épidémies en 1977, 2004 et depuis 2016) et du chikungunya (épidémie en 2005-2006). Dans cette étude, les relations entre les indices texturaux obtenus et des données de terrain sur le nombre de gîtes larvaires du moustique-tigre ont été analysées, ceci afin de cartographier les zones propices à la prolifération d'*Ae. albopictus*, à une échelle régionale (Hoarau, 2021).

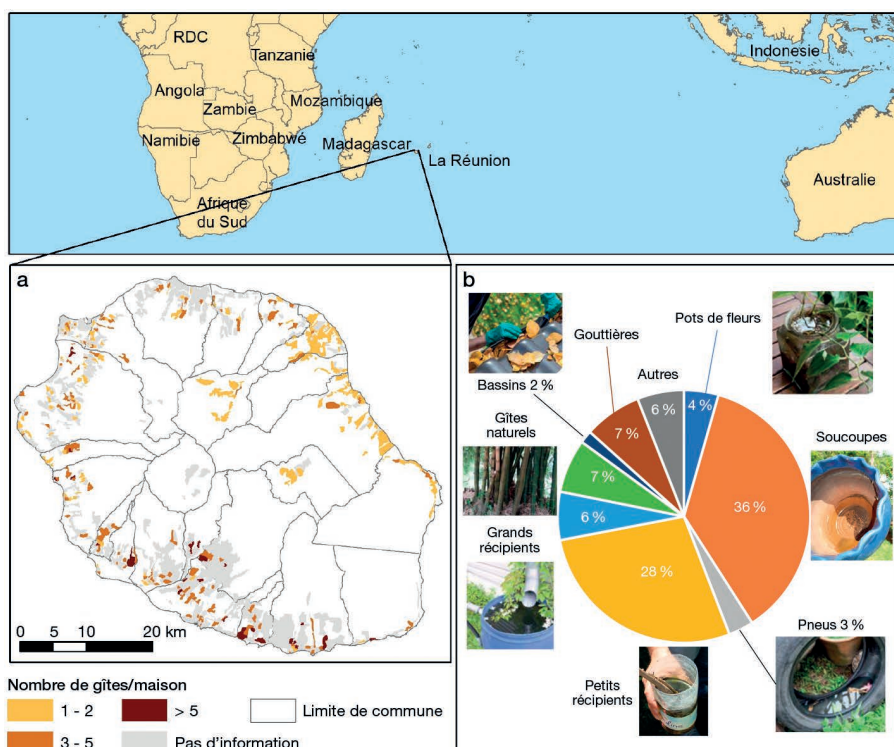
### Données

#### Données sur les gîtes larvaires du moustique-tigre

Dans le cadre de ses actions de lutte antivectorielle (LAV), l'agence régionale de santé (ARS) de La Réunion collecte des données sur les gîtes larvaires en procédant à une prospection des jardins par porte-à-porte (figure 5.5). Pour chaque zone de surveillance entomologique (ZSE), constituée d'environ 200 maisons, les données collectées sont le nombre et le type de gîtes potentiels. Pour cette étude nous disposons des données de 346 ZSE (sur un total de 1 203 suivies par l'ARS, soit un quart) collectées entre janvier 2020 et mars 2022.

5. <https://www.satscan.org/>

6. <https://portalsinan.saude.gov.br/>



**Figure 5.5.** Typologie et répartition des gîtes larvaires du moustique-tigre à La Réunion, 2021-2022.

(a) Nombre de gîtes potentiels observés par quartier. (b) Répartition selon les types de gîtes observés. Source : (a) données ARS La Réunion.

## Données environnementales

La mosaïque Pléiades 2020 de La Réunion est un produit généré à partir de douze images diffusées dans le cadre de Kalideos<sup>7</sup>. Les caractéristiques de ces images ont été précisées précédemment.

Les données sur le cumul annuel de pluies et la moyenne annuelle de température obtenues par interpolation des données du réseau de mesure Météo-France/Cirad ont été téléchargées depuis le portail de l'Atlas web agricole pour la recherche<sup>8</sup>.

## Méthodes

### Calcul des indices texturaux

Après différents tests sur des extraits d'images, l'algorithme FOTOTEX a été appliqué selon les étapes décrites précédemment sur les zones bâties de la mosaïque Pléiades (figure 5.6a) avec une taille de fenêtre carrée de 67 pixels de côté (soit 33,5m) et par la méthode de découpage par bloc (figure 5.6b).

7. <https://www.kalideos.fr>

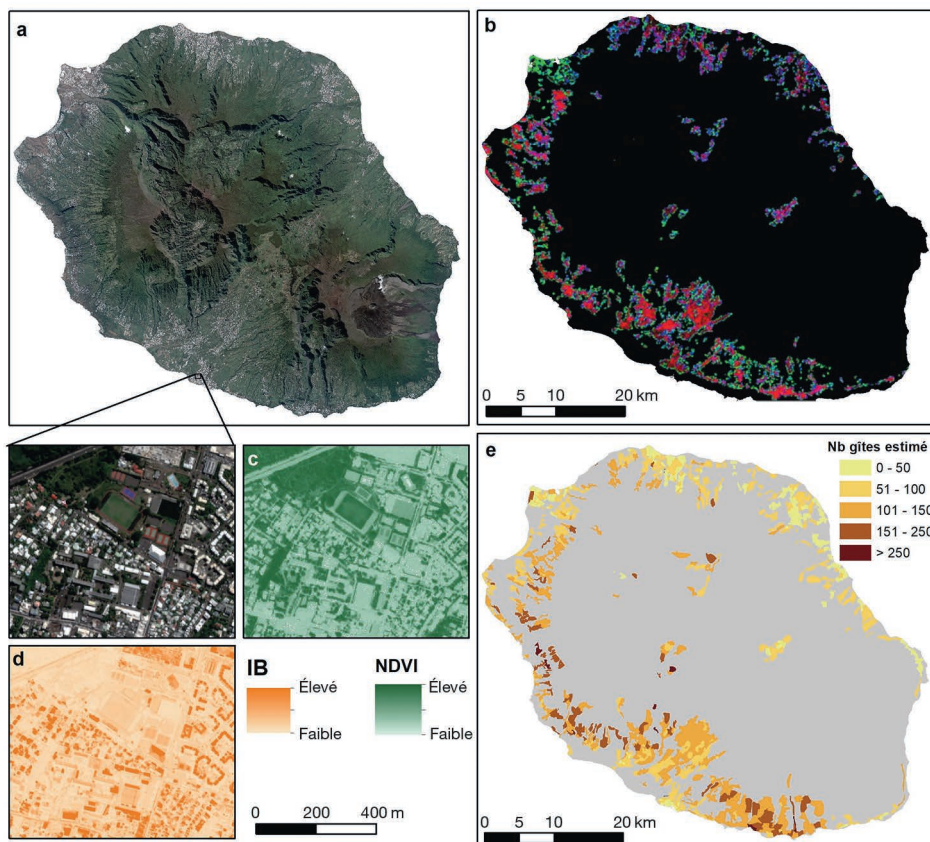
8. <https://aware.cirad.fr/>

## Calculs des indices spectraux

Différents indices ont été calculés à partir de la mosaïque Pléiades : des indices de végétation (figure 5.6c) et d'eau à différence normalisée (ces indices sont décrits dans le chapitre 2), ainsi que l'indice de brillance (IB) calculé à partir des bandes rouge et proche-infrarouge et qui permet de mettre en évidence les surfaces réfléchissantes comme les zones de bâti, routes, sols nus, etc. (figure 5.6d).

## Analyses statistiques

Les corrélations entre le nombre de gîtes larvaires potentiels observés (variable à expliquer) et la moyenne pour chaque quartier des valeurs des indices texturaux, spectraux, des précipitations et températures annuelles (variables explicatives) ont été étudiées par une analyse univariée (en testant les variables une à une), puis par une analyse multivariée, combinant les variables les plus significatives, à l'aide d'un modèle linéaire généralisé (GLM).



**Figure 5.6.** Illustration d'indices texturaux et spectraux calculés à partir d'une mosaïque Pléiades, île de La Réunion, 2020, et cartographie prédictive du nombre de gîtes larvaires potentiels du moustique-tigre à l'échelle des zones de surveillance entomologique.

(a) Mosaïque Pléiades 2020. (b) Composition colorée RVB en sortie de FOTOTEX. (c) Indice de végétation (NDVI). (d) Indice de brillance (IB). (e) Nombre de gîtes larvaires potentiels estimé par ZSE.

## Résultats

Comme pour les sites d'étude au Brésil, la visualisation des indices texturaux issus de l'algorithme FOTOTEX met en évidence une typologie de quartiers (figure 5.6b) :

- quartiers avec une densité de bâtiments très élevée et peu de végétation ;
- quartiers avec des bâtiments plus distants, séparés par de la végétation ;
- quartiers avec une densité de bâtiments très faible avec une forte présence de végétation ;
- zones industrielles caractérisées par la présence de grands bâtiments, de larges surfaces imperméabilisées et peu de végétation.

Ces indices, combinés aux autres variables environnementales (indices spectraux, précipitations, température) ont été identifiés comme significativement corrélés aux données de terrain sur les gîtes larvaires d'*Ae. albopictus* (Hoarau, 2021). La relation obtenue permet ensuite de prédire, pour tous les quartiers de l'île, le nombre de gîtes larvaires potentiels, en fonction des variables environnementales (figure 5.6e).

### ►► Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre, basés sur l'utilisation de FOTOTEX, illustrent l'apport de l'indication de texture pour la caractérisation des zones urbaines. La texture fournit une information complémentaire à celle issue des indices spectraux ou de l'occupation du sol. En particulier, il est possible de décrire l'urbain à différentes échelles et notamment d'identifier des unités urbaines caractérisées par des typologies spécifiques (structures spatiales hétérogènes au niveau du bâti et de la végétation). Ces informations se révèlent particulièrement pertinentes pour l'étude des relations entre les paysages urbains et la dynamique spatio-temporelle de la dengue à partir d'imageries à très haute résolution spatiale (Pléiades, SPOT 6/7), comme nous l'avons montré au Brésil et à La Réunion.

Dans ces deux zones, des analyses statistiques ont permis de mettre en évidence que le signal de texture des unités urbaines est fortement corrélé à la distribution spatiale des cas de dengue (Brésil) et représente un bon indicateur du nombre de gîtes larvaires potentiels dans les zones urbaines (La Réunion). La mise en évidence de ces corrélations constitue un apport important dans l'étude des dynamiques de populations de moustiques et du risque de transmission de la dengue en contexte urbain. En effet, la texture contenue dans les images satellite à très haute résolution spatiale, en prédisant assez bien le nombre de gîtes larvaires potentiels, permet de s'affranchir du manque de données collectées *in situ*.

Ces jeux de données, dont l'apport est précieux pour la calibration et la validation des sorties de modèles de cartographie prédictive des densités de moustiques comme Alborun (Tran *et al.*, 2020) ou Arbocarto (voir chapitre 8), sont rares, ce qui représente souvent une limite forte des applications en santé. Il serait donc possible d'utiliser l'information de texture comme une variable d'entrée des modèles pour des applications sur des sites où les données de gîtes larvaires ne sont pas disponibles. De même, les liens entre texture et dynamique spatio-temporelle des cas ouvrent des perspectives dans l'étude du risque de transmission de la dengue à partir de l'imagerie satellite. Il s'agit cependant d'un mécanisme très complexe faisant intervenir de nombreuses variables, rendant indispensable l'utilisation de données complémentaires à l'imagerie satellite.

## ► Références

- Brynnolfsson P., Nilsson D., Torheim T., Asklund T., Karlsson C.T., Trygg J., Nyholm T., Garpebring A., 2017. Haralick texture features from apparent diffusion coefficient (ADC) MRI images depend on imaging and pre-processing parameters. *Scientific Reports*, 7 (1), 4041.
- Busch A., Boles W., Sridharan S., 2004. Logarithmic quantisation of wavelet coefficients for improved texture classification performance, in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 17-21 May 2004, Montreal, QC, Canada, IEEE, iii-569.
- Caloz R., Collet C., 2001. *Précis de télédétection – Volume 3 : Traitements numériques d'images de télédétection*, Québec, Presses de l'Université du Québec – Agence Universitaire de la Francophonie, 386 p. (coll. Universités francophones).
- Couteron P., Barbier N., Gautier D., 2006. Textural Ordination Based on Fourier Spectral Decomposition: A Method to Analyze and Compare Landscape Patterns. *Landscape Ecology*, 21, 555–567.
- Haralick R., 1979. Statistical and Structural Approaches to Texture. *Proceedings of the IEEE*, 67 (5), 786-804.
- Hoarau O., 2021. *Télédétection et modélisation de populations de moustiques vecteurs : Extraction d'indicateurs paysagers à partir d'images d'Observation de la Terre pour l'estimation de la distribution des gîtes larvaires en milieu urbain*, mémoire de master 2, spécialité Sciences de la terre, des planètes et de l'environnement, Université de La Réunion, Saint-Denis, 38 p.
- Lang M., Alleaume S., Luque S., Baghdadi N., Féret J.-B., 2018. Monitoring and Characterizing Heterogeneous Mediterranean Landscapes with Continuous Textural Indices Based on VHSR Imagery. *Remote Sensing*, 10 (6), 868.
- Lefebvre A., 2011. *Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale : application à la détection de changement en milieu périurbain*, thèse de doctorat, Université Rennes 2, Université Européenne de Bretagne, 284 p.
- Maillard P., 2003. Comparing Texture Analysis Methods through Classification. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 4 (11), 357-367.
- Pacifici F., Chini M., Emery W., 2009. A neural network approach using multi-scale textural metrics from very high-resolution panchromatic imagery for urban land-use classification. *Remote Sensing of Environment*, 113 (6), 1276-1292.
- Pandey G., Sharma V., Chaudhary P., Chowdary V., 2021. Integration of Texture and Spectral Response with AI Techniques for Buildings Footprint Identification Using High-Resolution Satellite Images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49 (6), 1439-1452.
- Proisy C., Couteron P., Fromard F., 2007. Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images. *Remote Sensing of Environment*, 109 (3), 379-392.
- Puissant A., Hirsch J., Weber C., 2006. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 26 (4), 733-745.
- Regniers O., 2014. *Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupations du sol par télédétection très haute résolution : Application à la forêt, la vigne et les parcs ostréicoles*, thèse de doctorat, Université de Bordeaux, 165 p. <https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-01143739>.
- Ruiz Hernandez I., Shi W., 2018. A Random Forests classification method for urban land-use mapping integrating spatial metrics and texture analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 39 (4), 1175-1198.
- Teillet C., Pillot B., Cattray T., Demagistri L., Lyszczyk D., Lang M., Couteron P., Barbier N., Adou Kouassi A., Gunther Q., Dessay N., 2021. Fast Unsupervised Multi-Scale Characterization of Urban Landscapes Based on Earth Observation Data. *Remote Sensing*, 13 (12), 2398.
- Tran A., Mangeas M., Demarchi M., Roux E., Degenne P., Haramboure M., Le Goff G., Damiens D., Gouagna L.C., Herbreteau V., Dehecq J.-S., 2020. Complementarity of empirical and process-based approaches to modelling mosquito population dynamics with *Aedes albopictus* as an example - Application to the development of an operational mapping tool of vector populations. *PLoS One*, 15 (1), e0227407.



## Partie 2

---

# Analyser et prédire l'effet de variables environnementales sur la distribution et la dynamique des moustiques vecteurs

Un modèle est la représentation simplifiée d'un système réel et comporte donc toujours un grand nombre de simplifications afin de répondre à une question donnée. C'est pourquoi les modélisateurs citent souvent la phrase du statisticien George Box : « *All models are wrong but some are useful* » (tous les modèles sont faux, mais certains sont utiles). Concernant les maladies à transmission vectorielle, et en particulier celles impliquant un moustique, les approches de modélisation sont hautement complémentaires des approches expérimentales et observationnelles. La modélisation peut être mobilisée dans deux perspectives. Il s'agit d'une part de mieux comprendre la distribution des vecteurs, leur dynamique, leurs liens avec des variables environnementales et climatiques (comme celles décrites dans la première partie de cet ouvrage), ainsi que le cycle épidémiologique de transmission des agents pathogènes vectorisés. Elle permet, d'autre part, de prédire, dans l'espace et le temps, la présence des moustiques vecteurs, leur abondance ou le risque de transmission, et les variations de ces éléments selon différents scénarios. Les approches de modélisation sont variées, le choix de l'approche dépendant de la question que l'on souhaite adresser, des connaissances que l'on a du système, des données disponibles, etc.

Dans cette deuxième partie, différentes approches de modélisation sont présentées, ainsi que les outils opérationnels pour la surveillance entomologique et épidémiologique et la lutte antivectorielle développés à partir de ces approches, avec des exemples dans différents contextes géographiques. Le premier chapitre de cette partie (chapitre 6) concerne les modèles fondés sur les données (modèles de distribution d'espèces ou de niche écologique). Les chapitres suivants présentent des approches basées sur les connaissances (chapitre 7) et les processus à l'échelle des populations (modèles mécanistes : chapitre 8) ou des individus (modèles comportementaux : chapitre 9).





## Chapitre 6

# Modèles basés sur les données : cartographier la distribution spatiale des vecteurs

YI MOUA, EMMANUEL ROUX

La cartographie d'une espèce quelconque (animale ou végétale), et *a fortiori* d'une espèce de moustique vectrice de maladie(s), peut s'appuyer sur les connaissances expertes et faire appel aux méthodes d'analyse multicritère qui seront présentées dans le chapitre suivant (chapitre 7) ou encore résulter de l'implémentation de modèles dits « mécanistes », c'est-à-dire explicitement basés sur les connaissances des processus bioécologiques régissant le cycle de vie des individus de l'espèce (cf. chapitres 8 et 9). Cependant, il se peut que les lacunes dans les connaissances relatives à l'espèce qui nous intéresse excluent de pouvoir construire de tels modèles. Une autre solution consiste alors à se fonder sur les observations disponibles et relatives à des sites spécifiques afin d'induire un modèle des habitats de l'espèce qui permettra de prédire la qualité de ces habitats (proxy de la probabilité de présence de l'espèce) sur l'ensemble de la zone étudiée. Ce chapitre traite de tels modèles, appelés « modèles de distribution d'espèces » ou « modèles de niche écologique ». Il décrit plus spécifiquement un des modèles les plus utilisés, appelé Maxent, ainsi que son application à la cartographie de l'habitat du principal moustique vecteur du paludisme en Amazonie, *Anopheles darlingi*. Les innovations relatives à la minimisation des impacts des biais d'échantillonnage sur les résultats de tels modèles, proposées par les auteurs de ce chapitre, sont également décrites.

### ► Les modèles de distribution d'espèces

Les modèles dits de distribution d'espèces ou de niche écologique sont construits à partir de données d'observation et visent à prédire spatialement la qualité d'habitat d'une ou de plusieurs espèces (animales ou végétales). Ces modèles relient les localisations des occurrences connues des espèces considérées aux données environnementales décrivant le milieu dans lequel elles ont été observées (Guisan et Thuiller, 2005). En sortie, une carte de qualité d'habitat est produite, pouvant être convertie en une carte de probabilité de présence de l'espèce ou des espèces étudiée(s).

Depuis les années 1990, l'utilisation de ces modèles n'a pas cessé de s'amplifier. Ils sont utilisés pour différents objectifs :

- mieux connaître la caractérisation des niches environnementales des espèces ;

- prédire la distribution et les aires d'expansion des espèces invasives ;
- évaluer l'impact du changement climatique, de l'utilisation et de l'occupation du sol sur la distribution d'espèces ;
- prédire la distribution des espèces rares, en voie de disparition, notamment en soutien aux plans de conservation et de réintroduction d'espèces en danger.

En ce qui concerne plus spécifiquement la prédiction des distributions de moustiques vecteurs, les *Boosted Regression Trees*, basés sur le principe de la modélisation d'ensemble en utilisant des arbres de régression, ont été utilisés pour cartographier la distribution des principaux vecteurs du paludisme sur le continent américain (Sinka *et al.*, 2010) puis à l'échelle du globe (Sinka *et al.*, 2012).

Les variables environnementales utilisées en entrée informent sur les conditions environnementales de la zone étudiée. Elles sont appelées « variables explicatives », « prédictes », « covariables » ou « entrées ». Elles sont souvent issues d'images satellite, de photos aériennes ou de données extrapolées à partir de données recueillies par des observations de terrain. Les conditions environnementales qu'elles caractérisent peuvent exercer un effet direct ou indirect, et favorable ou non, sur la qualité de l'habitat (cf. chapitre 1).

De nombreuses applications des modèles de distribution d'espèces exploitent un ensemble de variables dites bioclimatiques, dérivées de variables météorologiques et censées mieux caractériser les conditions biologiques associées aux habitats des espèces. Une source de données largement utilisée est la base de données WorldClim<sup>1</sup>. Un tel jeu de variables est utile aux études à larges échelles ainsi que pour prévoir les effets à moyen et à long terme du changement climatique sur la distribution de l'espèce étudiée, mais ne rend pas compte explicitement de l'occupation et de l'usage du sol. Les données d'occupation et d'usage du sol à haute résolution spatiale et les variables paysagères qui en découlent permettent, à une échelle locale — faute de données à haute résolution spatiale disponibles à des échelles plus larges —, de mettre en évidence des relations complexes entre présence de l'espèce et paysage, ainsi que de considérer explicitement les activités anthropiques et leurs impacts. En revanche, elles permettent plus difficilement de réaliser des projections selon les différents scénarios de changements globaux.

Concernant les données d'observation d'espèces, deux grandes approches se distinguent : la modélisation à partir des informations de présence et d'absence de l'espèce, pouvant s'appuyer sur toute approche statistique de discrimination ou d'apprentissage supervisée ; et la modélisation à partir des seules données de présence de l'espèce, supposant des approches spécifiques afin de pallier l'absence de « contre-exemples » dans les observations. La deuxième approche s'avère particulièrement intéressante, les informations d'absence étant souvent indisponibles ou peu fiables. En effet, l'absence d'une espèce en un lieu peut être due :

- à la non-détection de l'espèce alors que l'espèce est effectivement présente ;
- à l'absence réelle de l'espèce dans un habitat favorable, pour des raisons liées à la dispersion : l'espèce n'a pas encore colonisé le milieu, mais y parviendra tôt ou tard ; des barrières écologiques empêchent l'espèce d'accéder à certaines parties du territoire ;
- à l'absence réelle de l'espèce du fait de conditions écologiques non favorables.

---

1. <https://www.worldclim.org/data/index.html>

Les données de présence peuvent quant à elles provenir de différentes sources : collections et bases de données historiques d'universités, d'instituts, de musées; bases de données en ligne consacrées à la biodiversité (p. ex. *Global Biodiversity Information Facility* – GBIF<sup>2</sup>) ou à des espèces spécifiques, comme la base VectorBase<sup>3</sup> consacrée aux invertébrés vecteurs de pathogènes pour les humains; observations de terrain réalisées spécifiquement pour l'étude.

Un des modèles les plus utilisés et qui utilise uniquement les données de présence est le modèle Maxent.

## ► Le modèle Maxent

Le modèle Maxent se fonde sur le principe du maximum d'entropie (Elith *et al.*, 2011). En science de l'information, l'entropie est une mesure de quantité d'information et d'incertitude. Une entropie d'information élevée est associée à un contenu informationnel varié et riche, plus à même de discriminer les différentes situations ou les différents objets sur lesquels portent les informations considérées. Maxent consiste à trouver la distribution de probabilité liée à la probabilité de présence de l'espèce considérée, sur l'ensemble du domaine spatial étudié (l'ensemble des pixels de la zone d'étude), dont l'entropie est maximale et qui satisfait les contraintes imposées par les observations. Ces contraintes tiennent compte des conditions environnementales dans lesquelles l'espèce a effectivement été observée. Ces contraintes se traduisent mathématiquement, pour chaque variable environnementale, par l'égalité entre l'espérance mathématique de la variable — associée à la distribution de probabilité de présence de l'espèce — et la moyenne empirique des valeurs prises par la variable sur les sites où l'espèce a effectivement été observée (sites de présence). Il a été démontré que ce modèle fournissait des résultats robustes même avec une faible quantité d'observations (Hernandez *et al.*, 2006).

L'algorithme Maxent est disponible dans le package *dismo* (pour *Species Distribution Modeling*; Hijmans *et al.*, 2017) de l'environnement de programmation R<sup>4</sup>.

## ► Biais d'échantillonnage et minimisation de leurs impacts sur la modélisation

Toute analyse ou modélisation basée sur des observations sera biaisée si les observations ont elles-mêmes été réalisées de façon biaisée et si aucune procédure n'est mise en œuvre pour tenter, *a minima*, d'identifier les biais et, au mieux, de minimiser leur impact.

La paramétrisation par défaut de Maxent fait intervenir un tirage aléatoire uniforme d'un grand nombre de sites dits de « background », supposés représenter l'ensemble des conditions environnementales de la zone d'étude (dans notre exemple, le territoire de la Guyane française) et leur fréquence relative. Une telle configuration suppose que l'effort d'échantillonnage (recherche de l'espèce sur le terrain) ait été réalisé de

2. <https://www.gbif.org/>

3. <https://vectorbase.org/vectorbase/app/>

4. R Core Team, 2021. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, <https://www.R-project.org/>.

façon équilibrée, c'est-à-dire que les différentes conditions environnementales existantes aient bénéficié d'un effort d'échantillonnage comparable relativement à leur fréquence sur l'ensemble du territoire. Or une telle condition est rarement remplie, les relevés s'effectuant dans des lieux accessibles, le plus souvent à proximité des voies de communication, et en fonction d'autres critères, explicites ou non (lorsque l'espèce étudiée est un moustique vecteur, l'échantillonnage s'effectuera souvent en priorité autour des cas détectés de la maladie).

Nous avons ainsi proposé une méthode de correction des biais d'échantillonnage dans les modèles exploitant les données de présence *vs* background, dont fait partie Maxent (Moua *et al.*, 2020). La méthode repose, dans un premier temps, sur l'estimation de l'effort d'échantillonnage (dans notre cas en considérant les captures de toutes les espèces de moustiques qui ont été réalisées) dans l'espace des caractéristiques environnementales<sup>5</sup>; puis sur la sélection aléatoire des sites de background dans ce même espace, pondérée par l'effort d'échantillonnage estimé précédemment. La méthode a été évaluée sur des données synthétiques et s'avère supérieure aux autres approches de débiaisage dans certains contextes d'application, notamment pour de faibles nombres de sites de présence. L'algorithme d'estimation de l'effort d'échantillonnage est décrit en pseudo-code et évalué par Yi *et al.* (2020).

## ► Application au principal vecteur du paludisme en Guyane française

### Le paludisme dans le monde et en Guyane française

Le paludisme est une maladie causée par un parasite du genre *Plasmodium*, qui est transmis par certaines espèces de moustiques du genre *Anopheles*. En 2020, le nombre de cas de paludisme dans les 85 pays où la maladie est endémique (parmi lesquels la France — Guyane française) a été estimé à 241 millions. Le nombre de décès dans le monde a quant à lui été estimé à 627 000. Les bons résultats obtenus dans la lutte contre le paludisme entre 2000 et 2015 ont amené les Nations unies à inscrire l'élimination de la maladie dans au moins 35 pays d'ici 2030 (objectif 3.3 des Objectifs du développement durable et Stratégie mondiale de lutte contre le paludisme). Cependant, depuis 2015, la situation tend à se détériorer et le dernier rapport mondial sur la maladie fait état d'une augmentation de 12% des décès entre 2019 et 2020 (WHO, 2021).

La Guyane française comptait environ 3 500 cas par an en moyenne dans les années 2000. Ce nombre a drastiquement diminué à partir du début des années 2010 pour se stabiliser, après 2013, autour de quelques centaines de cas par an. Toutefois, une recrudescence significative a été observée en 2017 et 2018 (Mosnier *et al.*, 2020). Depuis 2019, le nombre de cas est de nouveau à la baisse et l'objectif d'élimination de la maladie sur le territoire national français a été réaffirmé, notamment en 2019 par Agnès Buzyn, alors ministre de la Santé et des Solidarités, lors de la 6<sup>e</sup> conférence de reconstitution des ressources du Fonds mondial contre les épidémies de VIH, de tuberculose et de paludisme.

---

5. En d'autres termes, il s'agit de l'estimation de la densité de sites de collecte (ayant débouché ou non sur l'observation de l'espèce) dans l'espace défini par l'ensemble des variables décrivant les conditions environnementales de la zone d'étude, et non dans l'espace géographique (latitude, longitude).

La stratégie mondiale de lutte contre le paludisme inclut notamment les actions de lutte antivectorielle et l'estimation du risque pour mieux cibler les actions de lutte et/ou anticiper d'éventuelles réintroductions dans les zones où la maladie a préalablement été éliminée. Cela repose en partie sur une meilleure connaissance des habitats favorables aux moustiques, de leur distribution spatiale et de la probabilité de présence de l'espèce ou des espèces vectrices.

### ***Anopheles darlingi*, principal vecteur du paludisme en Guyane française**

Le moustique *Anopheles darlingi* se rencontre en milieu rural guyanais. Il pique de préférence l'être humain (comportement dit anthropophile), à l'extérieur ou à l'intérieur des maisons (exo-endophage), et préfère des lieux de repos situés à l'extérieur et végétalisés. Il privilégie des gîtes larvaires ensoleillés, mais suffisamment ombragés pour conserver une température entre 20 et 28 °C (Hiwat et Bretas, 2011). Ses larves ont été retrouvées dans des étendues d'eau douce propres, avec peu ou pas de courant et de la végétation, telles que les berges de cours d'eau, les criques, les retenues d'eau formées à proximité des cours d'eau après inondation, les marécages, les savanes et les forêts inondées ou inondables (Hiwat *et al.*, 2010; Rozendaal, 1987). Les gîtes larvaires se situent rarement en forêt dense, à cause de l'acidité de l'eau et du manque d'ensoleillement sous le couvert forestier.

*An. darlingi* est présent dans des environnements variés, de grande étendue, et en faible densité. Il est également extrêmement difficile à élever en laboratoire. Tout cela rend complexes sa capture, la cartographie de sa distribution spatiale et l'étude de sa bioécologie. Dans ce contexte, la modélisation de distribution d'espèces — et un modèle tel que Maxent en particulier — s'avère particulièrement utile. Le travail décrit ci-après a fait l'objet d'une publication dans la revue *Journal of Medical Entomology* (Moua *et al.*, 2017).

### **Données de présence d'*Anopheles darlingi***

Une base de données historiques des observations de présence des moustiques *Anopheles* en Guyane a été construite à partir des archives de l'Institut Pasteur d'Algérie puis de l'Institut Pasteur de la Guyane, des rapports d'activités de la Direction de la démoustication et des actions sanitaires de la région Guyane puis de la collectivité territoriale de Guyane, du Service de santé des armées, des publications de l'Office de la recherche scientifique et technique outre-mer (Orstom, devenu Institut de recherche pour le développement, IRD, en 1998). Elle est disponible *via* la plateforme du *Global Biodiversity Information Facility* (Moua *et al.*, 2019).

Parmi ces données, seuls les sites de présence d'*An. darlingi* identifiés depuis l'année 2000 ont été pris en compte pour la modélisation, évitant ainsi de considérer des sites qui auraient pu subir des transformations significatives dans le temps et pour lesquels l'information de présence de l'espèce pourrait être remise en doute. Ces sites sont au nombre de 48, mais certains d'entre eux appartenant au même pixel de 1 km<sup>2</sup>, seuls 39 pixels constituent les données de présence en entrée de Maxent.

La quasi-totalité des sites de présence avérée d'*An. darlingi* en Guyane française se situent sur la bande littorale et le long des deux fleuves frontaliers, faciles d'accès et où réside la grande majorité de la population. Cela suggère un important biais d'échantillonnage et justifie l'application de la méthode décrite plus haut, visant à minimiser l'impact de tels biais sur les résultats de modélisation.

## Données environnementales

Le choix des données environnementales s'est fondé sur les connaissances issues de la littérature et sur l'expertise des entomologistes de l'Institut Pasteur de la Guyane. Il s'est avéré que trois grands types de milieux devaient être considérés :

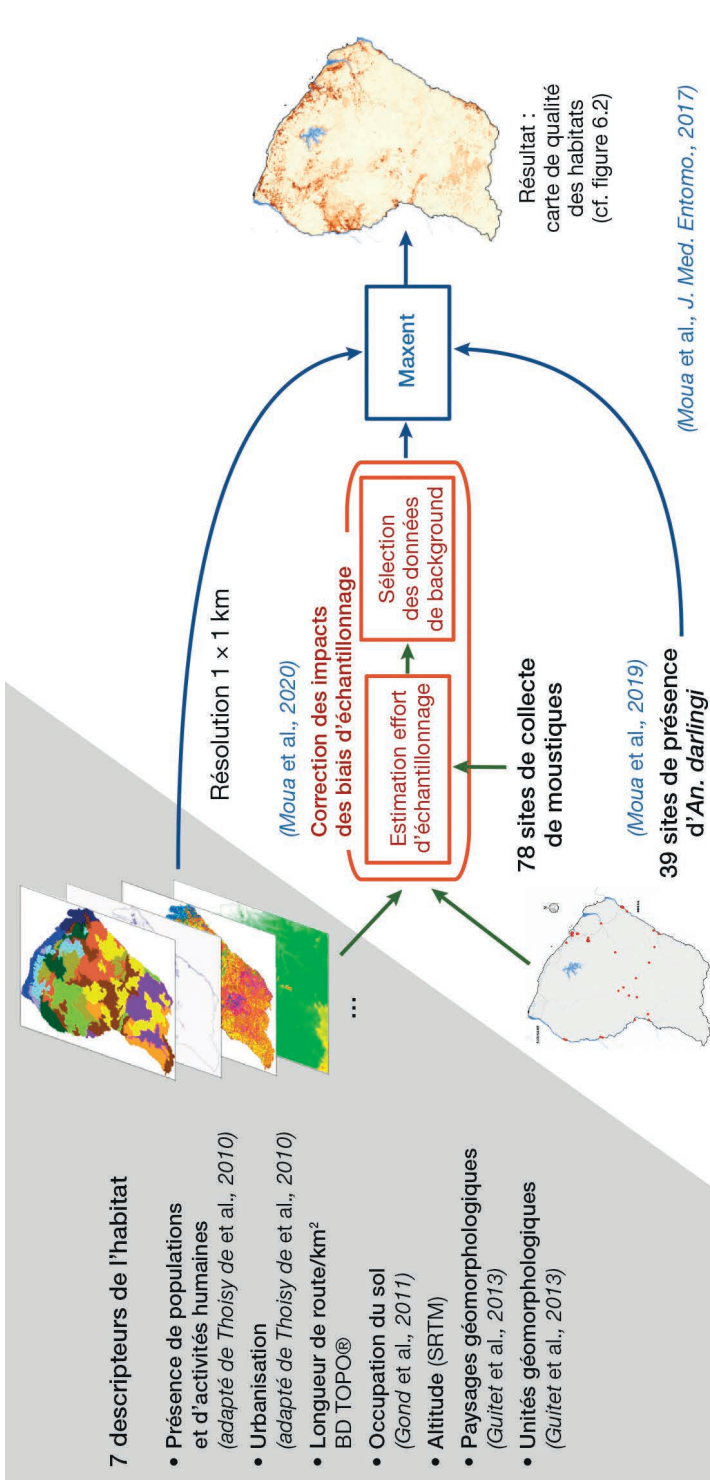
- les milieux naturels, pour lesquels la présence d'*An. darlingi* dépend de la valeur ou de la classe de la variable environnementale associée (MIL\_NAT) ;
- les milieux associés aux activités anthropiques qui altèrent de manière non permanente et localisée l'environnement naturel, influençant positivement la présence d'*An. darlingi* (ANTHROP\_NON\_PERM) ;
- les milieux fortement et durablement anthropisés, correspondant à la présence et aux activités humaines qui altèrent de manière permanente l'environnement naturel sur de larges surfaces et qui limitent la présence d'*An. darlingi* (ANTHROP).

Chacun de ces milieux a été caractérisé grâce à un jeu de variables (cf. tableau 6.1) dont la plupart sont issues de données de téledétection et dont les résolutions spatiales ont été homogénéisées à 1 km.

**Tableau 6.1.** Données environnementales sélectionnées pour la modélisation des habitats favorables à *Anopheles darlingi* en Guyane française. Source : Moua *et al.* (2017).

Variable	Donnée source et données de téledétection exploitées	Type de variable	Type de milieu auquel se réfère principalement la variable
Altitude	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i> (SRTM), NASA	Numérique continue (quantitative)	MIL_NAT
Paysages géomorphologiques	Paysages géomorphologiques (Guitet <i>et al.</i> , 2013)	Catégorielle (qualitative)	MIL_NAT
Unités géomorphologiques	dérivés du SRTM	Catégorielle (qualitative)	MIL_NAT
Occupation du sol	Gond <i>et al.</i> (2011), exploitant les données SPOT4/VÉGÉTATION	Catégorielle (qualitative)	MIL_NAT
Présence et activités humaines qui influent de manière non permanente et locale sur le milieu (HUMACT)	Empreinte humaine (Thoisly de <i>et al.</i> , 2010)	Catégorielle ordonnée (semi-quantitative)	ANTHROP_NON_PERM
Densité des routes et pistes (ROUTES)	BD TOPO <sup>o</sup> , IGN	Numérique continue (quantitative)	ANTHROP_NON_PERM
Pourcentage d'urbanisation dans le voisinage (URBAN)	Empreinte humaine (Thoisly de <i>et al.</i> , 2010)	Numérique continue (quantitative)	ANTHROP

L'ensemble de la méthode d'implémentation de Maxent pour la cartographie des habitats d'*An. darlingi* en Guyane française est schématisé figure 6.1.



**Figure 6.1.** Méthode générale de cartographie qualitative des habitats favorables à *Anopheles darlingi* en Guyane française, avec minimisation des effets des biais d'échantillonnage.

## Résultats

La figure 6.2 représente la qualité d'habitat pour *An. darlingi*. La probabilité de présence de l'espèce est liée de façon monotone à la qualité d'habitat (plus la qualité est « bonne », plus il y a de chances que l'espèce soit présente).

Les résultats montrent qu'une qualité d'habitat élevée est significativement liée à la présence et aux activités humaines, caractérisées par les variables HUMACT et ROUTES, en particulier sur le littoral, au centre et à l'ouest du territoire, même si dans ces deux dernières zones les voies de communication sont essentiellement les rivières et les pistes non asphaltées.

La contribution significative de la longueur de routes et de pistes (ROUTES) à la qualité d'habitat apparaît cohérente avec les connaissances sur l'impact des modifications environnementales et de l'activité humaine : la construction des routes et des pistes est accompagnée de trouées dans la forêt, générant potentiellement de nouveaux gîtes larvaires (fossés p. ex.) [Singer et Castro de, 2001] et apportant l'ensoleillement nécessaire au développement des larves ainsi que la présence d'hôtes humains. Il est cependant à noter qu'au-delà d'un certain seuil, autour de 7 km de routes/pistes par km<sup>2</sup>, la qualité d'habitat n'augmente plus puis diminue, signifiant que la densification du réseau routier (caractéristique d'une urbanisation de la zone) provoque des changements des milieux défavorables à *An. darlingi* (absence de végétation pour le repos des femelles gravides, pollution des eaux de ruissellement, etc.). Pour des raisons similaires, le phénomène d'urbanisation (caractérisé

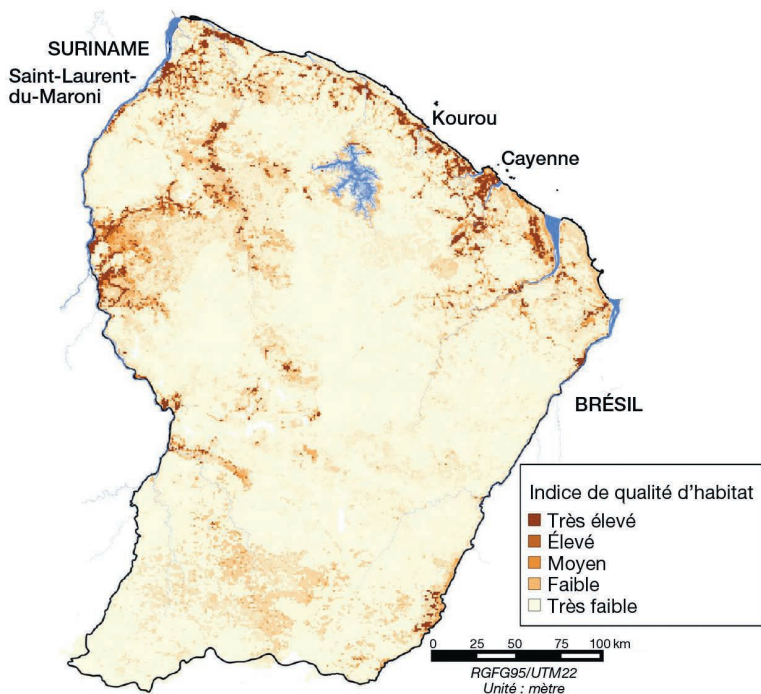


Figure 6.2. Qualité d'habitat d'*Anopheles darlingi* en Guyane française.



par la variable URBAN) n'est pas favorable à *An. darlingi* (Stefani *et al.*, 2013). Cela s'observe particulièrement dans les zones de Cayenne et de Kourou. En revanche, Saint-Laurent-du-Maroni, une des trois plus grandes zones urbaines de Guyane par la taille et la densité d'urbanisation, avec Cayenne et Kourou, apparaît avec une qualité d'habitat très élevée du fait notamment d'une densité de bâti estimée plus faible. Cependant, Saint-Laurent-du-Maroni connaissant une croissance démographique soutenue (+ 2,3% par an entre 2013 et 2019 d'après l'Institut national de la statistique et des études économiques, INSEE<sup>6</sup>), une actualisation de la carte de distribution des habitats favorables au moustique vecteur du paludisme tenant compte des récentes expansion et densification du bâti s'avère nécessaire.

Les activités humaines (variable HUMACT) liées à des habitats particulièrement favorables à *An. darlingi* dans le centre du territoire sont essentiellement associées à l'activité minière. En 2014, l'orpaillage illégal en Guyane française représentait environ 700 sites où travaillaient 10 000 à 15 000 personnes (Douine *et al.*, 2016). Il contribue de différentes manières au maintien du paludisme dans la région. En effet, l'activité d'orpaillage favorise la prolifération d'*An. darlingi* en créant des trouées en forêt dense et des retenues d'eau mi-ombragées qui sont autant de gîtes larvaires potentiels. La fréquentation des sites d'orpaillage par une population humaine nombreuse et fortement exposée aux piqûres de moustiques, par ses activités en extérieur et des conditions d'habitation précaires, génère des situations à très haut risque de transmission locale du paludisme. De plus, cette population, particulièrement mobile et peu suivie médicalement, contribue fortement à la circulation du parasite dans les populations de la région, favorisant l'émergence et le maintien de foyers de transmission, de résistances aux traitements contre le paludisme, etc. (Thoisly de *et al.*, 2021 ; Douine *et al.*, 2021).

Il est également à noter que *An. darlingi* n'est pas le seul vecteur du paludisme présent sur les sites d'orpaillage. En particulier, *An. marajoara* semble contribuer significativement à la transmission dans des sites forestiers très anthropisés comme les sites miniers (Pommier de Santi *et al.*, 2016). L'ensemble de ces éléments désignent l'orpaillage, et plus spécifiquement l'orpaillage illégal, comme un des principaux facteurs permettant le maintien d'une transmission autochtone du paludisme et comme un des principaux freins à l'élimination de la maladie dans la région.

Certaines classes d'occupation du sol sont associées à une qualité d'habitat élevée. C'est le cas de la classe « Savane boisée / forêt sèche », qui correspond à des zones sèches mais régulièrement inondées et donc associées à la présence de potentiels gîtes larvaires (Gond *et al.*, 2011 ; Rosa-Freitas *et al.*, 2007). Un tel résultat est cohérent avec des captures effectuées dans les savanes le long du littoral (Dusfour *et al.*, 2013 ; Vezenegho *et al.*, 2015) ayant confirmé la présence d'*An. darlingi* dans ce type de milieu, en abondance parfois élevée.

## ► Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu qu'il est possible de construire, à partir des seules informations de présence de l'espèce et des conditions environnementales sur les sites d'observation, des modèles permettant de prédire la qualité d'habitat et par extension la probabilité de présence de l'espèce en tout point de la zone d'étude. Parmi ces

6. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6012651>

modèles, Maxent est un des plus populaires, notamment par sa relative robustesse lorsque le jeu de données de présence est de taille réduite. Comme tout modèle, il est cependant sensible aux biais d'échantillonnage, *a fortiori* lorsque le nombre de sites d'observation est faible, mais des approches variées, dont une proposée par les auteurs de ce chapitre, permettent de minimiser l'impact de ces biais. La tendance en modélisation de distribution d'espèces est également à la modélisation ensembliste, consistant à appliquer plusieurs modèles de distribution d'espèces puis à combiner les sorties des modèles donnant les meilleurs résultats. Une librairie R a été développée pour ce type d'approche : *biomod2* (Thuiller *et al.*, 2022). Cependant, toute démarche de modélisation requiert de comprendre la paramétrisation du modèle et de l'adapter au contexte et aux objectifs de l'étude afin d'assurer l'obtention de résultats fiables et pertinents. L'application de plusieurs modèles peut requérir un effort conséquent.

*In fine*, la cartographie de la distribution spatiale de l'espèce vectrice est censée guider les actions de lutte antivectorielle. Elle est cependant peu exploitée dans ce cadre, faute d'une résolution spatiale suffisamment fine et aussi parce qu'elle ne prédit pas l'abondance des vecteurs. Des modèles de prédiction de l'abondance de moustiques construits à partir de données ont été proposés pour pallier ce manque. Tran *et al.* (2020) présentent par exemple un modèle basé sur l'approche d'apprentissage par machines à vecteurs de support (SVM) à partir de relevés des densités de larves de moustiques *Aedes* dans différentes localités de l'île de La Réunion. Ce modèle produit des résultats prometteurs et complémentaires à ceux obtenus par modélisation mécaniste (cf. chapitre 8). Adde *et al.* (2016) ont, eux, modélisé avec succès, par régression logistique ordinaire à effets mixtes, la dynamique de la densité d'*An. darlingi* dans une localité de Guyane française. Cependant, de tels modèles sont difficilement applicables sur de vastes zones. Ils sont en effet particulièrement gourmands en données et les données d'abondance de moustiques sont particulièrement difficiles et coûteuses (en temps, personnel, argent) à obtenir, donc rares. De plus, il est difficilement envisageable de les récolter sur de vastes territoires et à des fréquences temporelles élevées (à noter cependant que les méthodes de piégeage de moustiques se diversifient et deviennent de plus en plus efficaces et bon marché, ce qui permet d'envisager de développer des modèles qui soient de plus en plus robustes et généraux). Enfin, une des raisons de la faible appropriation des modèles de distribution d'espèces pour la lutte contre les maladies vectorielles est que la distribution des vecteurs ne peut s'interpréter directement en termes de risque de transmission et encore moins de risque épidémique. Ces derniers font intervenir de nombreux autres facteurs liés au vecteur (abondance et âge des populations), mais aussi liés à la présence et aux activités humaines, au système de santé, à des facteurs individuels humains (comportement, susceptibilité génétique, immunité, etc.).

Pour une appropriation effective de la modélisation de la distribution d'espèces dans la lutte antivectorielle et plus généralement pour la planification des actions de contrôle des maladies vectorielles, il conviendrait donc de mieux spécifier les apports de chaque approche de modélisation. On pourrait ainsi aller vers des approches plus intégrées, systémiques, permettant de considérer différentes composantes du risque en exploitant différentes approches et formalismes de modélisation (à partir des connaissances, mécanistes, à partir des données) et leurs avantages respectifs, en fonction des données et des connaissances disponibles.

## ► Références

- Adde A., Roux E., Mangeas M., Dessay N., Nacher M., Dusfour I., Girod R., Briolant S., 2016. Dynamical Mapping of *Anopheles darlingi* Densities in a Residual Malaria Transmission Area of French Guiana by Using Remote Sensing and Meteorological Data. *PLoS One*, 11 (10), e0164685.
- Douine M., Musset L., Corlin F., Pelleau S., Pasquier J., Mutricy L., Adenis A., Djossou F., Brousse P., Perotti F., Hiwat H., Vreden S., Demar M., Nacher M., 2016. Prevalence of Plasmodium spp. in illegal gold miners in French Guiana in 2015: a hidden but critical malaria reservoir. *Malaria Journal*, 15, 315.
- Douine M., Lambert Y., Galindo M.S., Mutricy L., Sanna A., Peterka C., Marchesini P., Hiwat H., Nacher M., Adenis A., Demar M., Musset L., Lazrek Y., Cairo H., Bordalo Miller J., Vreden S., Suarez-Mutis M., 2021. Self-diagnosis and self-treatment of malaria in hard-to-reach and mobile populations of the Amazon: results of Malakit, an international multicentric intervention research project. *The Lancet Regional Health – Americas*, 4, 100047.
- Dusfour I., Carinci R., Issaly J., Gaborit P., Girod R., 2013. A survey of adult anophelines in French Guiana: enhanced descriptions of species distribution and biting responses. *Journal of Vector Ecology*, 38 (2), 203-209.
- Elith J., Phillips S.J., Hastie T., Dudík M., Chee Y.E., Yates C.J., 2011. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and Distributions*, 17 (1), 43-57.
- Gond V., Freycon V., Molino J.-F., Brunaux O., Ingrassia E., Joubert P., Pekel J.-E., Prévost M.-E., Thierron V., Trombe P.-J., Sabatier D., 2011. Broad-scale spatial pattern of forest landscape types in the Guiana Shield. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13 (3), 357-367.
- Guisan A., Thuiller W., 2005. Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology Letters*, 8 (9), 993-1009.
- Guitet S., Cornu J.-F., Brunaux O., Betheder J., Carozza J.-M., Richard-Hansen C., 2013. Landform and landscape mapping, French Guiana (South America). *Journal of Maps*, 9 (3), 325-335.
- Hernandez P.A., Graham C.H., Master L.L., Albert D.L., 2006. The effect of sample size and species characteristics on performance of different species distribution modeling methods. *Ecography*, 29 (5), 773-785.
- Hijmans R., Phillips S., Leathwick J., Elith J., 2017. Dismo: Species Distribution Modeling. R package version 1.1–4.
- Hiwat H., Bretas G., 2011. Ecology of *Anopheles darlingi* Root with respect to vector importance: a review. *Parasit Vectors*, 4, 177.
- Hiwat H., Issaly J., Gaborit P., Somai A., Samjhawan A., Sardjoe P., Soekhoe T., Girod R., 2010. Behavioral heterogeneity of *Anopheles darlingi* (Diptera: Culicidae) and malaria transmission dynamics along the Maroni River, Suriname, French Guiana. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, 104 (3), 207-213.
- Mosnier E., Dusfour I., Lacour G., Saldanha R., Guidez A., Gomes M.S., Sanna A., Epelboin Y., Restrepo J., Davy D., Demar M., Djossou F., Douine M., Ardillon V., Nacher M., Musset L., Roux E., 2020. Resurgence risk for malaria, and the characterization of a recent outbreak in an Amazonian border area between French Guiana and Brazil. *BMC Infectious Diseases*, 20 (1), 373.
- Moua Y., Roux E., Seyler F., Briolant S., 2020. Correcting the effect of sampling bias in species distribution modeling – A new method in the case of a low number of presence data. *Ecological Informatics*, 57, 101086.
- Moua Y., Roux E., Girod R., Dusfour I., Thoisy B. de, Seyler F., Briolant S., 2017. Distribution of the Habitat Suitability of the Main Malaria Vector in French Guiana Using Maximum Entropy Modeling. *Journal of Medical Entomology*, 54 (3), 606-621.
- Moua Y., Roux E., Dusfour I., Girod R., Chantilly S., Seyler F., Gomes M., Zanini V., Galardo A., Lima A., 2019. A database of *Anopheles* (Diptera, Culicidae): historical presence records in French Guiana and in the state of Amapá, in South America. Version 1.3, Institut Pasteur de la Guyane, *Occurrence dataset*.

- Pommier de Santi V., Girod R., Mura M., Dia A., Briolant S., Djossou F., Dusfour I., Mendibil A., Simon F., Deparis X., Pages F., 2016. Epidemiological and entomological studies of a malaria outbreak among French armed forces deployed at illegal gold mining sites reveal new aspects of the disease's transmission in French Guiana. *Malaria Journal*, 15, 35.
- Rosa-Freitas M., Tsouris P., Peterson A., Honório N., De Barros F., Aguiar D. de, Gurgel H., Arruda M. de, Vasconcelos S., Luitgards-Moura J., 2007. An ecoregional classification for the state of Roraima, Brazil : the importance of landscape in malaria biology. *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz*, 102 (3), 349–358.
- Rozendaal J., 1987. Observations on the biology and behaviour of Anophelines in the Suriname rainforest with special reference to *Anopheles darlingi* Root. *Cahiers ORSTOM Série Entomologie Médicale et Parasitologie*, 25 (1), 33–43.
- Singer B.H., Castro M.C. de, 2001. Agricultural colonization and malaria on the Amazon frontier. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 954, 184–222.
- Sinka M.E., Rubio-Palis Y., Manguin S., Patil A.P., Temperley W.H., Gething P.W., Van Boeckel T., Kabaria C.W., Harbach R.E., Hay S.I., 2010. The dominant *Anopheles* vectors of human malaria in the Americas: occurrence data, distribution maps and bionomic précis. *Parasites & Vectors*, 3 (1), 72.
- Sinka M.E., Bangs M.J., Manguin S., Rubio-Palis Y., Chareonviriyaphap T., Coetzee M., Mbogo C.M., Hemingway J., Patil A.P., Temperley W.H., Gething P.W., Kabaria C.W., Burkot T.R., Harbach R.E., Hay S.I., 2012. A global map of dominant malaria vectors. *Parasites & Vectors*, 5 (1), 69.
- Stefani A., Dusfour I., Correa A.P., Cruz M.C., Dessay N., Galardo A.K., Galardo C.D., Girod R., Gomes M.S., Gurgel H., Lima A.C., Moreno E.S., Musset L., Nacher M., Soares A.C., Carme B., Roux E., 2013. Land cover, land use and malaria in the Amazon: a systematic literature review of studies using remotely sensed data. *Malaria Journal*, 12, 192.
- Thoisy B. de, Richard-Hansen C., Goguillon B., Joubert P., Obstancias J., Winterton P., Brosse S., 2010. Rapid evaluation of threats to biodiversity: human footprint score and large vertebrate species responses in French Guiana. *Biodiversity and Conservation*, 19 (6), 1567–1584.
- Thoisy B. de, Duron O., Epelboin L., Musset L., Quenel P., Roche B., Binetruy F., Briolant S., Carvalho L., Chavy A., Couppie P., Demar M., Douine M., Dusfour I., Epelboin Y., Flamand C., Franc A., Ginouves M., Gourbiere S., Houel E., Kocher A., Lavergne A., Le Turnier P., Mathieu L., Murielle J., Nacher M., Pelleau S., Prevot G., Rousset D., Roux E., Schaub R., Talaga S., Thill P., Tirera S., Guegan J.-F., 2021. Ecology, evolution, and epidemiology of zoonotic and vector-borne infectious diseases in French Guiana: Transdisciplinarity does matter to tackle new emerging threats. *Infection, Genetics and Evolution, Journal of Molecular Epidemiology and Evolutionary Genetics of Infectious Diseases*, 93, 104916.
- Thuiller W., Georges D., Gueguen M., Engler R., Breiner F., Lafourcade B., 2022. biomod2: Ensemble Platform for Species Distribution Modeling. R package version 4.0.
- Tran A., Mangeas M., Demarchi M., Roux E., Degenne P., Haramboure M., Le Goff G., Damiens D., Gouagna L.C., Herbreteau V., Dehecq J.-S., 2020. Complementarity of empirical and process-based approaches to modelling mosquito population dynamics with *Aedes albopictus* as an example – Application to the development of an operational mapping tool of vector populations. *PLoS One*, 15 (1), e0227407.
- Vezenegho S.B., Carinci R., Gaborit P., Issaly J., Dusfour I., Briolant S., Girod R., 2015. *Anopheles darlingi* (Diptera: Culicidae) Dynamics in Relation to Meteorological Data in a Cattle Farm Located in the Coastal Region of French Guiana: Advantage of Mosquito Magnet Trap. *Environmental Entomology*, 44 (3), 454–462.
- WHO, 2021. *World Malaria Report 2021*. Geneva, World Health Organization, 263 p. <https://www.who.int/teams/global-malaria-programme/reports/world-malaria-report-2021>.

## Chapitre 7

---

# Modèles fondés sur les connaissances : exemple d'un outil d'évaluation multicritère pour la santé publique

*FANJASOA RAKOTOMANANA,  
HOBINIAINA ANTHONIO RAKOTOARISON*

Pour réduire l'impact d'une maladie pour les individus, la prise en charge adéquate des cas est fondamentale. Cependant, les actions de santé publique humaine et animale visant à prévenir les risques de diffusion des maladies sont indispensables pour réduire leur impact à l'échelle de la population. Les maladies infectieuses affectant les humains et les animaux surviennent à la suite de leur exposition à des agents infectieux présents dans leur environnement direct ou indirect. Ces agents infectieux, ainsi que leurs arthropodes vecteurs (organismes vivants transmettant l'agent infectieux), sont eux-mêmes sous l'influence de déterminants environnementaux dont les paramètres varient en fonction des conditions physiques, chimiques, climatiques et des pressions anthropiques exercées sur leur habitat naturel. La compréhension de ces déterminants dans l'épidémiologie de ces maladies et la surveillance de leur évolution sont donc indispensables pour détecter des changements dans l'environnement et appréhender les risques d'émergence d'une épidémie.

Lors de la survenue d'épidémies ou de pandémies, surtout avec l'émergence d'un agent pathogène inconnu, le recours à la modélisation est devenu une pratique courante en santé publique. La modélisation descriptive d'un phénomène de santé est habituelle (elle permet notamment d'estimer l'incidence et la prévalence de la maladie), mais la modélisation peut également viser à comprendre les mécanismes de transmission ou à prédire l'ampleur d'une épidémie ou l'impact de mesures de lutte (Dubois, 2005). Les modèles apportent des informations permettant d'estimer les moyens techniques et financiers nécessaires pour faire face à une éventuelle situation critique en santé publique. Ils jouent un rôle essentiel dans l'aide à la décision. L'introduction de la dimension spatiale dans un modèle est aussi essentielle pour la compréhension du phénomène d'initialisation d'une épidémie. La plus ancienne cartographie thématique de la distribution des cas de choléra de Londres en 1854 a montré que l'intégration des informations spatiales dans une démarche d'épidémiologie explicative a permis de comprendre le mécanisme de diffusion de la maladie et de contrôler l'épidémie (Snow, 1855).

Un grand nombre de modèles reposent sur l'analyse de données (cf. chapitre 6). D'ailleurs, des initiatives et des plateformes de collecte et de gestion de données existent à l'échelle mondiale ou continentale, avec création de tableaux de bord de surveillance des maladies à potentiel épidémique. Cependant, de nombreuses contraintes pèsent sur l'acquisition de données robustes, complètes, temporellement et spatialement en adéquation avec la problématique. Par exemple, depuis 2019 le ministère de la Santé publique de Madagascar s'appuie sur le Système de gestion d'information sanitaire (SGIS) proposé par la plateforme DHIS2<sup>1</sup>, utilisée par plus de 100 pays dans le monde. En 2021, les taux de complétude et de promptitude de rapportage des données restent inférieurs à 80% pour le système national de surveillance intégrée opérationnel du paludisme, ce qui constitue une des faiblesses dans la gestion et mise en œuvre des réponses aux épidémies de paludisme (PNLP, 2021). De plus, les données concernant les facteurs de risques environnementaux font également souvent défaut dans les pays à ressources limitées comme Madagascar, mais aussi globalement lors de l'émergence de nouveaux pathogènes. Pourtant ces données sont indispensables dans les stratégies de lutte contre les maladies à potentiel épidémique comme le paludisme (WHO, 2001).

Ce chapitre traite des modèles fondés sur les connaissances, qui peuvent être mis en œuvre en l'absence de données épidémiologiques, avec l'exemple de l'analyse multicritère spatialisée. Cette méthode aide à contourner les besoins en importants jeux de données épidémiologiques, nécessaires pour développer des modèles basés sur les données (cf. chapitre 6). Ce chapitre montre un exemple de modèle fondé sur les connaissances utilisé dans la détermination des zones à risques prioritaires pour la campagne de lutte antivectorielle contre le paludisme à Madagascar. Enfin, ce chapitre illustre l'outil *Full MCE for public Health* développé à l'Institut Pasteur de Madagascar (IPM), qui permet d'appliquer cette méthode par une extension (plug-in) pour le logiciel de système d'information géographique (SIG) QGIS.

### ►► L'approche multicritère spatialisée, une approche fondée sur les connaissances

Les logiciels de SIG sont adaptés pour gérer des données environnementales multi-sources et offrir un outil d'aide à la décision. L'approche d'analyse multicritère (AMC) combinée au SIG est de plus en plus adoptée dans différents domaines. Elle est fondée sur les connaissances des experts. Quelques exemples ont montré que l'AMC combinée au SIG, également appelée analyse multicritère spatialisée (AMCS), est très puissante pour répondre aux problèmes liés à la santé humaine ou animale. Par exemple, Bell *et al.* (2007) ont construit des indices de privation, qui sont des indicateurs liés à la santé des populations, en proposant aux décideurs des gradients socio-économiques basés sur une approche AMCS. En l'absence de données précises sur les foyers de peste porcine africaine (PPA), l'AMCS a permis de cartographier les risques de transmission de la PPA en Afrique et à Madagascar, ce qui permet de compenser le manque d'études quantitatives sur l'épidémiologie de la maladie en Afrique (Glanville de *et al.*, 2014). La modélisation fondée sur les connaissances a également été utilisée pour la détermination des zones à risques d'amplification et de propagation de la fièvre de la vallée du Rift (FVR) dans quatre pays de l'Afrique de l'Est : le Kenya, la Tanzanie, l'Ouganda et l'Éthiopie (Tran *et al.*, 2016).

1. <https://dhis2.org/fr/about/>

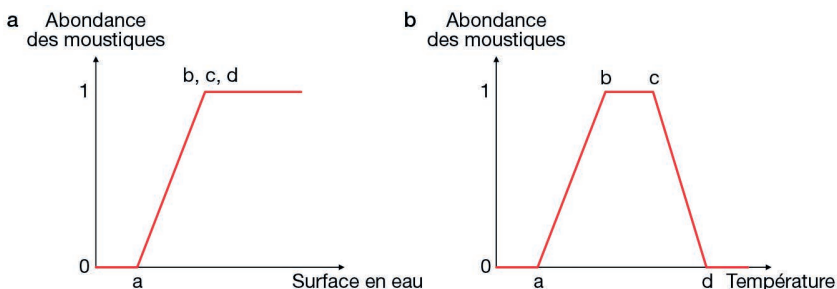
L'AMCS est constituée de cinq principales étapes, considérées comme des éléments constitutifs des procédures spatiales d'aide à la décision :

1. La définition du risque à cartographier (risque d'introduction, d'amplification, de diffusion, etc.) et du territoire concerné selon l'objectif nécessitant un (des) choix pour une prise de décision. La bonne connaissance des risques aide à identifier les facteurs à prendre en compte dans l'étape suivante.

2. L'identification des critères pour l'analyse : les données qui vont servir comme facteurs sont identifiées avec l'avis des experts et collectées à partir de différentes sources (instituts nationaux de géographie ou autres portails d'information géographique). Les critères peuvent se décliner en deux types : les contraintes (un masque qui limite les zones à prendre ou ne pas prendre en considération) et les facteurs (critères définissant un certain degré d'aptitude pour une zone donnée) [Rakotoarison *et al.*, 2020; Rakotomanana *et al.*, 2007]. Les facteurs (p. ex. la température, qui impacte la dynamique de population des moustiques et le cycle biologique du plasmodium chez les moustiques) et les contraintes (p. ex. les zones habitées, cibles des interventions de lutte antivectorielle : il n'est pas utile de prédire le risque en dehors de ces zones) sont donc traités et combinés de manière différente. Les experts comme les épidémiologistes, entomologistes, climatologues, écologues ou spécialistes en santé humaine et animale interviennent à ce stade d'identification des critères. Leurs avis sont appuyés par la revue de littérature résultant d'une recherche bibliographique préalable. Les données de télédétection constituent une source particulièrement utile pour acquérir des informations spatialisées sur des facteurs ou contraintes climatiques et environnementales. L'utilisation des données satellitaires pour appréhender les différents types d'occupation du sol et leur évolution dans le temps est devenue l'application la plus utile dans un SIG pour disposer de données récentes sur une zone d'étude (cf. chapitre 1).

3. La standardisation des facteurs : elle consiste à transformer les facteurs d'évaluation originaux en unités comparables afin d'obtenir des aptitudes à un événement (p. ex. aptitude à la survenue d'une maladie) sur une échelle continue (0 à 1 ou 0 à 255 selon le choix). Une valeur de zéro correspond à une aptitude nulle tandis qu'une valeur de 1 ou 255 (selon le choix de l'échelle utilisée) représente une aptitude maximale à l'événement étudié. La standardisation peut se faire en utilisant des seuils (au-delà ou en deçà d'un seuil, le risque est présent ou absent) ou en s'appuyant sur la logique floue, approche la plus commune en analyse multicritère pour l'aide à la décision. Avec cette technique, la transition entre l'aptitude ou non d'un facteur à engendrer un risque se fait de manière progressive d'une zone à une autre, selon la relation entre le facteur et le risque (croissante, décroissante, symétrique, etc.). La figure 7.1 montre deux exemples de fonctions de relation entre les facteurs et les risques à évaluer.

4. La pondération des facteurs : cette étape traite de l'attribution d'un poids (entre 0 et 1) à chaque facteur selon son importance par rapport aux autres facteurs considérés. Plus le poids est proche de 1, plus la contribution du facteur à l'événement est importante. Plusieurs méthodes, dont la comparaison par paires, ont été suggérées pour pondérer les facteurs selon les contextes. La méthode de comparaison par paires a été développée par Saaty dans le cadre d'un processus d'analyse hiérarchique (AHP pour *Analytic Hierarchy Process*) [Saaty, 1977]. Elle repose sur la construction d'une matrice où les facteurs sont comparés par paires en attribuant des notes à partir d'une échelle de comparaison (tableau 7.1). À partir de cette matrice, la méthode AHP



**Figure 7.1.** Exemples de fonctions d'appartenance pour la standardisation des facteurs : (a) fonction croissante ; (b) fonction symétrique avec plateau.

permet de calculer le poids de chaque facteur. La comparaison par paires peut, néanmoins, présenter des relations incohérentes. Ces incohérences peuvent être mesurées par le calcul du ratio de cohérence RC. Des comparaisons par paires jugées cohérentes ont un  $RC < 0,1$ . Une valeur de  $RC \geq 0,1$  indique des jugements incohérents et une comparaison qui devra être réévaluée.

**Tableau 7.1.** Exemple d'une échelle de comparaison de deux facteurs de risque.

Importance du facteur A par rapport au facteur B									
Extrêmement	Très fortement	Fortement	Modérément	D'importance égale	Modérément	Fortement	Très fortement	Extrêmement	
Moins important					Plus important				
1/9	1/7	1/5	1/3	1	3	5	7	9	

5. La dernière étape consiste en la combinaison des indices de risque (facteurs standardisés et pondérés) et en leur intégration dans un système d'information géographique produisant une carte de risque. La carte obtenue traduit le niveau de risque par unité géographique élémentaire. Avec un choix d'échelle continue allant de 0 à 255, le risque faible est traduit par la valeur 0 tandis que la valeur 255 est interprétée comme un risque élevé. La variation des poids selon l'estimation et l'avis des experts permet d'estimer l'incertitude au niveau d'une unité géographique donnée. Une carte d'incertitude peut être associée à la carte de risque. Le modèle est considéré comme stable s'il ne varie pas significativement, quelle que soit la variation de poids attribuée aux facteurs par les différents experts. Une validation de la carte de risque peut être effectuée selon la disponibilité des données épidémiologiques.

## ► Exemple d'application sur le risque de paludisme dans les Hautes Terres centrales de Madagascar

### Contexte

La lutte contre le paludisme demeure un défi mondial pour la santé publique, mais également pour l'économie. L'objectif de la lutte contre le paludisme à l'échéance 2030



est de réduire de 90% l'incidence et la mortalité liées au paludisme dans le monde, par rapport aux données de références de 2015. En 2019, le nombre de cas de paludisme a été de 227 millions dans 85 pays où la maladie est endémique; 14 millions de plus ont été estimés en 2020, soit 241 millions (WHO, 2021). Pour les pays à ressources limitées, la lutte contre ce fléau dépend principalement des partenaires financiers à travers le fonds mondial destiné aux grandes épidémies, telles que le paludisme, le sida et la tuberculose (PNLP, 2017; WHO/GMP, 2021). À Madagascar, le paludisme constitue la quatrième cause de morbidité dans les centres de santé et de mortalité hospitalière (PNLP, 2017). Le paludisme est caractérisé par quatre faciès selon la durée et l'intensité de la transmission : Est, Ouest, subdésertique et Hautes Terres centrales (HTC).

## Application de la méthode AMCS à l'aide de l'outil *Full MCE for Public Health*

Rakotoarison *et al.* (2020) ont appliqué la méthode AMCS sur les HTC afin de déterminer les zones à risques prioritaires pour les campagnes d'aspersion intra-domiciliaire d'insecticide (AID). Le modèle a été développé avec l'outil *Full MCE for Public Health*.

En effet, pour des utilisateurs non spécialistes en géomatique, l'IPM a créé une extension au logiciel libre QGIS pour permettre aux acteurs de santé de s'approprier un outil interactif et semi-automatique. L'extension *Full MCE for public Health* a été développée pour QGIS version 2.x avec le langage Python 2 et une interface conviviale<sup>2</sup> (figure 7.2). Des formations à son utilisation ont été dispensées par l'équipe de l'IPM à l'échelle nationale et internationale pour faciliter la prise en main par les personnels de santé humaine ou animale.

Les étapes de la méthode AMCS décrites dans le paragraphe précédent sont détaillées ci-après, avec des illustrations de l'interface de l'outil *Full MCE for Public Health*.

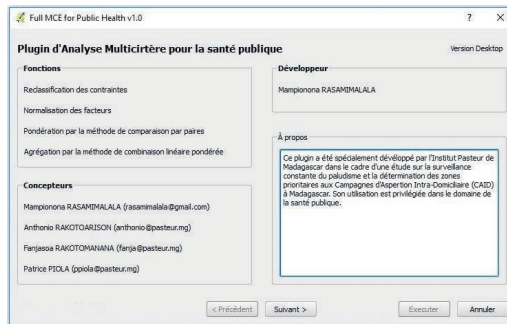


Figure 7.2. Interface d'accueil de l'extension *Full MCE for public health* dans QGIS 2.x.

### 1. Définition des risques et des zones prioritaires

En premier lieu, les HTC ont été identifiées comme zone prioritaire, car il s'agit d'une zone à paludisme instable, à risque épidémique. La stratégie de lutte antivectorielle contre le paludisme y est basée sur les campagnes d'AID. Le choix des zones d'intervention dépend de la disponibilité des moyens de lutte et la cartographie des zones les plus à risque doit permettre de mieux cibler les zones prioritaires.

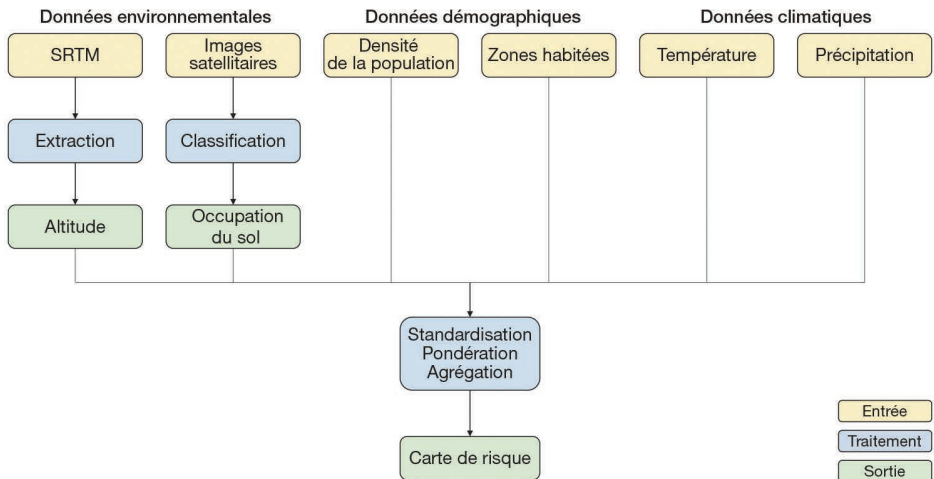
2. <https://github.com/SaGEOTeam/FullMCE>

## 2. Identification des critères

Les différents critères qui interviennent dans le risque de transmission du paludisme dans les HTC ont été identifiés dans le cadre d'une collaboration avec des spécialistes en entomologie médicale, des acteurs de santé au niveau du programme national de lutte contre le paludisme (PNLP) et d'autres experts locaux. Cette étape repose sur les connaissances sur le paludisme en général et les HTC de Madagascar en particulier.

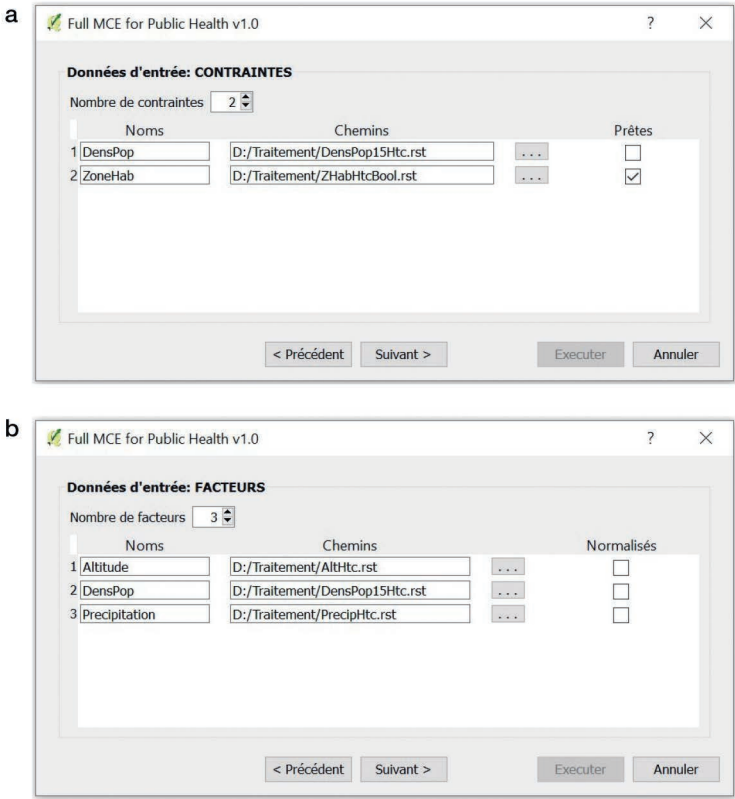
Le chapitre 1 a traité du rôle de l'environnement dans la transmission des maladies dues aux moustiques et de l'intérêt de l'utilisation de la télédétection. En ce qui concerne le paludisme sur les HTC, les rizières sont les gîtes larvaires de prédilection du moustique *Anopheles funestus*, vecteur principal dans cette région. Pour différentes raisons (variations des précipitations, possibilité d'irrigation, insécurité), les surfaces cultivées peuvent varier d'une année à l'autre. Pendant une période de repos d'une rizière, elle peut rester humide ou sèche selon le système d'irrigation. Parfois les parcelles changent complètement de vocation en devenant des lieux de prélèvement de terre pour la fabrication de briques. Les trous humides laissés par ces activités anthropiques constituent également des gîtes larvaires idéaux pour les moustiques vecteurs du paludisme. Aussi, quand les surfaces rizicoles diminuent, on assiste au développement, dans les espaces naturels, d'autres espèces vectrices, telles qu'*An. gambiae*. Les zones humides, constituant de potentiels gîtes larvaires des anophèles vecteurs du paludisme, sont donc un des principaux critères retenus pour l'AMCS. La télédétection (images Landsat) permet de cartographier la superficie rizicole ainsi que celle des zones humides naturelles à une fréquence annuelle (Rakotoarison *et al.*, 2020).

L'altitude, la température, la précipitation, la densité de la population humaine (qui peut avoir un impact sur la distribution des gîtes larvaires), les zones habitées (qui sont les cibles des AID) ont également été retenues comme critères (figure 7.3) (Rakotoarison *et al.*, 2020).



**Figure 7.3.** Données en entrée et flux de traitement des données pour l'obtention des cartes de risque de paludisme sur les Hautes Terres centrales de Madagascar. Adapté de Rakotoarison *et al.* (2020).

Des prétraitements (p. ex. classification d'images satellite) sont nécessaires pour préparer les données correspondantes pour l'analyse (figure 7.3). L'interface du plug-in *Full MCE for Public Health* permet d'intégrer ces différents critères comme contraintes ou facteurs, au format raster (figure 7.4).



**Figure 7.4.** Illustration de l'interface du plug-in *Full MCE for Public Health* correspondant à la prise en compte (a) des contraintes et (b) des facteurs à considérer dans l'analyse multicritère spatialisée.

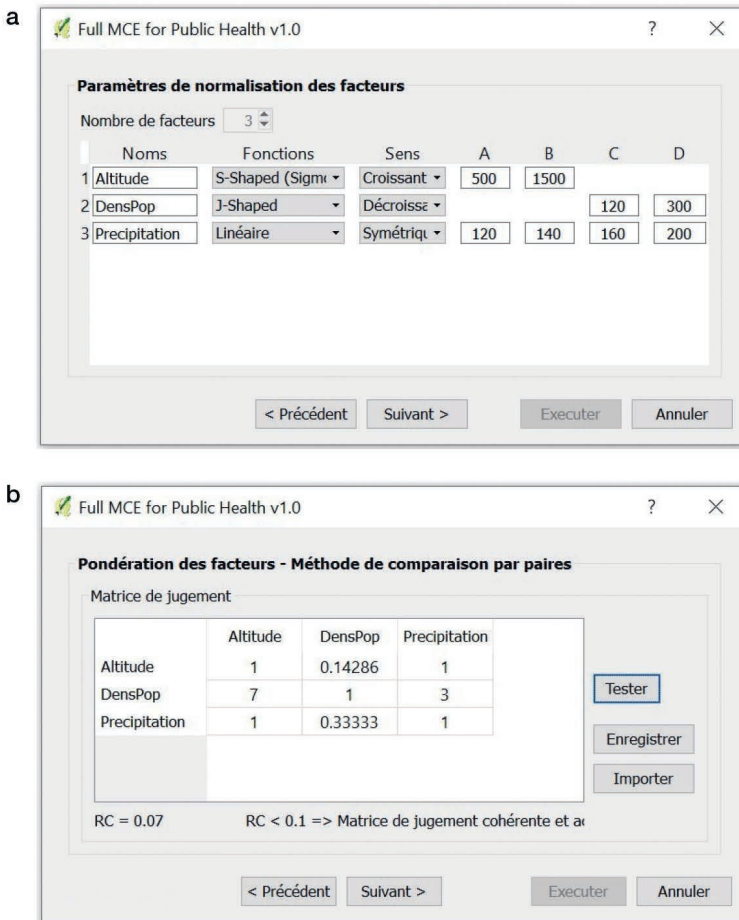
### 3. Standardisation

L'interface du plug-in permet ensuite de standardiser les facteurs. Selon les choix des experts, la forme des fonctions de standardisation (linéaire, sigmoïde, etc.) et leur sens de variation (croissant, décroissant, symétrique) peuvent être paramétrés, ainsi que les seuils (figure 7.5a).

### 4. Pondération des facteurs

Dans l'étape de pondération, l'utilisateur doit comparer les différents facteurs deux à deux. La saisie des valeurs de la matrice de comparaison par paires (tableau 7.1) est facilitée par l'interface du plug-in (figure 7.5b). Le poids attribué à chaque facteur est calculé automatiquement selon la méthode AHP et résumé dans l'interface de calcul final (figure 7.6).

Dans l'étude de Rakotoarison *et al.* (2020), la densité de population a été considérée comme le facteur le plus important par les experts, avec une valeur de pondération calculée selon la méthode AHP la plus élevée (poids : 0,50), suivi de la distance par rapport aux rizières et zones humides (plus la distance est importante, moins le risque est élevé; poids : 0,18), suivi de la température (poids : 0,17), de l'altitude (poids : 0,09) et de la précipitation (poids : 0,06).

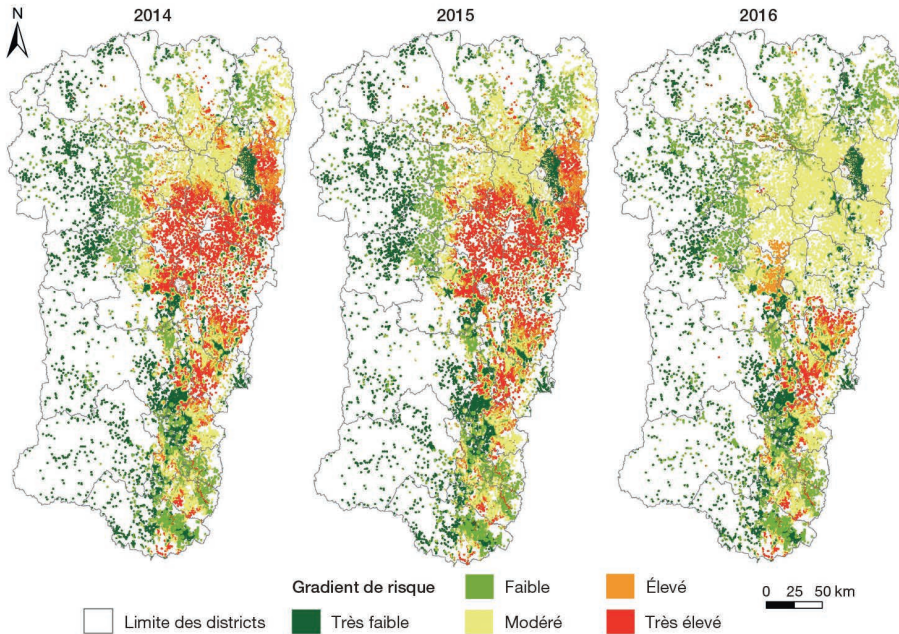


**Figure 7.5.** Illustration de l'interface du plug-in *Full MCE for Public Health* correspondant aux étapes (a) de standardisation et (b) de création de la matrice de comparaison par paires pour la pondération des facteurs.

## 5. Combinaison des indices de risque

Les facteurs (densité de population, distance aux zones humides, température, altitude, précipitation), standardisés et pondérés, ainsi que les contraintes (zones habitées, altitude, densité de population) sont finalement combinés pour obtenir les cartes des zones à risques prioritaires pour l'AID pour différentes années (2014, 2015 et 2016) par la mise à jour annuelle des cartes d'occupation du sol, de température et de précipitations.

Les zones à risques identifiées ont été classées selon un gradient allant de très faible à très élevé et mettent en évidence des variations spatiales et interannuelles de risque de transmission importantes (figure 7.6).



**Figure 7.6.** Cartes de risque de paludisme dans les Hautes Terres centrales malgaches. Adapté de Rakotoarison *et al.* (2020).

## ►► Conclusion

L'influence de la localisation géographique et le rôle de l'environnement sur la distribution des maladies sont des concepts très anciens dans le domaine de la santé. L'utilisation des données satellites pour appréhender les différents types d'occupation du sol et leur évolution dans le temps est cruciale pour disposer de données récentes et mettre à jour les cartes de risque. Le recours aux modèles basés sur les connaissances favorise l'approche participative et l'implication des experts dans l'appréciation des risques. L'outil développé à partir de cette méthode est libre d'utilisation. Il peut être utilisé dans d'autres domaines, tels l'agriculture, la protection de l'environnement proprement dite ou l'aménagement du territoire.

## ►► Références

- Bell N., Schuurman N., Hayes M.V., 2007. Using GIS-based methods of multicriteria analysis to construct socio-economic deprivation indices. *International Journal of Health Geographics*, 6, 17.
- Dubois M., 2005. Modélisation en épidémiologie : objectifs et méthodes. *Epidémiologie et santé animale*, 47, 1-13.
- Glanville W.A. de, Vial L., Costard S., Wieland B., Pfeiffer D.U., 2014. Spatial multi-criteria decision analysis to predict suitability for African swine fever endemicity in Africa. *BMC Veterinary Research*, 10, 9.

- PNLP, 2017. *Plan stratégique national de lutte contre le paludisme 2018-2022*. Programme national de lutte contre le paludisme, Antananarivo, Madagascar.
- PNLP, 2021. *Plan de réponse aux épidémies et aux recrudescences de paludisme à Madagascar*. Programme national de lutte contre le paludisme, Antananarivo, Madagascar.
- Rakotoarison H.A., Rasamimalala M., Rakotondramanga J.M., Ramiranirina B., Franchard T., Kapesa L., Razafindrakoto J., Guis H., Tantely L.M., Girod R., Rakotoniaina S., Baril L., Piola P., Rakotomanana F., 2020. Remote Sensing and Multi-Criteria Evaluation for Malaria Risk Mapping to Support Indoor Residual Spraying Prioritization in the Central Highlands of Madagascar. *Remote Sensing*, 12 (10), 1585.
- Rakotomanana F., Randremanana R.V., Rabarijaona L.P., Duchemin J.-B., Ratovonjato J., Ariey F., Rudant J.-P., Jeanne I., 2007. Determining areas that require indoor insecticide spraying using Multi Criteria Evaluation, a decision-support tool for malaria vector control programmes in the Central Highlands of Madagascar. *International Journal of Health Geographics*, 6, 2.
- Saaty T., 1977. A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of Mathematical Psychology*, 15, 234–281.
- Snow J., 1855. *On the Mode of Communication of Cholera*, London, John Churchill.
- Tran A., Trevenec C., Lutwama J., Sserugga J., Gely M., Pittiglio C., Pinto J., Chevalier V., 2016. Development and Assessment of a Geographic Knowledge-Based Model for Mapping Suitable Areas for Rift Valley Fever Transmission in Eastern Africa. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 10 (9), e0004999.
- WHO, 2001. *Le Paludisme, Systemes de Pré-Alerte - Cadre pour la recherche de terrain en Afrique*, Genève, Faire reculer le paludisme – Organisation mondiale de la Santé, 88 p. [https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/67392/WHO\\_CDS\\_RBM\\_2001.32\\_fre.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/67392/WHO_CDS_RBM_2001.32_fre.pdf?sequence=1&isAllowed=y).
- WHO, 2021. *World Malaria Report 2021*. Geneva, World Health Organization, 263 p. <https://www.who.int/teams/global-malaria-programme/reports/world-malaria-report-2021>.
- WHO/GMP, 2021. *2021 African Union Malaria Progress Report*.

## Chapitre 8

---

# Arbocarto : un modèle mécaniste fondé sur le cycle de vie des moustiques *Aedes*

RENAUD MARTI, MARIE DEMARCHI,  
MATHIEU CASTETS, ANNE LISE TRAN

Par la nature de leur construction, les modèles basés sur les processus, désignés également comme « modèles mécanistes », sont des modèles explicatifs, centrés sur la causalité des relations entre les entrées et les sorties (Craver, 2006). Ce type d'approche nécessite d'explicitier ces relations (p. ex. l'effet de la température sur le développement des moustiques) sous la forme de liens de causalité énoncés dans un espace simplifié, le plus souvent sous une forme mathématique (p. ex. une équation exprimant le taux de développement comme une fonction de la température), en se basant sur des connaissances déjà établies (par des études observationnelles ou expérimentales) sur le système modélisé.

Selon les objectifs de modélisation, cette approche implique aussi une nécessaire et parfois difficile démarche de simplification. Cette démarche, à l'initiative du modélisateur et mobilisant ses connaissances sur l'importance des processus à prendre en compte, lui permet de contrôler la parcimonie du modèle. D'autre part, l'explicitation des processus permet, par l'approche mécaniste, de simuler *in silico* des scénarios (p. ex. l'impact de traitements insecticides selon différents protocoles pour contrôler les populations de moustiques) et, par leur analyse, d'identifier les points de contrôle du système étudié. Des études expérimentales seraient comparativement plus difficiles ou coûteuses à mettre en place.

Depuis l'entrée dans l'ère des gros volumes de données (*big data* ou données massives), l'intérêt de telles approches associées à la compréhension, l'exploitation et la validation de mécanismes explicatifs est parfois questionné au regard de l'hégémonie des approches pilotées par les données (cf. chapitre 2) et du pouvoir prédictif, parfois spectaculaire, des méthodes de *machine learning* (Baker *et al.*, 2018). Pourtant, les deux types d'approches apportent des informations complémentaires (Tran *et al.*, 2020) et pourraient être avantageusement combinés (Baker *et al.*, 2018).

Nous présentons dans ce chapitre l'exemple d'un modèle mécaniste devenu outil applicatif dans le cadre de la surveillance entomologique et de la lutte antivectorielle contre les moustiques *Aedes* et qui s'appuie sur la description explicite du cycle de vie du moustique. Cet outil est développé dans le cadre du projet Arbocarto<sup>1</sup>, qui intervient

---

1. [https:// www.arbocarto.fr](https://www.arbocarto.fr)

dans un contexte de consolidation des stratégies de surveillance et de contrôle mises en œuvre par les opérateurs de la lutte antivectorielle dans différentes régions françaises. Le modèle du même nom est un outil de cartographie prédictive des densités de populations des moustiques *Aedes*, conçu à une échelle spatiale adaptée à l'organisation des actions de surveillance et de contrôle, et s'appuyant sur des données météorologiques (températures et pluviométrie quotidienne) et des produits de téledétection à haute et très haute résolution spatiale.

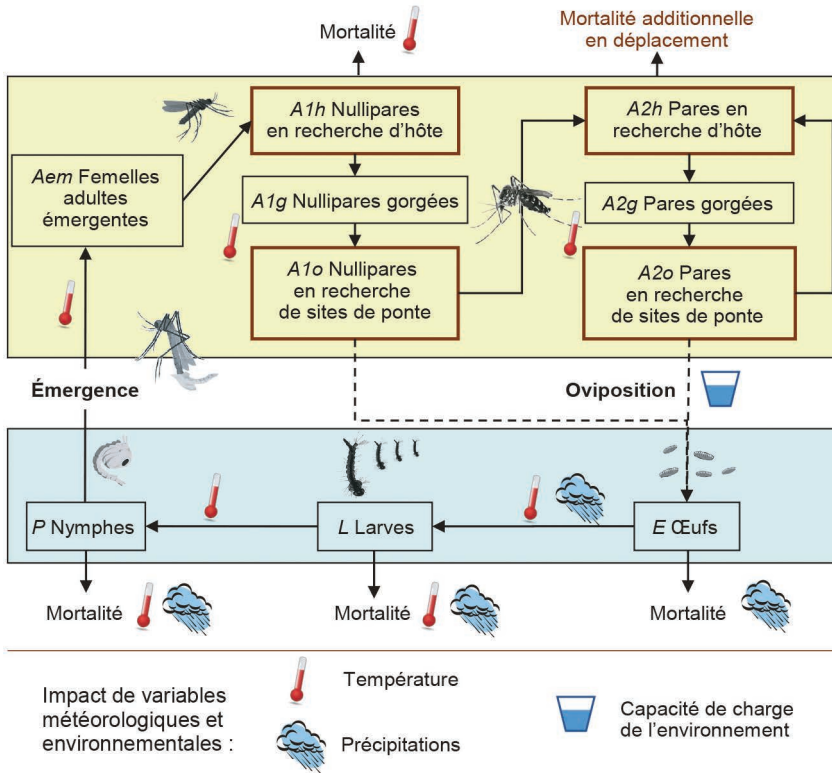
## ►► Un modèle générique construit sur le cycle de vie du moustique

Tous les moustiques ont en commun un cycle de vie qui commence par un stade aquatique immature avec trois grandes étapes de développement : œuf, larve, puis nymphe. La rapide phase d'émergence aboutissant à la forme adulte marque la transition vers le stade aérien, où les moustiques vont alors alterner des comportements de reproduction, d'alimentation, de repos et de dispersion jusqu'à leur mort (cf. chapitre 1). Ce développement qui prend la forme d'une métamorphose complète (insecte holométabole) permet d'interpréter le cycle biologique des moustiques comme un modèle à compartiments (Cailly *et al.*, 2012). À chaque étape du cycle est associée une représentation de type « boîte » (ou « compartiment ») dans laquelle sont regroupés l'ensemble des moustiques partageant le même état morphologique et des comportements similaires (p. ex. « Nymphes »). Les boîtes sont reliées entre elles par des flèches qui marquent les transitions entre les différents états (figure 8.1).

Les variations démographiques associées aux compartiments peuvent être décrites par un système d'équations différentielles ordinaires (EDO). Dans le modèle générique de population de moustiques développé par Cailly *et al.* (2012), un système EDO permet ainsi d'exprimer chacun des 10 états populationnels au cours du temps, sous la forme d'autant de bilans démographiques élémentaires : 3 états aquatiques ( $E$  œufs,  $L$  larves,  $P$  pupes), 1 état émergent ( $Aem$ ), 3 états nullipares ( $A1h$ ,  $A1g$ ,  $A1o$ ) et 3 états pares ( $A2h$ ,  $A2g$ ,  $A2o$ ), les adultes femelles étant divisées en fonction de leur comportement durant le cycle gonotrophique ( $h$  : en recherche d'hôte,  $g$  : transition entre gorgées et gravides,  $o$  : à la recherche d'un site d'oviposition). La variation du nombre de moustiques d'un état donné (p. ex. « Larves ») sur une période définie (ici, 1 journée) est ainsi exprimée comme l'addition d'une fraction de la population issue du compartiment précédent (p. ex. « Œufs ») et les soustractions d'une fraction de la population de l'état donné évoluant vers le compartiment suivant (p. ex. « Nymphes ») et d'un terme de mortalité (figure 8.1). Pour quantifier ces flux d'individus d'un compartiment à l'autre, ce modèle utilise des paramètres considérés comme constants dans le temps (p. ex. le nombre d'œufs pondus) et des fonctions qui, elles, varient selon les conditions météorologiques comme la pluie ou la température (p. ex. les taux de mortalité ou les taux de transition d'un stade à l'autre) [Cailly *et al.*, 2012]. Ce formalisme (figure 8.1) permet ainsi de synthétiser les connaissances de l'impact des variables météorologiques et environnementales sur la dynamique d'une population de moustiques et d'adapter une structure de modèle générique à une espèce ou une zone géographique donnée (Ezanno *et al.*, 2015).

Comme évoqué dans la section précédente, des choix de simplification sont effectués dans ce modèle, par rapport à l'intérêt de formaliser certains mécanismes biologiques au détriment d'autres, jugés secondaires. En raison de leur pouvoir de nuisance





**Figure 8.1.** Représentation schématique du cycle de vie des moustiques selon une approche de modèle à compartiments. Adapté de Cailly *et al.* (2012).

et/ou de leur importance épidémiologique liés à la prise d'un repas sanguin (piqûre), dans ce modèle, l'accent a été mis sur la modélisation de l'abondance de moustiques (femelles) adultes susceptibles de prendre un repas sanguin (adultes femelles en recherche d'hôtes, somme de  $A1h$  et  $A2h$ ) et de transmettre un agent pathogène après une première piqûre infectante ( $A2h$ ). D'autre part, les principaux états du cycle de vie du moustique ont été conservés, afin de pouvoir simuler l'effet d'une action de contrôle sur un stade en particulier.

En revanche, certains processus ne sont pas représentés :

- les compartiments des moustiques mâles (en raison de l'absence de piqûres de la part du mâle); ce compartiment devra cependant être ajouté pour tester l'impact d'actions de contrôle comme la technique de l'insecte stérile (TIS), qui consiste à lâcher des moustiques mâles stériles afin de contrôler les populations (Haramboure *et al.*, 2020);
- le déplacement des moustiques (qui reste limité à l'expression d'un terme de surmortalité pour les moustiques femelles en recherche d'hôtes ou de gîtes de ponte, traduisant la prise de risque associée au vol, à la piqûre et à la ponte); ce modèle ne permet donc pas de simuler la dispersion des moustiques.

## ► Adaptation du modèle aux espèces *Aedes albopictus* et *Aedes aegypti* et spatialisation

La modélisation de l'abondance des moustiques *Ae. albopictus* et *Ae. aegypti* présente un intérêt majeur dans le cadre de la lutte antivectorielle. À l'échelle mondiale, ces deux espèces sont les principaux vecteurs des virus de la dengue, du chikungunya et Zika. Sur le territoire français, *Ae. albopictus* est notamment présent dans l'océan Indien (La Réunion et Mayotte) et dans de nombreux départements de France métropolitaine, tandis qu'*Ae. aegypti* est observé aux Antilles, en Guyane et dans l'océan Indien. Si un utilisateur souhaite simuler les dynamiques d'abondance de l'une ou l'autre de ces espèces dans un contexte biogéographique spécifique, il est alors nécessaire d'adapter le modèle présenté dans la section précédente, fondé sur le cycle de vie générique du moustique. Cette phase d'adaptation s'effectue au travers du choix des valeurs à affecter aux différents paramètres du modèle et des fonctions de transition entre les différents stades de vie (Ezanno *et al.*, 2015) ainsi que de la spatialisation du modèle.

### Choix des paramètres et fonctions du modèle de dynamique de population de moustique

Cette étape nécessite une revue de la littérature ciblée sur l'espèce et le contexte environnemental (Ezanno *et al.*, 2015) afin d'identifier les publications citant explicitement les grandeurs recherchées (p. ex. Delatte *et al.* 2009 ou Lacour *et al.* 2010 pour *Aedes*). Les fonctions de transition entre stades peuvent généralement être établies à partir de résultats d'études expérimentales *in vitro*, avec un contrôle strict des paramètres influents (température, pression, humidité) et en faisant varier une seule grandeur à la fois (Delatte *et al.*, 2009; Lacour *et al.*, 2010). Ceci permet d'établir une relation biostatistique, caractérisant la dynamique de la transition. Si les valeurs de certains paramètres ou fonctions ne sont pas disponibles dans cette littérature, les échanges avec les entomologistes médicaux et les observations de terrain des acteurs de la lutte antivectorielle constituent alors une contribution déterminante et irremplaçable pour les estimer en prenant en compte le contexte environnemental régional (p. ex. la date de sortie de diapause pour *Ae. albopictus* en zone tempérée).

L'ensemble des paramètres (constantes du modèle) et des fonctions utilisés pour modéliser la dynamique de population d'*Ae. albopictus* (en milieu tempéré et tropical) et d'*Ae. aegypti* sont détaillés dans les publications de Focks *et al.* (1993) et de Tran *et al.* (2013, 2020). Pour une même espèce (p. ex. *Ae. albopictus* en milieu tropical), ces paramètres et fonctions pourront être réutilisés dans un contexte géographique différent. C'est ainsi que les données expérimentales obtenues sur l'espèce *Ae. albopictus* à l'île de La Réunion (Delatte *et al.*, 2009) ont permis de modéliser la dynamique de population du moustique-tigre sur cette île (Tran *et al.*, 2020), mais aussi sur l'île Maurice voisine (Iyaloo *et al.*, 2021).

### Spatialisation du modèle : la notion de capacité de charge de l'environnement

Au-delà de la dynamique temporelle pilotée par les variations météorologiques, les variations spatiales d'abondance des populations de moustiques entre différents territoires, ou au sein d'un même territoire, sont contraintes par la distribution des ressources

disponibles, en particulier la densité de gîtes potentiels pour la ponte et le développement des stades larvaires. Ces gîtes sont de faibles dimensions pour *Ae. aegypti* et *Ae. albopictus* (coupelles, pneus, cavités, etc.) et doivent garantir une mise en eau à court, à moyen, voire à long terme en raison de la forte résistance des œufs d'*Aedes* à la dessiccation (cf. chapitre 5). Cette mise en eau, qui peut être due à une action naturelle (précipitations) ou artificielle (arrosage), déclenche l'éclosion des œufs arrivés à maturation et le passage à l'état larvaire (cf. chapitre 1). Si l'on considère un espace de quelques hectares, la densité de gîtes larvaires peut être agrégée sous la forme d'une moyenne spatiale en une seule valeur, représentative d'une « capacité de charge de l'environnement ». Cette définition tire son origine de la constante  $K$  en écologie fondamentale, associée au modèle d'équation logistique (Verhulst, 1845), et exprime un terme de mortalité densité-dépendant, concernant ici le stade larvaire et de l'émergence de l'adulte. Cette capacité de charge  $Kl$  est un paramètre important et représente le nombre maximum de larves que l'environnement peut supporter sans affecter la population elle-même. Elle dépend donc directement du nombre de gîtes larvaires disponibles pour une zone donnée et de leur production moyenne associée (p. ex. 10 larves par gîte).

La typologie et la densité de ces gîtes peuvent fortement varier d'une région à l'autre, en fonction de la nature de l'environnement (plus ou moins végétalisé, arboré, etc.) et des usages et comportements des populations humaines (stockage d'eau, arrosage de plantes, stockage de déchets, etc.). Le modèle doit donc permettre à l'utilisateur de paramétrer la capacité de charge de l'environnement en fonction d'observations de terrain (Tran *et al.*, 2020) ou d'estimations basées sur des informations extraites d'images de télédétection comme l'occupation du sol, la végétation ou la structure du bâti (cf. chapitre 5), et de données externes comme la localisation de maisons abandonnées, de cimetières, etc. En raison de la typologie des gîtes des moustiques *Ae. albopictus* et *Ae. aegypti*, la capacité de charge de l'environnement peut être décomposée en deux termes  $Kl_{fix}$  et  $Kl_{var}$ , selon l'origine de la mise en eau des gîtes larvaires :  $Kl_{fix}$ , anthropique due à l'arrosage (considérée comme « fixe », c'est-à-dire invariant au cours du temps) ou  $Kl_{var}$ , naturelle due à la pluie (considérée comme naturellement variable).

## ► Implémentation, initialisation et simulation des abondances de moustiques *Aedes*

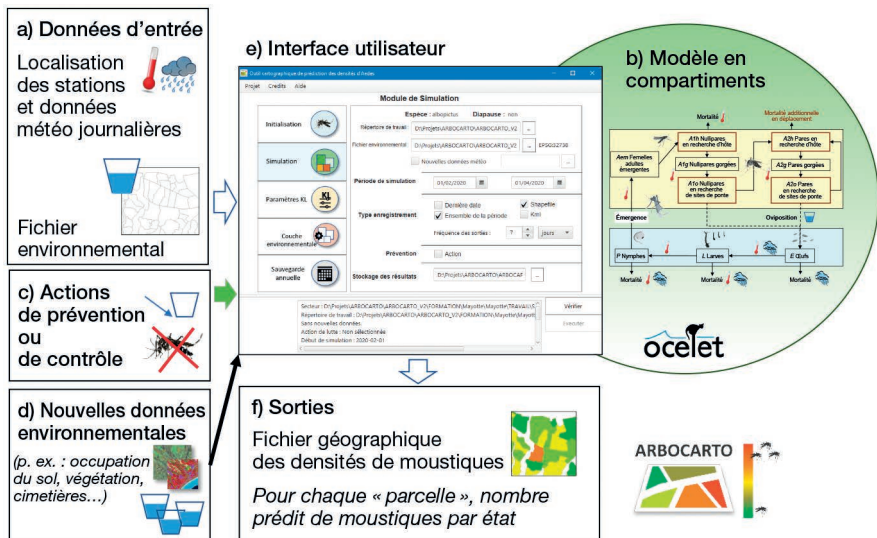
### Implémentation à l'aide du langage de modélisation *Ocelet*

Afin de simuler les abondances de moustiques sur un territoire donné, associé à la présence de l'une ou l'autre des espèces d'*Aedes* décrites précédemment, nous implémentons le modèle dans un environnement informatique. L'implémentation (dérivé de l'anglais *to implement* : réaliser, mettre en œuvre) consiste à définir et écrire le code et les variables informatiques qui vont permettre d'automatiser toutes les tâches de calcul visant à simuler la dynamique des populations de moustiques pour chaque parcelle d'étude. Dans la modélisation spatiale, nous bénéficions d'un cadre conceptuel et pratique particulièrement adapté avec la plateforme *Ocelet* (Degenne et Lo Seen, 2016). Cette plateforme propose à la fois un langage métier, précis et générique, pour décrire des phénomènes dynamiques dans un paysage en s'appuyant sur la notion de graphes d'interaction, et un ensemble d'outils permettant de renseigner les relations entre des entités de nature géographique, compatibles avec les systèmes d'information géographique (SIG).

Dans Ocelet, un système est représenté par la description d'«entités» qui peuvent avoir différentes représentations spatiales (polygones, points, etc.). La dynamique du système est simulée à l'aide d'un «scénario» dans lequel l'état des entités va évoluer au cours du temps à l'aide de fonctions : ces fonctions peuvent être propres à chaque type d'entité («services») ou dépendre d'autres entités avec lesquelles elles sont en interaction («relations») [Degenne et Lo Seen, 2016].

Les entrées du modèle sont (figure 8.2a) :

- la localisation des stations météorologiques (format géographique shapefile) ;
- les valeurs des températures minimales et maximales et des précipitations journalières (format texte). Comme précisé plus haut (figure 8.1), ces variables vont impacter les taux de transition d'un stade à l'autre ainsi que les taux de mortalité ;
- un « fichier environnemental » (format shapefile) comprenant la localisation des parcelles pour lesquelles les densités de chaque stade vont être estimées, caractérisées par leur altitude et la capacité de charge de l'environnement (notée  $Kl$ , voir section précédente).



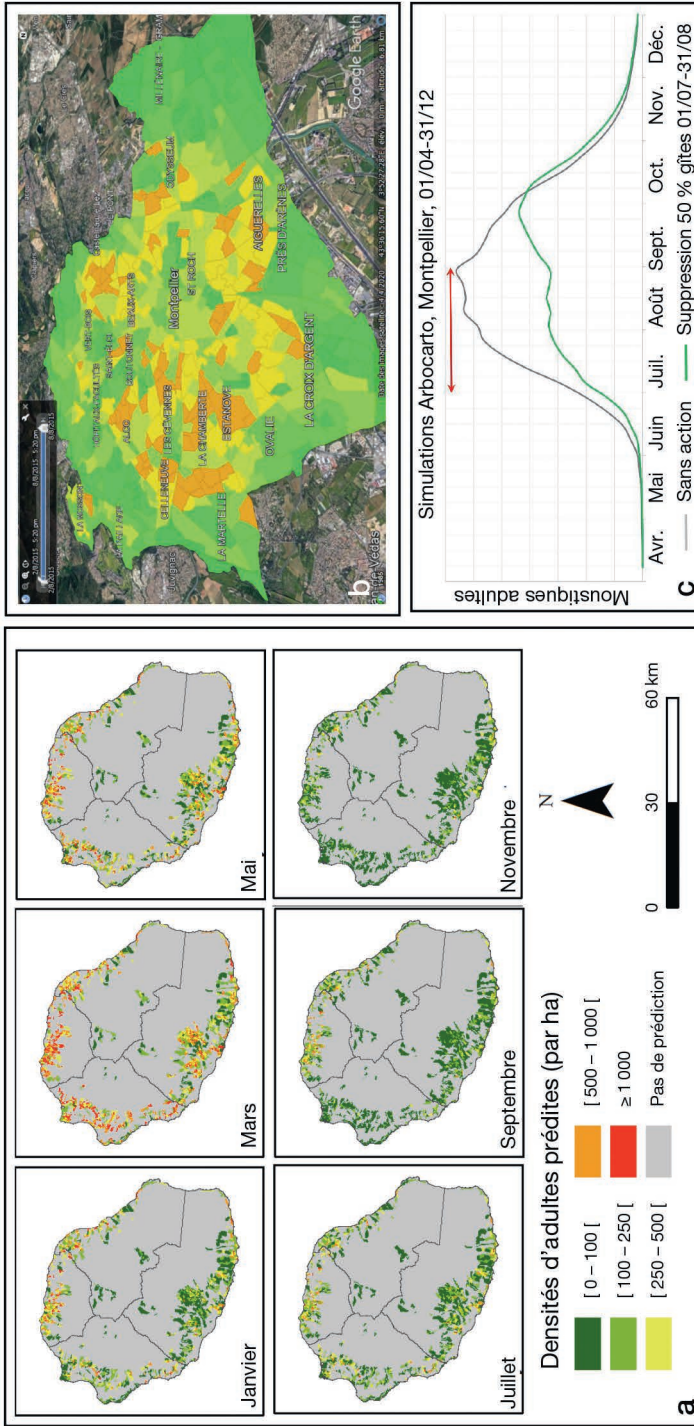
**Figure 8.2.** Schéma de fonctionnement de l'outil Arbocarto.

(a) Données d'entrée requises pour lancer une simulation, (b) modèle biologique intégré (figure 8.1), (c, d) données d'entrée optionnelles, (e) interface (figure 8.4), et (f) sorties générées.

Chaque parcelle est considérée comme indépendante des autres et, à chaque pas de temps :

- les valeurs de température et de précipitations de chaque station météorologique sont lues et attribuées à chaque parcelle par correspondance spatiale (la station la plus proche) ;
- les fonctions du modèle sont mises à jour pour chaque parcelle ;
- le système EDO (figure 8.2b) est résolu pour chaque parcelle permettant d'estimer le nombre d'individus dans chaque stade ( $E, L, P, Aem, A1h, A1g, A1o, A2h, A2g, A2o$ ).

Les sorties du modèle (figure 8.2f) sont, pour chaque parcelle du « fichier environnemental », le nombre d'individus dans chaque stade à chaque pas de temps. À noter



**Figure 8.3.** Exemples de sorties de l'outil Arbocarto.

(a) Sorties multidates, dans un format géographique (shapefile), pouvant être intégrées dans un système d'information géographique, île de La Réunion, 2018. (b) Sortie dynamique au format KML pour une visualisation avec Google Earth, Montpellier, 2015. (c) Sorties temporelles permettant de visualiser l'impact de différentes actions de lutte sur une parcelle.

que le modèle prédit les densités de moustiques du jour correspondant à la dernière date des relevés météorologiques, et pas les densités futures. Cependant, la prédiction des densités des stades aquatiques ( $P$  et  $L$ ) permet d'anticiper de quelques jours les densités adultes.

## Initialisation et exemple de simulations

La phase d'initialisation est réalisée de la manière suivante : affectation arbitraire d'un grand nombre d'œufs (p. ex. 1 000 000) pour chaque parcelle élémentaire du territoire et d'effectifs nuls pour tous les autres stades, puis observation d'une période d'embargo de simulation d'au moins un an (les résultats de simulation de la première année ne sont pas exploités, mais servent à initialiser de manière plus réaliste la dynamique de population des moustiques). Cette phase rappelle une considération importante évoquée lors des choix de simplification dans la section 2 : le modèle est conçu pour représenter les phénomènes de dynamiques d'une population de moustiques dûment établie, une fois stabilisé le processus de colonisation de l'environnement du site étudié.

La simulation consiste à définir un pas de temps souhaité pour le calcul des abondances (minimum : une journée, généralement une semaine), une période de simulation cohérente avec la disponibilité des données météorologiques et l'application (ou non) d'actions de contrôle des populations de moustiques. L'intérêt de l'approche mécaniste se révèle ici dans la facilité d'implémenter la plupart des actions de lutte antivectorielle :

- la destruction de gîtes se modélise à travers la diminution de la capacité de charge de l'environnement pour la ou les parcelle(s) concernée(s) ;
- l'utilisation de larvicides ou d'adulticides (fumigation) équivaut à augmenter temporairement le taux de mortalité du stade ciblé : larves ou adultes.

Le modèle permet ainsi d'effectuer plusieurs simulations successives (avec ou sans actions de contrôle) et de tester *in silico* l'impact potentiel d'une de ces actions ou de la lutte intégrée (combinant plusieurs actions) [figure 8.3].

## Validation du modèle

La confrontation entre les données de simulation (pilotées par les valeurs journalières de température et de précipitations collectées au niveau des stations météorologiques correspondantes) et les données entomologiques de terrain a permis de valider les sorties du modèle sur plusieurs sites tests en climats tempérés et tropicaux (Iyaloo *et al.*, 2021 ; Tran *et al.*, 2013, 2020).

Cette étape permet de vérifier la validité des sorties du modèle, avant d'utiliser le modèle à des fins prédictives ou pour évaluer l'impact de différents scénarios de contrôle.

## ► Arbocarto : une interface adaptée aux actions de la lutte antivectorielle

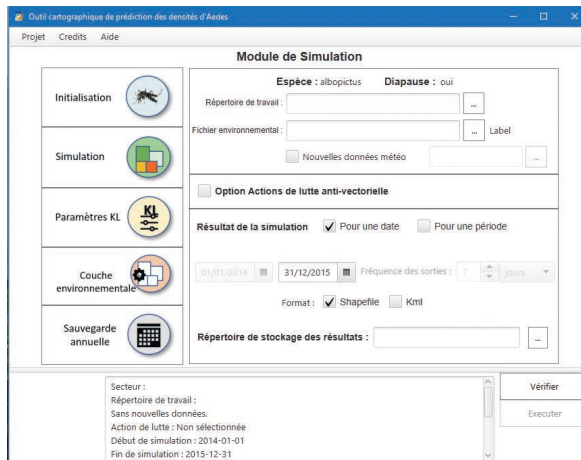
Le modèle présenté, fondé sur le cycle de vie du moustique, prend en compte à la fois les variations des données météorologiques (température et précipitations) pour piloter la dynamique temporelle du modèle et un niveau de favorabilité de l'environnement en ce qui concerne la densité de gîtes larvaires pour permettre une spatialisation cohérente à l'échelle du paysage (le plus souvent des surfaces de l'ordre de quelques hectares).

L'implémentation sous la plateforme Ocelet permet de lancer des simulations rapidement dans un contexte scientifique. Cependant, afin de viser un public d'utilisateurs le plus large possible, la prise en main du modèle doit être accessible aux utilisateurs sans connaissances informatiques particulières. L'outil Ocelet permet d'exporter un fichier exécutable (format jar) dans un environnement d'exécution Java (JRE pour *Java Runtime Environment*). Il reste cependant à pouvoir accéder aux choix des grandes variables du modèle : choix de l'espèce, de la période et du lieu de simulation, prise en compte de points noirs observés sur le terrain (forte densité de gîtes larvaires) ou d'actions de lutte antivectorielle. À cette fin, une interface développée en JavaFx<sup>2</sup> permet de piloter l'ensemble du modèle, phases d'initialisation et de simulation, en quelques clics (figure 8.4).

L'interface permet également à l'utilisateur de modifier le fichier environnemental de départ en fonction de la typologie de l'occupation du sol ou de la végétation, ou en ajoutant une ou plusieurs couches d'information géographique complémentaire comprenant la localisation de sites producteurs de gîtes larvaires (cimetières, garages, jardins familiaux, terrasses à plot, ventes de plantes, maisons abandonnées, etc.; figure 8.2f); l'ajout de cette information modifie la capacité de charge de l'environnement de chaque parcelle concernée.

L'interface est organisée en trois blocs principaux (figure 8.4) : à gauche le menu avec les différents modules à activer; au centre, les paramètres à préciser pour chaque module; en bas, un espace d'avertissement ou d'information du bon déroulé du traitement.

Chaque sortie produite par l'application est accompagnée d'un fichier texte retraçant les paramètres choisis par l'utilisateur pour la génération de cette sortie.



**Figure 8.4.** Capture de l'interface Arbocarto permettant de piloter le modèle de dynamique de population des moustiques *Aedes albopictus* et *Aedes aegypti*.

Le pilotage se fait à travers des modules spécifiques d'initialisation et de simulation, permettant la prise en compte d'actions de lutte antivectorielle et d'observations entomologiques sur le terrain.

Afin de faciliter la prise en main de l'outil par les utilisateurs, des formations ont été dispensées. L'outil Arbocarto est donc entré dans sa dernière phase : son déploiement

2. <https://openjfx.io/>

opérationnel et son utilisation en routine au sein des structures en charge de la surveillance et de la lutte antivectorielle, que sont les EID (ententes inter-départementales pour la démoustication), les ARS (agences régionales de santé) et les collectivités départementales. Ces structures utiliseront cet outil en complément de leur travail de prospection, d'information aux populations et de contrôle en cas d'épidémie. Le projet dispose d'un site web<sup>3</sup> d'information sur les actions en cours et sur les modalités d'accès à l'application sous licence libre CeCILL-C.

## ► Références

- Baker R.E., Pena J.M., Jayamohan J., Jerusalem A., 2018. Mechanistic models versus machine learning, a fight worth fighting for the biological community? *Biology Letters*, 14 (5).
- Cailly P., Tran A., Balenghien T., L'Ambert G., Toty C., Ezanno P., 2012. A climate-driven abundance model to assess mosquito control strategies. *Ecological Modelling*, 227, 7-17.
- Craver C.F., 2006. When mechanistic models explain. *Synthese*, 153 (3), 355-376.
- Degenne P., Lo Seen D., 2016. Ocelet: Simulating processes of landscape changes using interaction graphs. *SoftwareX*, 5, 89-95.
- Delatte H., Gimonneau G., Triboire A., Fontenille D., 2009. Influence of Temperature on Immature Development, Survival, Longevity, Fecundity, and Gonotrophic Cycles of *Aedes albopictus*, Vector of Chikungunya and Dengue in the Indian Ocean. *Journal of Medical Entomology*, 46 (1), 33-41.
- Ezanno P., Aubry-Kientz M., Arnoux S., Cailly P., L'Ambert G., Toty C., Balenghien T., Tran A., 2015. A generic weather-driven model to predict mosquito population dynamics applied to species of *Anopheles*, *Culex* and *Aedes* genera of southern France. *Preventive Veterinary Medicine*, 120 (1), 39-50.
- Focks D.A., Haile D.G., Daniels E., Mount G.A., 1993. Dynamic Life Table Model for *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae): Analysis of the Literature and Model Development. *Journal of Medical Entomology*, 30 (6), 1003-1017.
- Haramboure M., Labbé P., Baldet T., Damiens D., Gouagna L.C., Bouyer J., Tran A., 2020. Modelling the control of *Aedes albopictus* mosquitoes based on sterile males release techniques in a tropical environment. *Ecological Modelling*, 424, 109002.
- Iyaloo D.P., Degenne P., Elahee K.B., Lo Seen D., Bheecarry A., Tran A., 2021. ALBOMAURICE: A predictive model for mapping *Aedes albopictus* mosquito populations in Mauritius. *SoftwareX*, 13, 100638.
- Lacour G., Carron A., Jeannin C., Delaunay P., Benoît R., Perrin Y., Lagneau C., 2010. *Aedes albopictus* (Skuse, 1894)(Diptera: Culicidae) in France: gonotrophic cycle, fecundity and longevity, in *Proceedings of the International Conference "Emerging Vector-borne Diseases in a Changing European Environment"*, 10-12 May 2010, Montpellier, France.
- Tran A., L'Ambert G., Lacour G., Benoît R., Demarchi M., Cros M., Cailly P., Aubry-Kientz M., Balenghien T., Ezanno P., 2013. A rainfall- and temperature-driven abundance model for *Aedes albopictus* populations. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 10 (5), 1698-1719.
- Tran A., Mangeas M., Demarchi M., Roux E., Degenne P., Haramboure M., Le Goff G., Damiens D., Gouagna L.C., Herbreteau V., Dehecq J.-S., 2020. Complementarity of empirical and process-based approaches to modelling mosquito population dynamics with *Aedes albopictus* as an example - Application to the development of an operational mapping tool of vector populations. *PLoS One*, 15 (1), e0227407.
- Verhulst P., 1845. Recherches mathématiques sur la loi d'accroissement de la population. *Nouveaux mémoires de l'Académie Royale des Sciences et Belles-Lettres de Bruxelles*, 18 (1-45).

---

3. [www.arbocarto.fr](http://www.arbocarto.fr)



# Simulation spatiale du risque de propagation de la dengue à partir de modèles comportementaux vecteurs et hôtes

ÉRIC DAUDÉ, SÉBASTIEN REY-COYREHOURCQ,  
ALEXANDRE CEBEILLAC

Les maladies arbovirales telles que la dengue, le chikungunya et celle transmise par le virus Zika constituent un enjeu majeur de santé publique lorsqu'elles atteignent des niveaux épidémiques. À l'échelle mondiale, les épidémies sont en lien étroit avec les paramètres climatiques (température, précipitations) et les niveaux d'urbanisation des territoires, mais la compréhension de leurs dynamiques de propagation reste un défi majeur à l'échelle suburbaine. En effet, à cette échelle, l'hétérogénéité environnementale, les variations spatio-temporelles des densités de vecteurs et la mobilité des populations humaines complexifient la géographie de la maladie et de sa diffusion. La lutte contre ces virus cible principalement leurs vecteurs, essentiellement le moustique urbain *Aedes aegypti*. Cependant, cette lutte est compromise par la superficie des zones à traiter, la difficulté d'atteindre les lieux de présence potentielle des moustiques ou de leurs gîtes de ponte, le coût et l'effort humain requis. Si les stratégies de lutte développées dans les années 1960, qui passaient notamment par l'usage massif d'insecticides comme le DDT, sont aujourd'hui en partie inefficaces, la compréhension du système pathogène et les avancées technologiques permettent d'envisager le développement de stratégies de lutte ciblées, centrées sur le moustique vecteur, notamment en l'absence de vaccin (Hoffmann *et al.*, 2011; Seixas *et al.*, 2019). Cependant, l'identification des zones à cibler pour la lutte antivectorielle dans les grandes métropoles reste un défi majeur.

En épidémiologie spatiale, une des hypothèses les plus fréquentes postule que certains lieux spécifiques ont le potentiel d'être des points chauds de contamination hyperlocalisés, responsables de la multiplication des cas et à l'origine de processus d'amplification virale. Depuis ces lieux, et par la voie des mobilités humaines, d'autres lieux contribuent à la propagation virale à plus large échelle, agissant comme des nœuds de dispersion qui facilitent la propagation des pathogènes dans la ville (Daudé *et al.*, 2015). Comment identifier ces lieux? Ont-ils des spécificités socio-environnementales? Comment évoluent-ils dans le temps et avec quels impacts sur la dynamique épidémiologique?

À l'échelle d'une grande métropole de plusieurs millions d'habitants, l'identification de ces lieux devrait permettre un contrôle plus ciblé et moins intrusif, réduisant ainsi les foyers épidémiques, soulageant les infrastructures de soins en période épidémique et diminuant la charge économique pour les individus et la collectivité. Explorer le poids de ces facteurs — noyau de contamination locale *vs* dissémination *via* les mobilités humaines — dans la dynamique globale d'une épidémie n'est cependant pas trivial du fait des relations non linéaires qui existent entre tous ces composants et des difficultés d'accès ou de collecte des données pertinentes pour évaluer ces différents mécanismes. Pour explorer ces deux axes de recherche qui portent l'un sur le poids différencié des lieux dans l'exposition au risque de transmission et, l'autre, sur le rôle des mobilités individuelles dans la propagation du virus, la modélisation spatiale est donc particulièrement adaptée.

### ►► Modèles individus-centrés et spatialisés

Différentes approches peuvent être utilisées pour modéliser et formaliser un objet ou domaine d'étude. Le choix de l'une ou de l'autre est fonction des objectifs assignés au modèle, des connaissances associées au phénomène étudié et des données disponibles pour le décrire.

#### Différents types de modélisation

Un premier type de modèle s'appuie sur la disponibilité de données quantitatives pour en faire un résumé, une description, il s'agit des modèles statistiques. Des modèles de régression logistique multinomiale et des statistiques spatiales telles que l'auto-corrélation spatio-temporelle peuvent être utilisés pour rechercher des liens entre des clusters de cas d'une maladie, les caractéristiques socio-économiques et environnementales des quartiers et les modes d'occupation du sol. L'étude des résidus de ces modèles permet alors de rechercher des explications locales à ces écarts, pour comprendre par exemple pourquoi certains quartiers semblent davantage exposés à la maladie que la tendance générale (Zellweger *et al.*, 2017).

Un second type de modèle s'appuie sur la formalisation de processus pour estimer notamment des valeurs qui ne sont pas connues localement ou prédire l'évolution d'un système. Un modèle gravitaire va permettre par exemple de calculer les flux de navetteurs entre différentes villes en fonction de la masse de ces villes (exprimée par le volume de leur population) et la distance qui les séparent. Ce type de modèle peut alors être utilisé pour estimer le risque de propagation d'un virus au sein d'un système urbain, voire entre pays *via* les vols internationaux (Salami *et al.*, 2020).

Enfin, une troisième approche repose sur la modélisation de comportements, c'est-à-dire la manière de fonctionner ou de réaliser des actions d'une entité dans son environnement. Un modèle de déplacement peut ainsi décrire les mobilités quotidiennes d'un individu, contraintes par les activités qui devront être réalisées. La simulation de milliers de ces déplacements permet alors de reproduire les dynamiques collectives de mobilité au sein d'un territoire et d'y associer un mécanisme d'interaction interpersonnelle pour simuler la transmission d'un virus (Karl *et al.*, 2014). La modélisation par système multi-agent (Treuil *et al.*, 2008) est particulièrement bien adaptée pour ce type de problématique.

## Utilisation des modèles multi-agents en épidémiologie

Les systèmes multi-agents (SMA) relèvent des méthodes dites « individus-centrées ». Ils permettent d'implémenter informatiquement des modèles qui sont ensuite utilisés comme des « mondes artificiels » afin de mener des expérimentations proches de celles d'un laboratoire. Il est en effet possible, avec ces modèles, de contrôler les paramètres, de les modifier et de répliquer des séries d'expériences, par la simulation. L'observation et la mesure des évolutions et des changements d'état des agents permettent alors d'en inférer ce qui se passerait dans le monde réel dans des conditions similaires.

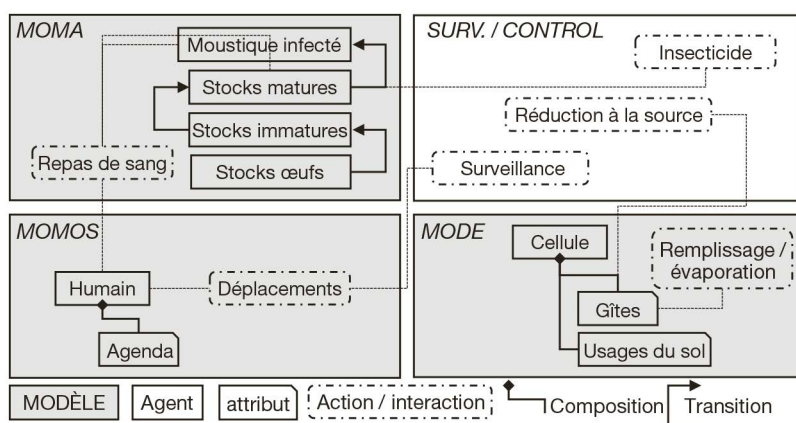
Fruit des recherches en intelligence artificielle distribuée et en robotique, les agents d'un SMA interagissent entre eux et avec leur environnement — le plus souvent selon des modes de coopération, de concurrence ou de coexistence — dans le but de résoudre des problèmes dont la complexité ne permet pas une résolution individuelle. En offrant une formalisation explicite de l'espace, du temps, des interactions, des comportements et des niveaux d'organisation, ces méthodes trouvent un terrain favorable aux questionnements géographiques, notamment dans l'étude exploratoire de phénomènes qui se propagent dans l'espace. Il s'agit alors de proposer une formalisation explicite des mécanismes fondamentaux qui concourent à la dynamique du phénomène, ceux-ci étant ensuite implémentés dans un système informatique afin d'en éprouver la validité par la simulation.

Dans les zones endémiques, notre première hypothèse est que les villes se caractérisent par un nombre limité de lieux qui présentent des conditions socio-environnementales favorables au maintien de populations de moustiques pendant les périodes inter-épidémiques. Cette présence peut être suffisante pour assurer une circulation locale, continue et de faible intensité des virus. Lors de changements saisonniers infra-annuels, tels que la hausse des températures et/ou les pluies de mousson, les populations de vecteurs explosent et augmentent le risque global de propagation virale. Notre deuxième hypothèse est alors que l'organisation socio-spatiale et les discontinuités au sein des villes, qui structurent les mobilités quotidiennes, sont alors à l'origine de la propagation des pathogènes qui, à partir de ces quelques foyers initiaux, se diffusent ensuite dans la zone urbaine et entraînent des épidémies de plus ou moins grande envergure. Il est donc essentiel d'identifier les réservoirs potentiels de diffusion des pathogènes, entendus ici comme un ensemble de lieux hyperlocalisés, en lien avec les facteurs environnementaux et anthropiques, pour agir efficacement contre la diffusion des épidémies.

L'évaluation du poids épidémiologique de ces zones est cependant un défi. En effet, les systèmes de surveillance enregistrent les cas de contamination au lieu de résidence des personnes malades, qui n'est potentiellement pas le lieu de contamination. Et tous les cas ne sont pas recensés. Ainsi, les études épidémiologiques réalisées à partir de ces seules données ont tendance à surestimer le risque local (contagion par proximité) par rapport au risque global (diffusion par sauts). C'est dans ce contexte que la modélisation et les enquêtes de terrain ciblées peuvent révéler le rôle des micro-environnements locaux et de la mobilité humaine dans la dispersion des pathogènes en milieu urbain. Un obstacle important dans la modélisation et l'acquisition de données intervient lorsqu'il s'agit de considérer l'hétérogénéité à haute résolution des environnements urbains et des conditions socio-économiques pour étudier leurs effets sur la dynamique épidémique.

## ► Application à la dengue à Bangkok : MO<sup>3</sup>, méthodes et données

Nous avons développé un ensemble de modèles intégrés au sein du simulateur MO<sup>3</sup> (Daudé *et al.*, 2015). Celui-ci permet de construire un modèle de simulation composé de différentes briques (figure 9.1) qui intègrent les connaissances biologiques du vecteur et les mobilités humaines quotidiennes, les dynamiques de ces deux modèles étant liées aux hétérogénéités socio-environnementales à haute résolution. Le terrain d'application de ce modèle est Bangkok, Thaïlande.



**Figure 9.1.** Les principaux composants du modèle MO<sup>3</sup>.

MOMA : le modèle des moustiques. MOMOS : le modèle des humains. MODE : le modèle de l'environnement.

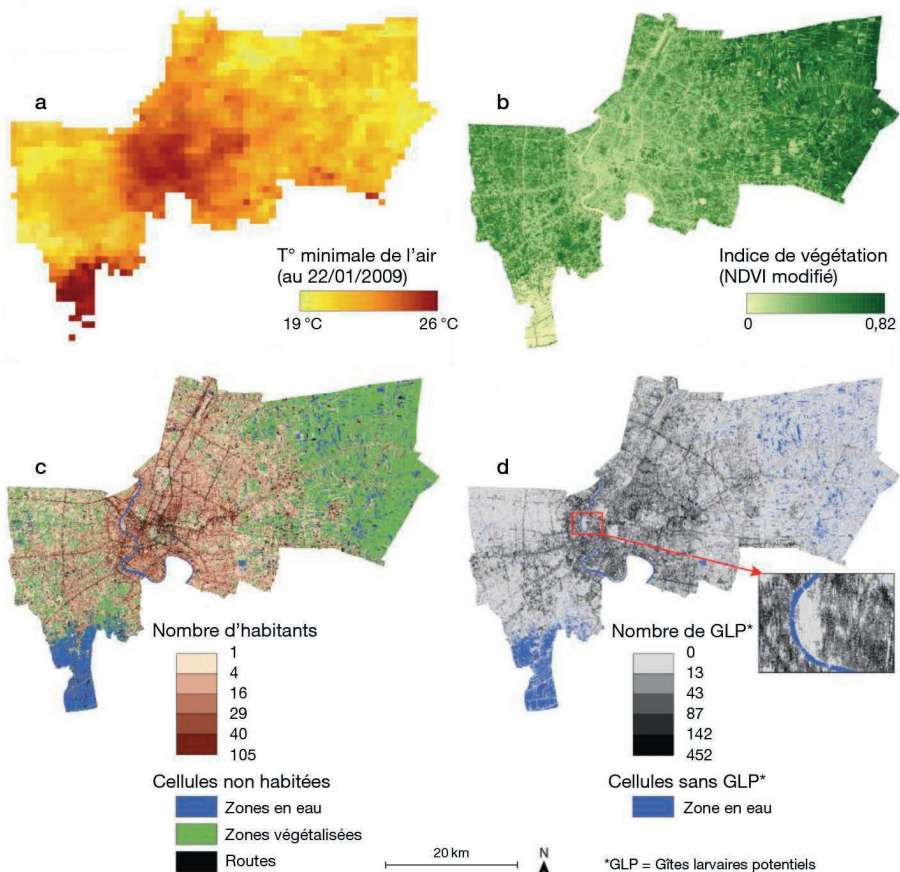
Nous présentons dans les sections qui suivent la modélisation de l'environnement (MODE), du moustique vecteur (MOMA), des hôtes (MOMOS) et les mécanismes de transmission d'agents infectieux entre vecteurs et hôtes. La dernière section du chapitre est consacrée à l'illustration d'une simulation avec MO<sup>3</sup> et aux méthodes d'exploration de ce type de modèle.

## Modélisation de l'environnement

Les dynamiques de l'environnement sont simulées par le modèle MODE (Misslin et Daudé, 2016). Les agents de ce modèle sont des cellules qui représentent des portions du territoire sur lequel le modèle est appliqué. Ces cellules sont décrites par différents paramètres environnementaux qui influencent le comportement d'*Ae. aegypti* : les modes d'occupation du sol (végétation, eau, types de bâti, etc.), le nombre de gîtes larvaires potentiels (récipients pouvant contenir de l'eau claire), les températures de l'air et les précipitations. Les données qui permettent de quantifier ces attributs sont issues de traitements d'images satellite, de relevés de stations météorologiques et de savoirs experts. Chaque agent de l'environnement (cellule) dispose également de fonctions qui décrivent l'évolution de la quantité d'eau disponible dans les gîtes de ponte potentiels (remplissage et vidange) et la variation des températures. Ces variations sont calculées à partir des données des images thermiques MODIS (satellites Aqua et Terra). Lorsque la couverture nuageuse est trop épaisse, certains pixels sont susceptibles de présenter des valeurs nulles. Si cette situation se présente, MODE attribue aux zones concernées une valeur de température globale issue d'une station

météorologique à Bangkok<sup>1</sup>. Ce sont ces mêmes stations qui fournissent quotidiennement les précipitations. La résolution spatiale d'une cellule MO<sup>3</sup> est de 30 × 30 m, elle correspond à celle des images Landsat 8 (OLI). Cette résolution est compatible avec la superficie moyenne de l'aire de dispersion du moustique observée par des études de type marquage-libération-recapture (Sheppard *et al.*, 1969).

MODE permet ainsi de produire de nombreuses données spatialisées et dynamiques (figure 9.2) qui sont utilisées par les modèles comportementaux des moustiques et des humains. Nous calculons ainsi des valeurs de température de l'air qui permettent de repérer des différentiels importants à l'échelle de Bangkok (figure 9.2a; cf. chapitre 3), un indice de végétation (figure 9.2b) et des estimations de la distribution des populations humaines (figure 9.2c; cf. chapitre 4). Le nombre de gîtes de ponte pour le moustique est également estimé (figure 9.2d). Une approche fondée sur la connaissance terrain et à dire d'experts a été ici privilégiée, car il est coûteux de collecter cette donnée sur le terrain. Les densités de gîtes dans l'espace urbain étant très largement



**Figure 9.2.** Facteurs environnementaux constituant la niche écologique du vecteur.

- (a) La température de l'air estimée. (b) L'indice de végétation. (c) La répartition de la population humaine. (d) La répartition des gîtes larvaires potentiels.

1. <https://aqicn.org/city/thailand/bangkok/thai-meteorological-department-bangna/vn/wxqa.com>

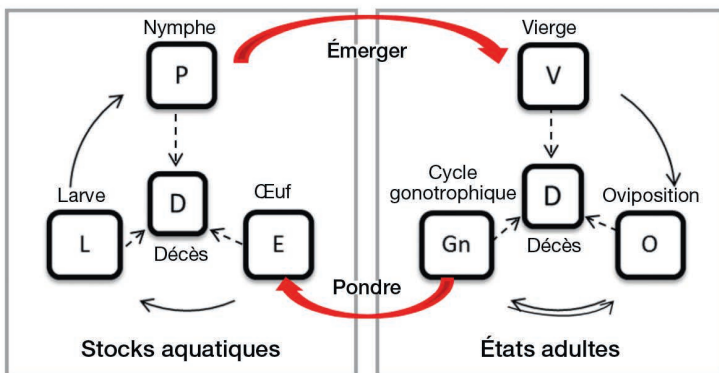
liées à la présence des hommes et à leurs activités (Ooi *et al.*, 2006), nous avons construit un indice d'abondance de gîtes de ponte potentiels basé sur les densités de ménages présentes localement (Misslin *et al.*, 2016).

Une partie de ces données spatialisées servent alors d'entrées pour le modèle du moustique (Misslin et Daudé, 2017).

## Modélisation du moustique vecteur

Le modèle MOMA est un modèle comportemental intégré au simulateur MO<sup>3</sup>. Il permet de simuler le développement de populations vectorielles en lien avec les caractéristiques de l'environnement (Maneerat et Daudé, 2016). La figure 9.3 présente la conception générale des transitions entre les états d'*Aedes* (phases aquatique et aérienne), la figure 9.4 représente les interactions entre le moustique adulte femelle et l'environnement dans le modèle.

Pour des simulations à l'échelle d'une ville, les phases de développement aquatique sont décrites par des modèles de stocks à une résolution spatiale de 30 × 30 m, alors que la phase aérienne est décrite par un modèle individu-centré (figure 9.3). La femelle *Aedes* pond généralement dans des récipients contenant de l'eau claire. Le développement de l'œuf commence au moment où il entre en contact avec l'eau. Cette phase de développement dure 2 à 3 jours selon les conditions de température de l'eau. Le moustique passe au stade larvaire au moment de l'éclosion. Les larves sont capables de se déplacer dans l'eau pour respirer et pour se nourrir. Au bout de 4 à 6 jours, la larve passe au stade de nymphe. Cette phase de développement dure entre 2 et 7 jours en fonction de la température. Le développement du moustique est jusque-là totalement contraint par la présence d'eau dans les gîtes larvaires ce qui explique le lien fort qui existe entre l'augmentation des densités de vecteurs et les précipitations. Une fois la phase aquatique terminée, le moustique passe à son stade aérien. Ici le stock de nymphes arrivées à maturité déclenche la création d'agents moustiques, seules sont simulées les femelles. Le prélèvement de sang leur permet d'obtenir l'énergie dont elles auront besoin lors de la phase d'oviposition (O). Les femelles entament leur cycle gonotrophique (Gn) au cours duquel elles sont amenées à piquer des mammifères (essentiellement des humains).



**Figure 9.3.** Diagramme états-transitions du cycle de vie d'un agent *Aedes*, selon son stade de développement (immature ou aquatique, adulte ou aérien).

Les flèches représentent les possibilités de transition d'un état vers un autre état.

MOMA, le modèle individu-centré du moustique, modélise donc la femelle adulte *Ae. aegypti* responsable de la transmission de virus lors de ses repas sanguins. Les activités qui modélisent le comportement du moustique sont (figure 9.4) : s'alimenter, se reproduire, se reposer, se déplacer et survivre. Ces activités sont liées à des besoins qui peuvent être assouvis selon la présence de ressources en sang et en nectar pour l'alimentation, de gîtes larvaires pour la reproduction, de zones ombragées pour le repos et de zones de circulation pour les déplacements. La survie quant à elle dépend pour l'essentiel des conditions de température, d'humidité et d'un paramètre stochastique qui factorise les dangers auxquels le moustique est exposé au quotidien (prédation notamment). *Aedes* agit donc selon son état biologique, défini par ses variables internes, et selon les ressources qui sont présentes dans son environnement immédiat.

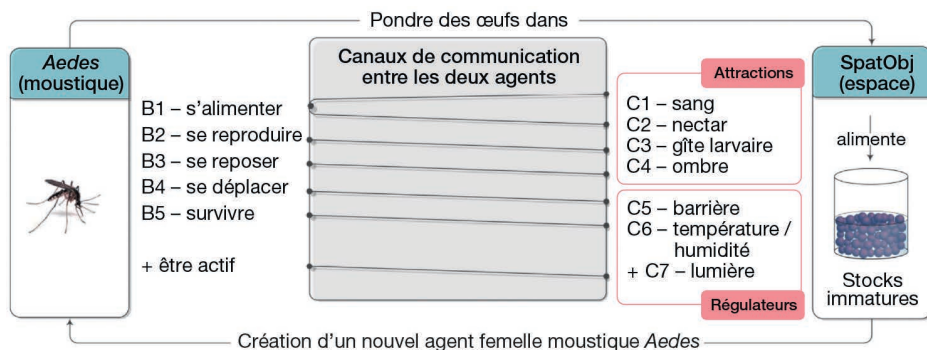


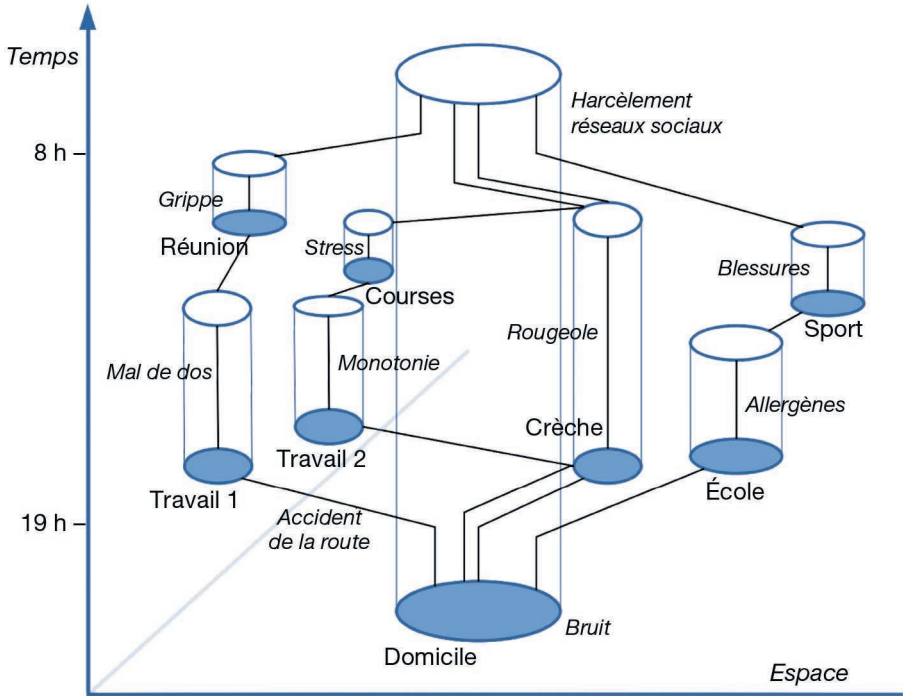
Figure 9.4. Modélisation des interactions entre le moustique femelle et l'environnement.

## Modélisation des hôtes et de leurs mobilités

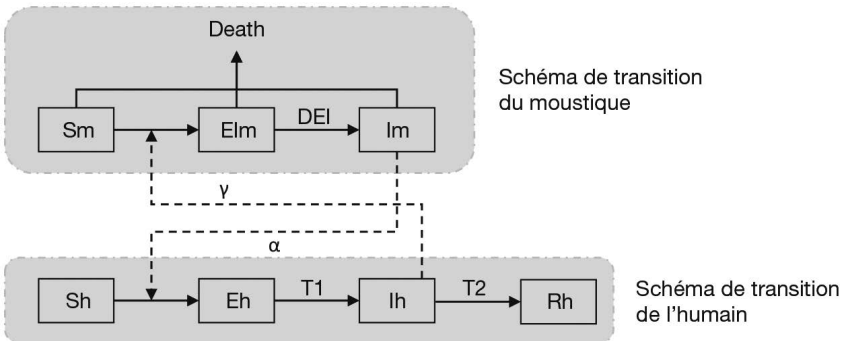
Le modèle MOMOS décrit le composant hôte, correspondant pour l'essentiel au comportement de mobilité d'un humain (Cebeillac *et al.*, 2017). Un agent hôte est localisé dans l'environnement dans lequel il se déplace pour réaliser ses activités. Les déplacements et changements de position dans l'espace exposent l'humain à différents risques (figure 9.5). Dans le modèle, les déplacements s'effectuent entre différents espaces d'activités (maison, école, lieu de travail, de loisir, etc.) sur la base d'un agenda de mobilité construit pour chacun des agents. Différentes sources de données sont mobilisées pour construire ces agendas : les réseaux sociaux (Twitter, Facebook) et les feuilles de temps issues d'enquêtes (Cebeillac *et al.*, 2018). La génération des agents est réalisée à partir d'un générateur de population synthétique (voir chapitre 4), chaque agent étant caractérisé par des attributs géographiques, tels qu'un lieu de domicile et un agenda d'activités journalier. Les activités réalisées par un individu, qui déterminent les lieux fréquentés, dépendent dans le modèle de son âge, de son lieu de résidence et de son statut épidémiologique (un agent présentant des symptômes de dengue ne se déplace pas).

## Mécanismes de transmission du virus

Les agents de type moustique (m) et hôte (h) sont décrits selon leur exposition au virus (figure 9.6), comme respectivement susceptibles (Sm, Sh), exposés (Em, Eh) et infectés (Im, Ih). Seul l'agent hôte peut être immunisé (Rh), l'agent moustique restant, jusqu'à



**Figure 9.5.** Représentation de l'espace d'activité défini par Hägerstrand (1970) en contexte de santé. Dans cet exemple, quatre personnes d'un même foyer fréquentent différents lieux au cours d'une journée. Chacun de ces lieux est associé à un risque sur la santé selon l'activité qui y est réalisée et l'heure de la journée. D'après Cebeillac et Daudé (2022).



**Figure 9.6.** Schéma de transition entre les différents états pour un agent moustique (m) et un agent hôte (h).

L'agent-hôte, dans l'état susceptible (Sh), peut être contaminé par le virus de la dengue à la suite d'une piqûre de femelle moustique infectée (Im) avec un risque de transmission ( $\alpha$ ). Une fois contaminé, l'hôte développe le virus durant une période (T1) appelée incubation intrinsèque puis entre dans sa phase de virémie (T2), phase durant laquelle il peut contaminer un moustique sain qui le piquerait (Sm) avec une probabilité ( $\gamma$ ). Les moustiques *Aedes* contaminés entrent dans une période d'incubation extrinsèque (Elm) avant de devenir contagieux (Im).



sa mort, infecté donc contagieux (Im). La transmission du virus d'un hôte infecté vers un moustique sain ou d'un moustique infecté vers un hôte sain se fait au cours d'un repas de sang pris par le moustique.

Ces différents états peuvent ou non modifier le comportement des agents. Par exemple il est possible de limiter, voire de stopper, les mobilités des agents-hôtes en cas de contamination afin de prendre en compte l'apparition de symptômes plus ou moins incapacitants.

## ► Simulations du modèle MO<sup>3</sup>

Les simulations du modèle MO<sup>3</sup> sont multi-temporelles, un pas de temps (itération) est fixé à une minute. Le temps d'une simulation se décompose ainsi en trois échelles selon les processus : la journée, l'heure et la minute. La mise à jour des variables environnementales et le développement aquatique du moustique se font en fonction des précipitations, de l'évaporation et des températures moyennes journalières. Les mobilités des agents humains sont simulées par tranche horaire en fonction de leurs agendas et les activités des moustiques adultes en fonction des températures, de la luminosité et de leurs besoins à la minute. L'enregistrement de différents paramètres à chaque itération permet de reconstruire et d'analyser l'évolution de nombreuses dynamiques. Il est ainsi possible de suivre l'évolution des stocks de moustiques en phases aquatiques et de calculer des densités de moustiques adultes à la résolution spatiale de la cellule. Il est également possible d'identifier les différents lieux d'interactions entre les hôtes et les vecteurs, et de calculer des profils environnementaux à risque lorsque ces interactions aboutissent à des boucles de contamination. L'interface de simulation du modèle permet de visualiser l'évolution de différents indicateurs, sous formes graphiques et cartographiques (figure 9.7).

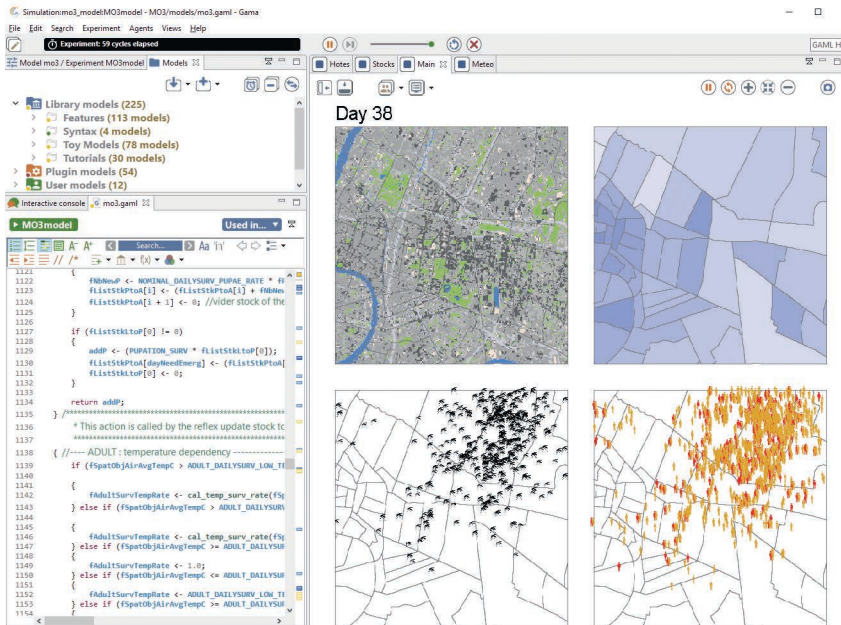
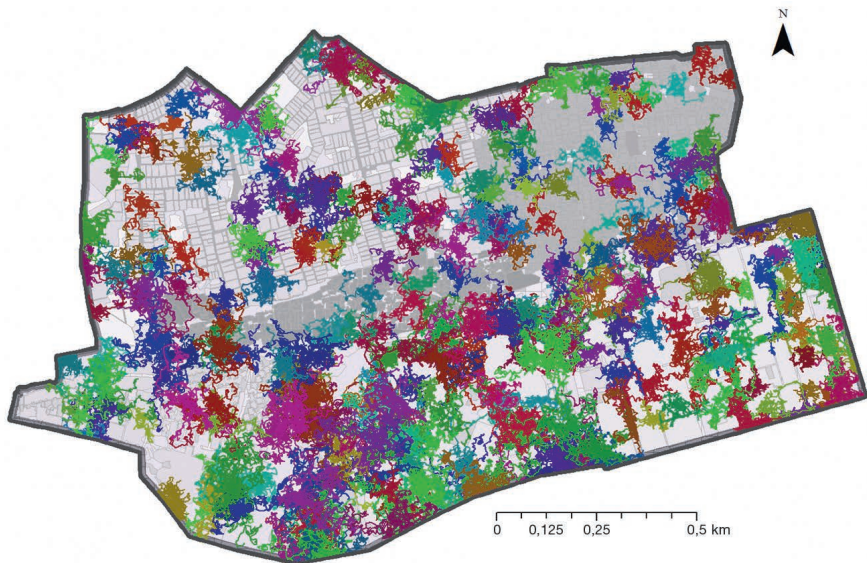


Figure 9.7. Interface de simulation du modèle MO<sup>3</sup>.

## Des dynamiques de vie des moustiques

Au cours d'une itération, chaque minute, les agents moustiques explorent leur environnement et peuvent sélectionner une cible qui répond à leurs besoins et se déplacer. Si aucune cible n'est identifiée, car aucune ne peut satisfaire l'un des besoins exprimés, le moustique se déplace au hasard. Si une cible est sélectionnée, le moustique se déplace dans sa direction. Dans le mécanisme de déplacement, le coefficient de porosité associé à l'environnement joue un rôle important, car il va limiter, par exemple, le passage entre un objet spatial de type route et une maison (effet barrière), alors qu'il va faciliter le passage d'une route à un espace ouvert (effet corridor) [Maneerat et Daudé, 2016]. Nous avons par exemple simulé les dynamiques de populations de moustiques et leurs dispersions spatiales à partir de différentes configurations géographiques. L'objectif était de mesurer les effets des catégories d'usage du sol et des densités humaines sur la dispersion de moustiques depuis différents lieux d'émergence (figure 9.8).

Ces simulations ont permis d'une part de vérifier la cohérence des distances moyennes parcourues par des cohortes de moustiques virtuels en zone urbaine au regard des données de terrain et de la littérature et, d'autre part, de mettre en relation ces distances relativement faibles (quelques dizaines de mètres et jusqu'à plusieurs centaines de mètres pour les plus élevées) avec les configurations locales d'usage du sol et les densités humaines. Ainsi, la zone très peuplée et au bâti très dense du bidonville (figure 9.8, au centre de la zone) connaît une faible dispersion des cohortes de moustiques, au contraire des zones plus périphériques, moins denses et caractérisées par des successions de résidences et de jardins dans lesquels les moustiques, de proche en proche et en fonction de leurs besoins, peuvent parcourir de plus grandes distances au cours de leur vie.



**Figure 9.8.** Motifs de déplacement d'agents-moustiques dans un quartier de Delhi (Inde). Chaque tache de couleur correspond à la trace des déplacements d'un moustique au cours de sa vie.

Plus de 50 paramètres et variables sont utilisés dans le modèle MO<sup>3</sup> développé dans le langage de programmation multi-paradigme Scala<sup>2</sup>. Ce niveau de détail rend la calibration et la validation particulièrement complexe. En effet les combinaisons possibles de paramètres rendent quasiment impossible l'exploration systématique de leurs domaines de variation. La validation du modèle moustique a par exemple été réalisée selon deux critères : le savoir expert et les données d'enquêtes (Maneerat et Daudé, 2017). Les recherches se poursuivent pour étudier les comportements de ce modèle, le calibrer et explorer différents scénarios de lutte antivectorielle.

## Exploration du comportement du modèle

Les données de calibration utilisées sont des données issues de la surveillance vectorielle et des données épidémiologiques, les unes devant permettre de calibrer et de valider le modèle moustique, les autres d'éprouver l'hypothèse du rôle des mobilités humaines dans la dispersion de la maladie à l'échelle d'une ville. La reconstruction d'un monde virtuel à partir d'un certain nombre de proxys et de faits stylisés observés dans la réalité produit des résultats qui nécessitent malgré tout une évaluation pour pouvoir être rapportés à la réalité. En effet, un modèle à lui seul ne saurait capturer l'ensemble des phénomènes complexes à l'œuvre dans la réalité. Une validation à l'échelle micro et macro des processus est nécessaire pour s'assurer de la cohérence et de la robustesse des résultats produits par ces données issues de la simulation générée en vue de répondre, non pas à toutes les questions, mais bien à cet ensemble de questions spécifiques pour lequel les mécanismes et paramètres ont été sélectionnés. Les modèles dans MO<sup>3</sup> mobilisent chacun un grand nombre de paramètres et de mécanismes en interaction, ce qui génère en sortie une variété et un volume de comportements et de données impossible à énumérer et donc à évaluer sans passer par des méthodes plus ciblées.

Pour faire face à cette combinatoire gigantesque — sur des modèles dont une exécution dure potentiellement plusieurs minutes voire plusieurs heures —, nous faisons appel à des algorithmes d'exploration (algorithmes évolutionnaires) et à la plateforme OpenMOLE (Reuillon *et al.*, 2013) capable d'exploiter le parallélisme offert par les infrastructures HPC (*High Performance Computing*). Les modèles MO<sup>3</sup> bénéficient ainsi à la fois des infrastructures de la grille de calcul européenne (4000 cœurs) et des moyens de calcul intensif haute-performance du mésocentre régional de Normandie, le CRIANN (10000 cœurs), et cela pendant plusieurs semaines, afin d'exécuter et d'évaluer la cohérence et les résultats de simulations sur ces questions.

## ► Conclusion

MO<sup>3</sup> est un simulateur basé sur des modèles comportementaux à haute résolution spatiale et temporelle. Il décrit un système pathogène complexe pour étudier les facteurs environnementaux et anthropiques de la diffusion de la dengue. En phase de développement, MO<sup>3</sup> est utilisé tout au long du projet du même nom<sup>3</sup> pour guider la collecte de données et les expérimentations sur le terrain et, à terme, pourrait être employé pour identifier les stratégies de contrôle vectoriel les plus efficaces pour une évaluation *in situ* de celles-ci à partir des algorithmes d'optimisation.

2. <https://www.scala-lang.org/>

3. [www.MO3.cnrs.fr](http://www.MO3.cnrs.fr)

## ► Références

- Cebeillac A., Daudé É., 2022. Mobilité quotidienne et diffusion des épidémies. in Valley J. (ed.), *Mobilité quotidienne et santé*, London, ISTE Science publishing LTD.
- Cebeillac A., Daudé É., Huraux T., 2017. Where? When? And How Often? What Can We Learn on Daily Urban Mobilities From Twitter Data and Google Map in Bangkok (Thailand) and Which Perspectives For Dengue Studies? *Netcom, Networks and Communication Studies*, 31 (3-4), 283-308.
- Cebeillac A., Daudé É., Vaguet A., 2018. Spatial discontinuities, health and mobility. What do the Google's POIs and Tweets tell us about Bangkok's (Thailand) Structures and Spatial Dynamics? *International Review of Geomatics*, 28 (4), 389-407.
- Daudé É., Vaguet A., Paul R., 2015. La dengue, maladie complexe. *Natures Sciences Sociétés*, 23 (4), 331-342.
- Hägerstrand T., 1970. What about people in regional science? *Papers of Regional Science Association*, 24, 7-21.
- Hoffmann A.A., Montgomery B.L., Popovici J., Iturbe-Ormaetxe I., Johnson P.H., Muzzi F., Greenfield M., Durkan M., Leong Y.S., Dong Y., Cook H., Axford J., Callahan A.G., Kenny N., Omodei C., Mcgraw E.A., Ryan P.A., Ritchie S.A., Turelli M., O'Neill S.L., 2011. Successful establishment of Wolbachia in *Aedes* populations to suppress dengue transmission. *Nature*, 476 (7361), 454-457.
- Karl S., Halder N., Kelso J.K., Ritchie S.A., Milne G.J., 2014. A spatial simulation model for dengue virus infection in urban areas. *BMC Infectious Diseases*, 14, 447.
- Maneerat S., Daudé É., 2016. A spatial agent-based simulation model of the dengue vector *Aedes aegypti* to explore its population dynamics in urban areas. *Ecological Modelling*, 333, 66-78.
- Maneerat S., Daudé É., 2017. Étude par simulation à base d'agents des effets des discontinuités intra-urbaines à Delhi sur la dispersion des moustiques *Aedes aegypti*, vecteurs de la dengue, de la fièvre jaune, du chikungunya et du virus Zika. *Cybergeo : European Journal of Geography*, 10.4000/cybergeo.28078.
- Misslin R., Daudé É., 2016. Génération d'environnements artificiels pour la simulation spatiale d'arboviroses en milieu urbain : application à la dengue et au virus Zika, in *Actes du colloque SAGéo, Conférence internationale de Géomatique et Analyse Spatiale*, décembre 2016, Nice, 389-402.
- Misslin R., Daudé É., 2017. An environmental suitability index based on the ecological constraints of *Aedes aegypti*, vector of dengue. *Revue Internationale de Géomatique*, 27, 481-502.
- Misslin R., Telle O., Daudé É., Vaguet A., Paul R.E., 2016. Urban climate versus global climate change-what makes the difference for dengue? *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1382 (1), 56-72.
- Ooi E.E., Goh K.T., Gubler D.J., 2006. Dengue prevention and 35 years of vector control in Singapore. *Emerging Infectious Diseases*, 12 (6), 887-893.
- Reuillon R., Leclair M., Rey-Coyrehourcq S., 2013. OpenMOLE, a workflow engine specifically tailored for the distributed exploration of simulation models. *Future Generation Computer Systems*, 29 (8), 1981-1990.
- Salami D., Capinha C., Martins M., Sousa C.A., 2020. Dengue importation into Europe: A network connectivity-based approach. *PLoS One*, 15 (3), e0230274.
- Seixas G., Paul R.E.L., Pires B., Alves G., Jesus A. de, Silva A.C., Devine G.J., Sousa C.A., 2019. An evaluation of efficacy of the auto-dissemination technique as a tool for *Aedes aegypti* control in Madeira, Portugal. *Parasit Vectors*, 12 (1), 202.
- Sheppard P., Macdonald W., Tonn R., Grab B., 1969. The dynamics of an adult population of *Aedes aegypti* in relation to dengue haemorrhagic fever in Bangkok. *Journal of Animal Ecology*, 38, 661-702.
- Treuil J.-P., Zucker J.-D., Drogoul A., 2008. *Modélisation et simulation à base d'agents - Exemples commentés, outils informatiques et questions théoriques*, Paris, Dunod, 352 p. (coll. Sciences Sup).
- Zellweger R.M., Cano J., Mangeas M., Taglioni F., Mercier A., Despinoy M., Menkes C.E., Dupont-Rouzeyrol M., Nikolay B., Teurlai M., 2017. Socioeconomic and environmental determinants of dengue transmission in an urban setting: An ecological study in Noumea, New Caledonia. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 11 (4), e0005471.

# Conclusion générale et perspectives

---

THIERRY BALDET, HÉLÈNE GUIB

Les maladies vectorielles dont sont responsables les moustiques, comme le paludisme, constituent toujours un fardeau pour les systèmes de santé et le développement de nombreux pays tropicaux, notamment en Afrique subsaharienne. En outre, ces dernières décennies, de nombreuses maladies vectorielles dues aux moustiques, comme la dengue, le chikungunya, le virus Zika, la fièvre du Nil occidental et la fièvre de la vallée du Rift ont émergé ou réémergé de par le monde, gagnant de nouveaux territoires et affectant aussi bien la santé animale que la santé humaine. La persistance ou l'émergence de ces maladies vectorielles est conditionnée par de nombreux facteurs climatiques, environnementaux, démographiques, propres à chaque territoire, influençant à différentes échelles leur fonctionnement. Depuis deux décennies, les approches géomatiques sont utilisées pour mieux comprendre les processus épidémiologiques des maladies vectorielles et mieux prédire leurs évolutions dans un monde en plein bouleversement.

Cet ouvrage dresse un panorama original et actualisé des applications potentielles de télédétection et de modélisation spatiale pour mieux surveiller et contrôler les maladies infectieuses dont l'agent pathogène est transmis par des moustiques. La présence, l'abondance et le comportement des moustiques vecteurs et, de fait, l'épidémiologie des maladies qu'ils transmettent sont des phénomènes complexes dépendant de différents facteurs géographiques, climatiques et environnementaux, y compris de facteurs liés à la démographie et aux activités humaines, qui conditionnent localement l'expression de ces maladies dans l'espace et le temps.

Les techniques de télédétection et de SIG couplées à différentes approches de modélisation appliquées aux maladies vectorielles présentent de multiples atouts :

- cartographier la distribution des gîtes larvaires et les densités de populations de moustiques adultes;
- évaluer à différentes échelles spatiales le risque vectoriel, pour des maladies déjà présentes ou risquant d'être introduites dans un territoire;
- déterminer des lieux et des saisons à haut risque de transmission (*hot spots*) afin d'optimiser la surveillance et le contrôle;
- déterminer les facteurs environnementaux, démographiques et socioculturels qui exposent davantage certaines communautés aux risques d'infection afin de cibler la prévention;

- prendre en compte les changements humains et les modifications environnementales induites, notamment les transformations des terres agricoles et de la couverture végétale, l'étalement urbain et l'industrialisation, afin de prévoir à court et moyen termes l'évolution du risque vectoriel;
- évaluer l'efficacité et aider à optimiser différentes méthodes de lutte antivectorielle, prises isolément ou en combinaison dans le cadre d'une stratégie de lutte intégrée.

Les informations dérivées des données satellites utiles pour mieux appréhender le risque vectoriel et décrites ici dans la partie 1 sont disponibles facilement et à moindre coût pour les chercheurs et les gestionnaires de la santé. Ces informations sont intégrées avec d'autres données climatiques, entomologiques, démographiques et épidémiologiques dans des plateformes SIG permettant d'appréhender le fonctionnement complexe d'une maladie vectorielle tenant compte de tous ses déterminants et de leur dimension spatiale.

Différentes approches de modélisation présentées dans la partie 2 de cet ouvrage sont alors utilisées pour mieux comprendre le fonctionnement d'une maladie vectorielle dans un contexte donné et mieux prédire son évolution dans l'espace et le temps, tenant compte des interventions de lutte antivectorielle ou des changements environnementaux et climatiques. Ces approches diffèrent selon les objectifs, les connaissances et les informations disponibles sur un vecteur et une maladie vectorielle donnée. La partie 2 présente ainsi ces approches diverses mais souvent complémentaires (modèles de distribution d'espèces, modèles basés sur les connaissances, modèles mécanistes, modèles comportementaux) déployées sur des maladies vectorielles variées (couples *Anopheles*/paludisme, *Aedes*/dengue) dans des contextes différents (Guyane, Madagascar, La Réunion, Thaïlande) et permettant de développer des outils opérationnels utiles aux décideurs et aux gestionnaires de santé pour optimiser la surveillance entomologique et la lutte antivectorielle.

À l'échelle d'un territoire insulaire tropical soumis à différents risques vectoriels comme l'île de La Réunion, des réussites récentes illustrent tout le potentiel de ces approches de modélisation appliquées comme une boîte à outils. La caractérisation spatiale et saisonnière du risque lié au typhus murin ou aux «bavites»<sup>1</sup> permet de mettre en place des campagnes de sensibilisation ciblées et adaptées auprès des professionnels de santé ou des éleveurs (Grimaud *et al.*, 2021, 2019; Tran *et al.*, 2021). Des outils cartographiques de prédiction des densités vectorielles et du risque de transmission de la dengue sont appropriés et utilisés depuis plusieurs années par l'opérateur de lutte antivectorielle (ARS La Réunion) pour optimiser la surveillance entomologique et les actions de prévention et de contrôle (Tran *et al.*, 2020). Des outils de modélisation sont développés et transférés pour évaluer et optimiser les méthodes de lutte antivectorielle seule ou en combinaison dans un contexte de stratégie de lutte intégrée (Douchet *et al.*, 2021). Ces réussites sont favorisées à La Réunion par la disponibilité et la richesse des connaissances et données expérimentales et observationnelles ainsi que la proximité locale de chercheurs issus de différentes disciplines et travaillant étroitement avec les bénéficiaires de ces travaux de recherche comme l'ARS La Réunion au sein d'un réseau comme le Dispositif de recherche et d'enseignement en partenariat

---

1. La fièvre catarrhale ovine et la maladie hémorragique épizootique des cervidés sont deux maladies animales virales touchant régulièrement l'île de La Réunion. Ces «bavites», surnom local tiré des symptômes de salivation excessive qu'elles induisent, sont responsables de pertes économiques importantes.

*One Health Océan Indien*<sup>2</sup>. La flexibilité et l'adaptabilité de ces approches permettent néanmoins de travailler dans d'autres contextes moins documentés comme cela est montré dans cet ouvrage à travers les travaux menés dans la grande île voisine de Madagascar (Rakotoarison *et al.*, 2020).

Comme nous l'avons vu avec l'exemple de l'île de La Réunion, la convergence de facteurs tels que la disponibilité de données satellites multi-temporelles et de données entomologiques et épidémiologiques géoréférencées, la collaboration entre les scientifiques de la télédétection, les modélisateurs et les biologistes, et la disponibilité de systèmes statistiques et d'algorithmes de traitement d'images adaptés créent un environnement de recherche fertile. L'association des bénéficiaires en amont des travaux de recherche et une politique réelle de transfert des résultats issus de ces travaux à travers la coconstruction d'outils opérationnels de gestion facilitent leur appropriation et leur utilisation effective dans les programmes de surveillance et de lutte antivectorielle. Ces approches de télédétection et de modélisation spatiale relativement génériques et transversales se déclinent aussi bien sur des maladies vectorielles zoonotiques (fièvre de la vallée du Rift, fièvre du Nil occidental, typhus murin), humaines (paludisme, dengue) qu'animales (« bavites ») et associent naturellement les sciences environnementales et humaines. On retrouve ici les piliers de l'approche « une seule santé »<sup>3</sup>, y compris la multidisciplinarité et l'intersectorialité.

Le développement de la géomatique appliquée aux maladies vectorielles a connu un engouement certain ces dernières décennies. Un large choix de puissants logiciels de traitement d'images, de SIG, d'outils statistiques et d'approches de modélisation, comme illustré dans cet ouvrage, est désormais disponible dans un environnement informatique de bureau abordable, ce qui permet aux épidémiologistes et aux biologistes d'expérimenter de nouvelles techniques d'analyse spatiale. Bien que les études examinées dans ce document démontrent l'efficacité de la télédétection et d'autres technologies géospatiales dans la surveillance et le contrôle des maladies vectorielles, plusieurs paramètres doivent être pris en compte pour que ces technologies soient adoptées de façon routinière dans la gestion de la santé publique, notamment dans les pays du Sud. Il s'agit entre autres de la disponibilité des ressources pour la collecte, le traitement et la modélisation des données géospatiales, de la formation du personnel à l'acquisition et l'interprétation correcte des résultats, de la rentabilité de ces techniques de surveillance et de la disponibilité continue des données de télédétection en temps opportun. Il convient également de souligner que l'affectation de ressources à ces nouvelles techniques de surveillance ne doit pas se faire au détriment des activités de base de prévention et de gestion des maladies au niveau communautaire.

Pour renforcer les capacités dans le domaine de la géomatique appliquée aux maladies vectorielles et construire des collaborations interdisciplinaires et intersectorielles, il convient de souligner l'importance des formations : les formations diplômantes (masters, thèses) de jeunes étudiants permettent de développer la masse critique des compétences sur ces thématiques, notamment dans les pays du Sud. L'intégration de modules spécifiques à l'utilisation de ces approches dans la formation initiale des futurs

2. <https://www.onehealth-oi.org/>

3. L'initiative *One Health* (une seule santé) est portée par l'OMS, l'Organisation mondiale de la santé animale (OMSA), l'Organisation des Nations unies pour l'agriculture et l'alimentation (FAO) et le Programme des Nations unies pour l'environnement (PNUE).

acteurs/décideurs de santé et l'organisation de formations professionnelles permettent de partager l'avancée des travaux de recherche sur l'apport des données d'observation de la Terre et des modèles dans les domaines de la santé humaine, de la santé animale et des écosystèmes, en soulignant leurs potentiels et leurs limites. Le développement récent des formations en ligne tend à favoriser cette appropriation par les utilisateurs des produits et méthodes de téledétection et de modélisation.

Les perspectives de l'utilisation de l'information spatiale, et en particulier des images d'observation de la Terre, pour mieux comprendre, prédire et prévenir les risques de transmission de maladies vectorielles, sont nombreuses. Tout d'abord, et malgré leur développement exponentiel, l'application de ces techniques de téledétection et de modélisation spatiale reste à faire pour beaucoup de maladies vectorielles dans de nombreux territoires. L'exactitude des cartes prédictives de ces maladies doit aussi être vérifiée sur le terrain : on aura toujours besoin de spécialistes en entomologie et en épidémiologie. Outre les approches biologiques, les modèles sociaux et comportementaux tels que le temps passé par les individus à l'extérieur — qui augmente le risque d'exposition aux vecteurs anthropophiles —, les types de construction des maisons, l'utilisation de moustiquaires et autres répulsifs, ainsi que la disponibilité d'installations sanitaires de base et de soins de santé primaires — qui sont liés aux conditions socio-économiques —, sont importants pour la prévention et le contrôle des maladies vectorielles. Ainsi, il a été démontré que les caractéristiques de ces maladies sont étroitement liées à la pauvreté et aux inégalités sociales. Ces facteurs socio-anthropologiques et entomologiques ne peuvent être déduits des seules techniques de téledétection.

Une des pistes intéressantes qu'ouvre la modélisation est la possibilité de tester des scénarios futurs de changements et d'étudier leurs potentiels impacts sur les risques sanitaires. Par exemple, l'impact des changements climatiques sur la distribution et l'abondance des populations de vecteurs, ainsi que sur le risque de transmission d'agents pathogènes, peut être étudié par la modélisation (Guis *et al.*, 2012; Kraemer *et al.*, 2019). En effet, la plupart des modèles présentés dans la partie 2 intègrent les variables température et précipitations : utiliser comme entrée de ces modèles les projections de ces deux variables (augmentation des températures, modification des régimes de pluies) selon les scénarios du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) permet de tester *in silico* leurs effets. D'autre part, l'impact d'actions de lutte contre les vecteurs peut également être testé par les modèles (Douchet *et al.*, 2021; Haramboure *et al.*, 2020) et discuté avec les acteurs de la LAV pour optimiser leurs actions, notamment dans le cadre de la mise en place de stratégies de lutte intégrée. C'est d'ailleurs un des principaux besoins d'évolutions exprimés par les utilisateurs de l'outil Arbocarto que sont les opérateurs de la lutte antivectorielle en France (cf. chapitre 8). Enfin, d'autres types de scénarios peuvent être testés, comme l'impact des changements démographiques (populations, mobilités), mais aussi des changements environnementaux. Dans ce dernier exemple, l'intérêt de la modélisation est de permettre aux décideurs la visualisation sous forme de cartes de l'impact des mesures d'aménagement ou d'atténuation, afin d'éclairer la prise de décision en intégrant des enjeux de santé et notamment la prévention des risques épidémiques.

Enfin, si les données spatiales et les méthodes présentées dans cet ouvrage portent sur les maladies dont sont responsables les moustiques, les approches présentées (extraction d'informations à partir de l'imagerie satellite, modélisation de distribution



d'espèces, de dynamiques de population, de mobilités) ont un caractère générique. Elles peuvent donc être adaptées à d'autres questions et enjeux, comme les enjeux de biodiversité (et l'étude de leurs liens avec la santé), mais aussi les enjeux de sécurité alimentaire (avec des questions communes liées à l'épidémiologie végétale ainsi qu'à la distribution et à la dynamique des ravageurs de culture). Ces questions rejoignent l'approche «une seule santé» qui, au-delà de la santé animale et humaine, doit également intégrer la santé des plantes et des écosystèmes.

## ► Références

- Douchet L., Haramboure M., Baldet T., L'Ambert G., Damiens D., Gouagna L.C., Bouyer J., Labbé P., Tran A., 2021. Comparing sterile male releases and other methods for integrated control of the tiger mosquito in temperate and tropical climates. *Scientific Reports*, 11 (1), 7354.
- Grimaud Y., Tran A., Benkimoun S., Boucher F., Esnault O., Cetre-Sossah C., Cardinale E., Garros C., Guis H., 2021. Spatio-temporal modelling of *Culicoides* Latreille (Diptera: Ceratopogonidae) populations on Reunion Island (Indian Ocean). *Parasit Vectors*, 14 (1), 288.
- Grimaud Y., Guis H., Chiroleu F., Boucher F., Tran A., Rakotoarivony I., Duhayon M., Cetre-Sossah C., Esnault O., Cardinale E., Garros C., 2019. Modelling temporal dynamics of *Culicoides* Latreille (Diptera: Ceratopogonidae) populations on Reunion Island (Indian Ocean), vectors of viruses of veterinary importance. *Parasit Vectors*, 12 (1), 562.
- Guis H., Caminade C., Calvete C., Morse A.P., Tran A., Baylis M., 2012. Modelling the effects of past and future climate on the risk of bluetongue emergence in Europe. *Journal of the Royal Society Interface*, 9 (67), 339-350.
- Haramboure M., Labbé P., Baldet T., Damiens D., Gouagna L.C., Bouyer J., Tran A., 2020. Modelling the control of *Aedes albopictus* mosquitoes based on sterile males release techniques in a tropical environment. *Ecological Modelling*, 424, 109002.
- Kraemer M.U.G., Reiner R.C. Jr., Brady O.J., Messina J.P., Gilbert M., Pigott D.M., Yi D., Johnson K., Earl L., Marczak L.B., Shirude S., Davis Weaver N., Bisanzio D., Perkins T.A., Lai S., Lu X., Jones P., Coelho G.E., Carvalho R.G., Van Bortel W., Marsboom C., Hendrickx G., Schaffner F., Moore C.G., Nax H.H., Bengtsson L., Wetter E., Tatem A.J., Brownstein J.S., Smith D.L., Lambrechts L., Cauchemez S., Linard C., Faria N.R., Pybus O.G., Scott T.W., Liu Q., Yu H., Wint G.R.W., Hay S.I., Golding N., 2019. Past and future spread of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus*. *Nature Microbiology*, 4 (5), 854-863.
- Rakotoarison H.A., Rasamimalala M., Rakotondramanga J.M., Ramiranirina B., Franchard T., Kapesa L., Razafindrakoto J., Guis H., Tantely L.M., Girod R., Rakotoniaina S., Baril L., Piola P., Rakotomanana F., 2020. Remote Sensing and Multi-Criteria Evaluation for Malaria Risk Mapping to Support Indoor Residual Spraying Prioritization in the Central Highlands of Madagascar. *Remote Sensing*, 12 (10), 1585.
- Tran A., Mangeas M., Demarchi M., Roux E., Degenne P., Haramboure M., Le Goff G., Damiens D., Gouagna L.C., Herbreteau V., Dehecq J.-S., 2020. Complementarity of empirical and process-based approaches to modelling mosquito population dynamics with *Aedes albopictus* as an example - Application to the development of an operational mapping tool of vector populations. *PLoS One*, 15 (1), e0227407.
- Tran A., Le Minter G., Balleydier E., Etheves A., Laval M., Boucher F., Guernier V., Lagadec E., Mavingui P., Cardinale E., Tortosa P., 2021. Describing fine spatiotemporal dynamics of rat fleas in an insular ecosystem enlightens abiotic drivers of murine typhus incidence in humans. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 15 (2), e0009029.



# Remerciements

---

Cet ouvrage présentant une synthèse des travaux réalisés dans le cadre du projet Anisette (Analyse inter-site : évaluation de la télédétection comme outil prédictif pour la surveillance et le contrôle de maladies causées par des moustiques), les coordinateurs et auteurs des différents chapitres souhaitent remercier le Cnes (Agence spatiale française) qui a financé le projet Anisette pour la période 2019-2022 dans le cadre du programme Tosca (pôle thématique « Surfaces continentales »).

Les coordinateurs remercient très sincèrement Didier Fontenille d'avoir accepté de rédiger la préface de cet ouvrage, Yvette Vaguet pour sa relecture, ainsi que Thierry Baldet et Hélène Guis pour leurs importantes contributions de relecture et de corrections. Nous souhaitons également remercier tous les auteurs et autrices pour leur implication dans cette aventure collective et pour leur réactivité lors de la finalisation du manuscrit.

Les auteurs tiennent à remercier les membres de l'EID Méditerranée, de l'UMR MIVEGEC<sup>1</sup>, les partenaires du défi clé RIVOC<sup>2</sup> et de l'initiative KIM RIVE<sup>3</sup> pour l'ensemble des échanges formels ou informels contribuant au quotidien à enrichir la base de connaissances sur les moustiques vecteurs et en particulier le contenu du chapitre 1.

Les travaux présentés dans le chapitre 2 ont été réalisés dans le cadre de différents projets : le projet de l'Union européenne EDEN *Emerging Diseases in a changing European Environment* (GOCE-CT-2003-010284 EDEN, 2005-2010), le projet MOBOD financé par le centre européen de prévention et de contrôle des maladies ECDC (OJ/2012/02/16 – PROC/2012/015). Les outils Sen2Chain et Sen2Extract ont été réalisés dans le cadre du Projet S2-Malaria grâce au soutien du programme Tosca du Cnes (2017-2020) et du Projet Interreg Renovrisk-impact de 2018 à 2020. Nous remercions ici l'ensemble des personnes impliquées dans ces développements à l'UMR Espace-Dev : Christophe Révillion, Pascal Mouquet, Didier Bouche, Jérémy Commins, Sylvaine Jégo et Charlotte Wolff.

Les chapitres 3 et 4 ont été réalisés dans le cadre du projet MO<sup>3</sup> financé par l'Agence nationale de la recherche (ANR), projet MO<sup>3</sup> (ANR-19-CE03-0004-01). Les auteurs remercient tout particulièrement Rick Paul (Institut Pasteur de Paris) et Yvette Vaguet (UMR IDEES, CNRS – Université de Rouen).

Le chapitre 5 résume les résultats principaux (développement de la chaîne FOTOTEX et application pour l'étude de la dengue au Brésil) des projets Apureza et Deliciosa financés par le programme Tosca du Cnes pour la période 2017-2023. L'étude sur La

---

1. <https://mivegec.fr>

2. <https://rivoc.edu.umontpellier.fr/>

3. <https://muse.edu.umontpellier.fr/key-initiatives-muse/rive/>

Réunion a été financée dans le cadre du projet Anisette et a bénéficié des partenariats avec les membres du Dispositif de recherche et d'enseignement en partenariat *One Health Océan Indien*.

Les travaux présentés dans le chapitre 6 ont été financés par le Fonds social européen (FSE), le Centre national d'études spatiales (Cnes) et la collectivité territoriale de Guyane (CTG), ainsi que par le programme Investissement d'avenir coordonné par l'Agence nationale de la recherche (ANR), *via* le Centre d'étude de la biodiversité en Amazonie (Ceba, ANR-10-LABX-0025) et le programme franco-brésilien de recherche et de coopération scientifique Guyamazon (IRD, Cirad, Ambassade de France au Brésil, collectivité territoriale de Guyane, fondations d'appui à la recherche des États brésiliens d'Amapá, d'Amazonas et du Maranhão) *via* le projet GAPAM-Sentinel. Les auteurs remercient tout particulièrement l'Institut Pasteur de la Guyane, en particulier, Benoît de Thoisy, Antoine Adde, Romain Girod et Isabelle Dusfour, ainsi que Sébastien Briolant de l'Institut de recherche biomédicale des armées et Frédérique Seyler de l'Institut de recherche pour le développement (IRD/Espace-Dev) pour leurs contributions déterminantes.

Les travaux du chapitre 7 ont été menés dans le cadre du projet «*Surveillance and data management* numéro AID-687-G-13-00003», financé par l'USAID (*United States Agency for International Development*).

Les auteurs du chapitre 8 tiennent à remercier l'ensemble des partenaires liés au financement, au développement et au déploiement en mode opérationnel de l'outil Arbocarto : la direction générale de la Santé (DGS, Albert Godal), le Centre national d'études spatiales (CNES) et le *Space Climate Observatory* (SCO), les agences régionales de santé (ARS) Occitanie, Auvergne Rhône-Alpes, Nouvelle-Aquitaine, Réunion et Mayotte, les membres des EID (Méditerranée, Rhône-Alpes), le conseil départemental de Charente-Maritime et la collectivité territoriale de Martinique.

Le chapitre 9 a été réalisé dans le cadre du projet MO<sup>3</sup> financé par l'Agence nationale de la recherche (ANR), projet MO<sup>3</sup> (ANR-19-CE03-0004-01). Les auteurs remercient tout particulièrement Renaud Misslin (UMR LAE, INRAE – Université de Lorraine) et Somsakun Maneerat (UMR IDEES, CNRS – Université de Rouen).

# Glossaire

---

**Agent pathogène** : agent (virus, bactérie, protozoaire, nématode, etc.) capable d'engendrer une lésion ou de causer une maladie chez les animaux (y compris l'humain) ou chez les plantes.

**Arbovirus** : contraction des termes anglais *Arthropode Borne Virus*, virus transmis par des arthropodes. On appelle alors arbovirose la maladie causée par cet arbovirus.

**Arthropode** : groupe d'animaux à corps segmenté et recouvert d'un exosquelette, tels que les tiques et les moustiques.

**Autocorrélation spatio-temporelle** : mesure statistique qui répond à la question suivante : les valeurs d'entités spatiales proches évoluent-elles dans le temps de la même manière que les valeurs d'entités lointaines ?

**Biais** : Le biais statistique d'un estimateur est la différence entre la valeur de l'espérance de cet estimateur et la valeur qu'il est censé estimer. Le terme «biais» recouvre aussi l'ensemble des démarches ou procédés qui engendrent des biais statistiques, c'est-à-dire des erreurs dans les résultats d'une analyse ou d'une modélisation.

**Biotope** : espace écologique de taille variable qui offre des conditions viables, généralement assez homogènes et constantes, à l'ensemble des êtres vivants qui y coexistent.

**Cas index** : en épidémiologie, ce terme désigne la première personne d'une épidémie (ou d'un cluster épidémiologique) à avoir été contaminée par un agent pathogène.

**Cluster (agrégat)** : regroupement d'objets reliés dans le temps et dans l'espace. En épidémiologie, on parle de foyer de contagion pour définir un événement sanitaire qui lie entre eux des individus.

**Compétence vectorielle** : estimation quantitative de l'efficacité du vecteur à transmettre un agent pathogène en conditions naturelles.

**Diapause** : état physiologique de repos, génétiquement déterminé, pour un organisme, qui diminue l'intensité de ses activités métaboliques. Souvent saisonnier, il peut être induit par exemple par la photopériode (Duvallat *et al.*, 2017, voir références du chapitre 1).

**Dormance** : vie ralentie sans croissance ni développement, minimisant les risques en relation avec des conditions environnementales défavorables et dont le déterminisme est environnemental (Duvallat *et al.*, 2017, voir références du chapitre 1)

**Espérance mathématique** : l'espérance d'une variable aléatoire est une valeur numérique représentant le résultat moyen d'une expérience aléatoire. C'est l'équivalent en probabilité de la moyenne d'une série statistique en statistiques.

**Estivation** : période pendant laquelle certains arthropodes réduisent leur métabolisme et puisent dans leurs réserves de graisse du fait de conditions environnementales (température, hygrométrie) défavorables. Selon la saison concernée, on peut aussi parler d'hivernation.

**Eurygame** : caractérise une espèce dont l'accouplement a lieu au cours d'un vol dans un grand espace; l'élevage en cage est donc difficile, voire impossible. Par opposition, **sténogame** désigne une espèce dont l'accouplement a lieu dans un espace restreint.

**Gîte larvaire** : espace dans lequel se développent les stades aquatiques des moustiques, également associé au lieu de ponte des femelles. Les gîtes larvaires varient considérablement selon les espèces et leurs besoins écologiques aux stades aquatiques : eau douce ou saumâtre, exposition au soleil ou à l'abri, permanents ou temporaires, chargés de débris végétaux ou composés d'eau claire, etc.

**Modèle gravitaire** : en géographie, les modèles d'interaction spatiale cherchent à décrire les relations entre les lieux. Le modèle gravitaire permet de caractériser l'intensité de ces relations entre unités géographiques en tenant compte de leur potentiel (population, richesse, etc.) et de leur distance.

**Nullipare** : désigne une femelle qui n'a pas encore pondu, par opposition à « pare ».

**Oviposition** : (du lat. *ovum*, œuf), action de ponte des œufs à un endroit choisi par la femelle gravide (en lien avec l'écologie larvaire), pour permettre leur développement dans l'environnement.

**Période d'incubation extrinsèque** : temps nécessaire aux étapes de développement du virus ingéré pour rendre le vecteur infectant lors du repas de sang suivant.

**Raster** : un raster est une grille, aussi appelée matrice, organisée en lignes et en colonnes. Chaque cellule de cette grille est un pixel unique associé à des valeurs. C'est la distribution de tous les pixels, dans la grille (ligne i, colonne j), qui crée une image (en général au format « .tif »).

**Résidus** : Dans un modèle statistique, les résidus correspondent à la part des données d'observation qui n'est pas expliquée par le modèle. Dans un modèle de régression, les résidus correspondent à l'écart entre les données estimées par le modèle et les données observées.

**Vecteur (biologie)** : se dit d'un organisme qui transmet un agent infectieux. En particulier, il peut s'agir d'un arthropode hématophage qui assure la transmission biologique (ou mécanique) active d'un agent pathogène d'un vertébré à un autre vertébré.

**Vecteur (géomatique)** : La donnée vecteur est utilisée pour représenter les entités du monde réel dans un SIG. Une entité vectorielle peut avoir une géométrie de type point, polyligne ou polygone. Chaque entité vecteur a des données attributaires qui la décrivent. La géométrie de l'entité est décrite en termes de sommets<sup>1</sup>.

---

1. [https://docs.qgis.org/2.8/fr/docs/gentle\\_gis\\_introduction/vector\\_data.html#:~:text=La%20donn%C3%A9e%20vecteur%20est%20utilis%C3%A9e,d%C3%A9crit%20en%20termes%20de%20sommets](https://docs.qgis.org/2.8/fr/docs/gentle_gis_introduction/vector_data.html#:~:text=La%20donn%C3%A9e%20vecteur%20est%20utilis%C3%A9e,d%C3%A9crit%20en%20termes%20de%20sommets)

# Liste des sigles

---

ACP	Analyse en composantes principales
AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i> / Processus d'analyse hiérarchique
AID	Aspersion intra-domiciliaire d'insecticide
AMC	Analyse multicritère
AMCS	Analyse multicritère spatialisée
ARS	Agence régionale de santé
BI	<i>Brightness Index</i> / Indice de brillance
CES	Centre d'expertise scientifique (du pôle Theia)
Cnes	Centre national d'études spatiales
Cirad	Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement
DDT	Dichlorodiphényltrichloroéthane (insecticide)
DGS	Direction générale de la santé
DLR	<i>Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt</i> / Centre allemand de l'aéronautique et astronautique (agence spatiale allemande)
EDO	Équations différentielles ordinaires
ECOSTRESS	<i>Ecosystem Spaceborne Thermal Radiometer Experiment on Space Station</i>
EID	Entente interdépartementale pour la démoustication
ESA	<i>European Spatial Agency</i> / Agence spatiale européenne
ESRI	<i>Environmental Systems Research Institute</i> (entreprise privée)
ETM+	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus</i>
EVI	<i>Enhanced Vegetation Index</i> / Indice de végétation amélioré
FAO	Food and Agriculture Organization / Organisation des Nations unies pour l'agriculture et l'alimentation
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> / Transformée de Fourier rapide
FOTO	<i>Fourier-based Textural Ordination</i> / Ordination texturale basée sur la transformée de Fourier
GBIF	<i>Global Biodiversity Information Facility</i> / Centre d'information mondial sur la biodiversité
GHSL	<i>Global Human Settlement Layer</i> / Couche mondiale des établissements humains
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
GLCM	<i>Grey Level Co-occurrence Matrix</i> / Matrice de cooccurrence des niveaux de gris
GLM	<i>Generalized Linear Model</i> / Modèle linéaire généralisé
GPM	<i>Global Precipitation Measurement</i> / Mesure des précipitations mondiales

## Téledétection et modélisation spatiale

GSMaP	<i>Global Satellite Mapping of Precipitation</i> / Cartographie mondiale des précipitations par satellite
HPC	<i>High Performance Computing</i> / Calcul de haute performance
HR	Haute résolution (spatiale)
HTC	Hautes Terres centrales (de Madagascar)
IB	Indice de brillance
IMERG	<i>Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM</i>
INRAE	Institut national de recherche pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement
IPF	<i>Iterative Proportional Fitting</i> / Ajustement proportionnel itératif
IPM	Institut Pasteur de Madagascar
IRD	Institut de recherche pour le développement
IGN	Institut national de l'information géographique et forestière
Insee	Institut national de la statistique et des études économiques
Iris	Îlots regroupés pour l'information statistique
JRC	<i>Joint Research Center</i> / Centre commun de recherche (service scientifique interne de la Commission européenne)
JRE	<i>Java Runtime Environment</i> / Environnement d'exécution Java
LAV	Lutte antivectorielle
LMI	Laboratoire mixte international (de l'IRD)
LST	<i>Land Surface Temperature</i> / Température de surface au sol
MAE	<i>Mean Absolute Error</i> / Erreur moyenne absolue
MIR	Moyen infrarouge
MNE	Modèle numérique d'élévation
MNDWI	<i>Modified Normalized Difference Water Index</i> / Indice d'eau par différence normalisée modifié
MODIS	<i>Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer</i> / Radiomètre spectral pour imagerie de résolution moyenne
MTV	Maladie à transmission vectorielle
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i> / Administration nationale de l'aéronautique et de l'espace (des États-Unis)
NDBI	<i>Normalized Difference Built-up Index</i> / Indice de bâti par différence normalisée
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> / Indice de végétation par différence normalisée
NDWI	<i>Normalized Difference Water Index</i> / Indice d'eau par différence normalisée
OLI	<i>Operational Land Imager</i>
OMS	Organisation mondiale de la santé
OSM	<i>OpenStreetMap</i>
Peps	Plateforme d'exploitation des produits Sentinel
PNLP	Programme national de lutte contre le paludisme
Pnue	Programme des Nations unies pour l'environnement
PPA	Peste porcine africaine
PIR	Proche infrarouge



RC	Ratio de cohérence
RVB	Rouge, vert, bleu
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i> / Indice de végétation ajusté au sol
SCO	<i>Space Climate Observatory</i> / Observatoire spatial du climat
SEAS-OI	Surveillance de l'environnement assisté par satellite – Océan Indien (pôle de recherche et de valorisation en télédétection et géomatique)
SGIS	Système de gestion d'information sanitaire
SIG	Système d'information géographique
SMA	Système multi-agent
SRTM	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i> / Mission de topographie radar par navette spatiale
SVM	<i>Support Vector Machine</i> / Machine à vecteurs de support
SWIR	<i>Short Wave Infrared</i> / Infrarouge à ondes courtes
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i> / Capteur infrarouge thermique
TIS	Technique de l'insecte stérile
THRS	Très haute résolution (spatiale)
TRMM	<i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i> / Mission pour la mesure des pluies tropicales
TVX	<i>Temperature-Vegetation Index</i> / Indice température-végétation
UMR	Unité mixte de recherche
USGS	<i>United States Geological Survey</i> / Service géologique des États-Unis
WHO	<i>World Health Organization</i> / Organisation mondiale de la santé
WMS	<i>Web Map Service</i> / Service de carte en ligne
WNF	<i>West Nile fever</i> / Fièvre du Nil occidental
WNV	<i>West Nile virus</i> / Virus du Nil occidental
ZSE	Zone de surveillance entomologique



# Les auteurs

---

THIERRY BALDET est chercheur en entomologie médicale spécialiste des maladies vectorielles émergentes au sein de l'UMR ASTRE (Animal, santé, territoires, risques, écosystèmes) du Cirad. Il a conduit des recherches sur les filarioses, le paludisme et les arboviroses dans de nombreux pays africains, dont le Bénin où il a contribué également à la coordination du premier master international en entomologie médicale et vétérinaire. Il est affecté depuis 2019 à La Réunion pour développer des activités de recherche et de formation sur la prévention et le contrôle du risque vectoriel dans l'océan Indien et a repris en 2020 la coordination du dispositif *One Health* dans la région (<https://www.onehealth-oi.org/>).

BARBARA BOUFHAL est étudiante en master 2 de Géographie, aménagement, environnement et développement, parcours Analyse territoriale en environnement et santé, à l'université de Rouen. Elle est stagiaire au sein de l'UMR IDEES et travaille sur la détection des environnements propices au développement d'*Aedes aegypti* et *Aedes albopictus* en zone urbaine, sur deux sites d'étude : Bangkok et la métropole de Rouen.

MATHIEU CASTETS est chercheur en informatique et modélisation spatiale au Cirad à l'UMR TETIS (Territoires, environnement, télédétection et information spatiale). Il est actuellement basé à l'île de La Réunion. Ses activités portent sur le développement de méthodes pour la modélisation des dynamiques spatiales.

THIBAUT CATRY est ingénieur de recherche en télédétection à l'IRD au sein de l'UMR Espace-Dev. Il est basé à la Maison de la télédétection de Montpellier. Ses activités portent sur le développement de méthodes de traitement des images satellite optiques et radar pour la caractérisation de l'environnement, pour des applications en santé, hydrologie, déforestation, etc.

ALEXANDRE CEBELLAC est postdoctorant à l'Institut Pasteur et hébergé à l'UMR IDEES (Normandie Université). Ses travaux portent essentiellement sur l'étude des mobilités humaines, notamment en contexte d'épidémies de dengue. Il s'appuie sur la collecte, l'analyse et le traitement de données massives et variées, allant de traces numériques géolocalisées aux images satellite, et participe à la production de modèles multi-agents.

ÉRIC DAUDÉ est géographe, directeur de recherche au CNRS affecté à l'UMR IDEES (Normandie Université). Ses travaux portent sur l'étude des vulnérabilités des territoires et des populations à différents aléas (environnementaux et technologiques), les stratégies de gestion des risques (contrôle vectoriel) et des crises (évacuations massives de population) à partir de la conception de modèles de simulation spatiale et l'exploration de scénarios d'aléas.

MARIE DEMARCHI est ingénieure géomatique indépendante, directrice de l'entreprise du même nom. Elle est basée à la Maison de la télédétection à Montpellier et travaille principalement en partenariat avec les organismes de recherche et de formation pour les accompagner dans les différentes phases de leurs projets : analyse et modélisation spatiale / conseil, accompagnement-animation de réseaux d'acteurs et formation / valorisation et communication des résultats d'études sur les territoires. Ses 25 années de compétence géomatique sont mises en œuvre dans les domaines de l'aménagement du territoire, de l'environnement, de l'agriculture, de l'urbanisme et de la santé. Marie Demarchi est co-auteur avec le Cirad de l'application Arbocarto, développée pour le ministère français de la Santé.

NADINE DESSAY est ingénieure de recherche en télédétection à l'IRD au sein de l'UMR Espace-Dev, basée à la Maison de la télédétection de Montpellier. Ses travaux portent sur l'utilisation d'images satellite et le développement d'outils pour la production d'indicateurs spatialisés caractérisant les liens entre les variables environnementales et la santé.

FLORENCE FOURNET est chercheuse en entomologie médicale à l'IRD au sein de l'UMR MIVEGEC (Maladies infectieuses et vecteurs : écologie, génétique, évolution et contrôle). Elle s'intéresse aux relations entre environnement urbain et santé, en particulier au regard des maladies à transmission vectorielle. Elle a travaillé en Afrique de l'Ouest, en Côte d'Ivoire et au Burkina Faso, en développant des approches géographiques des inégalités d'exposition au paludisme ou encore à la dengue en milieu urbain.

OLIVIER GILLET est doctorant à l'UMR IDEES (université Rouen Normandie). Son travail de recherche porte sur la gestion du risque volcanique en Guadeloupe et, plus précisément, sur les stratégies d'évacuation massive de la population. L'objectif est, *via* la simulation informatique, d'explorer le champ des possibles en matière de scénarios éruptifs afin de fournir aux acteurs de la gestion de crise des informations relatives à ces diverses stratégies.

HÉLÈNE GUIIS est vétérinaire épidémiologiste, chercheuse au Cirad au sein de l'UMR ASTRE. Elle est actuellement en poste à l'Institut Pasteur du Cambodge. Ses activités de recherche concernent l'épidémiologie des maladies vectorielles humaines et animales, la distribution des arthropodes vecteurs ainsi que la surveillance des arbovirus.

NAUSICAA HABCHI-HANRIOT est entomologiste médicale au service de lutte antivectorielle (LAV) de l'agence régionale de santé de La Réunion (ARS La Réunion). Ses activités portent sur la surveillance des Culicidés locaux et sur la recherche d'approches innovantes de LAV. Elle s'intéresse aux outils complémentaires à la lutte antivectorielle classique et à leur déployabilité dans le contexte réunionnais, face notamment à *Aedes albopictus*.

VINCENT HERBRETEAU est chargé de recherche, géographe de la santé à l'IRD au sein de l'UMR Espace-Dev, actuellement en affectation à l'Institut Pasteur du Cambodge. Ses travaux de recherche sont centrés sur l'analyse spatiale des maladies, depuis l'étude de l'écologie des hôtes et vecteurs de pathogènes, l'étude de l'exposition des populations humaines à ces vecteurs et pathogènes (modèles sociaux, accès aux services de santé, etc.), jusqu'à une approche du risque de transmission de maladies.

OPHÉLIE HOARAU a réalisé en 2021 son stage de master 2 Risques et ressources naturels des environnements tropicaux, parcours Géomatique et téledétection (université de La Réunion) au Cirad dans le cadre du projet Anisette. Elle a travaillé sur l'extraction d'indicateurs paysagers, à partir d'images d'observation de la Terre pour l'estimation de la distribution des gîtes larvaires d'*Aedes albopictus* à La Réunion.

RENAUD MARTI est ingénieur de recherche INRAE, au sein de l'UMR TETIS à la Maison de la téledétection de Montpellier. Ses travaux visent à proposer une restitution numérique de l'environnement, sous la forme de cartographies d'occupation et d'usage du sol, de métriques paysagères et d'indicateurs spatialisés en lien avec les processus écologiques associés à la dynamique des réservoirs, vecteurs et agents pathogènes, afin d'intégrer cette information spatiale dans des modèles spatialisés, prédictifs des zones et périodes à risque de maladie.

YI MOUA est docteur de l'université de Guyane et actuellement ingénieure de recherche à l'IRD, UMR Espace-Dev, dans le cadre du Projet de coopération régionale d'observation des Guyanes par satellite (Progysat) financé par le Fonds européen de développement régional (Feder) de la Guyane française, Programme de coopération interrégionale Amazonie (PCIA). Son expertise concerne la géomatique, la modélisation de distribution d'espèces, les systèmes d'information.

BENJAMIN PILLOT est modélisateur, chargé de recherche à l'IRD, au sein de l'UMR Espace-Dev. Ses travaux portent sur le développement et l'intégration de modèles spatio-temporels dans le domaine de la science de la durabilité, en particulier pour la production de scénarios multidimensionnels de transition énergétique et d'accès durable à l'énergie dans les Suds. Il s'intéresse également à la modélisation et au traitement de données hétérogènes dans des champs connexes, dont celui de la santé et des maladies vectorielles.

HOBINIAINA ANTHONIO RAKOTOARISON est ingénieur de recherche à l'Institut Pasteur de Madagascar (IPM), unité d'Épidémiologie et de recherche clinique (EPI-RC) et enseignant au sein de la mention Sciences de la Terre et de l'environnement (STE) à l'université d'Antananarivo. Ses travaux portent sur l'application de la géomatique en santé publique et il s'intéresse particulièrement à la modélisation spatiale des maladies à transmission vectorielle.

FANJASOA RAKOTOMANANA est chargée de recherche au sein de l'Institut Pasteur de Madagascar, dans l'unité d'Épidémiologie et de recherche clinique (EPI-RC). Elle est responsable du groupe Santé et géomatique (SaGEO) et ses travaux de recherche concernent l'épidémiologie spatiale, en particulier sur les maladies vectorielles comme le paludisme à Madagascar.

SÉBASTIEN REY-COYREHOURCQ est ingénieur de recherche à l'UMR IDEES, expert dans la construction et l'exploration de modèles de simulation multi-agents, mais également dans la création et l'utilisation sur ces modèles de simulations d'outils et de méthodes innovantes d'exploration (OpenMOLE, MGO) appuyées par le calcul intensif.

EMMANUEL ROUX est chercheur à l'Institut de recherche pour le développement (IRD), au sein de l'UMR Espace-Dev. Ses travaux mobilisent les sciences des données et des modèles pour l'étude, le suivi et le contrôle des systèmes éco-épidémiologiques associés aux maladies vectorielles, le paludisme en particulier. Il s'intéresse plus spécifiquement aux zones transfrontalières aux frontières internationales de l'Amazonie brésilienne et codirige le laboratoire mixte international (LMI) franco-brésilien « Senti-nela » (IRD, France; Fondation Oswaldo Cruz et université de Brasília, Brésil).

CLAIRE TELLET est doctorante en géographie et télédétection à l'IRD au sein de l'UMR Espace-Dev. Elle est basée à la Maison de la télédétection de Montpellier. Ses activités portent sur l'utilisation de la télédétection pour caractériser l'environnement urbain des moustiques *Aedes* et identifier le risque d'exposition des populations humaines. L'objectif de sa thèse est de développer une approche dans laquelle la spatialisation du risque exploite au mieux les données satellitaires et ne soit pas conditionnée par la disponibilité des données sur les cas de maladie et sur les vecteurs.

ANNELISE TRAN est chercheuse en géomatique au Cirad à l'UMR TETIS et chercheuse associée à l'UMR ASTRE. Elle est actuellement basée à la Maison de la télédétection à Montpellier. Ses activités portent sur le développement de méthodes en télédétection et modélisation spatiale avec des applications principalement dans le domaine de la santé. Elle coordonne avec Thibault Catry le Centre d'expertise scientifique « Risques maladies infectieuses » du pôle Theia, ainsi que différents projets de recherche sur les applications de la télédétection en santé, dont le projet Anisette.

En couverture : © IRD / Contains modified Copernicus Data

Relecture : Annie Bauer

Infographie : Hélène Bonnet, Studio 9

Mise en pages : Hélène Bonnet, Studio 9

Achévé d'imprimer en octobre 2022 par

Isiprint

139 rue Rateau

93120 La Courneuve

Dépôt légal : novembre 2022

Les moustiques sont vecteurs de nombreux agents pathogènes responsables de maladies, telles que le paludisme, la dengue, le chikungunya ou la fièvre jaune. Selon l'Organisation mondiale de la santé, ils provoquent plusieurs centaines de milliers de décès chaque année. Ils sont aussi à l'origine de zoonoses, comme la fièvre de la vallée du Rift et la fièvre du Nil occidental.

Dans ce contexte, les besoins en outils opérationnels permettant d'orienter les actions de surveillance et de contrôle sont importants, à la fois dans les pays du Sud — les zones tropicales et subtropicales sont les plus touchées par les maladies causées par les moustiques —, mais également dans les pays du Nord, où l'installation de nouvelles espèces comme le moustique-tigre augmente le risque d'émergence de maladies. Pour répondre à ces besoins, les images d'observation de la Terre présentent un fort intérêt : la distribution dans l'espace et la dynamique temporelle des moustiques sont influencées par des variables climatiques (températures, précipitations, humidité) et environnementales (disponibilité de zones en eau, végétation), dont les indicateurs peuvent être dérivés d'images satellite.

De nombreuses études récentes ont permis de développer des méthodes innovantes couplant télédétection et modélisation spatiale pour prédire la dynamique spatiale et temporelle des moustiques vecteurs et des maladies associées. Au-delà de l'étude de faisabilité, certaines de ces méthodes ont abouti à des outils et à des chaînes de traitement aujourd'hui opérationnels, utilisés par les acteurs de santé publique et les opérateurs chargés de la lutte antivectorielle.

Cet ouvrage, destiné aux étudiants et aux chercheurs comme aux acteurs de santé publique, présente une synthèse de ces travaux de recherche et de ces outils.

**Annelise Tran** est chercheuse au Cirad, au sein de l'UMR TETIS à Montpellier. Ses recherches portent sur le développement de méthodes en télédétection et modélisation spatiale avec des applications dans le domaine de la santé.

**Éric Daudé** est directeur de recherche au CNRS et directeur adjoint de l'UMR IDEES à Normandie Université. Ses recherches portent sur l'étude de la vulnérabilité des territoires aux risques et le développement de méthodes de modélisation spatiale appliquées à la gestion de crise.

**Thibault Catry** est ingénieur de recherche en télédétection à l'IRD, au sein de l'UMR Espace-dev à Montpellier. Il développe des méthodes de traitement de l'imagerie satellite pour la caractérisation des dynamiques environnementales, avec un intérêt particulier pour les relations entre environnement et santé.

26 €

ISBN : 978-2-7592-3628-2



9 782759 236282

ISSN : 1773-7923

Réf. : 02865

éditions  
**Quæ**

Éditions Cirad, Ifremer, INRAE  
www.quæ.com

