



**Modélisation des relations entre occupation - usage du
sol et distribution spatiale du paludisme par
télédétection optique et radar : application à un
environnement en évolution : région transfrontalière
Guyane Française – Brésil**

Zhichao Li

► **To cite this version:**

Zhichao Li. Modélisation des relations entre occupation - usage du sol et distribution spatiale du paludisme par télédétection optique et radar : application à un environnement en évolution : région transfrontalière Guyane Française – Brésil. Sciences de la Terre. Université Montpellier, 2016. Français. NNT : 2016MONTT144 . tel-01661374

HAL Id: tel-01661374

<https://theses.hal.science/tel-01661374>

Submitted on 11 Dec 2017

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

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

THÈSE

Pour obtenir le grade de
Docteur

Délivré par l'Université de Montpellier

**Préparée au sein de l'école doctorale GAIA
« Biodiversité, Agriculture, Alimentation,
Environnement, Terre et Eau »
Et de l'unité de recherche Espace-Dev**

Spécialité : STE - Sciences de la Terre et de l'EAU

Présentée par Zhichao LI

**Modélisation des relations entre occupation
- usage du sol et distribution spatiale du
paludisme par télédétection optique et
radar. Application à un environnement en
évolution : région transfrontalière Guyane
Française – Brésil**

Soutenue le 08 décembre 2016 devant le jury composé de

Mme Frédérique SEYLER, Directeur de recherche, IRD France Sud	Directrice de thèse
M. Vincent DUBREUIL, Professeur, Université Rennes 2	Rapporteur
M. Jean GAUDART, Professeur, Université d'Aix-Marseille	Rapporteur
Mme Agnès BEGUE, Chercheur, CIRAD Montpellier	Examinateur
M. Laurent POLIDORI, Directeur de recherche, CNRS	Président du jury
M. Damien ARVOR, Chargé de recherche, Université Rennes 2	Examinateur
Mme Nadine DESSAY, Ingénieur de recherche, IRD France Sud	Examinatrice
M. Emmanuel ROUX, Chargé de recherche, IRD France Sud	Examinateur
M. Christovam BARCELLOS, Professeur, FIOCRUZ Brésil	Invité



A mes parents

Remerciements

Je tiens, dans un premier temps, à remercier vivement les membres du jury de cette thèse :

- M. *Jean Gaudart*, professeur à l'Université d'Aix-Marseille et chercheur à l'UMR 912 SESSTIM (Sciences Economiques & Sociales de la Santé & Traitement de l'Information Médicale) et M. *Vincent Dubreuil*, professeur à l'Université Rennes 2 et chercheur à l'UMR 6554 LETG (Littoral-Environnement-Télédétection-Géomatique) qui ont acceptés de juger ce travail et d'en être les rapporteurs.
- Mme *Frédérique Seyler*, directrice de l'UMR ESPACE-DEV, unité de l'Institut de Recherche pour le Développement pour m'avoir fait l'honneur d'être ma directrice de thèse et m'avoir accueilli dans son laboratoire localisé à la Maison de la Télédétection à Montpellier.
- M. *Laurent Polidori*, directeur du Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBIO) à Toulouse, Mme *Agnès Bégué*, responsable de l'équipe Acquisition et Traitement de données en Télédétection et d'Observations Spatialisées (ATTOS) de l'UMR Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale (TETIS) et M. *Damien Arvor*, chargé de recherche au Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS) et membre également du LETG pour avoir examinés mon travail avec attention.
- Mme *Nadine Dessay*, responsable de l'équipe OSE (Observation Spatiale de l'Environnement) de l'UMR ESPACE-DEV qui m'a d'abord accueilli dans le cadre d'un master 2 portant sur le suivi par télédétection des lagunes méditerranéennes et des habitats submergés. Elle a eu confiance en moi et m'a encouragé à débiter cette thèse. M. *Emmanuel Roux*, chargé de recherche à l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) et membre de l'équipe MICADO (Modélisation, Ingénierie des Connaissances et Analyse des Données spatiales) de l'UMR ESPACE-DEV m'a beaucoup aidé sur les méthodes de modélisation. Je tiens à remercier mes deux co-encadrants pour leur disponibilité et assistance perpétuelle ainsi que pour les précieux conseils qu'ils m'ont prodigués tout au long de la thèse.
- M. *Christovam Barcellos*, Directeur de recherche à la Fondation Oswaldo Cruz (Fiocruz / Ministère de la santé du Brésil) à Rio de Janeiro et responsable de l'Observatoire National du Climat et de la Santé pour ses questions pertinentes lors

des discussions survenues durant son séjour en France à l'IRD et durant ma mission à Macapa au Brésil en 2015.

Je tiens à remercier également:

- M. *Antoine Adde*, pour nos échanges scientifiques sur la zone d'étude. Il est doctorant à l'Unité d'Entomologie Médicale (UEM) de l'Institut Pasteur de la Guyane (IPG) L'IPG mène des recherches sur la bio-écologie des différentes espèces d'anophèles présentes en Guyane, leur rôle dans la transmission du paludisme dans les différents foyers de transmission guyanais, et sur les méthodes de surveillance entomologique systématique pour l'anticipation des pics de cas de paludisme.
- Mme *Margarete Do Soccoro Mendonsa Gomes*, responsable brésilien du projet GAPAM-Sentinel (Guyane – Amapá – Amazonas – Amazons – Malária : Site sentinelle transfrontalier de l'observatoire brésilien du climat et de la santé) qui s'est montré intéressée par mon travail et M. *Volmir Miguel Zanini* responsable du laboratoire d'entomologie médicale pour les échanges de données. Ils sont rattachés tous les deux au LACEN-AP (Laboratório Central de Saúde Pública do Amapá), qui a en charge de rassembler les données épidémiologiques de l'Etat et d'en assurer la cohérence et la qualité.
- M. *Allan Kardec Ribeiro Galardo* responsable du Laboratoire d'entomologie médicale du IEPA (Instituto de Estudos e Pesquisas do Estado do Amapá) qui travaille notamment sur la bio-écologie des vecteurs du paludisme et sur l'évaluation des actions de prévention et de lutte.
- Mme *Aurélia Stefani* chercheur de l'équipe d'Epidémiologie des Parasitoses Tropicales (EPaT) (Responsable : M. *Mathieu Nacher*), qui mène des recherches sur l'épidémiologie du paludisme en Guyane et les facteurs de risque, notamment environnementaux de la maladie. Stephany m'a permis d'utiliser les données sur les taux d'incidence de Camopi.
- M. *Thibault Catry* ingénieur de recherche spécialiste radar, pour sa formation radar, pour ses retours toujours pertinents sur la caractérisation à partir des données multi-capteurs (optique et radar) des différents paysages favorables à la transmission du paludisme et pour nos futures collaborations.

Je tiens à remercier les institutions qui m'ont permis financièrement et matériellement d'arriver à bout de ce travail :

- Le China Scholarship Council (CSC) qui a financé ma bourse de thèse pendant trois ans.
- L'Université de Montpellier (UM), mon université de rattachement, qui m'a permis de réaliser cette thèse dans de bonnes conditions.
- L'UMR ESPACE-DEV de l'IRD qui m'a accueillie et financé pendant ma période de prolongation de deux mois précédant la soutenance.
- Le Service de l'Éducation de l'Ambassade de Chine en France, notamment le Premier Secrétaire pour l'éducation M. *Runmin Zhou* pour le temps qu'il a consacré au suivi de mes dossiers administratifs.
- Le Centre National d'Études Spatiales (CNES) qui à travers l'appel "TOSCA" intitulé « Évaluation de la contribution de la télédétection multi-dates et multi-capteurs dans la construction d'indicateurs spatialisés du risque de transmission du paludisme en région amazonienne » (TéléPal) a permis ma participation au projet.

Je remercie M. *Vincent Herbreteau* qui dans le cadre de l'axe transversal Environnement, Sociétés, et Risques Sanitaires (ESoR / UMR ESPACE-DEV) dont il est le responsable m'a permis de participer à deux formations portant sur l'introduction au langage R et l'utilisation des données Modis dans le cadre d'une étude épidémiologique.

Je remercie M. *Morgan Mangeas* chercheur de l'équipe MICADO pour son aide précieuse sur la programmation R, le don de son écran d'ordinateur et surtout ses suggestions constructives et ses contributions dans le domaine des mathématiques et des statistiques spatiales.

Je remercie M. *Léandro Da Silva Gregorio*, Mme *Yi Moua*, M. *Alexandre Wiefels*, tous les trois doctorants de l'UMR ESPACE-DEV à la Maison de la Télédétection et travaillant sur les maladies vectorielles (paludisme et dengue) en Amazonie pour les discussions enrichissantes sur les vecteurs et les systèmes de santé.

Je remercie M. *Claudio Almeida* doctorant de l'UMR ESPACE-DEV à la Maison de la Télédétection pour nos échanges sur la méthodologie de classification d'occupation du sol « TerraClass » qu'il a contribué à développer et qui est utilisé au Brésil.

Je voudrais remercier également, M. *Damien Arvor*, Chargé de Recherche à l'Université Rennes 2 à l'UMR 6554 LETG, pour toutes nos discussions en début de thèse sur la mise au point d'une classification générique d'occupation du sol en Amazonie et pour son aide pour mes premiers pas sur R.

Je voudrais remercier mes collègues du centre IRD de Guyane : M. *Christophe Charron*, responsable de l'équipe scientifique de l'UMR ESPACE-DEV à Cayenne pour m'avoir aidé pendant ma mission en Guyane. M. *Adrien Moiret*, géomaticien qui a alimenté mon travail en données brutes et en images classifiées, et qui m'a guidé sur la manière de classifier des zones d'étude par télédétection. M. *Laurent Schmitt*, Master 2, pour nos échanges autour de la pédologie de la région amazonienne.

Je tiens à remercier les deux opérateurs de la station satellite de Montpellier, M. *Jérôme Levé* et M. *Bastien Nguyen Duy Bardakji* pour m'avoir facilité l'accès aux images satellites et M. Jean-François Faure responsable du projet GEOSUD (GEOInformation for Sustainable Development).

Je suis également reconnaissant aux différents chercheurs de l'UMR ESPACE-DEV qui m'ont apporté aux travers de leurs suggestions et de leurs contributions une vision interdisciplinaire : Mme *Danielle Mitja* chercheur écologue spécialiste du babaçu amazonien ; M. *Laurent Demagistri* ingénieur en traitement du signal qui a eu la gentillesse de relire mon introduction, M. *Eric Delaitre*, ingénieur de recherche de l'équipe OSE spécialiste des milieux arides et tropicaux pour le temps accordé lors des préparations des présentations des doctorales et pour ses conseils sur les schémas méthodologiques.

Je remercie Mme *Thérèse Libourel*, ancienne directrice de l'UMR ESPACE-DEV qui à mon arrivée à Montpellier est intervenue à plusieurs reprises pour m'expliquer les méandres de l'école doctorale.

Je voudrais remercier chaleureusement mes camarades et amis à la Maison de la Télédétection : Mme *Eva Serrano*, M. *Marcus Fuckner*, Mme *Missifany Silveira*, M. *Savio Mendonca*, M. *Paulo Peiter* spécialiste de la géographie des frontières, M. *Eudes Bomfim*, et M. *Etienne Mahé* pour l'ambiance familiale et conviviale. J'ai passé avec eux trois années agréables qui resteront éternellement gravées dans ma mémoire.

Mes remerciements vont aussi à Mme. Mme *Sylvie Laleu*, Mme *Agnès Clément*, et Mme *Véronique Rousseau*, toujours si disponibles, qui m'ont aidé de nombreuses fois à résoudre les questions administratives et même personnelles.

Je suis éternellement reconnaissant à ma famille pour leur amour, et leur appui inconditionnel en particulier à mes parents et à mon frère.

Mes remerciements et ma gratitude à tous ceux qui m'ont appuyé, et mes excuses à ceux qui n'ont pas été expressément cités ici, mais qui ont d'une façon ou d'une autre collaboré à la réalisation de cette thèse.

Publications et communications

- **Articles de revue de rang A**

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), p319. doi:10.3390/rs8040319.

- **Articles publiés dans les conférences internationales avec comité de lecture**

Li, Z., Catry, T., Dessay, N., Roux, E., Etienne, M., Seyler, F. (2016). Multi-sensor data fusion for identifying malaria environmental features, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Beijing, China, 10-15 July 2016.

Li, Z., Catry, T., Dessay, N., Roux, E., Seyler, F. (2016). Mapping soil typologies using geomorphologic features extracted from DEM and SAR data: an environmental factor affecting malaria transmission in the Amazon, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Beijing, China, 10-15 July 2016.

Catry, T., **Li, Z.,** Roux, E., Herbreteau, V., Dessay, N., Révillion, C. (2016) Fusion of SAR and optical imagery for studying the eco-epidemiology of vector-borne diseases in tropical Countries, *Living planet symposium 2016*, Prague, Czech Republic, 9-13 May 2016.

- **Articles de revue de rang A en cours**

Li, Z., Catry, T., Dessay, N., Almeida, C., Seyler, F., Roux, E., (2016). Large-scale multi-sensor implementation of malaria normalized landscape-based hazard index in the Amazon. (Considered Journal: « Remote Sensing »)

Li, Z., Catry, T., Dessay, N., Roux, E., Seyler, F. (2017). Multi-sensor data fusion for identifying and mapping malaria environmental factors in the Cross-border Area between French Guiana and Brazil. (Considered Journal: « Remote Sensing »)

Catry, T., **Li, Z.,** Herbreteau, V., Roux, E., Seyler, F., Dessay, N. (2016). Wetlands and mosquito-borne diseases in the Amazon: a review and new insights from SAR remote-sensing.

Sommaire

REMERCIEMENTS	1 -
PUBLICATIONS ET COMMUNICATIONS	7 -
SOMMAIRE	9 -
LISTE DES FIGURES	13 -
LISTE DES TABLEAUX	17 -
LISTE DES SIGLES	19 -
INTRODUCTION GENERALE	23 -
 I. Paludisme	 33 -
1.1. Généralités sur le paludisme	34 -
1.1.1. Définition et répartition géographique	34 -
1.1.2. Vecteurs	35 -
1.1.3. Déterminants généraux du paludisme	37 -
1.1.4. Stratégies de lutte	38 -
1.1.5. Diagnostic et traitement	39 -
1.1.6. Conséquence économique	39 -
1.1.7. Contexte transfrontalière et paludisme	40 -
1.2. Transmission du Paludisme en Amazonie	40 -
1.2.1. <i>Anophèles darlingi</i> , vecteur principal	41 -
1.2.2. Liens entre occupation du sol amazonienne et paludisme	43 -
 II. Potentiel de la télédétection pour l'étude du paludisme	 49 -
2.1. Eléments participant à la construction du risque de paludisme	51 -
2.2. Apport de la télédétection pour l'étude du paludisme	51 -
2.2.1. Apports des données optiques	53 -
2.2.2. Complémentarité des données radars avec les données optiques	54 -
2.2.3. Fusion de données optiques / radar	55 -
2.3. Caractérisation du paysage pour l'étude du paludisme	57 -
2.3.1. Qu'est-ce que le paysage et les métriques paysagères ?	57 -
2.3.2. Apports de métriques paysagères pour l'étude paludisme	58 -
2.4. Méthodologie de cartographie du risque du paludisme	59 -
2.4.1. Cartographie des risques fondée sur les données	59 -
2.4.2. Cartographie des risques fondée sur la connaissance	59 -
 III. Cas particulier de la zone transfrontalière franco-brésilienne	 61 -

3.1.	Présentation de la zone d'étude	- 62 -
3.2.	Echelles adaptées à la caractérisation de l'environnement	- 69 -
3.2.1.	Echelles spatiales	- 69 -
3.2.2.	Echelles temporelles	- 70 -
3.3.	Présentation des données disponibles	- 71 -
3.3.1.	Données mise à disposition	- 71 -
3.3.2.	Données collectées	- 74 -
3.4.	Synthèse des images disponibles, d'échelles d'étude et des objectifs	- 77 -
IV.	Occupation du sol et vecteurs adultes	- 79 -
4.1.	Introduction	- 80 -
4.2.	Caractéristiques générales de l'indicateur d'aléa	- 80 -
4.3.	Classification forêt / non-forêt	- 81 -
4.4.	Caractérisation du paysage <i>forêt / non-forêt</i>	- 81 -
4.5.	Construction de l'indicateur d'aléa	- 83 -
4.6.	Validation	- 83 -
4.6.1.	Evaluation qualitative	- 83 -
4.6.2.	Evaluation quantitative	- 84 -
4.7.	Résultats	- 87 -
4.7.1.	Etude comparative du contenu informationnel des métriques	- 87 -
4.7.2.	Comportements empiriques des métriques et des indicateurs candidats	- 88 -
4.7.3.	Relations entre indicateurs candidats et taux d'incidence	- 91 -
4.7.4.	Choix définitif du <i>NLHI</i>	- 92 -
4.8.	Discussion	- 96 -
4.9.	Conclusion	- 99 -
V.	Identification des gîtes larvaires potentiels	- 101 -
5.1.	Introduction	- 102 -
5.2.	Occupation du sol	- 103 -
5.2.1.	Exploitation de données optique à haute résolution	- 103 -
5.2.2.	Apports des données radars en complément des données optiques	- 106 -
5.2.3.	Typologie des zones humides à partir du radar en band L	- 107 -
5.2.4.	Exploitation de données radar à haute résolution	- 107 -
5.2.5.	Contribution de la fusion optique / radar	- 109 -
5.3.	Topographie, typologie des sols et distribution des gîtes larvaires potentiels	- 110 -
5.3.1.	Modèle conceptuel de l'évolution des sols	- 110 -

5.3.2. Cartographie de bassins versants et de la typologie des sols	112 -
5.3.3. Combinaison RADAR / MNT	114 -
5.4. Résultats	115 -
5.4.1. Occupation du sol optique	115 -
5.4.2. Zones en eau libre et humides	115 -
5.4.3. Typologie des formes de modelé des sols	116 -
5.5. Discussion	117 -
5.5.1. Identification des gîtes larvaires potentiels	117 -
5.5.2. Topographie, typologie des sols et gîtes larvaires potentiels	118 -
5.6. Conclusion	118 -
VI. Du local au régional : vers la spatialisation du <i>NLHI</i> à l'échelle de l'Amazonie	121 -
6.1. Introduction	122 -
6.2. Impact de la résolution spatiale sur l'indicateur <i>NLHI</i>	123 -
6.2.1. Simulation du <i>NLHI</i> à 30 m	123 -
6.2.2. Etude comparative	123 -
6.3. Mise en œuvre de <i>NLHI</i> à l'échelle régionale	125 -
6.4. Résultats	126 -
6.4.1. Etude comparative entre <i>NLHI_{sim}</i> et <i>NLHI_{val}</i>	126 -
6.4.2. Relation entre <i>NLHI</i> simulé et taux d'incidence actuels	126 -
6.5. Discussion	127 -
6.6. Conclusion	129 -
Discussion générale et perspectives	131 -
CONCLUSION GENERALE	139 -
BIBLIOGRAPHIES	143 -
ANNEXE 1: METRIQUES PAYSAGERES	155 -
ANNEXE 2 : PRODUCTION SCIENTIFIQUE	159 -

Liste des figures

- Figure I-1 :** Zones à risque de transmission du paludisme en 2010 (Source : WHO). En bleu foncé, les pays ou zones où la transmission du paludisme est effective. En bleu clair les pays ou zones où la transmission du paludisme est limitée. - 34 -
- Figure I-2 :** Carte mondiale d'espèces dominantes du vecteur du paludisme (Sinka *et al.*, 2012) - 36 -
- Figure I-3 :** Quatre stades du cycle de l'anophèle. - 37 -
- Figure I-4 :** Estimation de la qualité d'habitat d'*An. darlingi* en Guyane française (Moua *et al.*, 2016). Plus la couleur rouge est foncée, plus l'espace est favorable à l'installation d'*An. darlingi*. - 41 -
- Figure I-5 :** Distribution prédite d'*An. darlingi*. (Sinka *et al.*, 2010). Plus la couleur rouge est foncée, plus la probabilité de présence est élevée. - 42 -
- Figure I-6 :** Modèle de connaissance du risque de transmission du paludisme associé à l'occupation et l'usage du sol (Stefani *et al.*, 2013). - 46 -
- Figure I-7 :** Nombre d'études qui supposent ou concluent objectivement à une association positive (en gris foncé), négative (en gris clair), non significative ou inconnue (en blanc) entre types d'occupation du sol et risque de transmission (Stefani *et al.*, 2013). - 48 -
- Figure II-1 :** a) signature spectrale de différents types de zones humides et b) signature spectrale de différents types d'occupation du sol, pour les bandes rouge et proche infrarouge (Ozesmi and Bauser 2002). - 54 -
- Figure II-2 :** Trois niveaux de fusion d'images (Pohl and Van Genderen 1998). - 56 -
- Figure III-1 :** Localisation de la zone transfrontalière franco-brésilienne. - 63 -
- Figure III-2 :** Altitudes de la zone transfrontalière (SRTM 30 m, source NASA). - 65 -
- Figure III-3 :** Surveillance du nombre d'accès palustres biologiquement confirmés recensés par les centres délocalisés de prévention et de soins (CDPS) de l'Oyapock, les laboratoires de biologie médicale (LBM), les laboratoires hospitaliers et les forces armées de Guyane (FAG) pour les résidents de l'Oyapock, janvier 2008 à décembre 2012 (Ardillon *et al.*, 2013). · - 67 -
- Figure III-4 :** Nombre d'accès palustres notifiés par municipalité et variation annuelle, pour l'état de l'Amapa, de janvier à octobre 2010 et 2011 (Cenci *et al.*, 2012). - 68 -
- Figure III-5 :** Cartes d'occupation et d'usage du sol réalisées à partir d'images SPOT 5. Zoom sur le village de Camopi (en bas à droite), Saint-Georges et Oiapoque (en haut à droite) et l'estuaire de l'Oyapock (en haut à gauche). - 71 -

Figure III-6 : Classification de l'occupation et de l'usage des sols pour les zones déforestées de l'Amazonie brésilienne en 2008 (Source : projet TerraClass).	75 -
Figure III-7 : Cartes <i>forêt / non-forêt</i> dérivées d'images PALSAR / PALSAR-2 pour l'ensemble de la zone amazonienne en 2008 (Source : ©JAXA).	76 -
Figure IV-1 : Taux d'incidence du paludisme à <i>P. falciparum</i> au niveau d'hameau des hameaux du village de Camopi.	85 -
Figure IV-2 : Premier plan factoriel de l'analyse en composantes principales. L'ACP a été appliquée à une sélection uniformément aléatoire des pixels de la zone du village de Camopi. Les métriques en gris ne sont pas considérées dans la suite de l'étude du fait de leurs fortes corrélations avec d'autres métriques.	87 -
Figure IV-3 : Spatialisation des métriques configurationnelles. La sous-figure en haut représente la carte <i>forêt vs. non-forêt</i> autour du village de Camopi. Les dix sous-figures suivantes représentent les spatialisations des valeurs des 10 métriques configurationnelles, avec la légende à droite. Les métriques ont été calculées en utilisant la carte <i>forêt vs. non-forêt</i> , une fenêtre glissante discoïde avec un rayon de 400 m et une connexité de 8.	89 -
Figure IV-4 : Représentation des $NLHI_m$ (axe vertical) en fonction de $pF/100$ (axe en bas et devant) et des métriques de configuration (axe en bas à droite dans le plan horizontal). Les points gris représentent les projections sur les plans XZ (à l'arrière) et YZ (à gauche). Les points rouges avec les lignes verticales rouges correspondent aux valeurs moyennes de $NLHI_m$ pour les 28 hameaux du village de Camopi. Les carrés rouges correspondent aux projections des points rouges sur les plans XZ et YZ.	90 -
Figure IV-5 : Taux d'incidence à <i>P. falciparum</i> en fonction des indicateurs $NLHI_m$. Les points noirs et les cercles correspondent aux taux d'incidence non-nul et nul, respectivement. La ligne représente la droite de régression obtenue en utilisant un modèle de régression linéaire (expliquant les taux d'incidence non-nuls par les valeurs de $NLHI_m$).	91 -
Figure IV-6 : Résultats d'application de $NLHI$ dans le village de Camopi. a) Carte de <i>forêt vs. non-forêt</i> (17/10/2009); b) Carte de $NLHI$ (avec pF et ED , 17/10/2009).	94 -
Figure IV-7 : Résultats d'application de $NLHI$ à Oiapoque. a) Carte de <i>forêt vs. non-forêt</i> (14/10/2012) ; b) Carte de $NLHI$ (avec pF et ED , 14/10/2012).	95 -
Figure V-1 : Localisation des images PALSAR et SPOT 5 utilisées (scènes avec les contours rouges).	102 -
Figure V-2 : Identification des types d'occupation du sol liés au paludisme à partir d'une classification par arbre de décision.	105 -
Figure V-3 : Différents types de zones humides identifiés dans la région de Saint-Georges et Oiapoque en novembre 2015. (Source : Catry, T, Li, Z).	106 -

Figure V-4 : Composition colorée réalisée à partir des polarisations (R=HH, V=HV, B=HH/HV) (Image à gauche) et néocanal d'entropie (Image à droite).	109 -
Figure V-5 : Schéma de cartographie d'occupation du sol lié à la transmission du paludisme à partir d'images optique SPOT 5 et radar PALSAR.	110 -
Figure V-6 : Modèle conceptuel d'évolution des sols tropicaux (Melfi <i>et al.</i> , 1996). ...	111 -
Figure V-7 : Représentation d'un bassin versant avec ses composantes.	113 -
Figure V-8 : Exemple de points d'écoulements.	113 -
Figure V-9 : Schéma récapitulatif de cartographie de la typologie des sols à partir d'une image PALSAR, du SRTM à 30 m et d'un modèle conceptuel de l'évolution des sols tropicaux.	114 -
Figure V-10 : Carte d'occupation du sol dérivée à partir d'image SPOT 5 (zoom sur Oiapoque).	115 -
Figure V-11 : Carte d'occupation du sol réalisée à partir d'une image PALSAR.	116 -
Figure V-12 : Carte de typologie des formes de modelés associés aux sols pour la région de Saint Georges et d'Oiapoque. En gris les formes concaves (sols hydromorphes et aux sols ferralitiques hydromorphes ou podzols de plateaux) ; en orange les sols jaunes convexo-concaves; en rouge les sols ferralitiques convexes	117 -
Figure VI-1 : Schéma d'étude de l'impact de résolution spatiale sur le calcul de NLHI.-	124 -
Figure VI-2 : Carte de TerraClass dans sa version initiale (a), carte <i>forêt / non-forêt</i> issue de la carte de TerraClass (b) et carte <i>forêt / non-forêt</i> dérivée d'image PALSAR (c) dans la région amazonienne (Zoom sur la ville Novo Progresso au Brésil, 7° 02' 10" Sud, 55° 25' 08' ').	125 -
Figure VI-3 : Représentation du $NLHI_{sim}$ en fonction du $NLHI_{val}$, de la droite de régression associée au modèle de régression linéaire, ainsi que du coefficient de détermination (R^2).	126 -
Figure VI-4 : Relation entre taux d'incidence à <i>P. falciparum</i> et $NLHI_{sim}$. Les points noirs et les cercles correspondent aux taux d'incidence non-nul et nul, respectivement. Les lignes rouge et bleue représentent la ligne de régression obtenue avec des taux d'incidence non-nuls et nuls en utilisant un modèle de régression linéaire.	127 -
Figure VII-1 : Schéma décrivant la modélisation du risque populationnel de l'exposition aux vecteurs du paludisme et de la diffusion des résultats de recherche. Caractérisation par télédétection (optique et/ou radar) des milieux favorables au développement des vecteurs, de l'empreinte spatiale humaine, des interactions hommes-vecteurs dans la zone transfrontalière Guyane-Bréasil.	136 -

Liste des tableaux

Tableau I-1 : Illustrations des différents types d'occupation du sol associés au paludisme en Amazonie.	- 47 -
Tableau III-1 : Illustrations des villes Saint-Georges, Oiapoque et de village de Camopi. -	64
Tableau III-2 : Population des communes française et brésilienne de la zone transfrontalière.	- 66 -
Tableau III-3 : Identification des résolutions spatiales permettant de caractériser à des degrés différents les éléments liés à la transmission du paludisme.	- 70 -
Tableau III-4 : Résolutions temporelles nécessaires pour l'étude de la dynamique de l'occupation du sol.	- 70 -
Tableau III-5 : Données vecteur disponibles pour la zone d'étude.	- 73 -
Tableau IV-1 : Evaluation quantitative de la relation entre les taux d'incidence à <i>P.falciparum</i> , les métriques paysagères et les candidats de <i>NLHI</i> . Pour chaque cellule du tableau, les valeurs correspondent respectivement aux coefficients de corrélation de Pearson (<i>r</i>) et de Spearman (<i>rho</i>) et au coefficient de détermination de régression linéaire (R^2). Un et deux astérisques représentent les p-values inférieures ou égales à 0,01 et 0,001.	- 92 -
Tableau V-1 : Types d'occupation du sol optique liés à la transmission du paludisme autour la zone de Saint-Georges et Oiapoque.	- 103 -
Tableau V-2 : Types d'occupation du sol radar liés à la transmission du paludisme dans la zone transfrontalière franco-brésilien.	- 107 -
Tableau V-3 : Indices de texture calculés dans cette étude (Haralick <i>et al.</i> , 1973).	- 108 -
Tableau V-4 : Seuils de l'entropie pour classer les différentes classes liées à l'humidité. ...	- 109 -
Tableau VI-1 : Evaluation quantitative de la relation entre taux d'incidence à <i>P. falciparum</i> et <i>NLHI_{sim}</i> . Un et deux astérisques représentent respectivement les p-valeurs inférieures ou égales à 0,01 et 0,001.	- 127 -

Liste des sigles

ACP	Analyse en composantes principales
ALOS	Advanced Land Observing Satellite
AM	Area-weighted mean
AMS	Assemblée Mondiale de la Santé
API	Annual Parasite Index
ARS	Agence Régionale de Santé
ASE	Agence Spatiale Européenne
ASF	African Swine Fever
ATTOS	Acquisition et Traitement de données en Télédétection et d'Observations Spatialisées
BM	Banque Mondiale
CCTIRS	Comité consultatif sur le traitement de l'information en matière de recherche dans le domaine du comité de santé
CDPS	Centres Délocalisés de Prévention et de Soins
CESBIO	Centre d'Etudes Spatiales de la BIOSphère
CIRCLE	Related Circumscribing Circle
CM	Configurational Metrics
CNES	Centre National d'Etude Spatiale
CNIL	Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés
CNRS	Centre National de la Recherche Scientifique
CONTIG	Contiguity Index
CSC	China Scholarship Council
CTG	Collectivité Territoriale de Guyane
DDAS	Direction Départementale des Affaires Sanitaires et Sociales
DIVISION	Landscape Division Index
ED	Edge Density
EIR	Entomological Inoculation Rate
EMBRAP	Entreprise Brésilienne de Recherche Agricole
EPaT	Epidémiologie des Parasitoses Tropicales
ESA	Agence spatiale européenne
ESoR	Environnement, Sociétés et Risques sanitaires
FAG	Force Armée de Guyane
FEDER	Fonds Européens de Développement Régional

FIOCRUZ	Fondation Oswaldo Cruz
FM	Frottis Mince
FRAC	Fractal Dimension Index
GE	Goutte Epaisse
GEOSUD	GEOinformation for SUstainable Development
GLCM	Matrice de Co-occurrences de Niveaux de Gris
GPS	Global Positioning System
HBR	Human Biting Rate
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDH	Indice de Développement Humain
IEPA	Instituto de Estudos e Pesquisas do Estado do Amapá
IGN	Institut National de l'Information Géographique et forestière
INPE	Institut National Brésilien pour la Recherche spatiale
INSEE	Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques
IPA	Indice Parasitaire Annuel
IPG	Institut Pasteur de la Guyane
IRD	Institut de Recherche pour le Développement
IRISTA	Initiative pour une Recherche Interdisciplinaire sur les Systèmes et Territoires Amazoniens
JAXA	Japanese Space Agency
LACEN-AP	Laboratório Central de Saúde Pública do Amapá
LBM	Laboratoire de Biologie Médicale
LETG	Littoral-Environnement-Téledétection-Géomatique
LHI	Landscape-based Hazard Index
OAM	Observatoire de l'Activité Minière
OBCS	Observatoire Brésilien sur le Climat et la Santé
OHM	Observatoire Hommes-Milieus
OMD	Objectif du Millénaire pour le Développement
OMS	Organisation Mondiale de la Santé
ONCS	Observatoire National Climat-Santé
ONG	Organisation Non Gouvernementale
OSE	Observation Spatiale de l'Environnement
PCR	Polymerase Chain Reaction
PNUD	Programme des Nations Unies pour le Développement
RBM	Roll Back Malaria

SEAS	Surveillance de l'Environnement Amazonien par Satellite
SESSTIM	Sciences Economiques & Sociales de la Santé & Traitement de l'Information Médicale
SIG	Système d'Information Géographique
SPOT	Satellite pour l'Observation de la Terre
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SVM	Support Vector Machine
TDR	Test de Diagnostic Rapide
TERRACCLASS	Projeto de Mapeamento do Uso e Cobertura da Terra
TETIS	Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale
TOSCA	Terre solide, Océan, Surfaces Continentales, Atmosphère
MICADO	Modélisation, Ingénierie des Connaissances et Analyse des Données spatiales
MII	Moustiquaires Imprégnée d'Insecticide
MN	Mean
MNE	Modèle Numérique d'Elévation
MNT	Modèle Numérique de Terrain
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NGA	National Geospatial-Intelligence Agency
NLHI	Normalization Landscape-based Hazard Index
PARA	Perimeter-Area RAtio
PCA	Principal Component Analysis
PD	Patch density
pF	Proportion of the forest
PIACM	Plan d'Intensification d'Actions de Contrôle de la Malaria en Amazonie légale
PNCM	Programme National de prévention et Contrôle de la Malaria
PNUD	Programme des Nations unies pour le développement
PIB	Produit Intérieur Brut
PID	Pulvérisation Intra Domiciliaire
SHAPE	Shape Index
SPLIT	Splitting Index
UEM	Unité d'Entomologie Médicale
UG	Université de la Guyane
UM	Université de Montpellier
UNICEF	Fonds des Nations Unies pour l'Enfance

USGS

United States Geological Survey

Introduction générale

Les changements socio-environnementaux globaux (mondialisation des échanges, changement climatique, intensification des migrations humaines, perte de biodiversité, déforestation, désertification, *etc.*) ainsi que les changements locaux rapides et durables des écosystèmes et des sociétés (urbanisation, changement des pratiques agricoles, *etc.*) affectent la santé des populations humaines et leur bien être en général. Les liens entre le climat, l'environnement et les sociétés sont complexes (multiples, multi-échelles) et la compréhension des effets de ces interactions sur la santé requiert une approche fortement interdisciplinaire. Le climat joue un rôle sur la distribution spatiale des vecteurs de certaines maladies infectieuses et influe non seulement sur les interactions entre humains et vecteurs mais également sur les interactions entre vecteurs et pathogènes. Au-delà des conditions environnementales et de leurs changements, les niveaux de vulnérabilité des populations humaines face à la circulation des agents pathogènes s'avèrent très variés, changeants et multifactoriels. Ils conditionnent significativement le risque d'infection et les dynamiques spatiales et temporelles des maladies vectorielles.

Le paludisme est la maladie à transmission vectorielles la plus commune dans le monde. Elle reste malgré les efforts nationaux et internationaux un problème de santé publique majeur dans de nombreux pays avec une estimation de 214 millions de cas et 438, 000 décès en 2015 principalement dans les régions tropicales (WHO 2015). Depuis les années 1980, les actions de lutte engagées ont été coordonnées progressivement au niveau mondial. Le programme *Roll Back Malaria*¹ (RBM) lancé en 1998 avait pour objectif principal la réduction de 50 % de la morbidité et de la mortalité liée au paludisme. Ce programme a été mis conjointement en place par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), le Fonds des Nations Unies pour l'enfance (UNICEF), le Programme des Nations Unies pour le Développement (PNUD) et la Banque Mondiale (BM). Ce partenariat a contribué en 2008 à l'élaboration d'un plan global d'action mondiale contre le paludisme venant en soutien aux pays endémiques. Son objectif était de consolider les acquis, de prendre les mesures nécessaires en vue d'une pré-élimination et d'une élimination. Plus récemment, le passage des Objectifs du Millénaire pour le Développement (OMD) témoigne d'une attention toute particulière pour la santé et d'un profond changement de la position du paludisme dans les programmes de développement mondial. L'élimination du paludisme est devenue un

¹ Roll Back Malaria regroupe plusieurs partenaires : l'Organisation Mondiale de la Santé, le Programme des Nations Unies pour le Développement (PNUD), le Fonds des Nations Unies pour l'enfance (UNICEF), la Banque Mondiale, des ONG, et d'autres organismes de développement.

impératif stratégique à l'horizon 2030². Si 80% des cas de paludisme se produisent plutôt en Afrique, l'Amérique Latine et principalement le bassin amazonien n'est pas épargnée.

- **Contexte de l'étude**

Les frontières internationales de l'Amazonie brésilienne présentent des situations critiques, en cumulant problématiques sanitaires, socio-démographiques, environnementales et politiques (Peiter 2007). L'hétérogénéité des situations épidémiologiques montre l'importance du changement d'environnement et la mobilité des populations sur la dynamique de la transmission du paludisme dans la zone transfrontalière, en maintenant une circulation des parasites du paludisme dans la région, un niveau élevé de transmission, et en favorisant l'exposition de populations vulnérables, aux conditions de logement et de travail précaires.

La zone transfrontalière entre la Guyane française et le Brésil est caractéristique d'une telle situation. Une vision bilatérale est difficile car il existe peu de données comparables de part et d'autre de la frontière. Cela concerne les informations environnementales, les données de systèmes de santé et les données de population. Les modifications socio-démographiques, comportementales et environnementales importantes constatées dans la région, incitent à considérer la possibilité de recrudescence du nombre de cas, associée notamment au développement de résistances aux insecticides et aux traitements thérapeutiques (Musset *et al.*, 2014). Dans les foyers de transmission guyanais, il a été montré que les facteurs de risque de nature environnementale étaient primordiaux (Hustache *et al.*, 2007; Stefani *et al.*, 2011a). En effet, ces derniers déterminent en partie la présence, la densité et la distribution spatiale des vecteurs des plasmodies, les moustiques femelles du genre *Anophèles*. Parmi ces facteurs environnementaux, l'occupation et l'usage du sol tiennent une place importante en influençant directement la distribution et la densité des anophèles, ce qui permet de s'en servir comme indicateur du risque de transmission du paludisme (Vittor *et al.*, 2006; Vittor *et al.*, 2009; Stefani *et al.*, 2013). Toutefois, ces relations sont encore mal comprises du fait de l'absence de données environnementales pertinentes, en termes de résolution et d'échelle spatiales et temporelles, permettant d'appréhender correctement les changements environnementaux.

² Source OMS : (Stratégie technique mondiale de lutte contre le paludisme 2016-2030) : Réduire de 90% l'incidence du paludisme au plan mondial par rapport d'ici à 2030 ; Réduire de 90% les taux de mortalité palustre au plan mondial d'ici à 2030 ; Éliminer le paludisme dans au moins 35 pays d'ici à 2030 ; Empêcher la réapparition du paludisme dans tous les pays exempts.

La Guyane française et le Brésil ont souscrit aux différentes initiatives internationales pour la lutte contre le paludisme. Les acteurs de la santé en Guyane ont coordonné leurs efforts depuis 1949 pour tendre vers l'élimination du paludisme de cette région. Récemment, un comité de pilotage³ constitué en mai 2014 a permis d'aboutir à la production d'un plan de lutte contre le paludisme. Il est destiné à contrôler le paludisme sur l'ensemble du territoire guyanais d'ici 2018. L'objectif principal est de réduire l'incidence à moins de 1 cas pour 1000 dans chaque localité de Guyane.

Afin de répondre à une situation de croissance alarmante du paludisme en Amazonie légale, le Brésil a mis en place en 2000 le « Plan d'Intensification d'Actions de Contrôle de la Malaria en Amazonie légale⁴ » (PIACM). Il se différencie des plans précédents par une approche commune sur les questions de développement régional, reconnaissant que le paludisme n'est pas seulement un problème de santé publique mais aussi une question de développement socio-économique. En 2003, ce plan a été remplacé et renforcé par le Programme National de prévention et Contrôle de la Malaria⁵ (PNCM). Le PNCM est un prolongement du PIACM, a été mis en place. En 2008 en association avec le Fond Mondial de lutte contre le SIDA, la tuberculose et le paludisme, le gouvernement brésilien a adopté un projet de développement de l'accès au moyen de prévention et de contrôle pour les populations vulnérables d'Amazonie. Les mesures ont commencé à être mises en place depuis 2012.

Une des principales causes de l'échec des programmes de lutttes est liée à la forte hétérogénéité dans le temps et dans l'espace de la dynamique et de la transmission du paludisme. L'origine de cette hétérogénéité multifactorielle dépend principalement de déterminants à caractères :

- **sociaux**: les changements démographiques, les mouvements de population, la malnutrition, les inégalités aux soins et l'accès plus ou moins aisé aux systèmes de soins, un statut socio-économique faible, l'efficacité des politiques de santé publique et de leur mise en œuvre ;

³ Un comité de pilotage constitué le 20 mai 2014, réunit la Préfecture, le Conseil Général, l'institut Pasteur de Guyane, le service de santé des armées et le centre hospitalier de Cayenne.

⁴ Plano de Intensificação das Areas de Controle da Malaria na Amazonia Legal.

⁵ Programa Nacional de Prevenção e Controle da Malaria.

- **environnementaux** : l'urbanisation et le type de logements qui détermine le contact entre le vecteur et les hommes, les routes et les barrages, l'exploitation et la gestion des terres, la transformation des forêts et des marais en fermes et en pâturages, le caractère saisonnier de l'abondance des eaux de surface de l'humidité de l'air et de la température qui définissent la prolifération, la densité, la répartition, la longévité du vecteur et l'aptitude des parasites à se développer.

Ces facteurs socio-environnementaux qui déterminent la persistance des gîtes larvaires et le risque d'exposition, doivent pouvoir être évalués, au niveau spatial et temporel, afin de renseigner les décideurs et de prioriser les interventions, y compris dans les zones où les informations de terrains sont insuffisantes et où les systèmes d'information sanitaire sont défaillants. Les satellites héliosynchrones ou géostationnaires peuvent fournir des données météorologiques, climatiques et environnementales utiles pour l'étude des maladies vectorielles. Nous verrons dans cette étude que de nombreux travaux utilisent ces données satellites à tous les niveaux du cycle de transmission pour : (i) construire des indicateurs de présence de gîtes larvaires, (ii) obtenir des densités de population humaine qui permettront d'évaluer le risque populationnel d'exposition au vecteur, (iii) dresser des cartes de risque et (iv) participer à la construction de modèles de prédiction.

De plus, la télédétection, permet de ne pas se limiter aux frontières administratives, et notamment aux frontières internationales. Elle apporte une plus-value certaine en permettant de caractériser l'environnement de part et d'autre de la frontière de manière quasi continue et complète avec des échelles spatiale et temporelle différentes. Des données entomologiques et des données épidémiologiques peuvent être utilisées pour la validation des indicateurs dérivés de données de la télédétection.

• **Problématique et hypothèses de recherche**

Cette étude se concentre sur l'amélioration des connaissances portant sur les facteurs environnementaux liés à la distribution spatiale du paludisme. Un risque individuel humain d'exposition au vecteur du paludisme peut être défini comme la probabilité du risque individuel d'exposition au vecteur en un lieu donné pour un être humain. Les caractéristiques spatiale de l'environnement influe sur les interactions entre milieux forestiers - gîtes larvaires potentiels - homme, c'est-à-dire sur la probabilité de rencontre homme - vecteur. Plus précisément, le paysage forêt / non-forêt influe significativement sur les interactions entre le vecteur adulte et l'homme. La distribution et les caractéristiques des zones en eau libre et

humides influent également sur la présence et la densité des vecteurs adultes. La télédétection permet d'identifier et de caractériser spatialement l'environnement de manière quasi continue et complète à des échelles spatiales et temporelles appropriées.

- **Objectifs scientifiques de la thèse**

- *Principal*

Cette thèse propose de caractériser par télédétection (optique et/ou radar) les milieux favorables au développement des vecteurs et les interactions hommes-vecteurs dans la zone transfrontalière Guyane-Brésil pour améliorer les connaissances sur les facteurs environnementaux liés à la distribution spatiale du paludisme.

- *Secondaires*

- Modéliser à l'échelle locale la contribution de l'interaction des milieux forestiers et non-forestiers sur la transmission du paludisme pour construire un indicateur d'interaction hommes-vecteurs adultes.
 - Identifier à échelle locale les gîtes larvaires potentiels et spatialiser la typologie des sols.
 - Mettre en œuvre à l'échelle régionale le modèle d'interaction obtenu.

- **Organisation du mémoire**

Après une introduction générale, le présent mémoire est structuré en deux parties. La première partie présente un état de l'art des différents domaines abordés par la thèse et se subdivise en trois chapitres. Le premier chapitre présente les généralités sur le paludisme, définit le paludisme en région amazonienne et décrit ses spécificités. Le second chapitre présente les apports de la télédétection, des métriques du paysage, et des données épidémiologiques/entomologiques pour l'étude du paludisme, ainsi que les méthodologies actuelles de cartographie de l'aléa et du risque de transmission du paludisme. Dans le troisième chapitre la zone d'étude transfrontalière et les facteurs environnementaux à étudier sont présentés. La recherche d'un compromis entre les objectifs visés, les échelles d'étude et les données utilisées est discutée.

La deuxième partie est constituée de trois chapitres. Dans le chapitre quatre, un indicateur d'aléa de transmission du paludisme a été réalisé à l'échelle locale. Il permet d'analyser la contribution des milieux forestiers et non-forestiers à la transmission du paludisme. Le chapitre cinq présente une étude menée, à échelle locale, sur l'identification

des gîtes larvaires potentiels obtenus à partir de données optiques et radar séparément et ensuite en les combinant. Dans le chapitre six, le passage de l'échelle locale à l'échelle régionale a été réalisée et évaluée.

Une discussion générale sur les apports de l'ensemble des travaux, sur les résultats de la thèse à la thématique de la santé – environnement et sur les perspectives est présentée. Elle est suivie par une conclusion générale.

• NOTES

Cette étude a bénéficié de l'appui de 4 projets scientifiques :

OSE-Guyamapá (Observation spatiale de l'environnement transfrontalier Guyane – Amapá) est un projet de coopération scientifique franco-brésilienne porté par l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) en Guyane et subventionné par les Fonds Européens de Développement Régional (FEDER) de la région Guyane. L'objectif de ce projet est de créer et renforcer un réseau de coopération scientifique interdisciplinaire et pluri-thématique à la frontière Guyane et Brésil (pour le Brésil cela concerne l'état de l'Amapá). Il propose une réponse concrète par la mise en place d'un système d'observation, basé sur des observations spatiales, des changements environnementaux et des territoires transfrontaliers, dans le bassin de l'Oyapock. Cette proposition est une contribution structurante dans le cadre de la coopération entre la Guyane et le Brésil, pouvant être étendue par la suite au Surinam et à d'autres pays du bassin de l'Amazonie dans la mesure où l'approche proposée est générique. Elle a vocation à favoriser l'intégration régionale de la Guyane dans son environnement au travers du partage de données (spatiales notamment), de connaissances et d'expertises sur les milieux naturels et les sociétés, mais aussi d'échanges, de coordination et d'harmonisation des méthodes et pratiques de la gestion intégrée des territoires. Durée : 01/2011 – 12/2013.

TéléPal « Évaluation de la contribution de la télédétection multi-dates et multi-capteurs dans la construction d'indicateurs spatialisés du risque de transmission du paludisme en région amazonienne » est un programme financé par le comité « Terre Solide, Océan, Surfaces Continentales, Atmosphère (TOSCA) » du Centre national d'études spatiales (CNES). Il a été initié par l'équipe française appartenant à l'UMR ESPACE-DEV / IRD. L'objectif est d'évaluer la contribution de la télédétection multi-dates et multi-capteurs dans la construction d'indicateurs spatialisés du risque de transmission du paludisme en région amazonienne. Les principales actions de recherche sont : i) Caractériser à partir des données multi-dates, multi-résolutions et multi-capteurs (optique et radar) les différents milieux favorables à la transmission du paludisme ; ii) Développer de nouvelles approches d'analyse de paysages pour mettre en évidence les interactions et les risques homme-vecteur. Durée : 1/05/2015- 31/05/2017.

GAPAM Sentinela (Guyane – Amapá – Amazonas – Amazons – Malária : Site sentinelle transfrontalier de l'observatoire brésilien du climat et de la santé) est un

programme franco-brésilien dont l'objectif est la construction d'observatoires environnement – sociétés – maladies infectieuses, le concept d'observatoire offrant un cadre conceptuel et opérationnel pertinent pour : i) suivre sur le long terme, analyser et modéliser les systèmes éco-épidémiologiques, aux échelles locale, régionale et globale, afin de comprendre et de prédire les impacts des changements socio-environnementaux sur les maladies infectieuses ; ii) faciliter l'appropriation, par les chercheurs, les acteurs de santé publique et le grand public, des données, indicateurs et connaissances issues des travaux scientifiques. Durée : 1/05/2015 - 31/05/2017.

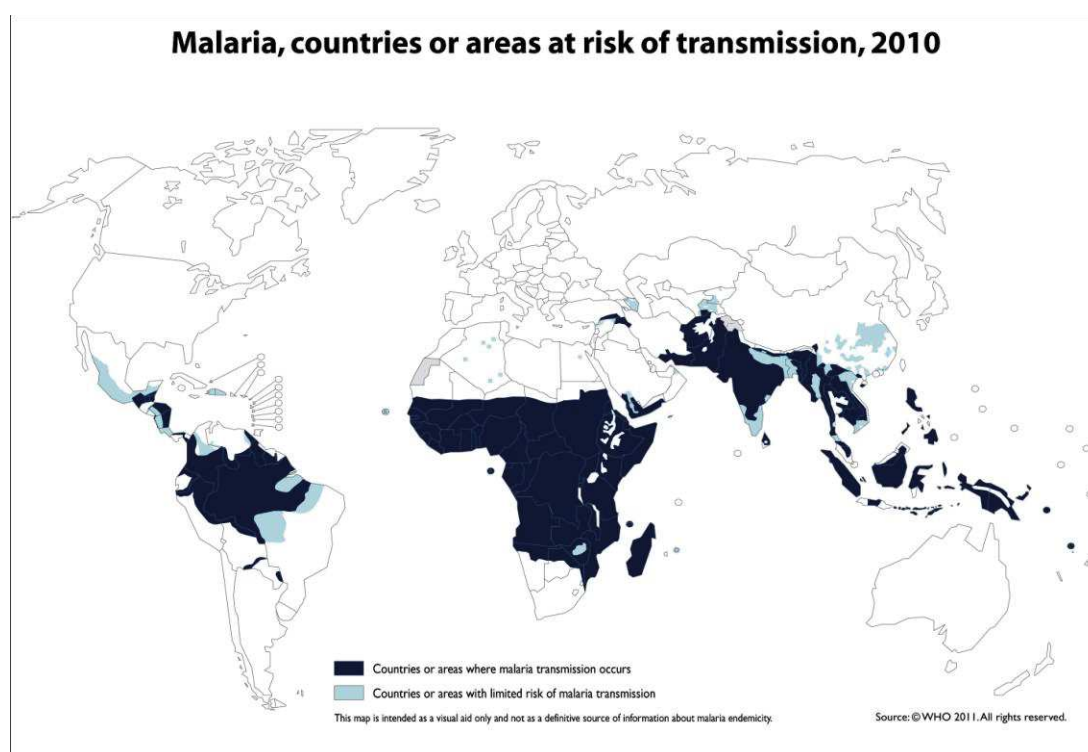
EQUIPEX-GEOSUD (GEOinformation for SUstainable Development), co-porté par les UMRs TETIS et ESPACE-DEV et financé par le programme Investissement d'Avenir 2011. Ce projet vise à développer une infrastructure nationale de données satellitaires accessibles gratuitement par la communauté scientifique et les acteurs publics. Durée : 2011 – 2019.

I. Paludisme

1.1. Généralités sur le paludisme

1.1.1. Définition et répartition géographique

Le paludisme⁶ est une des maladies à transmission vectorielle la plus commune dans le monde avec une estimation de 214 millions de cas (marge d'incertitude comprise entre 149 – 303 millions) et environ 438 000 décès (marge d'incertitude comprise entre 236 000 – 635 000) en 2015. Cette maladie infectieuse, localisée en zone endémique intertropicale (Figure I-1), évolue au gré des transformations de l'espace et des modifications des conditions de vie des populations. Les jeunes enfants, les femmes enceintes et les personnes au système immunitaire affaibli, sont plus exposés.



The boundaries and names shown and the designations used on this map do not imply the expression of any opinion whatsoever on the part of the World Health Organization concerning the legal status of any country, territory, city or area or of its authorities, or concerning the delimitation of its frontiers or boundaries. Dotted lines on maps represent approximate border lines for which there may not yet be full agreement.



Figure I-1 : Zones à risque de transmission du paludisme en 2010 (Source : WHO). En bleu foncé, les pays ou zones où la transmission du paludisme est effective. En bleu clair les pays ou zones où la transmission du paludisme est limitée.

⁶ Paludisme = malaria.

L'infection parasitaire est due à un protozoaire appartenant au genre *Plasmodium*. Parmi les nombreuses espèces de *Plasmodium* (environ 140) seules cinq espèces affectent l'homme (WHO 2015) :

- *P. falciparum* est transmis toute l'année avec des recrudescences saisonnières dans les régions équatoriales. En région subtropicales il ne survient qu'en période chaude et humide. Sa transmission s'interrompt en dessous de 18°C. Responsable des cas mortels il est dominant en Afrique mais également présent dans les zones d'Amérique Latine et d'Asie. Plus de 90 % des accès palustre liés à ce parasite surviennent dans les 2 mois après une pique infectée.
- *P. vivax* coexiste avec *P. falciparum* dans de nombreuses parties du monde, et est présent dans certaines régions tempérées. Très largement répandu en Amérique du Sud et en Asie, il est rarement observé en Afrique. Sa transmission s'arrête en dessous de 15°C. Sa période d'incubation est de 11 à 13 jours avec des rechutes possibles pendant 3 à 4 ans.
- *P. ovale*, principalement rencontré en Afrique intertropicale de l'Ouest et du Centre ne tue pas mais peut entraîner comme *P. vivax* des rechutes 4 à 5 ans après la primo infection. La période d'incubation est de 15 jours minimum.
- *P. malariae* a une distribution mondiale sporadique très inégale. Sa période d'incubation est de 15 à 21 jours. Il n'est pas meurtrier mais peut entraîner des rechutes jusqu'à 20 ans après la primo infection.
- *P. knowlesi* a été enregistré au cours de ces dernières années principalement en Asie du Sud-est en zone forestière car il est étroitement lié à la répartition des macaques son hôte habituel (Cox-Singh *et al.*, 2008; WHO 2015). Il ne se transmet pas d'une personne à l'autre, mais d'un singe à l'homme (transmission zoonotique) (WHO 2015).

La distribution des anophèles, la capacité vectorielle, les caractéristiques biologiques des différentes espèces de *Plasmodium* influent sur répartition géographique du paludisme varie d'un continent à l'autre, d'un pays à l'autre et à l'intérieur d'une région, d'une ville.

1.1.2. Vecteurs

Le paludisme est transmis par la piqûre d'un moustique femelle du genre *Anophèles* au moment de son repas sanguin. Elle pique principalement entre le coucher et le lever du soleil avec un maximum d'activité entre 23 heures et 6 heures. Parmi les 464 espèces

d'anophèles taxonomiques actuellement identifiées, seul un faible nombre (environ 68) peuvent transmettre le *Plasmodium* (Figure I-2) (Mouchet *et al.*, 2004; Sinka *et al.*, 2012).

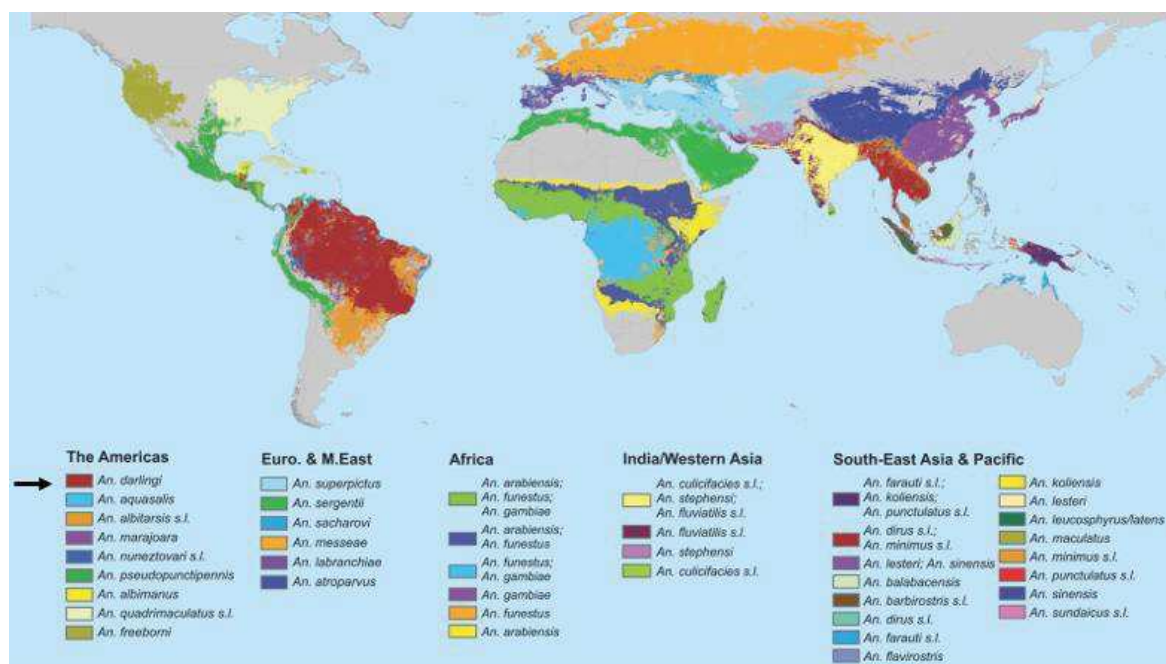


Figure I-2 : Carte mondiale d'espèces dominantes du vecteur du paludisme (Sinka *et al.*, 2012)

Les larves d'anophèles se développent dans des collections d'eau. La végétation naturelle, l'agriculture, le type de sols, la température, les régimes de précipitations rendent les collections d'eau plus ou moins propices à leur évolution. Leur développement et leur longévité va dépendre de la température (optimum entre 20 et 30°C) pour une durée de vie d'environ 30 jours. Le cycle de vie des anophèles comporte quatre stades successifs : l'œuf, la larve, la nymphe et l'adulte (Figure I-3). Les trois premiers stades se déroulent au-dessous de la surface de l'eau et le dernier stade est aérien. Les anophèles se reproduisent en vol dans les heures qui suivent leur émergence de l'eau. Après la prise d'un premier repas sanguin, les femelles adultes pondent directement à la surface de l'eau de 50 à 200 œufs qui vont éclore ensuite entre 1 à 3 jours. Les larves s'alimentent et se maintiennent au repos sous la surface de l'eau, ensuite elles se développent en Nymphes immobiles pendant 5 à 15 jours. Ces nymphes ne se nourrissent pas et se transforment en adultes 1 à 4 jours plus tard. Les adultes se reposent pendant 10 à 24 heures dans un gîte de repos avant de s'envoler (Mouchet *et al.*, 2004).

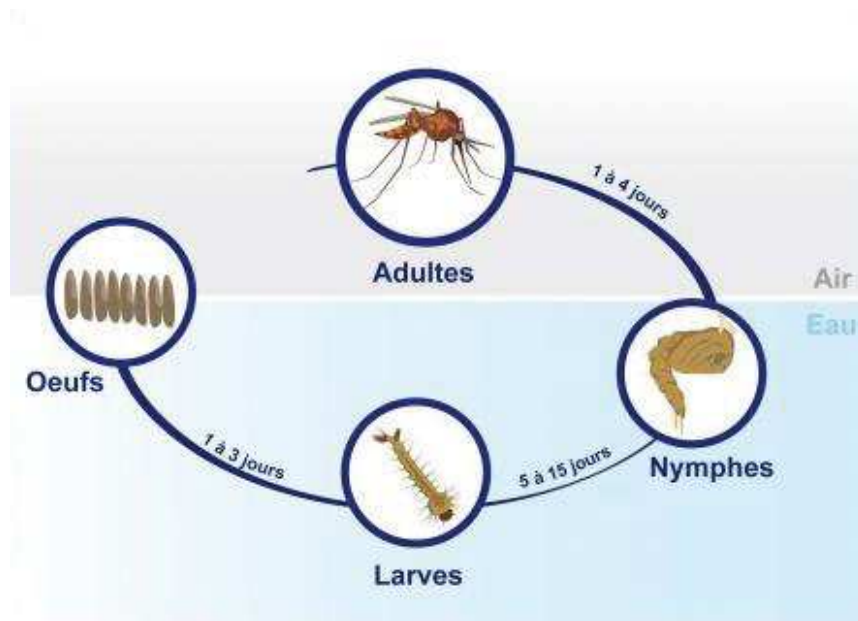


Figure I-3 : Quatre stades du cycle de l'anophèle.

(Source : <http://www.my-microsite.com/tpe-paludisme/Processus-de-transmission/>)

Les facteurs biologiques, climatiques et environnementaux naturels ou anthropiques (irrigation, construction de routes, barrages, assèchement de marécages...) vont moduler la répartition des anophèles pour une région donnée et par conséquent la transmission du paludisme.

1.1.3. Déterminants généraux du paludisme

Les déterminants du paludisme sont l'ensemble des facteurs qui interviennent dans la transmission de parasite et dans le développement de ses manifestations cliniques (Mouchet *et al.*, 2004). Il est quasiment impossible d'isoler chaque déterminant et leur prise en compte globale est indispensable pour envisager l'ensemble des événements dans l'expression du paludisme. Les facteurs couvrent principalement les secteurs suivants (Mouchet *et al.*, 2004) :

- facteurs biologiques intrinsèques liés au parasite et à son cycle.
- Facteurs de transmission liés au comportement du parasite chez son vecteur.
- Facteurs biogéographiques liés à la répartition des vecteurs et éventuellement à des parasites.
- Facteurs climatiques : variation de la précipitation et de la température. En effet, la précipitation permet de créer les sites de reproduction des moustiques. Mais la quantité et la fréquence des précipitations doivent être considérées. Les

changements dynamiques de l'hydrologie des fleuves ou des rivières peuvent créer des gîtes de larves dans une certaine mesure, ou les détruire par le lessivage. La température influence également le développement du moustique et sa durée de la vie. Le cycle aquatique dans le cycle du développement du moustique (Figure I-2) dure moins de huit jours en pays tropical (plus chaud) mais peut durer un mois en pays tempéré (moins chaud).

- Facteurs humains : démographiques, occupationnels / migratoires.
- Facteurs opérationnels : développement de la lutte antipaludique.
- Facteurs environnementaux : déforestation, canalisation des eaux de surface (barrage, bassins d'arrosage, citernes *etc.*), urbanisation, pratiques culturelles et élevage, orpaillage, *etc.*

1.1.4. Stratégies de lutte

(Source : <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs094/fr/>)

Actuellement, il n'existe aucun vaccin homologué contre le paludisme ou autre parasite de l'homme. La stratégie technique mondiale de lutte contre le paludisme pour les années 2016-2030, adoptée par l'Assemblée mondiale de la Santé en mai 2015, constitue un cadre technique pour tous les pays endémique. Elle oriente et soutient les programmes régionaux et nationaux qui s'efforcent de combattre et d'éliminer le paludisme. Cette stratégie fixe des buts ambitieux mais réalistes à l'échelle mondiale : 1) réduire de 90% l'incidence du paludisme au plan mondial par rapport d'ici à 2030 ; 2) réduire de 90% les taux de mortalité palustre au plan mondial d'ici à 2030 ; 3) éliminer le paludisme dans au moins 35 pays d'ici à 2030 ; et 4) empêcher la réapparition du paludisme dans tous les pays exempts.

D'après l'Organisation mondiale de la Santé (OMS), la lutte anti-vectorielle est le principal moyen de réduire la transmission du paludisme. La pulvérisation intradomiciliaire (PID) et les moustiquaires imprégnées d'insecticide (MII) sont deux formes de lutte anti-vectorielle les plus efficaces pour protéger l'homme contre les piqûres de vecteurs du paludisme. Dans certains cas, ces deux mesures peuvent être combinées pour protéger les personnes exposées au paludisme. La PID est un moyen à réduire rapidement la transmission du paludisme en réduisant le temps de survie des moustiques qui pénètrent à l'intérieur des habitations. Pour obtenir un résultat optimal, il faut pulvériser au moins 80% des habitations dans les zones ciblées, sur les surfaces intérieures des murs où les moustiques se posent après

leur repas sanguin. La MII, barrière physique réduit les contacts entre l'homme et les moustiques. Cependant, ces mesures ne sont pas suffisantes pour interrompre la transmission du paludisme. La résistance des moustiques aux insecticides est un problème récurrent.

1.1.5. Diagnostic et traitement

(Source : <http://www.ledamed.org/IMG/html/doc-10811.html>)

Accès palustre : il se définit par une fièvre ou une histoire de fièvre dans les 48 heures précédant la consultation associée à la présence du parasite dans le sang. Il existe plusieurs techniques (directs / indirects) de diagnostics. La microscopie classique est une méthode directe qui permet d'établir un diagnostic d'espèce en ne nécessitant qu'un microscope optique et des colorants d'un coût modéré. La goutte épaisse (GE) a une grande sensibilité car elle permet la détection des très faibles charges parasitaires, tandis que le frottis mince (FM) est lui très spécifique car il permet de préciser l'espèce. Les techniques indirectes peuvent être classées en plusieurs catégories : sérologie, microscopie de fluorescence, recherche d'antigènes (bandelettes) et biologie moléculaire (PCR).

Le traitement antipaludéen sera adressé au patient en fonction de plusieurs facteurs : accès grave / simple, espèces du *Plasmodium*, âge, sexe et zone concernée du patient, femme enceinte / allaitante.

1.1.6. Conséquence économique

(Source : http://www.coalitionpaludisme.org/pages/impact_economique_et_social_du_paludisme.html)

Le paludisme contribue à renforcer la pauvreté dans les pays concernés. L'écart se creuse sans cesse entre la richesse des pays avec ou sans le paludisme, particulièrement en Afrique. Le déficit annuel de croissance imputable au paludisme est estimé à 1,3% dans certains pays d'Afrique. On estime que chaque année, le paludisme coûte plus de 12 milliards de US\$ en perte du produit intérieur brut.

Le tribut payé par les pays touchés par le paludisme est économiquement et socialement extrêmement lourd. Les dépenses directes imputables au paludisme peuvent représenter jusqu'à 40% des dépenses de santé publique, 30-50% des admissions hospitalières et jusqu'à 50% des consultations externes.

1.1.7. Contexte transfrontalière et paludisme

Bien que des grands progrès aient été réalisés dans la réduction de la charge globale du paludisme, le contexte transfrontalier international est un obstacle major à l'élimination du paludisme (Wangdi *et al.*, 2015). Le paludisme transfrontalier est difficile à gérer et contrôler du fait des contraintes politiques, économiques et géographiques (Xu and Liu 1997). Certains facteurs, tels que les mouvements fréquents des populations humaines, des vecteurs à travers les frontières, l'accès difficile aux soins de santé et de prévention, peuvent favoriser les vulnérabilités au paludisme et donc une transmission continue du paludisme (Gueye *et al.*, 2012).

1.2. Transmission du Paludisme en Amazonie

En Guyane, environ deux tiers des paludismes déclarés à la surveillance épidémiologiques sont dus à *Plasmodium vivax* et un tiers à *Plasmodium falciparum*. La transmission du paludisme est essentiellement assurée par le moustique *Anophèles darlingi*. Cette espèce présente une large distribution sur le territoire. Une carte de la qualité d'habitat d'*An. darlingi* en Guyane française prédite à partir des données de captures entre 2000 et 2013 présente la qualité d'habitat élevée pour une grande partie du département (Figure I-4) (Moua *et al.*, 2016). L'équipe de l'Unité d'Entomologie Médicale (UEM) de l'Institut Pasteur de Guyane (IPG) a trouvé récemment trois autres espèces infectées par *P. falciparum* : *An. Nuneztovari*, *An. Intermedius* et *An. Oswaldoi*. Des femelles porteuses de *P. falciparum* ont été collectées dans les régions de Saint Georges de l'Oyapock et de Cacao (ARS / Plan de lutte contre le Paludisme 2015-2018). Dans l'Est du territoire la transmission est saisonnière avec un pic qui débute en milieu de la grande saison sèche, alors que dans l'Ouest ce pic apparaît en fin de grande saison des pluies. En forêt, sur les sites d'orpaillages elle s'effectue tout au long de l'année.

Au Brésil, 99 % des cas diagnostiqués sont localisés dans les neuf Etats de la "région amazonienne légale" : Acre, Amapa, Amazonas, Maranhão (partie occidentale), Mato Grosso (partie septentrionale), Para, Rondônia, Roraima, et Tocantins. L'intensité de la transmission varie d'une municipalité à l'autre, mais elle est plus élevée dans les zones de production minière, d'exploitation forestière et de colonisation rurale créées depuis moins de cinq ans. Les parasites responsables du paludisme au Brésil sont *Plasmodium falciparum* (13%) et *P. vivax* (87%), ce dernier étant l'espèce dominante depuis 2008. Le vecteur principal est *An. darlingi*, mais d'autres espèces sont aussi impliquées dans la transmission (Manguin 2008).

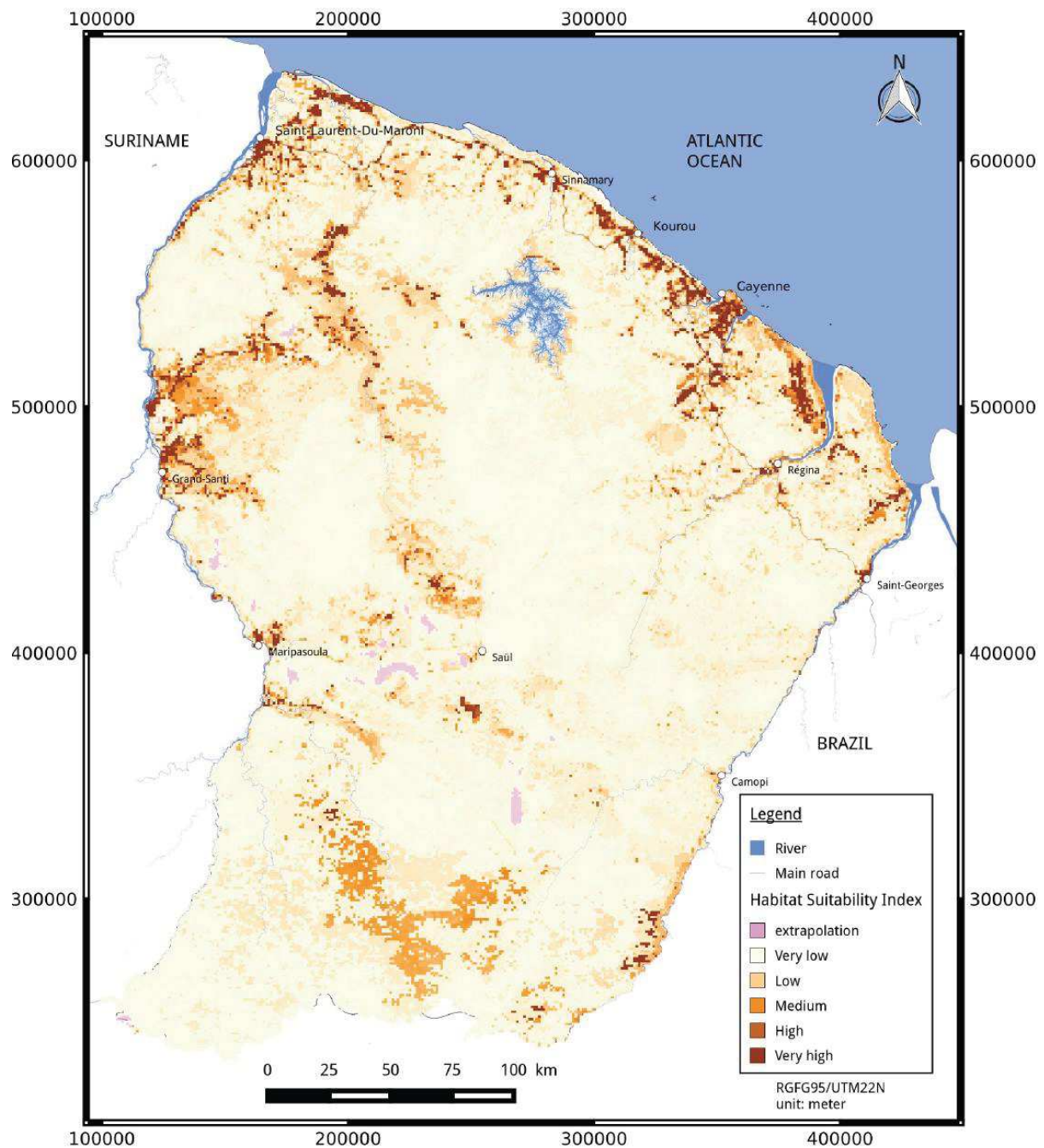


Figure I-4 : Estimation de la qualité d'habitat d'*An. darlingi* en Guyane française (Moua *et al.*, 2016). Plus la couleur marron est foncée, plus l'espace est favorable à l'installation d'*An. darlingi*.

1.2.1. *Anophèles darlingi*, vecteur principal

Depuis quelques années, *Anophèles darlingi* est considéré comme le principal vecteur du paludisme humain (Floch 1995; Oliveira-Ferreira *et al.*, 2010; Girod *et al.*, 2011) dans la zone Amazonienne (Sinka *et al.*, 2010) (Figure I-5).

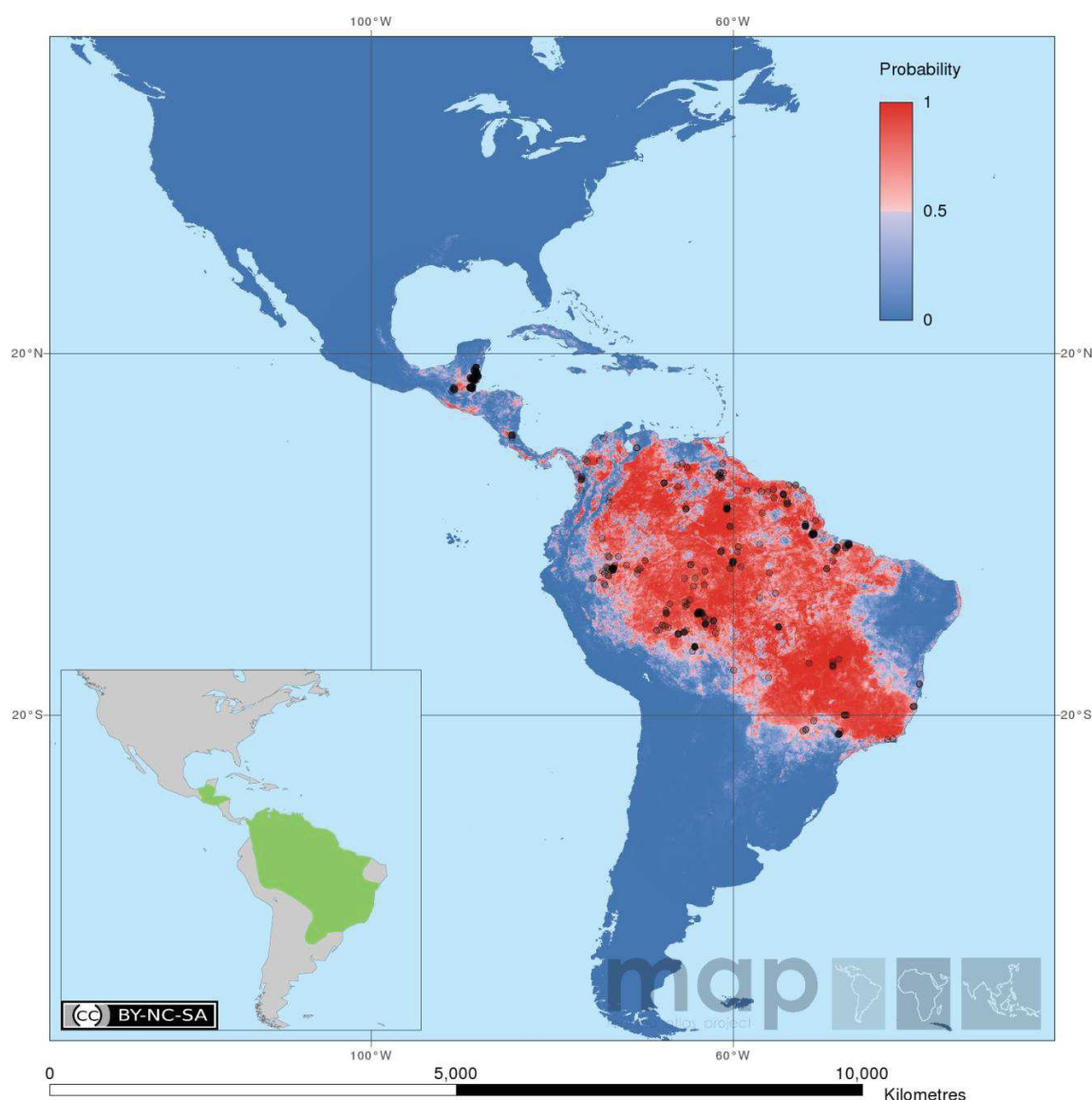


Figure I-5 : Distribution prédite d'*An.darlingi*. (Sinka *et al.*, 2010). Plus la couleur rouge est foncée, plus la probabilité de présence est élevée.

Cette espèce joue un rôle évident dans la transmission du paludisme, même si d'autres espèces peuvent être impliquées localement, telles que *An. braziliensis*, *An.nuneztovari* et certaines espèces de *l'albitarsis*, de *l'oswaldoi* or du *triannulatus* (Galardo *et al.*, 2007; Girod *et al.*, 2011; Dusfour *et al.*, 2012).

Les femelles ont pour caractéristiques d'être endo-exophagique et anthropophile, avec une activité nocturne (Hustache *et al.*, 2007; Hiwat and Bretas 2011). D'ailleurs, cette espèce présente une grande efficacité de transmission du paludisme à cause de ces taux de piqûres élevées, de la susceptibilité à l'infection par *Plasmodium* et de sa capacité à s'adapter facilement aux changements environnementaux liés aux activités humaines (Hiwat and Bretas 2011). En effet, ces changements d'environnement peuvent déterminer la distribution

du paludisme en influençant les habitats des adultes et des larves (Barbieri *et al.*, 2005; Guerra *et al.*, 2006; Patz and Olson 2006; Olson *et al.*, 2009; Vittor *et al.*, 2009; Olson *et al.*, 2010; Stefani *et al.*, 2011a; Kraemer *et al.*, 2016). Les mesures de prévention et de traitement (Fraser 2010) et la mobilité de la population humaine infectée par *Plasmodium* (Musset *et al.*, 2014) influent également la distribution du paludisme. La typologie d'occupation et d'usage du sol amazonienne associée à la transmission du paludisme est présentée au-dessous.

1.2.2. Liens entre occupation du sol amazonienne et paludisme

Stéfani *et al.* (2013) ont réalisé une revue systématique de la littérature sur les liens entre la transmission du paludisme et les différents types d'occupation d'usage du sol en Amazonie. La plupart des 17 études sur lesquelles porte cette revue ont été réalisées à l'échelle locale⁷ et se sont appuyées sur des images satellites optiques avec une résolution spatiale de 30 m (Landsat 5 et 7) et 10 m (SPOT 5). Les différents types d'occupation du sol ayant un lien plus ou moins dans le cadre de la transmission du paludisme vont être maintenant décrits. Leurs illustrations sont listées dans le tableau I-1.

- **Forêts primaire / secondaire**

La forêt⁸ procure les sites de repos privilégiés pour les anophèles adultes après un repas de sang (Tadei *et al.*, 1998). Elle contribue ainsi à constituer un habitat favorable aux vecteurs du paludisme, et à favoriser la transmission du paludisme (Rosa-Freitas *et al.*, 2007; Zeilhofer *et al.*, 2007). Deux études lient le caractère protecteur de la forêt avec les caractéristiques spécifiques des zones étudiées. La forêt secondaire⁹ présente également une relation positive avec la transmission du paludisme (Vittor *et al.*, 2006; Vittor *et al.*, 2009).

- **Orpaillage**

L'orpaillage correspond la recherche et l'exploitation artisanales légalement ou illégalement d'alluvions aurifères. Cette activité est corrélée positivement avec la transmission du paludisme (Barbieri *et al.*, 2005; Pommier de Santi *et al.*, 2016). Elle

⁷ D'après Stefani *et al.* (2013), l'échelle locale correspond à des zones d'étude d'une surface inférieure à 6000 kilomètres carrés.

⁸ Forêt : la forêt tropicale située dans la zone amazonienne qui n'a jamais influencée par l'homme qui comporte cinq classes : Terrasse alluviale, terre basse (5 à 100 m), submontagne (100 à 600 m), montage (600 à 2 000 m) et haute montage (> 2 000 m).

⁹ Forêt secondaire : la forêt repoussée de manière anthropique ou spontanée naturelle après la déforestation (environ 5-15 ans) avec une hauteur de 5-15 mètres.

entraîne un changement du paysage qui favorise la reproduction et le repos des moustiques et qui se traduit par une déforestation localisée et la création de bassins de rétention d'eau. Le fort degré d'interactions des orpailleurs avec les vecteurs du paludisme rend les orpailleurs très vulnérables. De plus, ces populations mobiles et souvent clandestines sont considérées également comme des hôtes importants du parasite.

- **Savane / savane roche**

La savane et la savane roche¹⁰ présentent une grande diversité de types de végétation et de densités : herbacée (non-ligneuse) et ligneuse dense (Stefani *et al.*, 2013). Elles affectent positivement la transmission du paludisme. Ce type d'occupation du sol peut favoriser l'abondance des vecteurs aux stades adultes et / ou larvaires. Les zones de savane régulièrement inondées en saison des pluies, favorisent la création des gîtes larvaires (Vezenegho *et al.*, 2015).

- **Zones agricoles**

Les zones agricoles amazoniennes peuvent présenter des paysages différents : agriculture typique sur brûlis, fermes d'élevage, agriculture industrielle à grande échelle, *etc.* Elles présentent des relations différentes avec la transmission du paludisme suivant les études (Stefani *et al.*, 2013). Une relation positive a été constatée entre le risque de transmission du paludisme et l'agriculture sur brûlis (Vittor *et al.*, 2006; Vittor *et al.*, 2009) par rapport à l'agriculture ou l'élevage à grande échelle (Zeilhofer *et al.*, 2007).

- **Sol nu**

Les sols nus ne sont généralement pas favorables au développement des vecteurs (Vasconcelos *et al.*, 2006; Castro and Singer 2012) et par conséquent à la transmission du paludisme. Néanmoins, dans certaines zones d'étude, il peut être également considéré comme un proxy de l'existence et de l'intensité des activités humaines en interaction plus ou moins importante avec la végétation environnante, propice à la présence des vecteurs : forêt, forêt secondaire, végétation basse, zones agricoles, *etc.* (Vittor *et al.*, 2006; Vittor *et al.*, 2009).

- **Urbain**

¹⁰ Savane et savane roche : formation généralement ouverte composée d'arbres, d'arbustes et d'herbe, ou avec des affleurements rocheux.

Les zones urbaines influent de plusieurs façons sur la transmission du paludisme. L'urbanisation peut réduire le nombre des habitats des moustiques en remplaçant la végétation par l'asphalte et le béton (Johnson *et al.*, 2008). En revanche, une association positive entre les zones urbaines et le risque de paludisme a été confirmée parce que elles peuvent être considérées comme un proxy des activités humaines dans certaines zones d'étude spécifiques (Vittor *et al.*, 2006; Vittor *et al.*, 2009). En effet, la végétation (arbre / jardin) présente dans de nombreux milieux urbains fournit des sites de repos pour les vecteurs adultes. Les zones en eaux d'origine anthropiques, telles que les zones agricoles urbaines et les étangs à pisciculture fournissent des habitats aquatiques potentiels (Robert *et al.*, 2003; Takken *et al.*, 2005; Maheu-Giroux *et al.*, 2010). De plus, le type, le nombre et la localisation de bâtiments influent également significativement sur la transmission du paludisme (Leandro-Reguillo *et al.*, 2015).

- **Déforestation**

La déforestation correspond au phénomène de régression des surfaces couvertes par la forêt sur une courte période de temps, pour l'obtention des terres agricoles, l'exploitation des ressources minières du sous-sol, l'urbanisation, *etc.* La relation entre la déforestation et le risque de transmission du paludisme est un problème diachronique : les zones déboisées présentent un risque élevé de transmission du paludisme après la déforestation, puis ce risque décroît avec l'éventuelle urbanisation (Barbieri *et al.*, 2005; de Castro *et al.*, 2006).

En considérant l'impact des différents types de l'occupation du sol sur la transmission du paludisme en Amazonie, un modèle de connaissance générique, faisant consensus parmi les différents travaux étudiés par Stefani *et al.* (2013), a été proposé afin de formaliser les liens entre le processus de déforestation la transmission du paludisme. D'un point de vue écologique, il spécifie que (Figure I-6) (Tadei *et al.*, 1998; Stefani *et al.*, 2013) :

- Les zones déboisées créent des conditions favorables pour la reproduction et l'alimentation des moustiques parce qu'elles s'accompagnent de la présence et d'activités humaines ;
- La forêt et la forêt secondaire correspondent à des sites de repos pour les moustiques adultes, qui retournent à la forêt et à la forêt secondaire après leur repas de sang.

D'après ce modèle, plus le degré d'interaction entre les zones forestières (forêt et forêt secondaire) et les patchs déboisées (milieux non-forestiers) est élevé, plus le paysage est

favorable à la rencontre entre l'homme et les moustiques adultes, et plus le risque de transmission du paludisme est élevé. En effet, ce paysage tend à maximiser à la fois la disponibilité des sites de reproduction et de repos des moustiques et l'interaction entre milieux forestiers et non-forestiers, en diminuant la distance entre les sites de repos et l'homme. Ce modèle décrit donc les mécanismes expliquant la contribution de la surface et de la structure spatiale des zones déforestées au risque de transmission du paludisme en Amazonie.

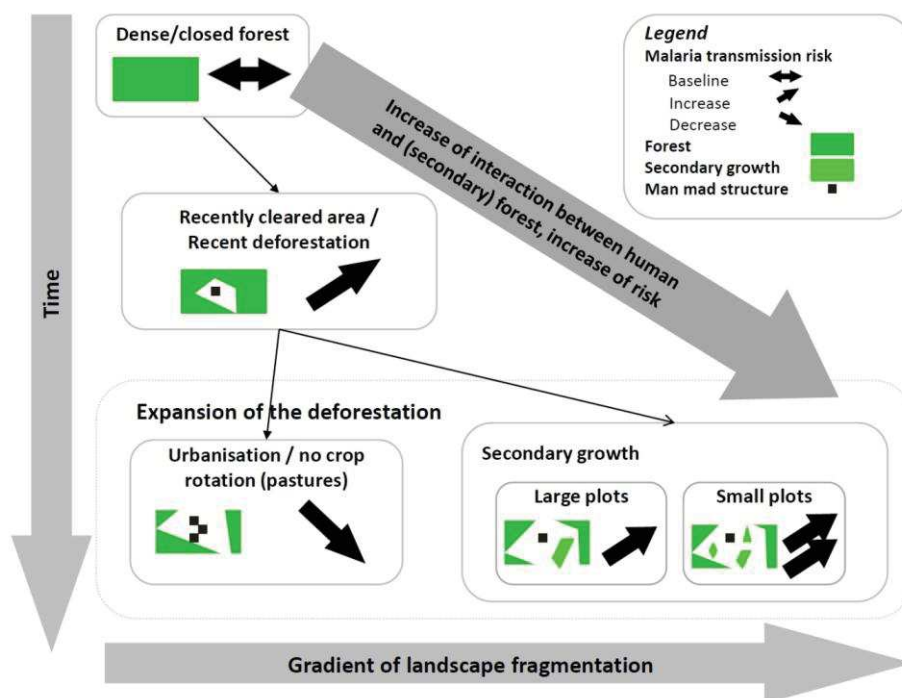
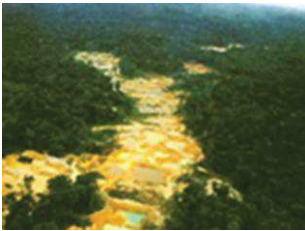


Figure I-6 : Modèle de connaissance du risque de transmission du paludisme associé à l'occupation et l'usage du sol (Stefani *et al.*, 2013).

- **Zones en eau libre et humides**

Les zones en eau libre et humides forment des sites potentiels de reproduction des vecteurs (Singer and De Castro 2001; Zeilhofer *et al.*, 2007; Olson *et al.*, 2009; Vittor *et al.*, 2009). Elles incluent une grande variété de milieux : eaux profondes ou non, ombragée ou non, stagnantes ou soumises à des courants plus ou moins fortes, riches ou non en matières organiques, d'origine anthropique ou naturelle, bassin de pisciculture, *etc.* De plus, les zones humides sont associées à des contextes géomorphologiques et environnementaux variés : hauts plateaux latéritiques qui peuvent présenter des nappes affleurantes ou sub-affleurantes, en particulier en début de saison des pluies ; zones temporairement inondées en bord de fleuve et de ses affluents. Enfin, les propriétés physiques et chimiques des eaux influencent la reproduction des moustiques (Barros *et al.*, 2011; Girod *et al.*, 2011; Stefani *et al.*, 2011b).

Tableau I-1 : Illustrations des différents types d'occupation du sol associés au paludisme en Amazonie.

		
Forêt primaire Jaru / Rondônia Source : N. Dessay / IRD	Forêt secondaire Source : E. Roux / IRD	Site d'orpaillage en Guyane Source : J. Gaudet / CNRS
		
Zone agricole 1 Source : Z. Li / IRD	Zones agricoles 2 Source : E. Roux / IRD	Savane roche Source : E. Roux / IRD
		
Savane Source : E. Roux / IRD	Sol nu Source : E. Roux / IRD	Urbain Source : Z. Li / IRD
		
Déforestation Source : E. Roux / IRD	Fleuve (eau profonde) Source : Z. Li / IRD	Marais 1 Source : Z. Li / IRD
		
Marais 2 Source : Z. Li / IRD	Rivière (eau non profonde) Source : Z. Li / IRD	Etang Source : Z. Li / IRD

- **Synthèse des relations entre occupation du sol et transmission du paludisme**

Ci-dessous une synthèse des relations (positive, négative ou inconnue) entre les types d'occupation ou d'usage du sol en Amazonie et le risque de la transmission du paludisme est présentée dans la figure I-7.

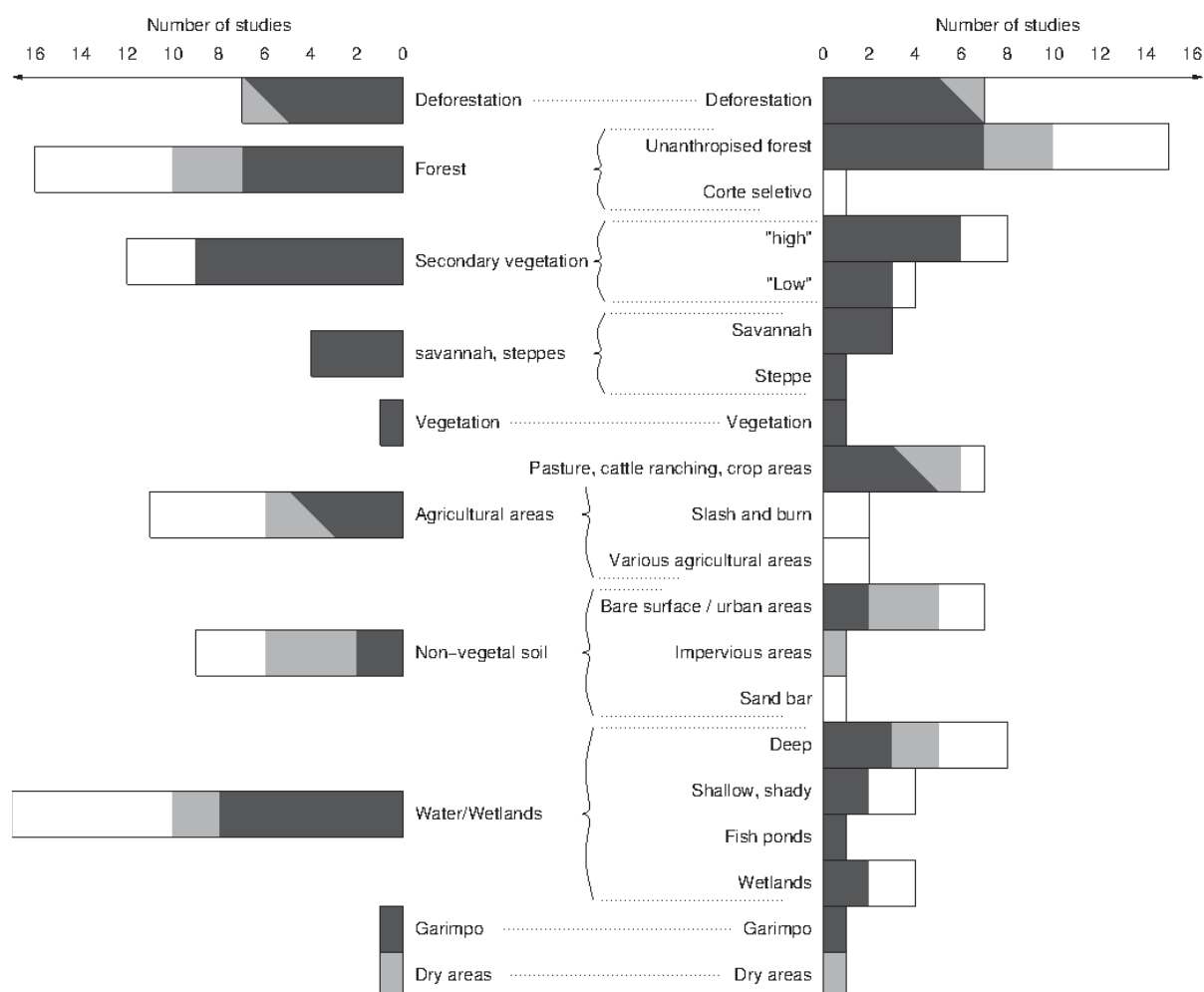


Figure I-7 : Nombre d'études qui supposent ou concluent objectivement à une association positive (en gris foncé), négative (en gris clair), non significative ou inconnue (en blanc) entre types d'occupation du sol et risque de transmission (Stefani *et al.*, 2013).

II. Potentiel de la télédétection pour l'étude du paludisme

La télédétection est définie (Journal Officiel du 25 septembre 1984) comme « L'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci » (Journal-Officiel 1980). Elle utilise différents instruments (avion, satellites, *etc.*) pour caractériser des objets situés à la surface de la Terre par d'ondes électromagnétiques mesurées par des capteurs correspondants à différentes échelles spatiales, temporelles, spectrales et radiométriques. Les objets émettent, absorbent ou réfléchissent de l'énergie électromagnétique.

Les données satellitaires sont de plus en plus utilisées grâce :

- d'une part à l'amélioration de leur qualité (résolutions spatiale, temporelle et spectrale accrues, meilleure orthorectification et calibration radiométrique, ...), découlant des progrès réalisés au niveau des capteurs, de la géolocalisation des satellites, des modèles atmosphériques, des modèles numériques de terrain (MNT) et des modèles numériques d'élévation (MNE), *etc.*, et,
- d'autre part du fait de leur disponibilité accrue, liée à la mise en œuvre de politiques ayant pour objectif la diffusion large et gratuite des données, notamment au niveau des gouvernements, des agences spatiales ou d'autres organismes publics. Ainsi, même si de nombreux progrès restent à faire, ces données et les produits qui en sont issus peuvent être considérés comme actualisables et potentiellement disponibles dans le monde entier à moindre coût.

De plus, il est aujourd'hui possible de développer des méthodes de traitement d'images reproductibles, générant des produits de qualité homogène sur l'ensemble du globe. En particulier, dans les pays en développement, les données de télédétection sont souvent la seule source de données. L'avantage de la télédétection est multidimensionnel. Elle permet d'accéder à des informations de nature physique, démographique, sociale, économique et environnementale.

Au regard des défis scientifiques que posent les maladies vectorielles et des propriétés des données de télédétection, les problématiques de l'identification et de la caractérisation par télédétection des inégalités spatiales doivent être abordées par une approche multi-capteurs et multi-échelles.

2.1. Éléments participant à la construction du risque de paludisme

De manière très générale, le risque est considéré comme une mesure (une probabilité) de la situation dangereuse qui résulte de la confrontation de l'aléa et de la vulnérabilité. L'équation du risque est : $\text{risque} = \text{aléa} * \text{vulnérabilité}$. La prévention vise l'annulation ou la réduction d'un / deux éléments participant à la construction du risque.

Dans le cas du paludisme, nous pouvons diviser le risque du paludisme en deux types en fonction de l'aléa :

- le risque d'exposition au vecteur (risque d'anophélien) construit dans la rencontre d'un aléa associé avec le danger de l'abondance des vecteurs et d'une vulnérabilité correspondant à l'exposition aux piqûres des vecteurs du paludisme ;
- le risque lié au *Plasmodium* construit par rapport à la rencontre d'un aléa lié aux propriétés du *Plasmodium* et d'une vulnérabilité correspondant à l'incidence du paludisme.

Le calcul de ces risques s'appuie sur les :

- données entomologiques : présence / persistance des gîtes larvaires d'anophèle, densité larvaire, agressivité sur homme (*Human Biting Rate* ou HBR), prévalence des moustiques infectés par le *Plasmodium*, taux d'inoculation entomologiques (*Entomological Inoculation Rate* ou EIR) ;
- données épidémiologiques dans la population humaine : prévalence, incidence, morbidité, mortalité. Leur localisation est l'un des points critiques du recueil des données. Il est généralement difficile de connaître précisément le lieu d'exposition du fait de la mobilité des individus. Cette difficulté est plus marquée pour les études à l'échelle fine. Ainsi, il est souvent nécessaire de poser l'hypothèse que les individus les plus exposés vivent à proximité d'un environnement à risque.

Ces données peuvent être géoréférencées et spatialisées pour pouvoir être comparées aux données de la télédétection. Elles sont utilisées pour valider des indicateurs du risque de transmission du paludisme.

2.2. Apport de la télédétection pour l'étude du paludisme

L'intérêt porté à la télédétection pour l'étude des problématiques de santé et des maladies vectorielles en particulier n'est pas récent. Les possibilités d'application sont multiples comme en atteste un grand nombre d'articles descriptifs (Cline 1970; Jovanovic 1987; Hughjones 1989; Barnes 1991; Connor *et al.*, 1998; Beck *et al.*, 2000; Stefani *et al.*, 2011a; Stefani *et al.*, 2011b; Roux *et al.*, 2012). L'application de la télédétection en épidémiologie pose comme hypothèse que : la distribution d'une maladie est liée à son environnement qui peut être caractérisé par cet outil (Curran *et al.*, 2000; Emmanuel *et al.*, 2011). Les données de télédétection permettent d'étudier les éléments biotiques et abiotiques à la surface de la terre. Parmi ces éléments, certains peuvent avoir des rapports directs et/ou indirects pour le suivi des maladies vectorielles (agents pathogènes, vecteurs, réservoirs, et hôtes). La télédétection est souvent appliquée à l'étude des maladies parasitaires (59% des études) dont le paludisme (16%) (Herbreteau *et al.*, 2007). Hebreteau *et al.* (2007) ont établi également un bilan qui montre une utilisation de la donnée satellite plus contrastée, avec une sous-exploitation des données disponibles, et parfois, l'inadéquation entre les données utilisées et les problématiques sanitaires abordées. En effet, les auteurs démontrent que l'imagerie haute résolution n'est utilisée que dans 10% des études et que l'imagerie hyper-spectrale est pratiquement absente. De plus, la télédétection est souvent utilisée afin de régionaliser des résultats obtenus localement, mais le passage à plus grande échelle est souvent réalisable (Wu and Li 2009). Alors que les problématiques sanitaires devraient être abordées par une approche multi-scalaire, les études considérées dans cette revue n'adoptent pas une telle démarche. Enfin, les auteurs concluent par la nécessité d'une plus grande interdisciplinarité.

Depuis le milieu des années 2000, de nouvelles approches et de nouveaux concepts ont cependant contribué à mieux exploiter la télédétection pour répondre aux problématiques de santé et des maladies vectorielles en particulier. L'approche éco-épidémiologique, intégrant les concepts, méthodes et outils de l'écologie et de l'épidémiologie, a également permis de faire émerger des approches nouvelles, notamment au travers des concepts et des méthodes développées dans le cadre de l'écologie du paysage, exploitant une caractérisation de l'environnement des points de vue compositionnel et structurel. Ostfeld *et al.* (2005) précise ainsi que la caractérisation de l'environnement immédiat d'un cas de maladie, d'une donnée entomologique ou de toute autre observation ne suffit pas. Il convient de caractériser le « contexte paysager » dans lequel ces observations s'insèrent. Ce contexte est décrit, par exemple, par les types, les tailles, les positions relatives des différents éléments du paysage

(Ostfeld *et al.*, 2005). Toutefois, les études pour une meilleure caractérisation des paysages (anthropiques ou naturels) par télédétection restent rares. En effet, en compilant 438 articles de recherche publiés entre 2004 et 2008 dans la revue *Landscape Ecology*, Newton *et al.* (2009) soulignent que seulement 36% des études mentionnent explicitement la télédétection. Parmi ces études, 5% seulement sont menées à différentes échelles, 3% utilisent la télédétection pour développer de nouvelles approches d'analyse de paysage ou améliorer des classifications, 2% exploitent des données multi-sources et 0,5 % seulement des données de très haute résolution et radar. Plus récemment, Aurélia Stéfani *et al.* ont retenu en 2013, 17 articles sur les 40 recensés pour réaliser un état de l'art des études utilisant la télédétection pour les impacts en santé (paludisme) pour le bassin amazonien (*cf.* 1.2.2).

2.2.1. Apports des données optiques

Les satellites d'observation de la terre (Landsat, SPOT, Quickbird, Pléiades, ...) équipés de capteurs optiques (capteurs passifs) mesurent une énergie rayonnée d'une région bidimensionnelle. Ils utilisent la lumière du soleil comme source d'illumination de la scène. Ils fonctionnent dans les longueurs d'onde optiques situées entre l'ultraviolet (0,4 mm) et l'infrarouge thermique (3 mm). Les images issues de ces capteurs sont souvent caractérisées par 3 résolutions (Huh and Malone 2001) :

- spatiale qui est le produit de la résolution angulaire par la distance. Elle détermine le pouvoir de séparation spatiale ;
- spectrale qui dépend de la réponse spectrale du capteur dans chaque canal ;
- radiométrique qui correspond au pouvoir de séparation entre les différentes luminances reçues ;
- temporelle qui correspond à la période de temps entre deux passages d'un satellite sur un point nadir ou une région.

Les données optiques de la télédétection sont particulièrement adaptées à la problématique « environnement-santé ». Nous avons vu chapitre un que dans le cas du paludisme, les facteurs liés aux vecteurs et à l'homme, jouent un rôle très important sur la distribution du risque de transmission (Guthmann *et al.*, 2002; Stéfani *et al.*, 2013). L'occupation du sol est un facteur déterminant pour la détection des facteurs lié aux vecteurs (pluviométrie, humidité, milieux forestiers, zones en eau libre et humides, *etc.*) ou anthropiques (zones agricoles, typologie des bâtiments, orpaillage, *etc.*). La signature spectrale de ces différentes variables est représentée sur la figure II-1.

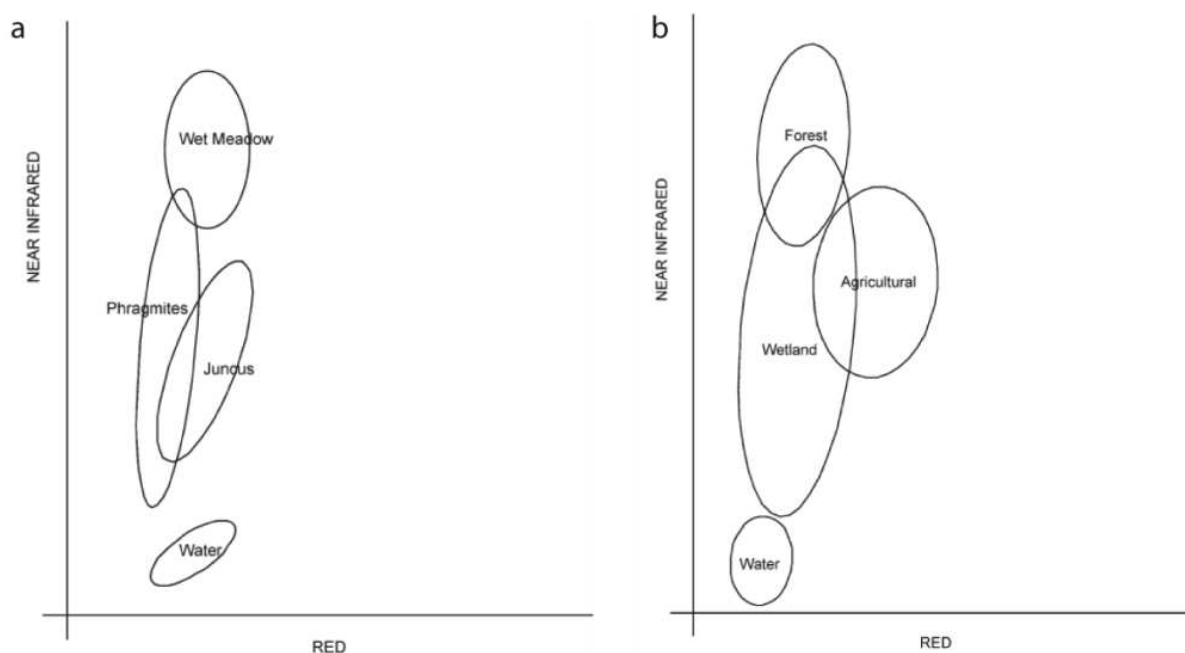


Figure II-1 : a) signature spectrale de différents types de zones humides et b) signature spectrale de différents types d'occupation du sol, pour les bandes rouge et proche infrarouge (Ozesmi and Bauser 2002).

Il est à noter que l'identification des facteurs environnementaux par l'imagerie optique a des limites dans les régions tropicales et inter tropicales du fait :

- de la fenêtre de longueur d'onde très sensible à la teneur en eau de l'atmosphère ;
- de la présence quasi continue d'une couverture de nuages associée à leurs ombres, surtout dans la zone tropicale (Hong-tran *et al.*, 2012; Marechal *et al.*, 2012; Mwita *et al.*, 2012) ;
- de la difficulté de différencier les différents types de surfaces en eau (quelle que soit leurs tailles (Mwita *et al.*, 2012) ou leurs végétations (Martinez and Letoan 2007; De Roeck *et al.*, 2008) : lacs, mares temporaires ou permanentes, cours d'eau, végétalisée, non végétalisée...).

2.2.2. Complémentarité des données radars avec les données optiques

Le radar imageur (système actif) produit des images de la surface terrestre en émettant, au moyen d'une antenne, des impulsions de micro-ondes comprises entre 1mm ($f = 300$ GHz) et 1m ($f = 300$ MHz) dans un plan perpendiculaire à la trajectoire du porteur. Le

signal reçu est caractérisé par son amplitude et sa phase (Polidori¹¹, cours). Selon le capteur, différentes bande de fréquence peuvent être utilisées pour émettre le signal. Les bandes spectrales les plus couramment utilisées sont les bandes L (1GHz), C (5GHz) et X (GHz). Le principe de la mesure radar repose sur le fait que la rétrodiffusion (capteur actif : SAR, Synthetic Aperture Radar) des ondes électromagnétiques mesurée par le capteur, dépendent des propriétés géométriques et diélectriques du milieu qui sont-elles mêmes dépendantes des paramètres de surface (humidité, rugosité, composition, couverture végétale) (Ulaby *et al.*, 1978; Ulaby *et al.*, 1979; Dobson and Ulaby 1981).

Les données radars possèdent des avantages suivants :

- possibilité de réaliser des prises de vue de jour comme de nuit quelques soient les conditions atmosphériques dans la mesure où le signal radar est peu perturbé par l'enneuagement (Ozesmi and Bauser 2002; Marechal *et al.*, 2012);
- une meilleure adaptation pour détecter la présence, l'étendue et les conditions de zones humides (Hess *et al.*, 1990; Kasischke and BourgeauChavez 1997; Henderson and Lewis 2008) ;
- un accès à des informations fournies par la rétrodiffusion du signal radar différentes de celles fournies par l'image optique (Ozesmi and Bauser 2002).

L'utilisation de données radar permet de combler en partie les lacunes de l'imagerie optique. Ces deux modes d'observations, optique et radar sont complémentaires et riches en information intéressantes à exploiter pour interpréter une scène (Marechal *et al.*, 2012).

2.2.3. Fusion de données optiques / radar

La multiplication des capteurs, aussi bien radar qu'optique, de données externes comme les données de système mondial de positionnement (*Global Position System* ou GPS), ou contenues dans un système d'information géographique (SIG), appelle au développement de méthodes permettant d'exploiter conjointement les différentes sources.

La fusion d'images correspond à la combinaison d'images issues de différentes sources. Elle a pour but de fournir une nouvelle image plus riche en information. En général, la fusion des images peut être réalisée au niveau du pixel, au niveau des attributs et au niveau de décisions où l'extraction de l'information est effectuée de haut en bas dans les trois

¹¹ L. Polidori, cours d'introduction à la télédétection spatiale.

schémas de fusion, qui se différencient par le niveau auquel intervient la fusion (Figure II-1) (Pohl and Van Genderen 1998). La fusion au niveau du pixel est la fusion de niveau le plus bas qui se réfère à la fusion des paramètres physiques. La fusion au niveau des attributs exige l'extraction des caractéristiques des images sources. Les caractéristiques ne sont pas localisées au niveau du pixel, mais mettent en jeu les critères complexes des objets tels que les contours, ou la forme qui définissent des régions. Ces objets similaires sont ensuite fusionnés pour être évalués en utilisant des approches statistiques. Pour ce dernier niveau de la fusion il est nécessaire que les images soient traitées individuellement pour l'extraction des informations. Les informations obtenues sont ensuite combinées par application des règles de décision.

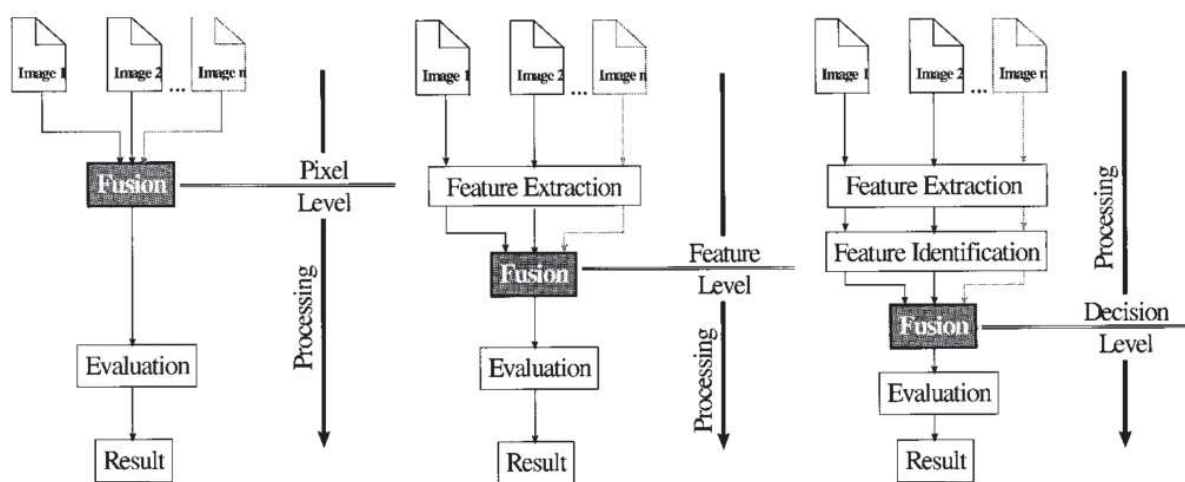


Figure II-2 : Trois niveaux de fusion d'images (Pohl and Van Genderen 1998).

L'avantage de la fusion de pixels sur les deux autres types de fusion est d'éviter toute perte d'information liée à l'extraction d'attributs. Cependant fusionner au niveau du pixel nécessite un recalage géométrique précis entre les images. La comparaison de pixels hétérogènes (par exemple optique et radar) peut également se révéler difficile et le temps de calcul important.

Le recalage géométrique est moins critique pour la fusion d'attributs, qui peut faire appel à des critères géométriques ou de relations entre les attributs. Le recalage n'est pas nécessaire à la fusion de décision, qui permet de traiter des images non corrélées dans l'espace. Cependant, la fusion de décisions n'est pas optimale dans le sens où elle optimise chaque traitement mono-image individuellement, mais ne recherche pas la solution globalement optimale.

Quelle que soit la technique de fusion utilisée, la diversité des capteurs, des réponses spectrales et des objets à caractériser, que ce soit en optique ou en radar, offre un éventail de possibilité très intéressant dans l'optique de caractériser l'occupation du sol via des chaînes de traitements, surtout si les informations issues des capteurs optique et radar sont utilisées conjointement.

Ainsi, dans le cadre des travaux qui pourront être menés dans cette thèse, les travaux de (Bourgeau-Chavez *et al.*, 2009), ont montré que la fusion des données optiques et radars offre la possibilité de réaliser une carte d'occupation sol précise en zones en eau libre et humides, les propriétés des capteurs optique et radar étant complémentaires pour ce type d'objets. Ces méthodes sont également particulièrement efficaces en domaine urbain (Corbane *et al.*, 2011).

2.3. Caractérisation du paysage pour l'étude du paludisme

2.3.1. Qu'est-ce que le paysage et les métriques paysagères ?

Le terme *paysage* a plusieurs interprétations selon les différentes disciplines d'étude (Turner 1989; Burel and Baudry 1999; McGarigal *et al.*, 2012). Dans le contexte écologique, approche que nous privilégierons dans cette étude, le paysage est défini comme un espace hétérogène composé d'une mosaïque d'écosystèmes en interaction qui interagissent et se répètent de façon similaire dans l'espace (Burel and Baudry 1999). La caractérisation du paysage écologique permet de comprendre les relations entre la composition et la configuration des paysages et les fonctionnements écologiques. Elle s'adapte à plusieurs domaines, tels que l'agronomie, l'urbanisation, la déforestation, la conservation biologique, l'exploitation minière, *etc.* (Bulter *et al.*, 2004; Nagendra *et al.*, 2006; Carvalho *et al.*, 2009; Malaviya *et al.*, 2010; Tian *et al.*, 2011; Uuemaa *et al.*, 2013).

Les *métriques paysagères* sont les mesures de la forme et de la distribution des structures spatiales appliquées initialement dans l'étude de l'écologie du paysage. Cette approche a été développée plus particulièrement en écologie du paysage, dans les années 1980 à partir de la théorie de l'information et de la géométrie fractale (Skupinski *et al.*, 2009). De nombreuses métriques du paysage (configurationnelle et compositionnelle) ont été développées pour permettre de caractériser chaque composant du paysage (*patch-level*), chaque type des composants (*class-level*) et tous les composants (*landscape-level*) (McGarigal *et al.*, 2012). Dans une telle approche, **une carte de l'occupation et de l'usage**

du sol est conceptualisée comme une mosaïque de composants (de patches) (Uuemaa *et al.*, 2013). La télédétection et le Systèmes d'Information Géographiques (SIG) sont deux outils nécessaires pour effectuer cette approche.

Ces dernières années, de nombreuses études qui ont utilisées des métriques et des données de télédétection pour caractériser la fragmentation : la fragmentation des espaces verts dans la ville (Tian *et al.*, 2011), la fragmentation de la forêt dense (Bulter *et al.*, 2004; Nagendra *et al.*, 2006; Reddy *et al.*, 2013), la fragmentation causée par l'urbanisation (Jaeger *et al.*, 2007), *etc.* En plus, certaines études concernent le développement des nouvelles mesures de la fragmentation et l'analyse de leurs relations entre elles (Jaeger 2000).

2.3.2. Apports de métriques paysagères pour l'étude paludisme

L'approche éco-épidémiologique, intégrant les concepts, les méthodes et les outils de l'écologie et de l'épidémiologie, a introduit la contribution de la variable environnementale dans la compréhension de la transmission des maladies vectorielles. L'utilisation combinée des métriques paysagères et de la télédétection favorise l'analyse et l'intégration des composantes spatiales du le paysage dans les études épidémiologiques (Kitron 1998). Certains facteurs environnementaux peuvent être quantifiés ; pourcentage, distribution, configuration des habitats favorables aux vecteurs, *etc.* De plus les relations entre les données épidémiologiques et/ou entomologiques associées aux métriques paysagères permettent d'expliquer la contribution des facteurs environnementaux. Par exemple, la structure du paysage influence la dynamique de la maladie au travers de son impact sur les conditions abiotiques et de son influence sur les interactions d'espèces qui sont très importantes pour la propagation et la prévalence de la maladie (Ostfeld *et al.*, 2005). Le paludisme est l'une des maladies à transmission vectorielle typiques qui adapte bien à cette approche. Elle permet de :

- construire des indicateurs environnementaux opérationnels ;
- compléter les connaissances sur le mécanisme de transmission ;
- faciliter la définition des stratégies de prévention du paludisme.

Stefani *et al.* (2011b) ont obtenus à partir d'une sélection de métriques paysagères et d'une carte d'occupation du sol des résultats significatifs. Ils mettent en évidence la relation entre les caractéristiques du paysage (le degré de fragmentation paysagère) et l'incidence du paludisme pour la zone transfrontalière franco-brésilienne.

2.4. Méthodologie de cartographie du risque du paludisme

Les modèles de transmission du paludisme prenant en compte les aspects environnementaux intègrent des données images, environnementales, entomologiques et/ou épidémiologiques. Les méthodologie appliquées peuvent être distinguées en fonction du degré de connaissances acquis sur la problématique et des données disponibles.

2.4.1. Cartographie des risques fondée sur les données

La cartographie de l'aléa ou du risque de transmission du paludisme s'appuie souvent sur la construction de modèles à partir d'un ensemble de données à partir des données environnementales, entomologiques et / ou épidémiologiques observées à une échelle, en utilisant des techniques statistiques ou d'apprentissage (Omumbo *et al.*, 2005; Guerra *et al.*, 2006; Zeilhofer *et al.*, 2007; Olson *et al.*, 2009; Maheu-Giroux *et al.*, 2010; Sinka *et al.*, 2010; Patil *et al.*, 2011; Stuckey *et al.*, 2013; Hardy *et al.*, 2015; Kraemer *et al.*, 2016). De telles approches exigent des données en qualité et en quantité suffisante, afin que les modèles soient suffisamment robustes et généralisables. Cependant, les données sont souvent incomplètes et biaisées, notamment dans les zones d'étude où les surveillances environnementale, épidémiologique, et entomologique sont inefficaces et/ou irrégulières. C'est le cas, en particulier, des zones transfrontalières, souvent peu peuplées, systématiquement éloignées des centres décisionnaires (en particulier des capitales nationales), et par conséquent retenant peu l'attention des politiques publiques nationales. Dans un tel contexte, la cartographie de l'aléa et du risque fondée sur la connaissance experte semble plus adaptée.

2.4.2. Cartographie des risques fondée sur la connaissance

Par comparaisant à la cartographie basée uniquement sur les données, la cartographie fondée sur la connaissance est particulièrement pertinente dans les zones d'étude où les surveillances environnementale, épidémiologique, et entomologique sont inefficaces et/ou irréguliers (Stevens and Pfeiffer 2011; de Glanville *et al.*, 2014). Cette méthode pourrait fournir un cadre pertinent pour la modélisation de variables qualitatives et quantitatives, en intégrant des méthodes statistiques et des connaissances actuelles concernant les vecteurs, les réservoirs et les humains, et/ou leurs interactions (Stevens and Pfeiffer 2011). Une revue systématique de la littérature sur la modélisation du risque de

maladie vectorielle fondée sur la connaissance a détaillée le processus (Hongoh *et al.*, 2011).

Il se décompose de la matière suivante :

- définition du risque (aléa et/ou vulnérabilité) de la maladie vectorielle ;
- identification des facteurs du risque ;
- définition des critères (connaissances actuelles) liés à la transmission de maladie ;
- calcul des facteurs de risque en utilisant les données disponibles actuelles ;
- définition de la pondération de chaque facteur par rapport à l'objectif d'étude ;
- application des critères et analyse des résultats.

Ce cadre pertinent de la modélisation a été appliqué dans plusieurs études qui ont obtenues des résultats remarquables. Les cartes de l'aléa (*i.e.* la présence de vecteurs et de réservoirs) ont été établies en utilisant des connaissances actuelles et des données de télédétection combinées avec les cartes de vulnérabilité pour cartographier le risque de distribution de la leishmaniose cutanée à Ghardaïa en Algérie (Garni *et al.*, 2014). La prédiction de l'adaptabilité épidémiologique de la peste porcine africaine utilisant une analyse multicritères de décision a été validé par des données épidémiologiques disponibles (de Glanville *et al.*, 2014).

III. Cas particulier de la zone transfrontalière franco-brésilienne

3.1. Présentation de la zone d'étude

Les changements socio-environnementaux locaux rapides et durables, tels que l'urbanisation, les migrations humaines, la perte de biodiversité, la déforestation, le changement des pratiques agricoles, affectent la santé des populations humaines et leur bien être en général (Gueye *et al.*, 2012; Wangdi *et al.*, 2015). La zone transfrontalière entre la Guyane française et l'État brésilien d'Amapá est représentative d'une telle situation. Elle correspond à la zone d'étude de ce travail de thèse.

- **Contexte historique**

Les limites de la frontière entre la Guyane française et le Brésil ont été dessinées au 18^{ème} siècle. Après avoir été contestées pendant deux cents ans par les français et les brésiliens, un arbitrage international rendu en 1900 par les suisses a permis de résoudre ce litige. Actuellement, la frontière entre la France et le Brésil est de 730,4 km localisée la plus part du temps sur le fleuve Oyapock (Figure III-1). Un pont traversant le fleuve relie Saint-Georges et Oiapoque. Les travaux débutés en 2009 ont été achevés en 2012, mais il n'est toujours pas mis en service en septembre 2016 (Tableau III-1).

- **Localisation et caractéristiques géographiques**

La zone d'étude située au Nord Est du continent Sud-Américain à la frontière de la Guyane française et de l'état de l'Amapá (Brésil) s'intègre dans le plateau des Guyanes (Figure III-1). Elle est bordée à l'Est par l'océan Atlantique et parcourue par le fleuve transfrontalier Oyapock. L'hydrographie est caractérisée par un réseau dense expliquée par les précipitations abondantes, la structure des terrains et l'imperméabilité des sols. La forêt amazonienne occupe une grande majorité de la région. Le fleuve Oyapock est un axe de pénétration à l'intérieur du territoire. Son embouchure se trouve à 60 km au Nord de Saint-Georges-de-l'Oyapock. Sa navigation peut être rendue difficile par les sauts et les rapides. La route nationale 2 (RN2), autre axe de pénétration, relie Cayenne à Saint-Georges-de-l'Oyapock. Elle rejoint la route fédérale BR-156 à 5 km de Saint-Georges-de-l'Oyapock et à environ 1 km en aval d'Oiapoque.

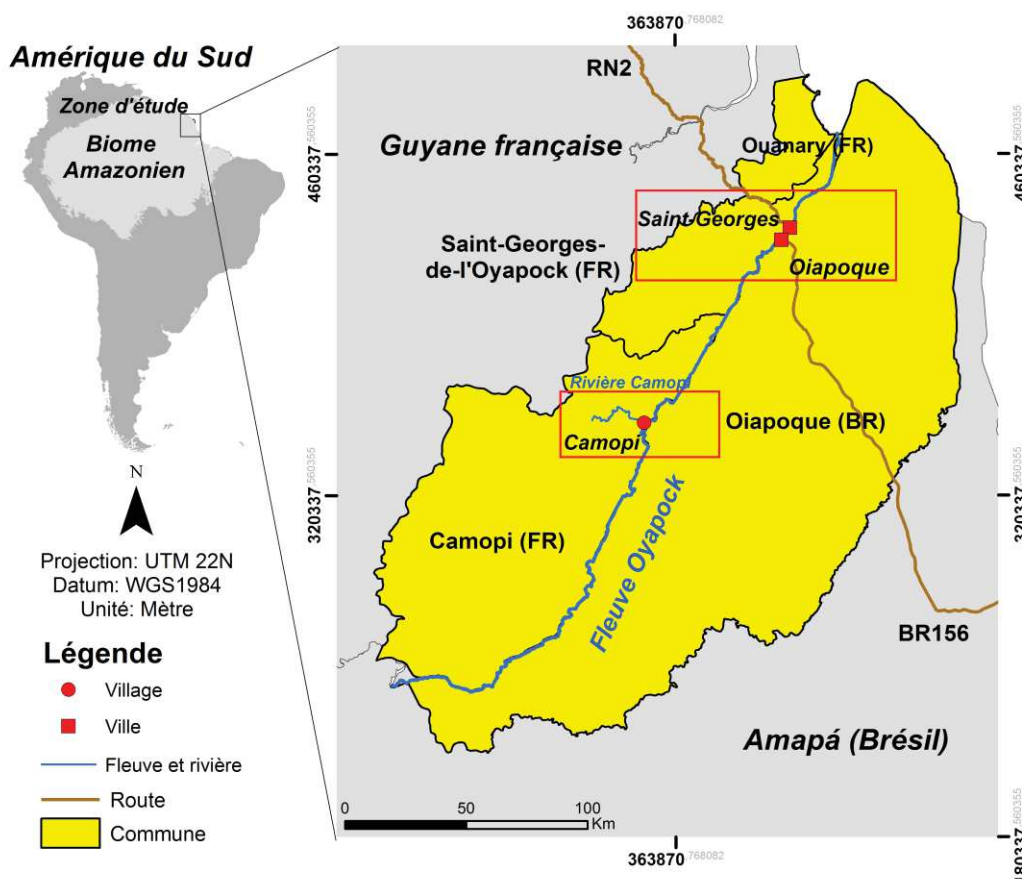


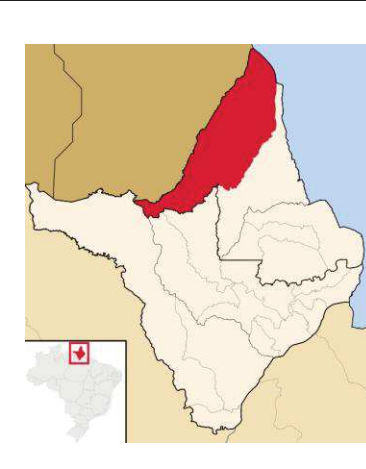
Figure III-1 : Localisation de la zone transfrontalière franco-brésilienne.

Rive gauche du fleuve, côté français, la commune de Saint-Georges-de-l'Oyapock, a une superficie de 2 320 km² et une densité de population¹² de 1,7 (INSEE 2013c). Elle inclut la ville Saint-Georges-de-l'Oyapock et certains hameaux ruraux (Trois Palétuviers, Tampack *etc.*). Les activités agricoles comprennent une agriculture traditionnelle sur brûlis menée, sur de petites parcelles, et de l'élevage. Les activités liées au fleuve sont principalement la pêche, le transport de marchandises, le tourisme. La ville de Saint-Georges se situe presque en face de la ville Oiapoque (Figure III-1). La commune de Camopi créée en 1969 est considérée comme la première commune amérindienne de France. Elle a une superficie de 10 030 km² et une densité de population de 0,2 (INSEE 2013a). La commune compte trois zones de vie principales : le bourg de Camopi (Tableau III-1), 28 petits hameaux répartis sur environ 15 kilomètres le long des berges du fleuve Oyapock et de la rivière Camopi, ainsi que Trois-Sauts situé à 110 km en amont de Camopi composés d'environ dix hameaux le long du cours supérieur du fleuve Oyapock.

¹² Densité de la population : nombre d'habitants au km²

Du côté brésilien, la municipalité d’Oiapoque se compose d’une ville principale (Oiapoque) (Tableau III-1) et de plusieurs localités rurales. Les activités agricoles comprennent une agriculture traditionnelle sur brûlis exploitant de petites parcelles et de vaste zone d’élevage, à l’Ouest de la BR-156. Différentes aires protégées existent dans cette zone transfrontalière, avec des différences en termes de nature et de niveau de protection, générant différents modes d’utilisation des terres (Boyrie *et al.*, 2013). La pirogue reste le moyen de transport privilégié dans cette zone (Tableau III-1).

Tableau III-1 : Illustrations des villes Saint-Georges, Oiapoque et de village de Camopi.

		
Commune de Saint-Georges	Commune de Camopi	Commune d’Oiapoque
		
Bourg de Camopi Source : E. Roux / IRD	Carbet du village de Camopi Source : E. Roux / IRD	Pont sur l’Oyapock Source : Z. Li / IRD
		
Mairie de Saint-Georges Source : Z. Li / IRD	Oiapoque Source : Z. Li / IRD	Pirogue sur l’Oyapock Source : Z. Li / IRD

- **Climat**

Le climat de la zone transfrontalière, de type équatorial humide, est marqué par une température moyenne annuelle de 26°C. L'humidité est à supérieure à 80%. Sa position proche de l'équateur et sa façade océanique lui confère une bonne stabilité climatique. Seules les précipitations (ainsi que l'ensoleillement) montrent des variations annuelles. Quatre saisons se distinguent : une grande saison des pluies d'avril à mi-août, une grande saison sèche de mi-août à novembre, une petite saison des pluies de décembre à février et une petite saison sèche de février à avril appelée petit été de mars. Les mois les plus pluvieux sont mai et juin. La moyenne annuelle des précipitations est de 3 400 mm à Saint-Georges-de-l'Oyapock, de 3 300 mm à Oiapoque et 2 500 mm à Camopi.

- **Altitude**

Les altitudes sont comprises entre le niveau de la mer et 800 mètres (Figure III-2), à l'extrémité sud-ouest de la zone, à l'exception de quelques reliefs (inselbergs) épars.

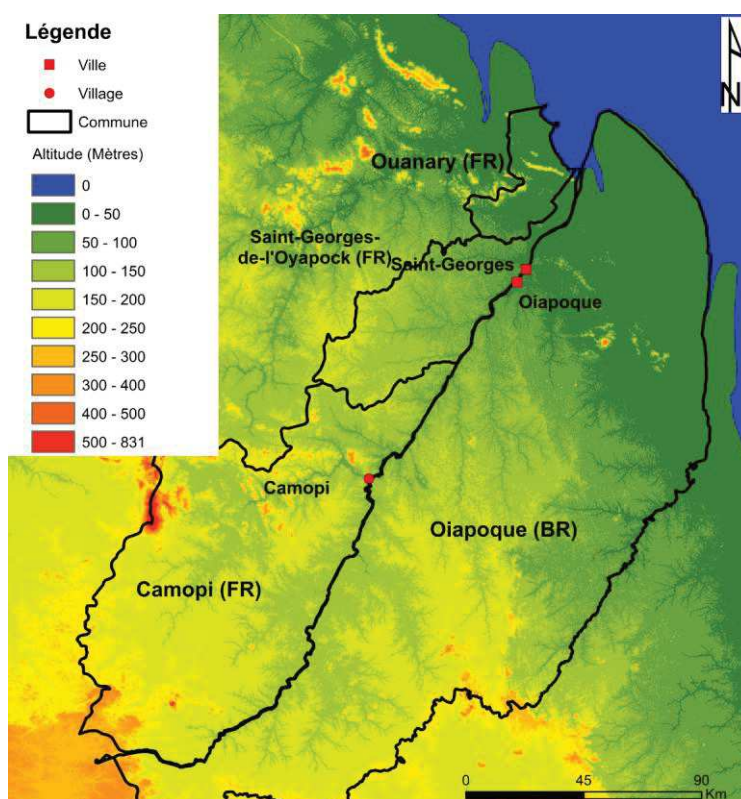


Figure III-2 : Altitudes de la zone transfrontalière (SRTM 30 m, source NASA).

- **Situation démographique**

Il existe une situation démographique dissymétrique entre les rives guyanaise et brésilienne (Tableau III-2). D'après l'institut national de la statistique et des études

économiques (INSEE), en 2013 les trois principaux foyers de population sont la commune de Saint-Georges avec 3 907 habitants (INSEE 2013c), la commune de Camopi avec 1 707 habitants (INSEE 2013a) et la commune d'Ouanary avec 135 habitants en 2013 (INSEE 2013b). Sur le sol brésilien, la municipalité d'Oiapoque comptait 21 661 habitants en 2012 (IBGE 2012), faisant de cette dernière le principal foyer de population de la zone transfrontalière.

Tableau III-2 : Population des communes française et brésilienne de la zone transfrontalière.

	Saint-Georges-de-l'Oyapock (FR)	Camopi (FR)	Ouanary	Oiapoque (BR)
Population	3 097 (2013)	1 707 (2013)	135 (2013)	21 661 (2012)

- **Flux Migratoire**

La migration humaine joue un rôle très important sur la transmission du paludisme (Musset *et al.*, 2014). Les flux migratoires sont un phénomène caractéristique de cette zone. Saint-Georges-de-l'Oyapock est un point d'entrée privilégié en Guyane pour les migrants brésiliens (légaux et illégaux). Ceci est notamment dû à l'ouverture, en 2005, de la route RN2 reliant Saint-Georges-de-l'Oyapock à Cayenne. Oiapoque est un lieu touristique important pour les Guyanais. La municipalité d'Oiapoque présente un risque élevé de transmission du paludisme à cause de la migration fréquente transfrontalière (Gomes Mdo *et al.*, 2015). Les villages de Camopi et de Trois-Sauts sont également les témoins d'une forte immigration brésilienne liée à l'exploitation aurifère depuis 1983.

- **Situation épidémiologique**

Les frontières internationales du Brésil présentent des situations critiques, notamment en ce qui concerne les questions de santé publique, environnementales, politiques et socio-démographiques (Peiter 2007). La zone transfrontalière entre la Guyane française et l'Etat d'Amapá au Brésil est représentative d'une telle situation. La mobilité des populations dans cette région favorise la circulation du parasite et l'hétérogénéité des situations épidémiologiques.

A Camopi, l'incidence annuelle du paludisme a dépassé 50% chez les enfants de moins de 7 ans au début des années 2000 (Stefani *et al.*, 2011a), a atteint 100% en 2006 (Carne *et al.*, 2009) et est en forte régression depuis 2010. De 2006 à 2012, le nombre total des cas de paludisme déclarés à Camopi et Trois-Sauts a montré une tendance décroissante

puis une forte réduction après l'année 2009 (Ardillon *et al.*, 2012; Ardillon *et al.*, 2013). A Saint-Georges-de-Oyapock, une augmentation significative du nombre de cas de paludisme a été observée de 2005 à 2009, avec un pic atteint en 2007 (Ardillon *et al.* 2012). Après 2009, une diminution a été observée (Ardillon *et al.*, 2012; Ardillon *et al.*, 2013) (Voir figure III-3).

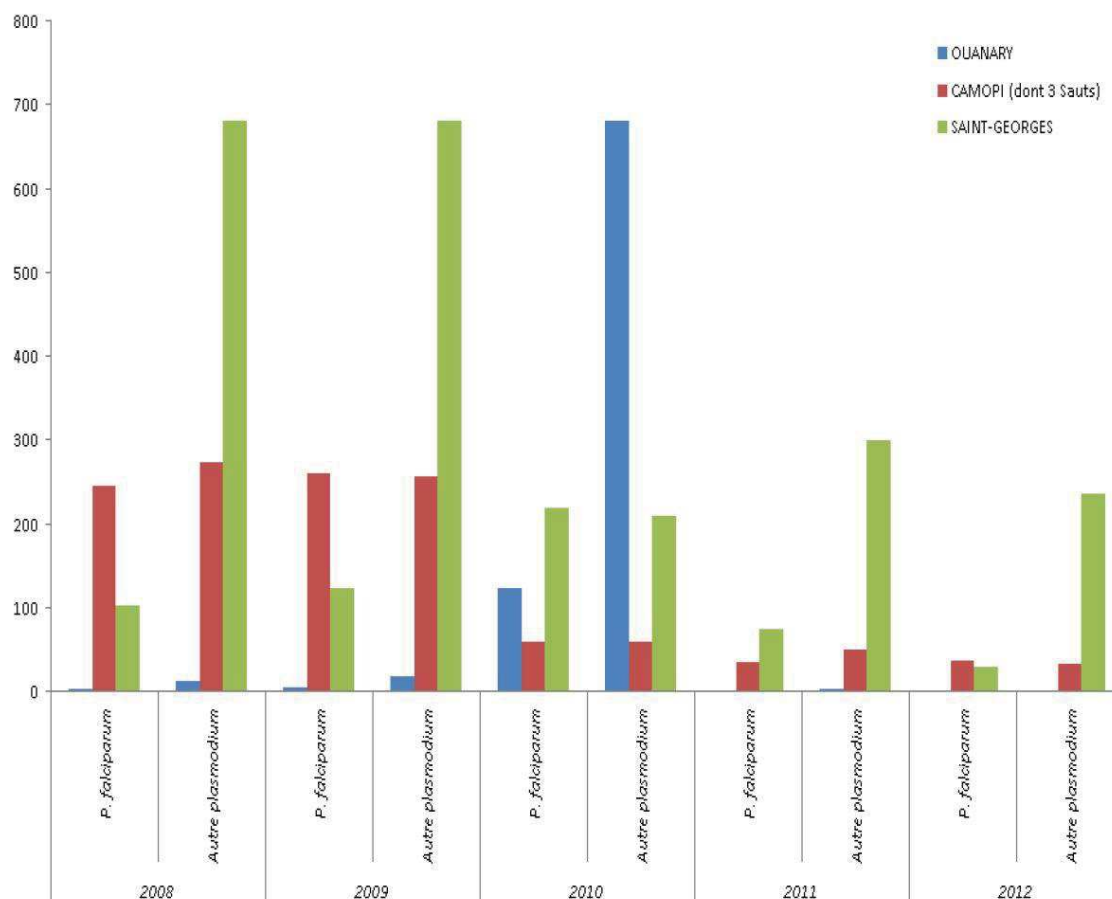


Figure III-3 : Surveillance du nombre d'accès palustres biologiquement confirmés recensés par les centres délocalisés de prévention et de soins (CDPS) de l'Oyapock, les laboratoires de biologie médicale (LBM), les laboratoires hospitaliers et les forces armées de Guyane (FAG) pour les résidents de l'Oyapock, janvier 2008 à décembre 2012 (Ardillon *et al.*, 2013).

Dans l'état brésilien d'Amapá, Oiapoque est la municipalité la plus touchée par le paludisme, avec environ 3 940 cas du paludisme entre Janvier et Octobre en 2011 et une augmentation de 12% par rapport à la même période en 2010 (Figure III-4) (Cenci *et al.*, 2012). Une diminution de 22,9% du nombre de cas a été observé entre 2011 et 2012, mais le risque de transmission reste élevé, avec 2 838 cas déclarés et un indice annuel Parasite (API) de 9,2% en 2013 (Zanini *et al.*, 2014).

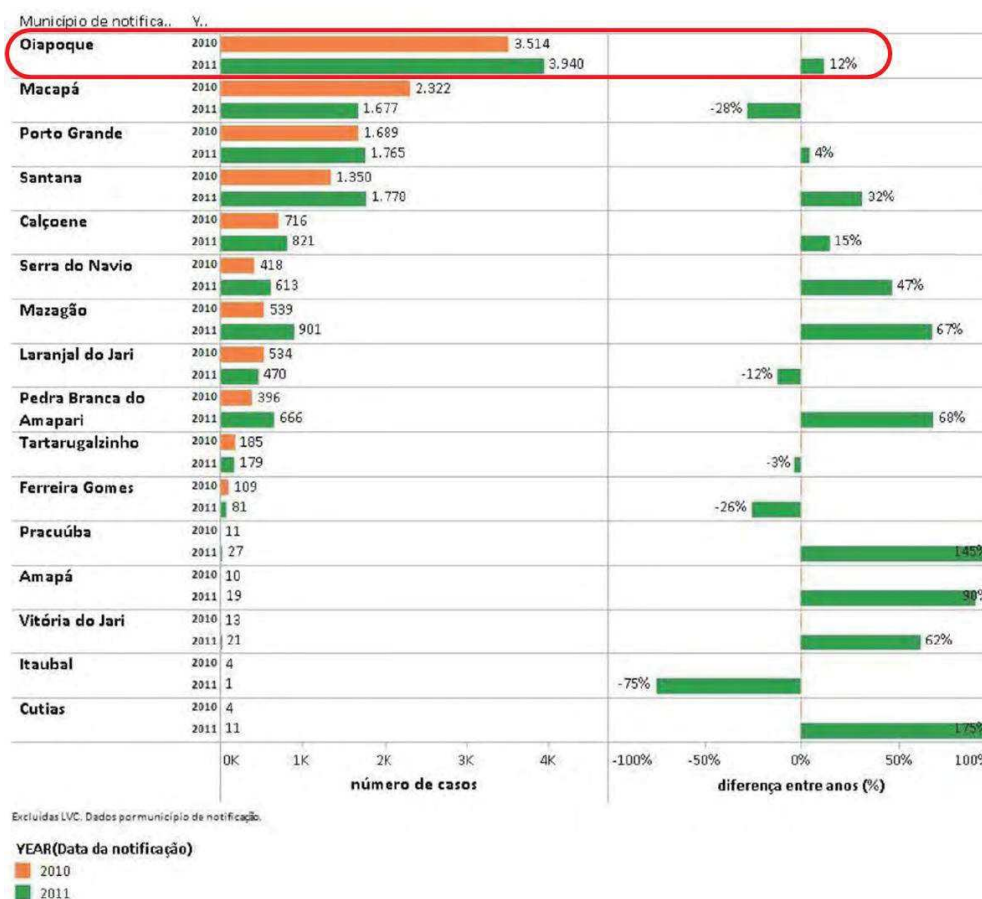


Figure III-4 : Nombre d'accès palustres notifiés par municipalité et variation annuelle, pour l'état de l'Amapa, de janvier à octobre 2010 et 2011 (Cenci *et al.*, 2012).

• Spécificité d'environnement

Le vecteur principal de transmission du parasite du paludisme de la zone transfrontalière franco-brésilienne est *An. darlingi*. Comme mentionnée dans la section 1.2.1, cette espèce a une forte capacité d'adaptation au changement du paysage induites par les activités humaines. Les connaissances sur l'occupation et l'usage du sol à l'échelle amazonienne sont adaptables à cette zone transfrontalière. Cependant, il existe certaines particularités.

Cette zone occupée majoritairement par la forêt se subdivide en forêt alluviale, forêt de terre base et forêt de submontagne. La déforestation autour des localités s'explique par la volonté d'étendre les surfaces cultivables en pratiquant l'agriculture sur brûlis, l'exploitation du bois, le développement des fermes d'élevage et des étangs de pisciculture, la nécessité de développer les zones périurbaines (*e.g.* autour de Saint-Georges et d'Oiapoque, sur les deux côtés des routes et de chemins et dans les hameaux du village de Camopi). D'après l'Observatoire de l'Activité Minière (OAM), l'orpaillage clandestin et illégal existe sur la

commune de Camopi et participe aussi à l'ouverture forestière. Les cours d'eau sont directement impactés par la pollution des activités des chantiers miniers. Le modèle de connaissance présenté dans la section 1.2.2 indique que l'interaction entre milieux forestiers et non-forestiers favorise la rencontre homme-vecteurs adultes. La spatialisation de la contribution d'interaction des milieux forestiers et non-forestiers sur la transmission du paludisme constitue un des travaux développés dans cette thèse.

Les zones en eau libre et les zones humides de la zone transfrontalière se répartissent entre : les eaux libres du fleuve d'Oyapock et de ses affluents, l'eau sous couvert forestier (forêt inondée) ou sous la végétation basse, et les marais. Les zones humides sont propices à la création des gîtes larvaires. Du fait de la complexité du milieu, l'identification des zones en eaux libres et humides sera donc réalisée en utilisant les images optiques et à partir de la fusion des images radar.

3.2. Echelles adaptées à la caractérisation de l'environnement

Nous avons choisi d'identifier et caractériser des facteurs liés à la transmission du paludisme en utilisant des images satellites et des métriques paysagères. Les approches de la télédétection entraînent des limitations en termes de résolution d'images satellites. Cela a amené une réflexion sur la pertinence des échelles spatiales et temporelles des données satellitaires disponibles ou collectées qui permettront d'identifier et caractériser : l'interaction entre milieux forestiers et non-forestiers, interaction entre zones en eau libre et humides et l'empreinte spatiale humaine.

Nous avons mis en relation les échelles spatiales et les questions posées, à partir de l'examen visuel des images multi-résolutions (spatiale / temporelle) disponibles et collectées et de la lecture des bibliographies.

3.2.1. Echelles spatiales

La résolution spatiale détermine le pouvoir de séparation spatiale du plus petit élément percevable sur une image satellite. Il dépend de l'aptitude du capteur à distinguer deux objets sur la surface de la Terre. Le tableau III-3 donne les ordres de grandeur des résolutions spatiales et des échelles associées permettant de caractériser et d'affiner des différents éléments liés à la transmission du paludisme. Les échelles spatiales varient de l'échelle régionale à l'échelle du quartier.

Tableau III-3 : Identification des résolutions spatiales permettant de caractériser à des degrés différents les éléments liés à la transmission du paludisme.

Echelles spatiales	Résolutions spatiales	Objectifs
Régionale	30 m	• Identifier les différents types d'occupation du sol favorables à la transmission du paludisme ;
Tâche urbaine	10 m	• Analyser la contribution de l'interaction de milieux forestiers et non-forestiers sur la transmission du paludisme ; • Caractériser les gîtes larvaires potentiels : zones en eau libre et humides, collections d'eau.
Quartier	< 1m	• Affiner des différents milieux favorables à la transmission du paludisme ; • Caractériser l'empreinte humaine : i) Etablir la typologie du bâti, du péri-domiciliaire, des espaces verts ; ii) Estimer la présence et la densité de la population humaine et caractériser les voies de communications ; • Valider les classifications.

3.2.2. Echelles temporelles

La résolution temporelle est la capacité d'un capteur à fournir des informations espacées dans le temps sur une même zone donnée. Cette répétitivité de l'observation permet de caractériser le changement de l'occupation et l'usage du sol pour une même zone d'étude. Le tableau III-4 donne les ordres de grandeur des résolutions temporelles lorsque l'objectif est d'étudier la dynamique des cartes de l'occupation du sol en relation avec des données entomologique et/ou épidémiologique. Les échelles temporelles varient du cycle saisonnier aux variations interannuelles.

Tableau III-4 : Résolutions temporelles nécessaires pour l'étude de la dynamique de l'occupation du sol.

Echelles temporelles	Résolutions temporelles	Objectifs
Saisonnière	Mois	• Etudier la dynamique des zones en eau libre et humides durant la saison sèche et la saison humide ; • Analyser le changement saisonnier des zones en eau libre et humides et la transmission du paludisme.
Interannuelle	Année	• Réaliser des cartes d'occupation du sol interannuelles ; • Construire un indicateur interannuel de l'aléa lié aux vecteurs adultes en fonction de la dynamique de l'occupation du sol interannuel ; • Analyser le changement interannuel (année sèche / année humide) des zones en eau libre et humides et la transmission du paludisme ; • Mise à jour les informations de l'empreinte humaine (l'urbanisation rapide).

3.3. Présentation des données disponibles

3.3.1. Données mise à disposition

- SPOT 5 et cartes d'occupation et d'usage du sol

La station de réception de Surveillance de l'Environnement Amazonien par Satellite (SEAS) à Cayenne reçoit les scènes SPOT qui couvrent notamment la Guyane française et l'état de l'Amapá depuis 2005. Nous avons bénéficié de données fournies par cette station dans la cadre du projet OSE-Guyamapá. Il s'agit de deux images satellites SPOT 5 classifiées à une résolution spatiale de 10 m. Elles couvrent les deux zones suivantes : le village de Camopi (17/10/2009) et Saint-Georges-de-Oyapock et Oiapoque (14/10/2009). Les deux images SPOT 5 ont été prises durant la saison sèche. Deux cartes de l'occupation du sol ont été réalisées par l'équipe « Géomatique et Télédétection » du projet OSE-Guyamapá en utilisant ces deux images de SPOT 5 (Figure III-5).

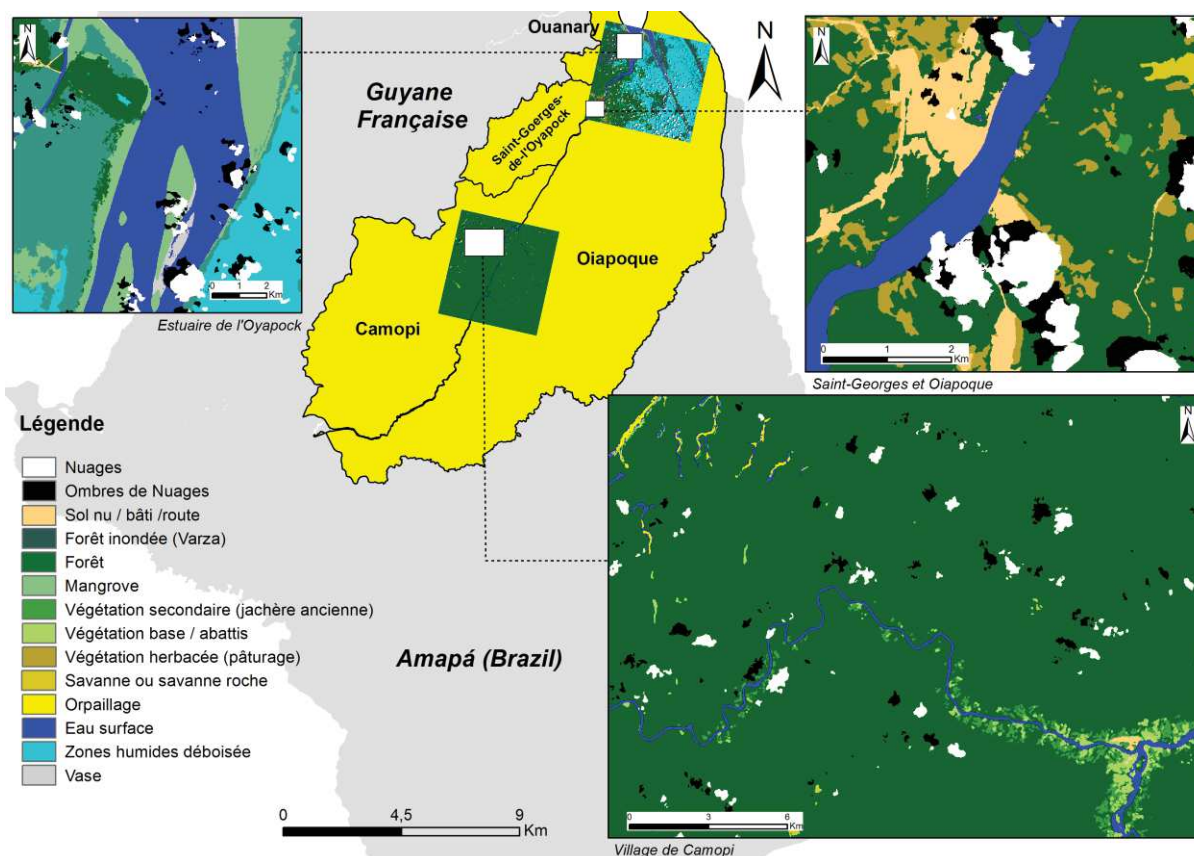


Figure III-5 : Cartes d'occupation et d'usage du sol réalisées à partir d'images SPOT 5. Zoom sur le village de Camopi (en bas à droite), Saint-Georges et Oiapoque (en haut à droite) et l'estuaire de l'Oyapock (en haut à gauche).

Ces classifications¹³ ont été utilisées pour évaluer la contribution du degré d'interaction entre milieux forestiers et non-forestiers à la transmission du paludisme à l'échelle locale. Quatorze classes dans ces deux scènes ont été identifiées (Figure III-5) : 1) Nuages; 2) Ombres de nuages ; 3) Sol nu / bâtiment / route ; 4) Végétation base / abattis ; 5) Forêt secondaire / jachère ancienne; 6) Forêt; 7) Eau; 8) Savane / savane roche ; 9) Orpaillage; 10) Pâturage / abattis; 11) Vase; 12) Zones humides sans arbres; 13) Forêt Varza ; 14) Mangrove.

- **Photos aériennes**

Une base de photos aériennes (BD-ORTHO®) orthorectifiées à 0,5 m de résolution spatiale fournie par l'Institut national de l'information géographique et forestière (IGN) des années 2005-2006 a été obtenue dans le cadre du projet OSE-Guyamapa. Ces photos aériennes couvrent les rives du fleuve Oyapock, incluant nos deux sites d'étude principaux : le village de Camopi et l'ensemble de Saint-Georges-de-Oyapock et d'Oiapoque. La campagne de photographies aériennes s'est déroulée à Camopi entre le 18/09/2006 et le 09/10/2006. Nous ne disposons pas des dates précises de la campagne réalisée à Saint-Georges et Oiapoque. Ces données ont été utilisées pour valider ou extraire les objets inchangés (bâties, routes). Elles ont servi également de temps T0 pour analyser le développement de l'habitat humain.

- **SRTM**

Le modèle numérique de terrain (MNT), issu du programme Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) a été fourni par la National Aeronautics and Space Administration (NASA) et la National Geospatial-Intelligence Agency (NGA). Les données SRTM 1 (30 m) ont été utilisées dans le cadre de la cartographie de la typologie des sols à l'échelle de l'Amazonie.

- **Données vecteurs**

Les données cartographiques disponibles sont présentées ci-dessous (Tableau III-5).

¹³ Une combinaison de classification non-supervisée et supervisée a été effectuée. Le K-means a été utilisé pour extraire les nuages, les ombres de nuages et l'eau. Les confusions avec d'autres classes ont été corrigées manuellement. Les parcelles d'entraînement ont été identifiées et sélectionnées par l'interprétation visuelle sur les images initiales SPOT 5. Une classification par méthode SVM a été réalisée à partir des bandes spectrales initiales associées aux bandes de texture (moyenne, homogénéité, entropie, second moment et corrélation).

Les polygones et les lignes ont été collectés par Nicolas Villemant dans le cadre de son mémoire de Master « Inventaire, cartographie et analyse spatiale des données de paludisme dans la région transfrontalière de l'Oyapock (Guyane Française et Amapá, Brésil) ». Ces travaux ont été financés par le projet OSE-Guyamapá et l'Observation Homme-Milieux (OHM) « Oyapock » du Centre national de la recherche scientifique (CNRS).

Tableau III-5 : Données vecteur disponibles pour la zone d'étude.

Zones d'étude	Polygones				lignes		Points
	Région/ état	Commune	Quartier	Bâtiment	Routes	Hydro	Villes /Villages
Saint-Georges (FR)	Guyane française	Saint-Georges	Quartiers	Bâtiments disponibles, IGN 2006	RN-2	Fleuve Oyapock et rivières principaux	Location de centre-ville
Camopi (FR)	Guyane française	Camopi	Nodata	Nodata	NoData	Fleuve Oyapock et rivière Camopi	Location des Hameaux et des villages
Oiapoque (BR)	Amapá	Oiapoque	Quartiers	Bâtiments disponibles, IGN 2006	BR-156	Fleuve Oyapock et rivières principaux	Location de centre-ville

• Données épidémiologiques

L'équipe Epidémiologie des Parasitoses Tropicales (EPaT) a fournie les données sur les taux d'incidence d'une cohorte d'enfant amérindiens de moins de 7 ans résidant de manière permanente dans le village de Camopi. Cette cohorte a été suivie, du 01/01/2001 jusqu'à en 2014 par l'EPaT. Etant donné l'isolation de la population, sa mobilité limitée et la fréquentation systématique du centre de santé en cas de fièvre, il a été supposé que tous les épisodes de paludisme ont été enregistrés systématiquement au centre de santé local. (Hustache *et al.*, 2007; Stefani *et al.*, 2011a; Stefani *et al.*, 2011b).

Un accès de paludisme (ou un épisode clinique aiguë du paludisme) est défini comme une fièvre présentant une température supérieure à 38°C au moment de la consultation ou pendant les 48 heures précédentes. Elle est identifiée par un frottis sanguin positif pour les formes asexuées de *Plasmodium*. Les frottis sanguins ont d'abord été examinés à Camopi par des infirmières formées en microscopie et ensuite été vérifiées au Laboratoire de parasitologie et mycologie de l'hôpital de Cayenne. Lorsque les examens de frottis sanguins n'étaient pas réalisables, des tests de diagnostic rapide (test d'Optimal®) ont été effectués.

Une liste de tous les épisodes cliniques aigus de paludisme, la date du diagnostic, les espèces de *Plasmodium* présent et parasitémie (s'ils sont disponibles) a été créée.

Le protocole a été approuvé par le Comité consultatif sur le traitement de l'information en matière de recherche dans le domaine du comité de santé (CCTIRS) et par la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL). Le consentement informé a été fourni par l'un des parents de chaque enfant avant l'inclusion dans l'étude. Les formulaires de consentement ont été signés par l'enquêteur, les parents et l'interprète avant la fin des questionnaires. Tous les matches diagnostiqués de paludisme ont été traités.

3.3.2. **Données collectées**

- **Landsat 8**

Les images Landsat 8 OLI (scènes 226-507 et 226-058) ont été directement collectées sur le site de l'U.S. Geological Survey (USGS) pour les années 2013, 2014 et 2015. Elles couvrent respectivement le village de Camopi et la région de Saint-Georges et Oiapoque. Les images (environ 5 images) ont été sélectionnées durant la saison sèche avec une couverture nuageuse inférieure à 50%. Les images d'origine sont en compte numérique avec une résolution spatiale de 30 m (mais la résolution de bande panchromatique est 15 m) et possèdent 9 bandes spectrales (aérosol, bleu, vert, rouge, infrarouge proche, infrarouge moyen 1, infrarouge moyen 2, panchromatique et cirrus).

- **Pléiades**

Nous avons bénéficié des images Pléiades fournies dans le cadre du projet TOSCA CNES TéléPal¹⁴. Ces images sont caractérisées par une très haute résolution : 2 mètres pour le multispectral (vert, rouge, proche infrarouge et panchromatique) et 0,5 mètres pour le panchromatique. Elles couvrent la région de Saint-Georges et d'Oiapoque. Les images ont été collectées à cinq dates données : 23/06/2012, 04/09/2012, 05/11/2012, 26/08/2014 et 11/09/2015. Elles ont été utilisées pour une observation fine et complète des villes.

- **L'occupation et l'usage du sol issue du projet TerraClass**

(Source : http://www.inpe.br/cra/projetos_pesquisas/terraclass2010.php)

¹⁴ **TéléPal** « Évaluation de la contribution de la télédétection multi-dates et multi-capteurs dans la construction d'indicateurs spatialisés du risque de transmission du paludisme en région amazonienne ».

Les classifications fournies par le projet **TerraClass**¹⁵ ont été utilisées pour estimer la contribution de l'interaction de milieux forestiers et non-forestiers sur la transmission du paludisme à l'échelle de l'Amazonie. Afin de mieux cerner l'origine et les conséquences de la déforestation hétérogène de l'Amazonie et la destination des terres un projet intitulé TerraClass a été mis en place en 2009 à l'Institut National Brésilien pour la Recherche spatiale (INPE) en partenariat avec l'EMBRAPA¹⁶. Son objectif est de mettre en place des méthodologies pour caractériser par télédétection à partir d'images satellites Landsat 5 TM / Landsat 8 OLI l'occupation et l'usage des sols des zones déboisées de l'Amazonie Légale. Grâce à ce projet de cartographie systématique les données sur l'occupation et l'usage des sols depuis 2004 sont disponibles à une résolution de 30 mètres.

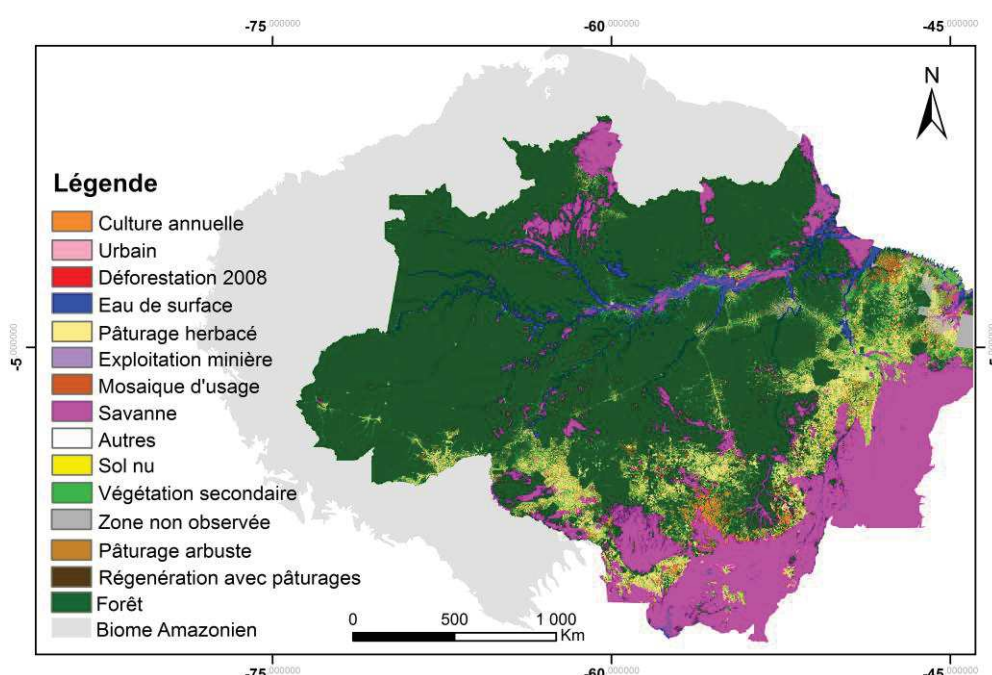


Figure III-6 : Classification de l'occupation et de l'usage des sols pour les zones déforestées de l'Amazonie brésilienne en 2008 (Source : projet TerraClass).

La validation de la classification a tout d'abord été effectuée pour 2008 en utilisant les images SPOT 5 disponibles en mode panchromatique à une résolution spatiale de 2,5 m. La précision globale est 76,64% avec le coefficient *Kappa* de 0,67 (Almeida *et al.*, 2016). La même méthodologie de classification a ensuite été utilisée pour assurer la même précision

¹⁵ TerraClass Production comprend les classes suivantes : agriculture annuelle, pâturage "bien entretenu", pâturage "embroussaillé", pâturage en voie de régénération, mosaïque d'occupations du sol et végétation secondaire.

¹⁶ EMBRAPA : Entreprise Brésilienne de Recherche Agricole, est une entreprise d'État brésilienne fondée le 26 avril 1973 et spécialisée dans l'agronomie.

des données. Actuellement, les cartes de 2004, 2008, 2010, 2012 et 2014 sont disponibles sur le site d'INPE. La figure III-6 présente la classification de 2008.

- **Cartes forêt / non-forêt mondiales dérivées d'images PALSAR / PALSAR-2**

(Source : http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/palsar_fnf/fnf_index.htm)

Les cartes *forêt / non-forêt* mondiales à 25 m correspondent à un jeu de données libres et ouvertes généré par le JAXA (*Japan Aerospace Exploration Agency*) à partir d'images PALSAR et PALSAR-2 (Figure III-7). A partir de la rétrodiffusion issues des polarisation HV, les classes *forêt* et *non-forêt* ont été classifiées. Ici, la class *forêt* est définie comme une zone forestière naturelle lorsque sa superficie et la couverture forestière associée sont respectivement supérieures à 0,5 ha et 90% suivant la définition de la forêt proposée par l'Organisation des Nations unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO). Etant donné que la rétrodiffusion dans la forêt dépend de la région climatique, la carte *forêt / non-forêt* est réalisée en utilisant le seuillage adapté en fonction de la région. La précision globale de la classification est de plus de 84% lorsque l'on compare les cartes *forêt / non-forêt* avec les données de référence, telles que des photos in situ et des images satellites optiques à haute résolution (Shimada *et al.*, 2014).

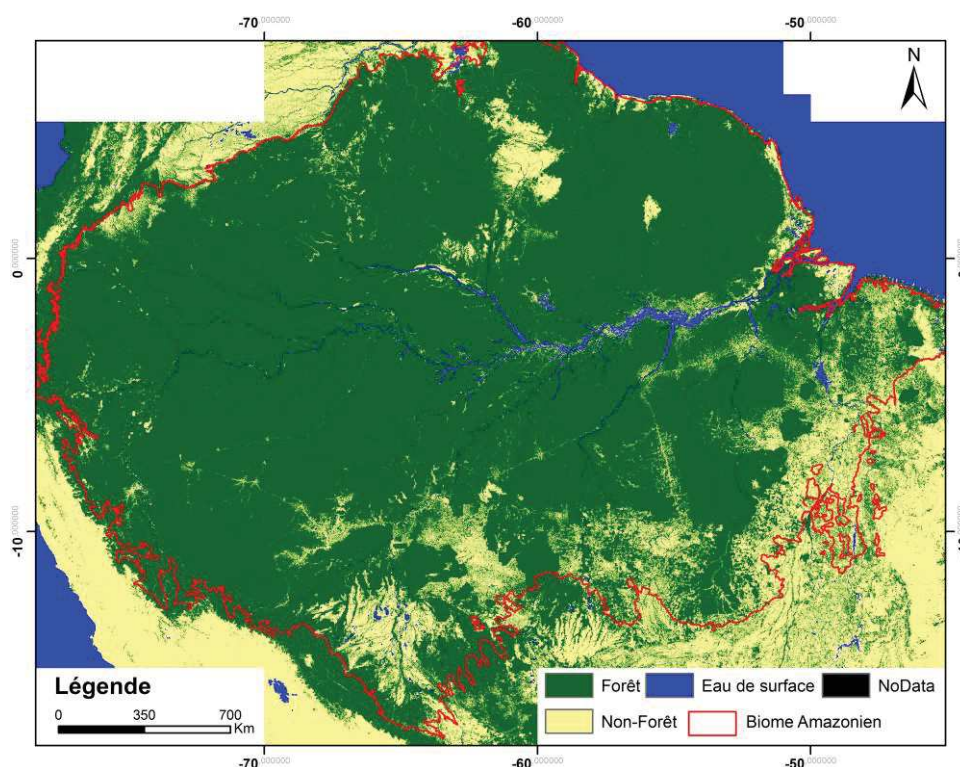


Figure III-7 : Cartes *forêt / non-forêt* dérivées d'images PALSAR / PALSAR-2 pour l'ensemble de la zone amazonienne en 2008 (Source : ®JAXA).

Actuellement, les cartes de 2007, 2008, 2009, 2010 et 2015 sont disponibles sur le site du JAXA et peuvent être téléchargées gratuitement.

3.4. Synthèse des images disponibles, d'échelles d'étude et des objectifs

Liée à la disponibilité des données images pour notre zone d'étude, suit une synthèse des données images utilisées, des échelles spatiales et temporelles retenues en fonction des objectifs poursuivis :

- Analyser à l'échelle locale (échelle de la tâche urbaine) de la contribution de l'interaction des milieux forestiers et non-forestiers sur la transmission du paludisme pour construire un indicateur d'interaction homme-vecteur (Chapitre IV). Elle sera réalisée à partir des classifications de l'occupation et l'usage du sol dérivées d'images SPOT 5.
- Identifier et caractériser à échelle (locale échelle de la tâche urbaine) les gîtes larvaires potentiels pour tester le potentiel des images optique et radar sur l'extraction des zones en eau libre et humides (Chapitre V) : les images SPOT 5 et PALSAR.
- Spatialiser à échelle régionale la typologie des sols en utilisant des données SRTM (Chapitre V) : données SRTM.
- Etudier le potentiel des données images en résolution modérée (30 m) pour la construction d'indicateur d'interaction homme-vecteur et appliquer cet indicateur à l'échelle de la zone amazonienne en utilisant les cartes d'occupation et d'usage du sol issue du projet TerraClass et les cartes *forêt / non-forêt* : images Landsat 8, PALSAR et PALSAR-2 (Chapitre VI) ;
- Affiner des différents milieux favorables à la transmission du paludisme et valider les classifications : images Pleiades.

Nous allons travailler d'abord à une haute résolution de 10 m pour tester et analyser la contribution d'interaction des milieux forestiers et non-forestiers à la transmission du paludisme et identifier les zones en eau libre et humides.

IV. Occupation du sol et vecteurs adultes

4.1. Introduction

Dans ce chapitre, la contribution du degré d'interaction entre milieux forestiers et non-forestiers à la transmission du paludisme est étudiée à l'échelle locale. Le chapitre décrit tout d'abord comment la télédétection permet de construire un indicateur spatialisé de cette contribution, implémentant le modèle de connaissance proposé par Stefani *et al.*, (2013). Ce modèle, présenté dans la Figure I-6 de la section 1.2.1, décrit les processus écologiques en jeu et permet la quantification relative de cette contribution. Le chapitre expose ensuite la méthode de validation de l'indicateur. Les résultats sont ensuite présentés et discutés.

4.2. Caractéristiques générales de l'indicateur d'aléa

Stefani *et al.*, (2013) formalise la manière dont les caractéristiques compositionnelles et configurationnelles du paysage forestier / non-forestier influent sur les chances de rencontre entre l'homme et les vecteurs du paludisme. Ce modèle est par conséquent une base solide permettant de construire un indicateur de l'aléa basé sur le paysage (*Landscape-based Hazard Index (LHI)*), contribuant à l'estimation du risque de transmission du paludisme. Le *LHI* se base sur deux caractéristiques du paysage : l'une compositionnelle (la surface relative occupée par la forêt et la forêt secondaire) ; l'autre configurationnelle, associée à la densité de frontière entre milieux forestiers et non-forestiers (*edge*), à la forme (*shape*) ou à la subdivision (*subdivision*) des patches de la forêt et de la forêt secondaire.

Basé sur le modèle de connaissance, le *LHI* doit satisfaire les conditions suivantes :

- correspondre au niveau de base (choisi comme étant la valeur nulle ici), lorsqu'il n'y a pas ni présence ni activité humaine, correspondant à une surface relative de forêt de 100% et au minimum de la complexité compositionnelle (la boîte du haut dans la figure I-6) ;
- varier de “faible” à “élevé” lorsque la présence ou l'activité humaine est non nulle. En particulier, la valeur du *LHI* devrait augmenter avec l'augmentation de la complexité configurationnelle pour une surface relative de forêt et de forêt secondaire donnée (boîte en bas à droite dans la figure I-6) ; Ainsi, plus la surface relative de forêt et la complexité configurationnelle des patches de forêt augmentent, et plus la valeur de l'indicateur augmente.

- atteindre à la valeur nulle lorsque la pression anthropique devient maximale, la complexité et la surface relative occupée par la forêt et la forêt secondaire devenant nulle (la boîte en bas à gauche dans la figure I-6) ;

Finalement, le *LHI* doit être intelligible et facile à interpréter pour les gestionnaires de la santé publique qui ne sont pas des spécialistes dans les domaines de la caractérisation quantitative et de la modélisation du paysage.

4.3. Classification forêt / non-forêt

Comme décrit précédemment, la caractérisation de l'occupation du sol nécessaire à la construction de l'indicateur se compose de deux classes : *forêt ou forêt secondaire* et *non-(forêt ou secondaire)*. Cette classification a été obtenues par post-traitement de deux cartes d'occupation et d'usage du sol existantes, dérivées d'images SPOT 5 (voir la section 3.3.1) : une carte correspondant au village de Camopi, et l'autre à la région de Saint-Georges et d'Oiapoque. La procédure utilisée est la suivante : (i) *forêt*, *forêt inondée*, et *mangrove* ont été regroupées en une seule classe dénommée ***forêt***; (ii) toutes les autres classes ont été regroupées en une seule classe dénommée ***non-forêt***. Les données manquantes correspondant aux classes nuages et ombres de nuages ont été mis en ***NoData*** et n'ont pas été prises en compte dans le calcul des métriques.

Les cartes *forêt / non-forêt* résultantes ont été évalués en choisissant aléatoirement 50 points dans chaque classe et en établissant l'occupation du sol réelle des sites sélectionnés par photo-interprétation des images à 2,5 m de la résolution spatiale, dérivées de la fusion des images SPOT 5 multispectrales et panchromatiques. Les précisions globales de classifications étaient respectivement de 0,94 pour la carte du village de Camopi et de 0,93 pour la carte de la région de Saint-Georges et d'Oiapoque. Les coefficients *Kappa* étaient respectivement 0,88 et 0,86 pour la région du village de Camopi et la région de Saint-Georges et d'Oiapoque.

4.4. Caractérisation du paysage forêt / non-forêt

• Sélection des métriques paysagères

La surface relative occupée par la *forêt* (*pF*) correspond au pourcentage de surface de forêt dans le paysage (*PLAND*) divisé par 100. La configuration du paysage (*forêt* et *non-forêt*) est une notion large et vague qui peut être caractérisée par plusieurs métriques : Edge

density (*ED*), Patch density (*PD*), Landscape division index (*DIVISION*), Splitting index (*SPLIT*), Perimeter-area ratio (*PARA*), Shape index (*SHAPE*), Fractal dimension index (*FRAC*), Related circumscribing circle (*CIRCLE*), et Contiguity index (*CONTIG*) (McGarigal *et al.*, 2012). Les métriques *PARA*, *SHAPE*, *FRAC*, *CIRCLE* et *CONTIG* ont été calculées au niveau de chaque patch puis exprimées au niveau du landscape en utilisant les statistiques suivantes : la moyenne (*MN*) et la moyenne pondérée par la surface des patches (*AM*).

Finalement, un total de 14 mesures configurationnelles (*CM*) ont été utilisées dans cette étude : *ED*, *PD*, *DIVISION*, *SPLIT*, *PARA_MN*, *PARA_AM*, *SHAPE_MN*, *SHAPE_AM*, *FRAC_MN*, *FRAC_AM*, *CIRCLE_MN*, *CIRCLE_AM*, *CONTIG_MN* et *CONTIG_AM*. Toutes les métriques utilisées dans cette étude sont listées dans l'annexe I.

- **Fenêtre spatiale glissante pour le calcul des métriques**

Les métriques paysagères sont calculées sur une emprise spatiale donnée. Le principe d'un indicateur spatialisé est de fournir une valeur en tout point de l'espace, c'est-à-dire en tout pixel de la zone d'étude. Par conséquent, la caractérisation quantitative du paysage (au travers des métriques citées précédemment) a été réalisée dans une fenêtre spatiale glissante, permettant d'attribuer à chaque pixel *p* de la zone d'étude la valeur de la métrique paysagère calculée dans la fenêtre centrée sur *p*. D'un point de vue écologique, en chaque point de la zone d'étude, cette fenêtre représente la zone dont les caractéristiques du paysage sont les plus susceptibles d'influer sur la chance de rencontre entre l'Homme et les moustiques *An. darlingi*. Bien qu'une fenêtre en forme de disque semble intuitivement la plus appropriée dans ce cas, le choix du rayon du disque n'est, en revanche, pas trivial.

Stefani *et al.*, (2011) ont réalisé une étude permettant la détermination du rayon optimal de la fenêtre discoïdale permettant de caractériser le paysage et d'expliquer les taux d'incidence du paludisme dans le village de Camopi. Ils ont conclu que le rayon optimal était respectivement de 400 m et de 100 m pour l'incidence du paludisme à *P. falciparum* et à *P. vivax* (Stefani *et al.*, 2011b). Toutefois, les incidences à *P. vivax* sont faiblement corrélées aux caractéristiques du paysage en comparaison avec de celles à *P. falciparum*, suggérant que les reviviscences du paludisme à *P. vivax* ne sont pas correctement identifiées (Stefani *et al.*, 2011b). Par conséquent, seuls les taux d'incidence du paludisme à *P. falciparum* ont été utilisés dans cette étude.

Ainsi, toutes les métriques du paysage ont été calculées sous le logiciel Fragstats 4.2 en utilisant une fenêtre discoïdale glissante d'un rayon de 400 m.

4.5. Construction de l'indicateur d'aléa

Un ensemble d'indicateurs candidats, correspondant aux différentes métriques de la complexité configurationnelle, a été obtenue en utilisant le **produit** de pF et de chacune des métriques de la complexité :

$$LHI_m = pF * CM_{m(m \in M)}$$

M étant l'ensemble des métriques configurationnelles. Le produit permet d'implémenter le **ET** logique de la règle énoncée dans le paragraphe 4,2 et stipulant que la valeur de l'indicateur augmente avec l'augmentation de la surface relative de forêt **et** l'augmentation de la complexité configurationnelle.

Le LHI_m a ensuite été normalisé en utilisant la formule au-dessous, afin qu'il varie de 0 (minimum) à 1 (maximum) dans la zone d'étude :

$$NLHI_m = \frac{LHI_m - \min(LHI_m)}{\max(LHI_m) - \min(LHI_m)}$$

Où $\min(LHI_m)$ et $\max(LHI_m)$ sont le minimum et le maximum des valeurs de LHI_m , dans la zone d'étude considérée.

4.6. Validation

Afin d'évaluer les indicateurs candidats et faire un choix définitif, une analyse comparative des indicateurs candidats a été menée. Elle s'est tout d'abord basée sur une évaluation qualitative du pouvoir discriminant des métriques de complexité configurationnelle et du niveau de conformité entre le comportement empirique de chaque indicateur et les caractéristiques requises, listées dans la partie 4.2. L'intelligibilité des indicateurs candidats a également été discutée. Dans un deuxième temps, les indicateurs candidats ont été évalués quantitativement, au travers de leur corrélation avec les taux d'incidence du paludisme des hameaux de Camopi.

4.6.1. Evaluation qualitative

Certaines métriques du paysage sont souvent fortement corrélées entre elles (Hargis *et al.*, 1998; Carvalho *et al.*, 2009; McGarigal *et al.*, 2012). Une analyse en composantes principales (ACP) a été appliquée pour analyser et comparer des informations contenues dans les 14 métriques de la complexité, et identifier les plus discriminantes d'entre elles. Cette

analyse a été réalisée sur les pixels de la zone du village de Camopi, en incluant plus de 50% des pixels de la carte *forêt* et *non-forêt* de cette zone. Une telle sélection a permis de considérer tous les paysages rencontrés dans la zone et ainsi de fournir des résultats d'ACP robustes, tout en minimisant les temps de calcul.

De plus, ont été analysé : l'adéquation entre le comportement empirique de chaque indicateur et les caractéristiques théoriques requises (voir partie 4.2) ; la capacité des indicateurs à « traduire » la connaissance actuelle sur les processus écologiques ; l'intelligibilité des indicateurs candidats, pour des utilisateurs finaux non spécialistes de la caractérisation et de la modélisation quantitative du paysage.

4.6.2. **Evaluation quantitative**

En l'absence de données entomologiques en qualité (en terme de nombre de sites échantillonnés) et qualité (en terme d'adéquation avec périodes auxquelles l'environnement a été caractérisé par télédétection) suffisante, les indicateurs candidats ont été évalués quantitativement en utilisant les taux d'incidence calculés au niveau des hameaux du village de Camopi.

- **Taux d'incidence du paludisme à *P. falciparum***

Les taux d'incidence dérivés à partir d'une cohorte (les descriptions de la cohorte sont dans la section « données épidémiologiques » de section 3.3) ont été fournis par l'équipe EPaT pour 28 des 29 hameaux du village de Camopi et pour la période de 2009-2013 (Figure IV-1). Un hameau a été exclu puisqu'il n'incluait pas d'enfant de moins de 7 ans à partir de 2009. L'année 2009 correspond à l'année d'acquisition de l'image satellite utilisée pour produire la carte d'occupation du sol de cette zone. La prise en compte d'une période relativement longue (2009 – 2013) permet de bénéficier d'une estimation plus robuste des taux d'incidence, en considérant un nombre de cas et des périodes d'exposition plus significatif. Il est supposé que la déforestation, les pratiques culturelles et l'extension des zones bâties n'ont pas subi de changements significatifs pendant cette période.

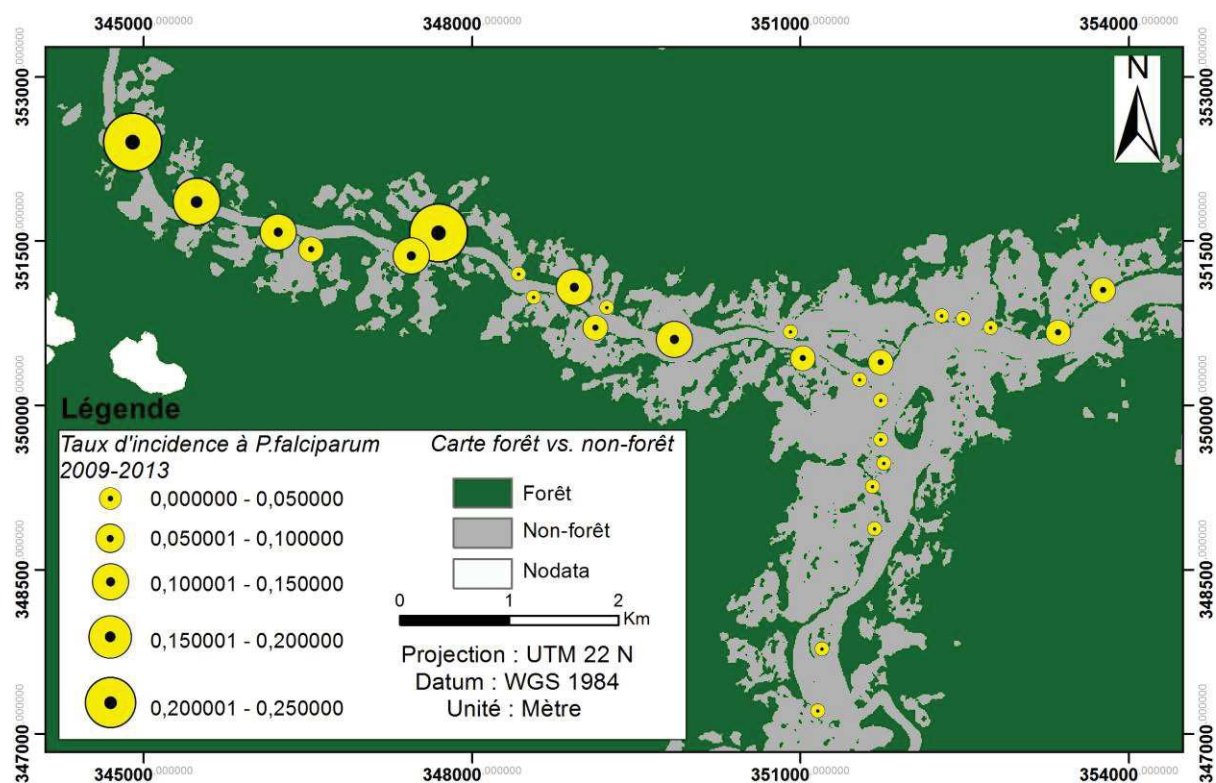


Figure IV-1 : Taux d'incidence du paludisme à *P. falciparum* au niveau d'hameau des hameaux du village de Camopi.

• Utilisation des taux d'incidence

L'évaluation quantitative des métriques et des indicateurs candidats a été mis en œuvre en exploitant les données épidémiologiques du village de Camopi. Une telle démarche n'est envisageable que sous certaines hypothèses : Tout d'abord, l'hypothèse d'une transmission domiciliaire et péri-domiciliaire du paludisme a d'ores et déjà été émise par (Stefani *et al.*, 2011a; Stefani *et al.*, 2011b). Cette hypothèse a pu être vérifiée par les mêmes auteurs, qui ont montré que le rôle de l'environnement entourant les habitations, dans l'explication des taux d'incidence des hameaux de Camopi, était très significatif (Stefani *et al.*, 2011a).

De plus, en raison de la faible extension spatiale du village de Camopi (environ 15 km²), la variation spatiale des taux d'incidence ne peut pas être expliquée par des différences de conditions météorologiques, et l'ensemble de la zone est associée à un même type de milieu (Stefani *et al.*, 2011a). Enfin, les enfants de moins de 7 ans constituant la cohorte ont des niveaux d'immunité et de susceptibilité génétique à la transmission du paludisme considérés comme similaires (Stefani *et al.*, 2011a).

Ainsi, il semble réaliste de supposer que le paysage – c'est-à-dire les propriétés compositionnelles et configurationnelles de l'environnement – autour des habitations explique de façon significative le niveau de transmission domiciliaire et péri-domiciliaire dans les hameaux de Camopi, et que, par conséquent, la comparaison des valeurs du *NLHI* et des taux d'incidence est pertinente. Cela semble confirmé par les résultats de l'étude de Stefani *et al.* (2011b), qui montrait déjà que la division du paysage (Jaeger 2000) était significativement corrélée aux taux d'incidence, à la fois pour *P. vivax* et *P. falciparum*.

En revanche, d'autres facteurs, non directement liés au paysage, peuvent contribuer à expliquer la disparité des taux d'incidence (Stefani *et al.*, 2011a; Roux *et al.*, 2012) :

- Le nombre d'habitants par foyer, significativement (p -value <0,05) et très significativement (p -value <0,01) à risque au-delà respectivement, de 7 et de 11 personnes ;
- L'utilisation de répulsifs et d'insecticides domestiques ;
- L'intervention des services de la lutte anti vectorielle ;
- L'heure d'aller se coucher, significativement à risque au-delà de 19h00.

- ***NLHI* domiciliaire**

Tous les carbet¹⁷ du village de Camopi ont été geolocalisés par (Stefani *et al.*, 2011a; Stefani *et al.*, 2011b) avec un système de positionnement par satellites global (GPS) ou à partir de la numérisation des photographies aériennes de BD-ORTHO®IGN (Stefani *et al.*, 2011a; Stefani *et al.*, 2011b). Les valeurs des indicateurs candidats *NLHI_m* ont été calculées pour chaque carbet où au moins un enfant de moins de 7 ans habitait. Les valeurs de *NLHI_m* au niveau des carbet ont ensuite été moyennées pour donner les valeurs de *NLHI_m* au niveau des hameaux et analyser leur corrélation avec les taux d'incidence à *P.falciparum*.

- **Corrélation statistique entre les taux d'incidence à *P.falciparum* et *NLHI***

Les coefficients de corrélation de Pearson (r) et de Spearman (ρ) et le coefficient de détermination de la régression linéaire (R^2) ont été calculés entre, d'une part, les taux d'incidence et les valeurs de chacune des métriques du paysage, et d'autre part, entre les taux d'incidence et chacun des indicateurs *NLHI_m*.

¹⁷ Carbet : un abri de bois typique des cultures amérindiennes, sans mur et avec un toit de feuilles de palmier, tôle d'acier ou d'une bâche.

4.7. Résultats

4.7.1. Etude comparative du contenu informationnel des métriques

Les résultats de l'ACP montrent que 83,86% de la variance totale est expliquée par les deux axes factoriels. La Figure IV-2 montre que l'ensemble des métriques sont plus ou moins corrélées entre elles. Certaines métriques configurationnelles apportent des informations quasi-identiques (leur représentation sur le plan factoriel étant superposées et proches du cercle des corrélations) : 1) *DIVISION* et *CIRCLE_AM*; 2) *ED*, *PARA_AM* et *CONTIG_AM*; et 3) *CONTIG_MN* et *PARA_MN*. Par conséquent, seules les métriques *DIVISION*, *ED* et *CONTIG_MN* seront considérées dans la suite de l'étude (celles ignorées sont représentées en gris dans la figure IV-2). Un groupe de métriques s'avère très fortement corrélé au premier axe factoriel, qui représente à lui seul 65,8 % de la variance totale : *SHAPE_AM*, *ED*, *FRAC_AM*, *SPLIT* et *DIVISION*.

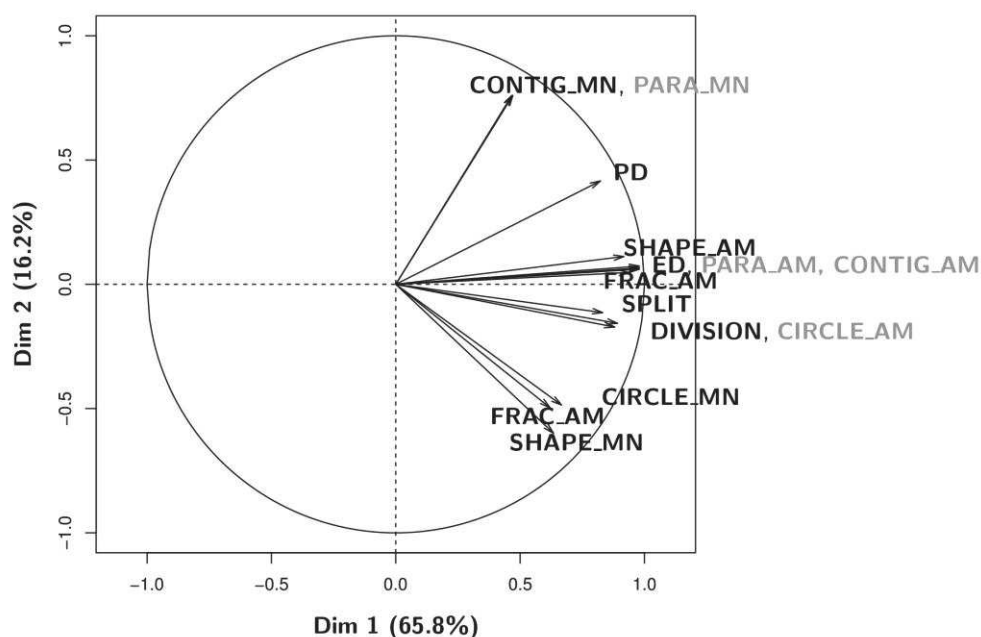


Figure IV-2 : Premier plan factoriel de l'analyse en composantes principales. L'ACP a été appliquée à une sélection uniformément aléatoire des pixels de la zone du village de Camopi. Les métriques en gris ne sont pas considérées dans la suite de l'étude du fait de leurs fortes corrélations avec d'autres métriques.

Ces métriques semblent ainsi être les plus discriminantes, autrement dit les plus susceptibles de distinguer les différents types de paysages rencontrés dans la zone d'étude. De plus, elles se situent en une position médiane dans « l'éventail » que constitue l'ensemble des métriques, semblant ainsi réaliser un compromis de toutes les métriques en ce qui

concerne leur contenu informationnel. Parmi ces métriques, *ED* est la plus corrélée au premier axe. Elle correspond à la densité de frontières entre les patches de *forêt* et de *non-forêt* par unité de surface, exprimée en mètres de frontière par hectare. Elle est facile à interpréter et représente intuitivement la notion d'interaction entre les deux environnements.

Le groupe de métriques *SHAPE_MN*, *FRAC_AM*, *CIRCLE_MN*, la métrique *CONTIG_MN* et dans une moindre mesure *PD* semblent fournir des informations complémentaires en étant également associés au deuxième axe factoriel, représentant quant à lui 16,2 % de la variance totale.

Dans la suite de l'étude, seules les 10 métriques configurationnelles représentées en gras dans la figure IV-2 (*SHAPE_MN*, *FRAC_MN*, *CIRCLE_MN*, *SPLIT*, *DIVISION*, *ED*, *FRAC_AM*, *SHAPE_AM*, *PD* et *CONTIG_MN*) et les indicateurs candidats (*NLHI_m*) associés ont été pris en compte.

4.7.2. Comportements empiriques des métriques et des indicateurs candidats

La figure IV-3 présente la spatialisation des 10 métriques configurationnelles dans une zone autour du village de Camopi. Elle montre que certaines métriques présentent des discontinuités spatiales importantes. Ces discontinuités reflètent la sensibilité élevée des métriques configurationnelles basées sur la moyenne non-pondérée des caractéristiques patches, à l'apparition de très petits patches dans la fenêtre de calcul glissante. Elles donnent un aspect « bruité » à la carte, qui peut être assez déroutante pour les utilisateurs finaux de l'indicateur. En revanche, *ED* présente une apparence plus lisse et apparaît ainsi moins sensible que les autres métriques aux très faibles changements du paysage.

La figure IV-4 représente les valeurs des indicateurs candidats en fonction de *pF* et de la métrique de configuration considérée. Elle montre des différences importantes dans les comportements empiriques de ces indicateurs en fonction de la métrique de configuration utilisée. Pour une grande valeur de *pF* donnée, des changements brusques de *NLHI_m* ont pu être observés en fonction de *SHAPE_MN*, *FRAG_MN*, *CIRCLE_MN* et *CONTIG_MN*. Cela reflète une forte sensibilité de ces indicateurs à des petites ouvertures dans la forêt dense. De tels comportements spécifiques sont difficilement justifiables sans connaissances complémentaires sur la relation effective entre le niveau d'aléa et les valeurs des métriques configurationnelles.

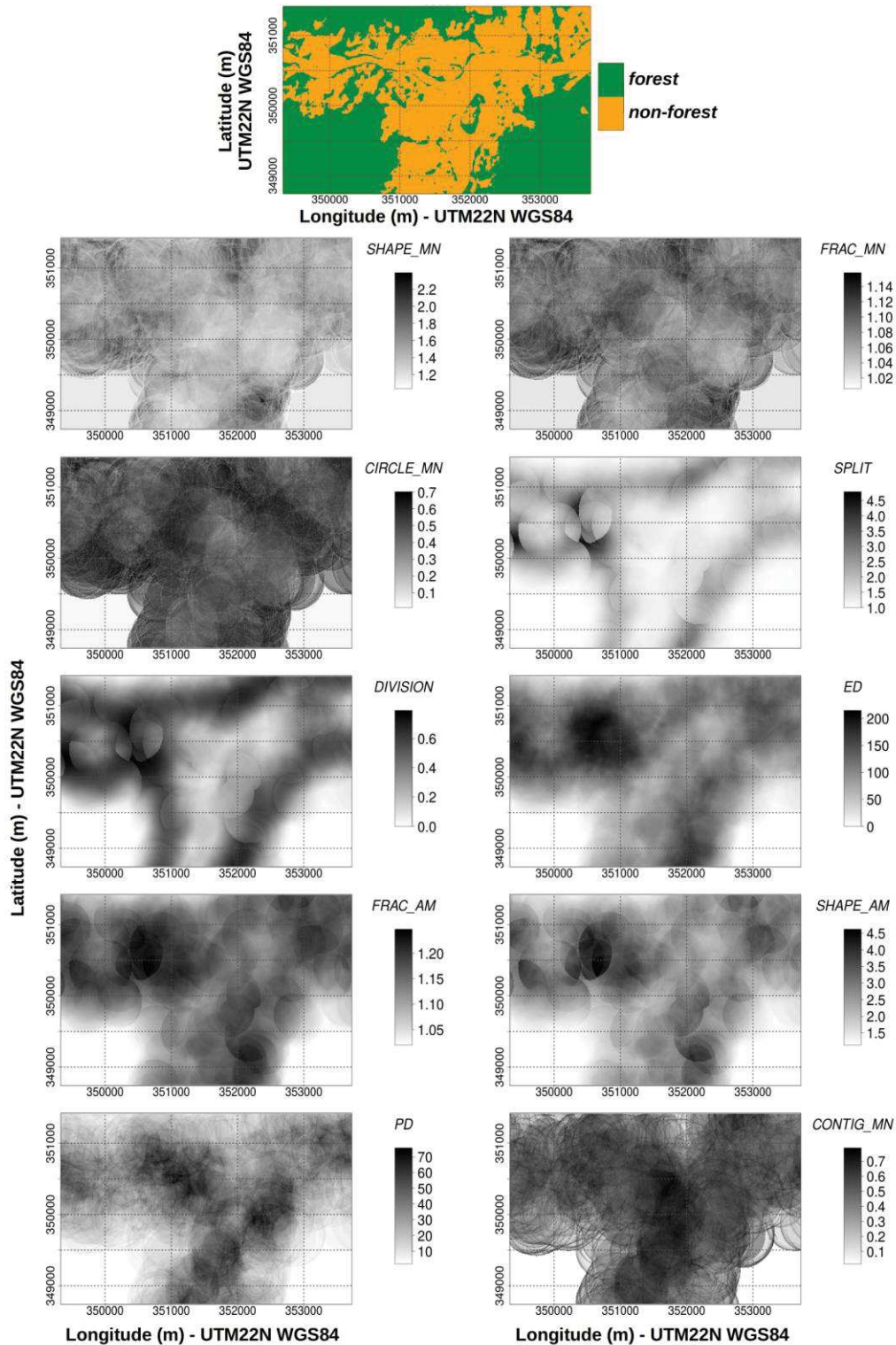


Figure IV-3 : Spatialisation des métriques configurationnelles. La sous-figure en haut représente la carte *forêt* vs. *non-forêt* autour du village de Camopi. Les dix sous-figures suivantes représentent les spatialisations des valeurs des 10 métriques configurationnelles, avec la légende à droite. Les métriques ont été calculées en utilisant la carte *forêt* vs. *non-forêt*, une fenêtre glissante discoïde avec un rayon de 400 m et une connexité de 8.

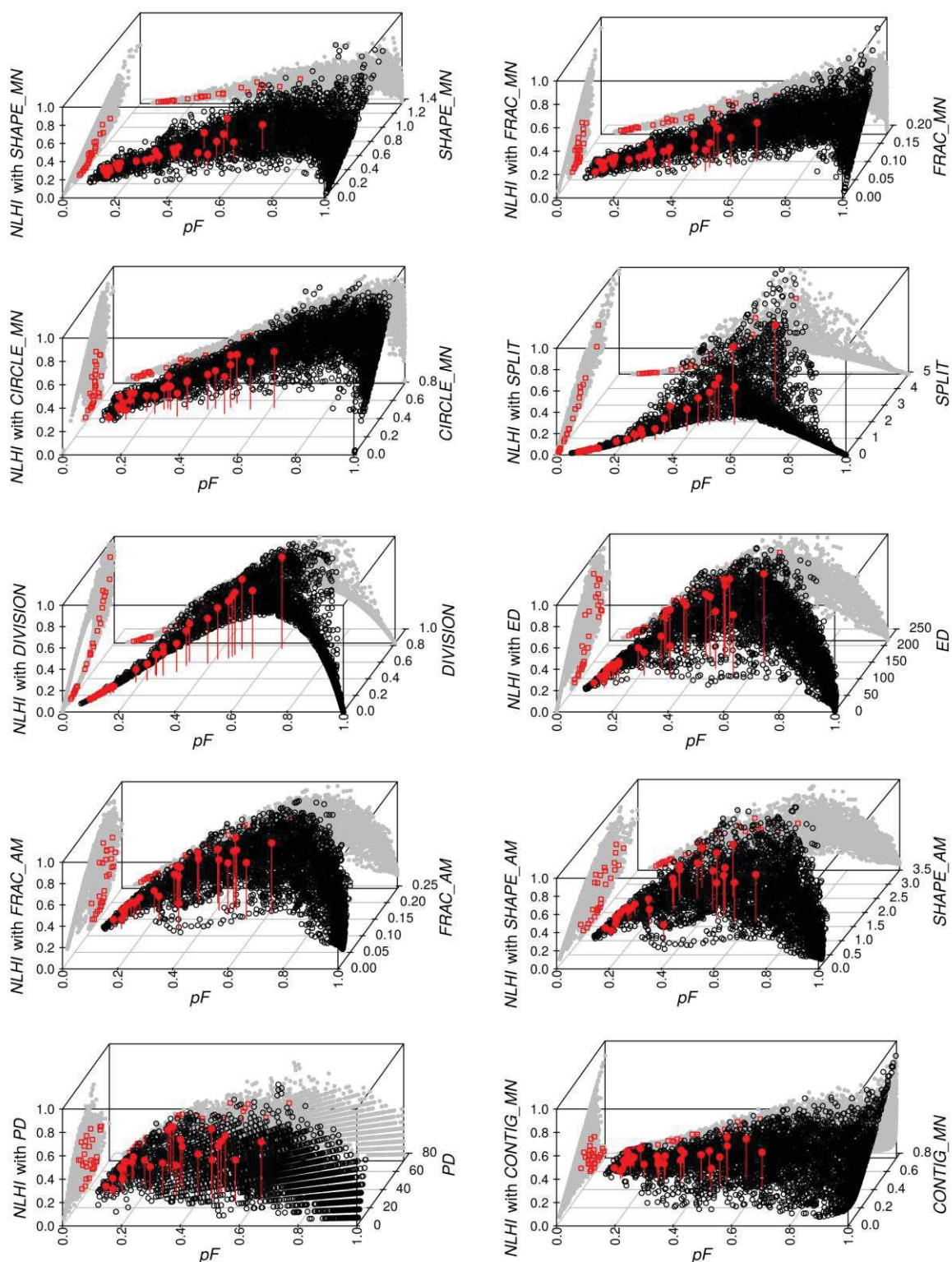


Figure IV-4 : Représentation des $NLHI_m$ (axe vertical) en fonction de $pF/100$ (axe en bas et devant) et des métriques de configuration (axe en bas à droite dans le plan horizontal). Les points gris représentent les projections sur les plans XZ (à l'arrière) et YZ (à gauche). Les points rouges avec les lignes verticales rouges correspondent aux valeurs moyennes de $NLHI_m$ pour les 28 hameaux du village de Camopi. Les carrés rouges correspondent aux projections des points rouges sur les plans XZ et YZ.

4.7.3. Relations entre indicateurs candidats et taux d'incidence

La figure IV-5 montre les taux d'incidence à *P.falciparum* des 28 hameaux du village de Camopi en fonction des valeurs de chaque $NLHI_m$ candidat. Alors que tous les indicateurs candidats apparaissent corrélés avec les taux d'incidence (tout au moins pour les valeurs d'incidence non-nulles), certains d'entre eux ($SHAPE_MN$, $FRAC_MN$, $CIRCLE_MN$, PD , $SHAPE_AM$ et $CONTIG_MN$) présentent amplitudes de valeurs très restreintes (par exemple $NLHI_{SHAPE_MN}$, $NLHI_{FRAC_MN}$ et $NLHI_{CONTIG_MN}$) et/ou ne permettent pas de différencier les taux d'incidences faibles. En revanche, le $NLHI$ calculé avec $DIVISION$ et ED semblent plus susceptibles de différencier les contextes paysagers de la zone d'étude et d'expliquer les taux d'incidence.

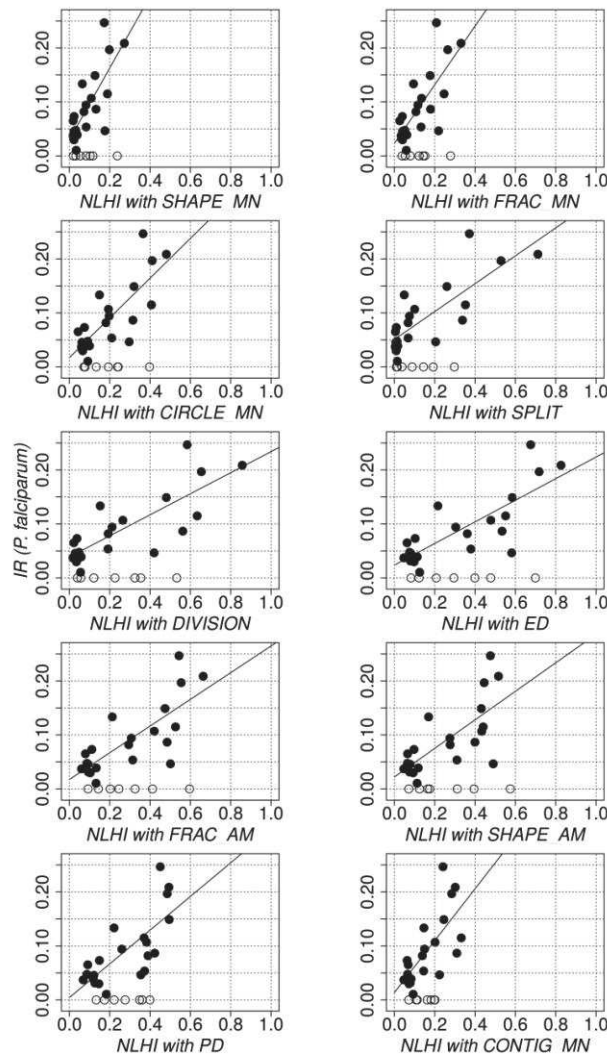


Figure IV-5 : Taux d'incidence à *P.falciparum* en fonction des indicateurs $NLHI_m$. Les points noirs et les cercles correspondent aux taux d'incidence non-nul et nul, respectivement. La ligne représente la droite de régression obtenue en utilisant un modèle de régression linéaire (expliquant les taux d'incidence non-nuls par les valeurs de $NLHI_m$).

Les résultats de l'évaluation quantitative des $NLHI_m$ et des métriques associées sont présentés dans le tableau IV-1. Tous les indicateurs candidats ont des coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman très significatifs (p -value < 0,001) lorsqu'on ne tient compte que des taux d'incidence non-nuls.

Les résultats obtenus avec tous les taux d'incidence (non-nuls et nuls) sont plus différenciés. Seuls les $NLHI_m$ calculés avec *CIRCLE_MN*, *SPLIT*, *DIVISION* et *ED* présentent des coefficients de corrélation de Pearson et des coefficients de détermination de régression très significatifs (p -value < 0,001). En considérant l'ensemble des taux d'incidence nuls et non-nuls, aucun coefficient de corrélation de Spearman n'a été trouvé significatif. Dans de nombreux cas, il est à noter que le produit de pF et la métrique de configuration présente une meilleure corrélation que les métriques utilisées séparément.

Tableau IV-1 : Evaluation quantitative de la relation entre les taux d'incidence à *P.falciparum*, les métriques paysagères et les candidats de $NLHI$. Pour chaque cellule du tableau, les valeurs correspondent respectivement aux coefficients de corrélation de Pearson (r) et de Spearman (ρ) et au coefficient de détermination de régression linéaire (R^2). Un et deux astérisques représentent les p -values inférieures ou égales à 0,01 et 0,001.

	Whole dataset		Non null incidence rates only	
	Metric alone	Candidate $NLHI$	Metric alone	Candidate $NLHI$
	r ; ρ ; R^2	r ; ρ ; R^2	r ; ρ ; R^2	r ; ρ ; R^2
pF	0.61**; 0.43; 0.37**		0.78**; 0.77**; 0.60**	
<i>SHAPE_MN</i>	0.33; 0.32; 0.11	0.54*; 0.42; 0.30*	0.61*; 0.67*; 0.37*	0.77**; 0.74**; 0.59**
<i>FRAC_MN</i>	0.11; 0.04; 0.01	0.55*; 0.38; 0.30*	0.20; 0.02; 0.04	0.76**; 0.71**; 0.57**
<i>CIRCLE_MN</i>	0.15; 0.14; 0.02	0.60**; 0.43; 0.35**	0.18; 0.18; 0.03	0.79**; 0.76**; 0.62**
<i>SPLIT</i>	0.65**; 0.40; 0.42**	0.68**; 0.43; 0.47**	0.83**; 0.77**; 0.69**	0.81**; 0.77**; 0.65**
<i>DIVISION</i>	0.54*; 0.40; 0.29*	0.64**; 0.43; 0.40**	0.79**; 0.77**; 0.62**	0.80**; 0.78**; 0.64**
<i>ED</i>	0.32; 0.24; 0.10	0.59**; 0.43; 0.35**	0.53; 0.56*; 0.28	0.79**; 0.75**; 0.63**
<i>FRAC_AM</i>	0.13; 0.11; 0.02	0.57*; 0.42; 0.33*	0.27; 0.39; 0.07	0.77**; 0.74**; 0.59**
<i>SHAPE_AM</i>	0.04; 0.04; 0.00	0.50*; 0.39; 0.25*	0.13; 0.25; 0.02	0.71**; 0.71**; 0.51**
<i>PD</i>	-0.31; -0.26; 0.09	0.57*; 0.47; 0.33*	-0.40; -0.37; 0.16	0.74**; 0.76**; 0.55**
<i>CONTIG_MN</i>	-0.38; -0.34; 0.14	0.59*; 0.44; 0.35*	-0.65*; -0.68**; 0.43*	0.71**; 0.71**; 0.50**

4.7.4. Choix définitif du $NLHI$

En considérant les résultats des analyses qualitatives et quantitatives précédentes, le $NLHI$ construit à partir de pF et *ED* a été choisi comme étant le meilleur indicateur traduisant l'aléa de transmission du paludisme associé au paysage forestier. En effet, *ED* est une mesure facile à interpréter discriminant efficacement les contextes paysagers de la zone d'étude et de réalisant un compromis concernant le contenu informationnel de l'ensemble des métriques configuration (Figure IV-2). De plus, *ED* et l'indicateur associé présentent des apparences

non bruitées spatialement (Figure IV-3). Le $NLHI_{ED}$ apparaît également plus robuste aux très faibles variations des métriques qui le compose, variant de manière très progressive en fonction des modifications des caractéristiques paysagères. A défaut de posséder des connaissances plus spécifiques sur les relations entre ces caractéristiques et l'aléa de transmission associé, un tel comportement semble le plus adéquat. En d'autre terme, un tel indicateur traduit la connaissance actuelle et ne traduit aucun phénomène dont la preuve scientifique n'a pas été faite. Il présente de fait une plus grande capacité de généralisation. D'un point de vue de l'implémentation informatique, son calcul est facilité par le fait qu'il est indépendant du type de connexité (4 ou 8) utilisé pour le calcul de la métrique de configuration. Enfin, le $NLHI_{ED}$ a fourni des corrélations très significatives avec les données de la validation (Tableau IV-1). Dans la suite, le $NLHI_{ED}$ est simplement noté $NLHI$.

Les cartes de $NLHI$ et les cartes de *forêt vs. non-forêt* pour le village de Camopi et la région de Saint-Georges et d'Oiapoque sont présentées dans la figure IV-6 et la figure IV-7. Dans la région autour de village de Camopi, les zones d'aléa faible correspondent (i) aux zones forestières denses où il n'y a pas de déforestation et (ii) aux zones où la pression anthropique est élevée (par exemple au niveau du bourg principal de Camopi à la confluence de la rivière Camopi et du fleuve Oyapock). Les zones d'aléa élevé (jaune à rouge) correspondent aux zones de fortes interactions entre les milieux forestiers et non-forestiers. Autour de la ville d'Oiapoque, les zones d'aléa faible se situent au centre de la ville où la pression anthropique est élevée. Les zones d'aléa élevé (jaune au rouge) sont quant à elles situées dans la zone péri-urbaine de la ville d'Oiapoque, où le degré d'interaction entre les milieux forestiers et non-forestiers est le plus élevé. En particulier, le quartier "Paraíso" présente des valeurs de $NLHI$ plus élevées.

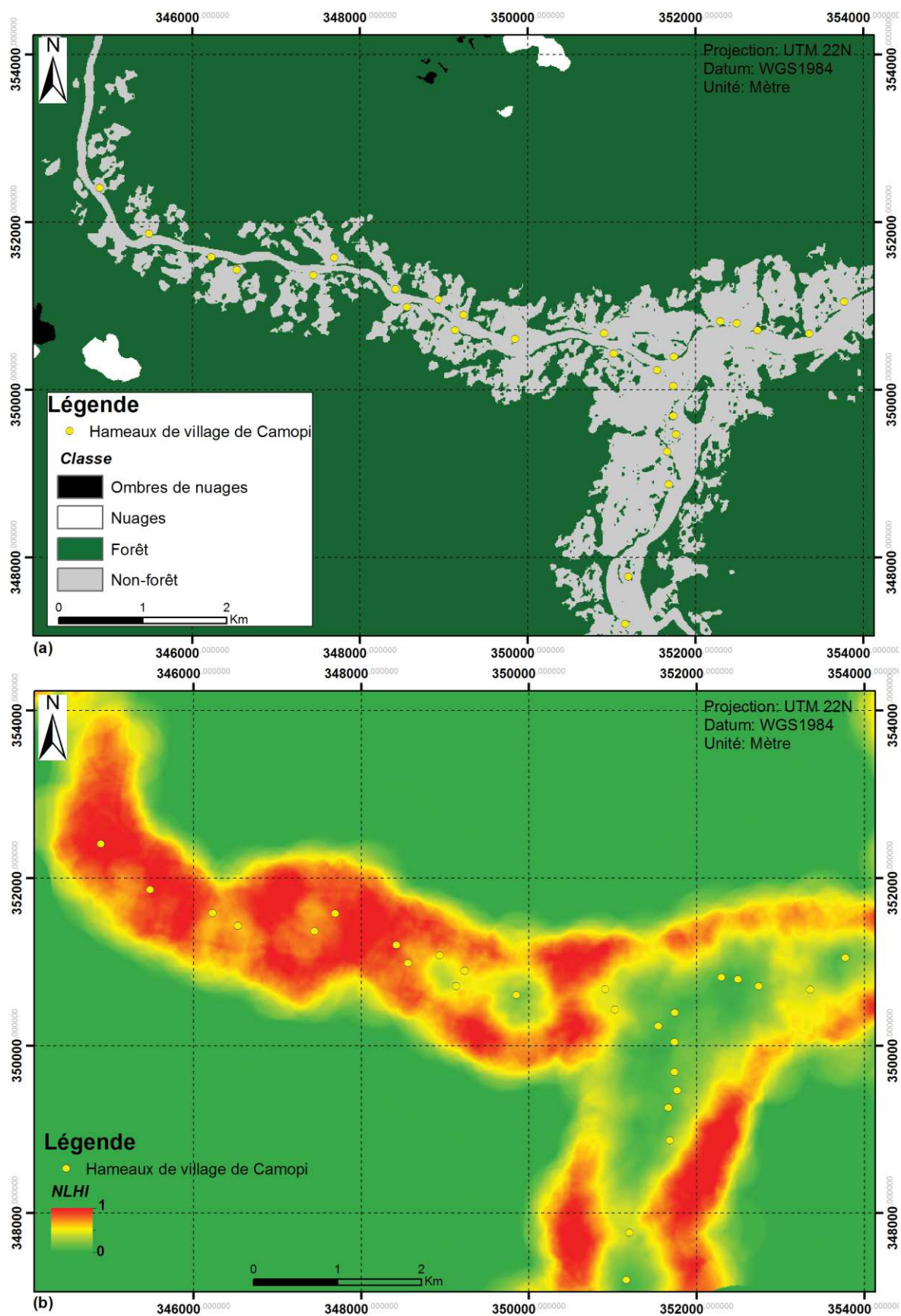


Figure IV-6 : Résultats d'application de $NLHI$ dans le village de Camopi. a) Carte de forêt vs. non-forêt (17/10/2009); b) Carte de $NLHI$ (avec pF et ED , 17/10/2009).

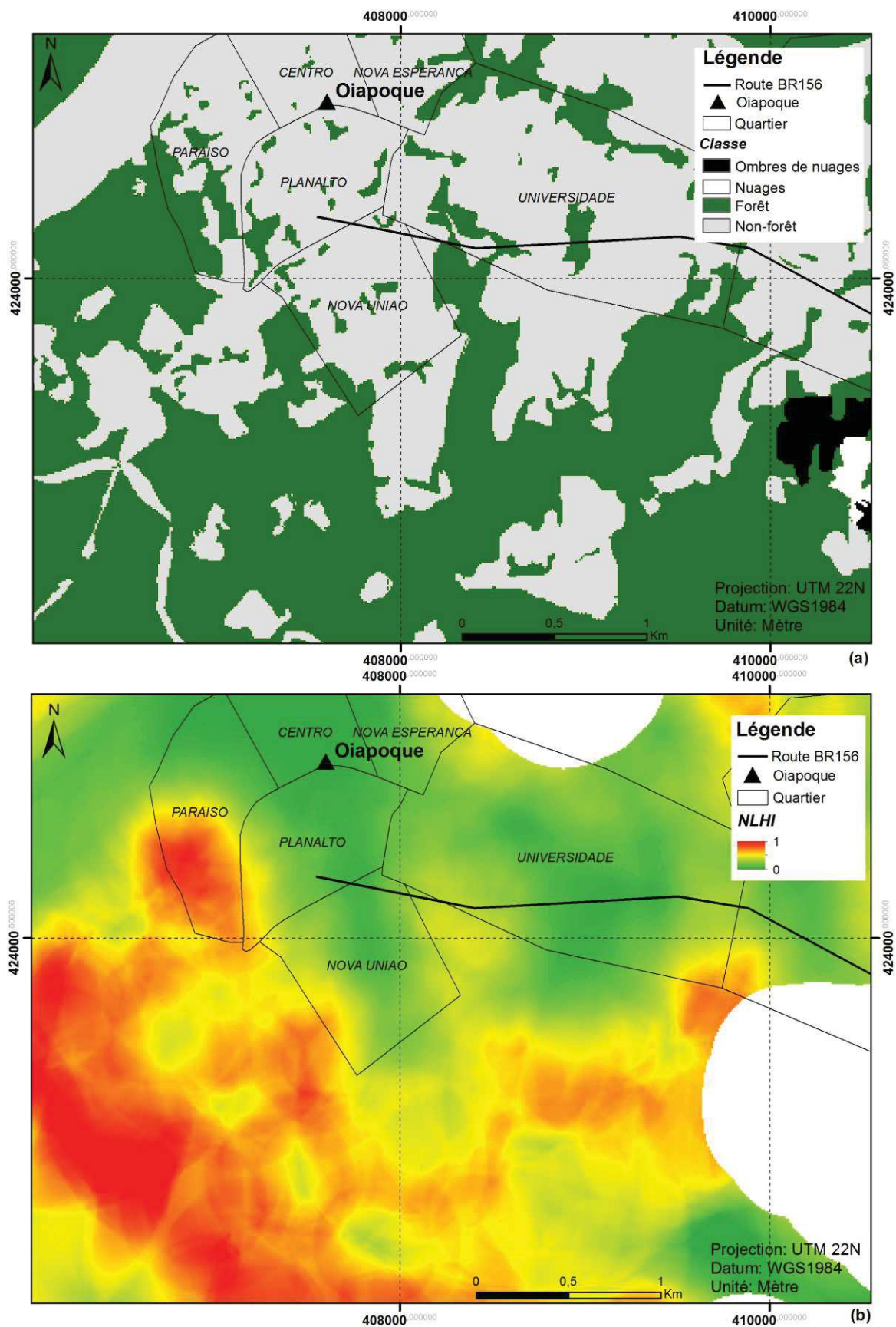


Figure IV-7 : Résultats d'application de NLHI à Oiapoque. a) Carte de forêt vs. non-forêt (14/10/2012) ; b) Carte de NLHI (avec pF et ED , 14/10/2012).

4.8. Discussion

Le *NLHI*, obtenu à partir des métriques *pF* et *ED*, est capable de représenter correctement les connaissances actuelles sur la relation entre l'occupation et l'usage du sol et la transmission du paludisme dans la région amazonienne. Cet indicateur est une mesure permettant de discriminer les différents types de paysage, tout en ayant une sensibilité faible aux variations très faibles des métriques paysagères (Figure IV-4).

Dans de nombreux cas, la combinaison de *pF* et des métriques configurationnelles fournit de meilleures corrélations que les métriques considérées séparément confirmant la complémentarité des caractéristiques compositionnelle et configurationnelle du paysage dans la construction de l'aléa (Tableau IV-1).

L'évaluation quantitative indique que le *NLHI* proposé présente une relation très significative avec les taux d'incidence du paludisme à *P.falciparum* dans le village de Camopi. Le coefficient de corrélation de Pearson (*r*) et de régression linéaire de détermination (R^2) est respectivement égal à 0,59 et 0,35 en considérant l'ensemble des valeurs d'incidence, et à 0,79 et 0,63 en considérant les taux d'incidence non-nulles (Tableau IV-1). Le coefficient de Spearman ($\rho=0,75$) est significatif avec des taux d'incidence non-nulles (Tableau IV-1). Le fait d'avoir séparer les taux d'incidence en deux sous ensembles de valeurs (valeurs nulles et valeurs strictement positives) se justifie par le fait que ces deux sous-ensembles apparaissent clairement dans la figure IV-5. Elle montre ainsi que les taux d'incidence nuls peuvent se rencontrer dans des contextes paysagers très différents et associés à des valeurs de *NLHI* significativement différentes. Une telle situation n'est pas surprenante au regard des éléments présentés dans la partie « de l'utilisation des taux d'incidence pour l'évaluation ». En effet, le contexte particulier de cette étude permet de justifier l'utilisation des taux d'incidence pour l'évaluation de l'indicateur d'aléa associé au paysage forestier. En revanche, de nombreux facteurs protecteurs pouvant expliquer les taux d'incidence très faibles et nuls (par exemple : utilisation d'insecticides par les habitants, passage de la lutte anti-vectorielle, heure de coucher moins tardive, susceptibilité individuelle ou familiale plus faible, *etc.*) sont indépendants des caractéristiques paysagères et tendent à compenser l'impact de ces dernières. Quant à eux, les facteurs favorisant le paludisme n'annulent pas les effets du paysage et peuvent éventuellement les rendre plus significatif encore (absence de protection individuelle contre les vecteurs, fréquence plus faible voire nulle de lutte anti-vectorielle). Ainsi, même dans la région de Camopi, le *NLHI* ne permet pas

de prédire les valeurs d'incidence nulles. Ceci ne réduit en rien l'intérêt de l'indicateur, qui, rappelons-le, n'est pas un indicateur de risque de paludisme.

Certains indicateurs candidats, tel que ceux calculés avec *SPLIT* et *DIVISION*, présentent des coefficients de corrélation plus élevés et plus significatifs que ceux obtenus avec le *NLHI* choisi. En effet, les remarques précédentes, expliquant les écarts entre l'aléa associé au paysage forestier et l'incidence, conduisent à ne pas considérer les liens statistiques entre ces deux grandeurs comme le seul critère de choix, et le *NLHI* choisi est celui satisfaisant le plus de critères de choix, tel que cela a été précisé dans le paragraphe « Choix définitif du *NLHI* ».

La figure IV-4 montre que les caractéristiques paysagères possibles ne sont pas toutes présentes au niveau des hameaux de Camopi (voir les points rouges dans la figure VI-4). Dans le futur, d'autres études devraient être mises en œuvre pour évaluer quantitativement le *NLHI* pour des pourcentages de *forêt* très élevés.

Le *NLHI* proposé n'a pas pu être validé dans la région autour de Saint-Georges et d'Oiapoque, faute de données suffisantes en qualité et en quantité. Toutefois, les résultats présentés dans la figure IV-7b semblent correspondre aux connaissances sur l'environnement à risque du paludisme dans cette région. En particulier, le quartier Paraíso d'Oiapoque présente des valeurs élevées de *NLHI* (Figure IV-7b) et est associé à un risque très élevé de transmission du paludisme, d'après une étude entomologique (Zanini *et al.*, 2014).

Même si la cartographie fondée sur la connaissance est avérée utile dans les contextes où les données sont trop rares pour construire des modèles statistiques, il existe deux limitations importantes associées à une telle approche :

- Elle exige le recueil et l'analyse de connaissances étendues sur les vecteurs, les réservoirs de la maladie, les humains, et / ou leurs interactions. Ce processus a besoin d'une réflexion profonde et une longue période (Hongoh *et al.*, 2011).
- D'éventuels biais dans l'identification, le choix et l'interprétation des facteurs de risque de transmission de la maladie peuvent provenir d'une trop grande subjectivité des auteurs de l'étude (Stevens and Pfeiffer 2011; Garni *et al.*, 2014). Dans cette thèse, la construction de l'indicateur se base sur une revue systématique de la littérature portant sur la relation entre la transmission du paludisme et l'occupation et l'usage du sol en Amazonie (Stefani *et al.*, 2013), rendant cette construction objective et permettant de considérer le *NLHI* comme le fruit du

consensus de la communauté scientifique. L'étude comparative de différentes métriques paysagères a également permis de limiter la subjectivité d'une approche basée uniquement sur les connaissances.

- La proposition d'alternatives pour la construction du *NLHI*, en utilisant d'autres métriques configurationnelles aux comportements significativement différents permet d'envisager d'éventuelles améliorations de l'indicateur, si de nouvelles connaissances sur les liens entre la transmission du paludisme et caractéristiques du paysage venaient à être découvertes.

L'implémentation du modèle de connaissance considère les classes *forêt* et *non-forêt* alors que le modèle décrit par Stefani *et al.* (2013) concerne plus spécifiquement la notion de déforestation. Dans cette thèse, les ouvertures naturelles de la forêt dense, tel que les grandes rivières et les affleurements rocheux, ont été considérées de la même manière que les ouvertures anthropiques. En particulier, le *NLHI* semble être fortement influencée par le réseau hydrographique. Afin d'éviter toute confusion, il faut rappeler que cela n'est pas dû à la capacité potentielle des cours d'eau à créer des gîtes larvaires, mais à leur capacité à produire des paysages qui favorisent l'interaction entre les milieux forestiers et non-forestiers. Les cours d'eau créent ces paysages de deux manières principales : i) en créant les ouvertures dans la forêt dense (les grandes fleuves) et ii) en maintenant des couloirs forestiers dans les zones anthropiques.

Le fait que les ouvertures naturelles et anthropiques des forêts soient traitées de la même manière démontre bien que l'indicateur proposé reflète uniquement la contribution du paysage au risque de transmission du paludisme. Dans le futur, cet indicateur pourra être combiné avec des couches géographiques spatialisant la qualité d'habitat des vecteurs (voire la densité vectorielle) et la présence humaine (en s'appuyant par exemple sur les cartes d'empreinte humaine telles que proposées par (de Thoisy *et al.*, 2010) afin de construire un indicateur de risque d'exposition au vecteur. De manière plus générale, il convient d'insister que le fait que le *NLHI* est une des composantes d'un indicateur de risque global et intégré qui doit idéalement prendre en compte des couches d'informations spatialisées liées à la présence et à la densité des vecteurs, à la population humaine, à la présence du parasite et à la charge parasitaire chez les populations humaines, au niveau de la l'immunité humaine et à la susceptibilité génétique, et aux facteurs climatiques et comportementaux. Toutefois, le domaine d'interprétation limité du *NLHI* ne minimise pas sa valeur. En fait, à notre

connaissance, cette étude est la première à réaliser la spatialisation de la contribution du paysage à la transmission du paludisme, en utilisant un indicateur robuste.

Cette étude confirme que la télédétection est un outil efficace pour identifier les caractéristiques environnementales liées à la transmission du paludisme. Cependant, dans les zones intertropicales, la présence importante de nuages et d'ombres de nuages génère un grand nombre de données manquantes lorsque seules les images satellites optiques sont utilisées. En outre, certaines variables environnementales, telles que les zones humides sous végétation, peuvent correspondre à des sites de reproduction des vecteurs du paludisme et ne sont pas observables par la télédétection optique. Les données radar ont la capacité de franchir ces obstacles et, par conséquent, peuvent être utilisées seules ou combinées avec les données optiques pour extraire les caractéristiques environnementales liées aux habitats des vecteurs (Machault *et al.*, 2011). Finalement, les travaux futurs devraient tenir compte des aspects temporels de la déforestation en produisant des cartes d'occupation et d'usage du sol diachroniques, et un suivi temporel du *NLHI* dans la région amazonienne.

4.9. Conclusion

L'approche fondée sur la connaissance a été utilisée pour construire un indicateur spatialisé de l'aléa de transmission du paludisme associé aux paysages forestiers d'Amazonie à l'échelle locale, dénommé *NLHI* pour Normalized Landscape-based Hazard Index. Cette méthode a été évaluée par une analyse comparative de différents indicateurs candidats dans la région transfrontalière franco-brésilienne. Les résultats montrent que la caractérisation du paysage basée sur une carte d'occupation du sol permet d'estimer la contribution de l'interaction des milieux forestiers et non-forestiers au risque de la transmission du paludisme.

Un tel indicateur peut contribuer à l'évaluation du risque de transmission du paludisme en Amazonie et sa facilité de calcul permet d'envisager sa production régulière et à large échelle.

Cette approche a fait l'objet d'une publication :

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), p319.

V. Identification des gîtes larvaires potentiels

5.1. Introduction

Ce chapitre a pour objectif d'étudier l'influence de la typologie des sols et de l'occupation du sol sur la distribution des gîtes larvaires potentiels. En ce qui concerne l'occupation du sol, trois types d'occupation ayant une influence sur la transmission du paludisme seront recherchés :

- les zones en eaux libres et humides qui sont associées aux gîtes larvaires potentiels des vecteurs du paludisme dont la quantité et les caractéristiques affectent significativement la transmission du paludisme ;
- les interfaces avec les milieux forestiers (sites de repos des vecteurs adultes),
- les tâches urbaines (échelle du quartier - occupation humaine).

Pour la cartographie de l'occupation du sol, le potentiel des images optiques et radar à haute résolution et la fusion multi-capteurs sera testé : d'une part pour le domaine de l'optique à partir d'images SPOT 5 prises sur la région de Saint-Georges et d'Oiapoque ; d'autre part pour le domaine des micro-ondes à partir d'une image PALSAR prise sur une zone plus large incluant plusieurs types de zones en eaux libres et de zones humides situés dans la partie inférieure droite (Figure V-1).

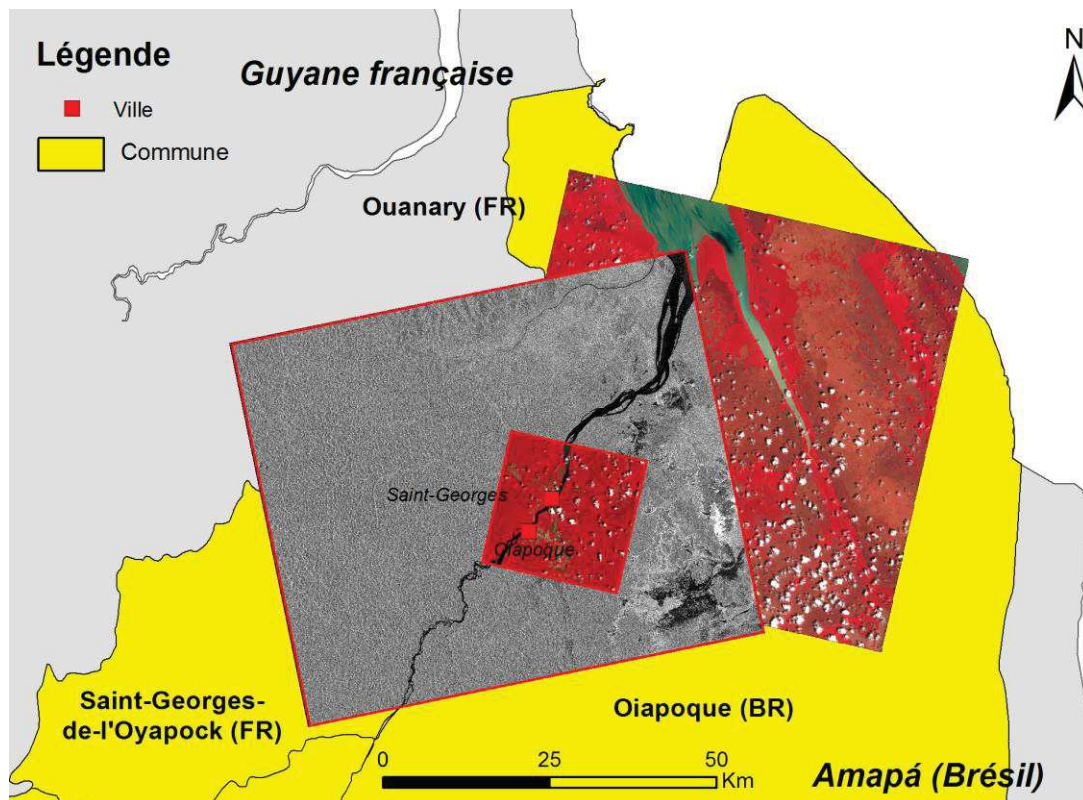


Figure V-1 : Localisation des images PALSAR et SPOT 5 utilisées (scènes avec les contours rouges).

En ce qui concerne la typologie des sols la méthode développée par Schmidt (2013) sera testée. En effet, la répartition et la densité des vecteurs du paludisme sont affectés par les propriétés physiques et chimiques de l'eau qui sont associés avec la typologie des sols (Barros *et al.*, 2010; Confalonieri *et al.*, 2014). La topographie est un indicateur de l'évolution des sols dans la zone transfrontalière franco-brésilienne en affectant le mouvement et la distribution de l'eau et de la matière dans le paysage (Mulder *et al.*, 2011). La cartographie de la typologie des sols en Amazonie est un sujet difficile à cause de la couverture forestière et l'accessibilité faible (Guitet *et al.*, 2013). Schmitt (2013) dans le programme « eau-sol-forêt » du projet OSE-Guyamapá, a développé une méthode pour spatialiser la typologie des sols dans la zone amazonienne en utilisant les données HydroSHED et le SRTM à 90 m. Dans cette étude, le SRTM à 30 m sera utilisé pour améliorer la cartographie de la typologie des sols.

5.2. Occupation du sol

Dans la section 1.2.2, Stefani *et al.*, (2013) ont détaillé dans une revue de littérature les différents types d'occupation du sol liés à la transmission du paludisme pour toute la région Amazonienne. En se basant sur cette connaissance, les types d'occupation du sol (Tableau V-1) liés à la transmission du paludisme autour de Saint-Georges et d'Oiapoque ont été identifiés visuellement en utilisant des données à très haute résolution : photos aériennes (BD-ORTHO®IGN, 0,5 m, 2006) et images Pléiades (0,5 m, 2012, 2014 et 2015). En effet, nous avons sélectionné cette zone parce qu'elle correspond à la zone habitée la plus importante dans notre zone d'étude. Elle permet d'étudier dans une zone anthropisée l'impact des zones en eaux libres et humides sur la transmission du paludisme.

Tableau V-1 : Types d'occupation du sol optique liés à la transmission du paludisme autour la zone de Saint-Georges et Oiapoque.

Types d'occupation du sol (optique)	Image optique
Sol nu / bâtiment / route	
Forêt	
Végétation médium	SPOT 5 MS 10 m
Végétation herbacée	14/10/2012
Brûlis / asphalte	
Eau libre	

5.2.1. Exploitation de données optique à haute résolution

- **Prétraitement d'images SPOT 5**

L'image SPOT 5 brute au niveau 1A a été l'orthorectifiée en utilisant le WorldDEM. Ensuite, les comptes numériques de l'image orthorectifiée ont été transformés en réflectance (la valeur de pixel est entre 0 à 1).

- **Identification des types d'occupation du sol à l'aide des indices**

A partir des canaux des images (*V*, *R*, *PIR*, *MIR*)¹⁸ certains indices appropriés ont été sélectionnés et calculés en fonction du type d'occupation du sol. Les indices utilisés sont détaillés ci-dessous.

- L'indice *Normalised Difference Water Index of Mc Feeters (NDWIF)* : il a été proposé sous le nom de *NDWI* également (McFeeters 1996). Cet indice maximise la réflexion de l'eau libre avec les longueurs d'onde du vert, minimise la faible réflectance d'eau libre avec la bande *PIR*, et profite des avantages de la haute réflectance de la bande *PIR* de la végétation et du sol (Xu 2006).

$$NDWIF = \frac{V - PIR}{V + PIR}$$

- L'indice *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* : il a été proposé pour la première fois par (Rouse *et al.*, 1973). En général, la végétation saine absorbe la plupart des longueurs d'onde visibles et reflète une grande partie des longueurs d'onde du *PIR*.

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

- L'indice *Normalized Humidity Index (NHI)* : l'emploi de cet indice se justifie par le fait que l'augmentation de la teneur en eau d'un sol induit une baisse de luminance plus forte dans les grandes longueurs d'ondes que dans les courtes (Clandillon *et al.*, 1995).

$$NHI = \frac{MIR - V}{MIR + V}$$

- L'indice *Normalized Difference built-up Index (NDBI)* : cet indice se base sur le fait que les zones urbaine ont généralement une réflexion plus élevé dans la bande

¹⁸ V : bande verte, R : bande rouge, PIR : proche infrarouge, MIR : moyen infrarouge.

MIR que dans la bande *PIR* (Zha *et al.*, 2003). Dans notre étude, *NDBI* a été utilisé pour extraire la classe sol nu / bâtiment / route.

$$NDBI = \frac{MIR - NIR}{MIR + NIR}$$

- L'indice *Ratio vegetation index (RVI)* : cet indice a été proposé pour la première fois par (Pearson *et al.*, 1972). Il a été utilisé dans notre étude pour distinguer les terres brûlis / asphaltes et la végétation herbacée.

$$RVI = \frac{R}{PIR}$$

• Arbre de décision

Enfin, un arbre de décision a été réalisé en fonction du seuillage des indices (Figure V-2). Les seuils ont été choisis visuellement en comparant les images d'indices avec la composition colorée en fausse couleur (R= PIR, G=Rouge, B=Vert).

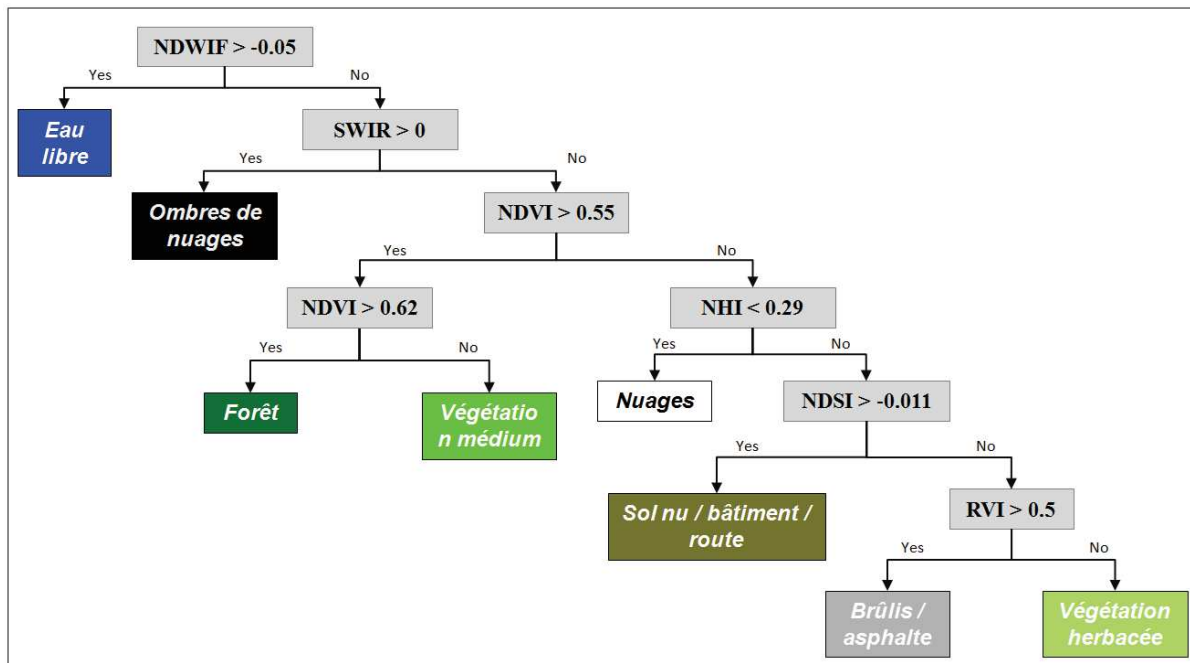


Figure V-2 : Identification des types d'occupation du sol liés au paludisme à partir d'une classification par arbre de décision.

La méthodologie de classification à partir d'un l'arbre de décision a été retenue parce qu'elle est généralisable. Elle permet d'utiliser les mêmes indices et la même construction d''arbre de décision pour chaque image SPOT 5. Cependant, il faut prendre en compte que les signatures spectrales des types d'occupation du sol sont différentes durant la saison sèche et la saison humide.

5.2.2. Apports des données radars en complément des données optiques

Certaines zones favorables à la transmission du paludisme n'ont pas été caractérisées précédemment. Il s'agit :

- des parties supérieures des plateaux latéritiques qui peuvent présenter des nappes affleurantes ou sub-affleurantes en particulier en début de saison des pluies ;
- des zones temporairement inondées en bord du fleuve et de ses affluents.

En effet, les différents types de zones humides (végétalisée ou non, eau persistante, zones inondées temporairement, *etc.*) sont considérées comme les sites de repos et de reproduction des vecteurs dont la distribution affecte significativement la transmission du paludisme (Moutinho *et al.*, 2011; Stefani *et al.*, 2013).

La figure V-3 donne un aperçu des différents types de zones en eaux libres et humides dans la région de Saint-Georges et Oiapoque. Les photos ont été prises durant la mission de terrain effectuée en Novembre 2015. Les rivières (Figure V-3A) et étangs (Figure V-3B), et divers types de marais (Figure V-3C et Figure V-3D) sont plus ou moins densément couverts par de la végétation.



Figure V-3 : Différents types de zones humides identifiés dans la région de Saint-Georges et Oiapoque en novembre 2015. (Source : Catry. T, Li. Z).

En zones tropicales, l'identification de zones humides sous végétation arborée est un formidable défi à cause de la couverture de la végétation. Les capteurs radar en bande L sont adaptés à ce problème car ils peuvent pénétrer la canopée. Ils sont sensibles à des variations

de biomasse, d'humidité du sol, de niveau d'eau, de structure d'une zone humide (Hess *et al.*, 1990; Kasischke and BourgeauChavez 1997; Whitcomb *et al.*, 2009; Dabrowska-Zielinska *et al.*, 2014) et pourrait donc fournir des informations plus détaillées sur les zones humides.

5.2.3. Typologie des zones humides à partir du radar en band L

Pour affiner la typologie de la classe eau détectée par l'optique, une image PALSAR du 08 Août 2010 a été utilisée pour identifier les différents types d'occupation du sol qu'il est possible de discriminer à partir de données radar en bande L (Tableau V-2).

Tableau V-2 : Types d'occupation du sol radar liés à la transmission du paludisme dans la zone transfrontalière franco-brésilien.

Types d'occupation du sol (radar)	Image radar
Sol nu	
Forêt	PALSAR (12,5 m)
Végétation base inondée	polarisation HH, HV
Eau libre	08/08/2010
Marais	

5.2.4. Exploitation de données radar à haute résolution

- **Prétraitement d'image PALSAR**

Les images ALOS PALSAR utilisées sont fournies calibrées radiométriquement et corrigées géométriquement par la Japanese Space Agency (JAXA). Ensuite, un filtre Lee a été réalisé pour les images en polarisation HH et HV à l'aide du logiciel SNAP pour diminuer les bruits d'images tout en minimisant la perte d'information lié au lissage (Lee *et al.*, 1994; Sheng and Xia 1996; Gagnon and Jouan 1997).

- **Analyse de la texture et classification**

Certaines études montrent que les indices de texture proposé par (Haralick *et al.*, 1973) permettent d'extraire les différents types d'occupation du sol avec les images optiques et radar (Coburn and Roberts 2004; Kuplich *et al.*, 2005). La texture décrit la répartition spatiale des niveaux de gris d'une image. La matrice de co-occurrences de niveaux de gris (GLCM) est nécessaire pour réaliser ces indices d'Haralick. En effet, la matrice GLCM mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. L'élément (i, j) de la matrice GLCM est égal à la probabilité $P(i, j, d)$,

r) associée au nombre de fois dans l'image où un pixel de niveau de gris i (pixel de référence) apparaît à une distance relative d (en pixels) d'un pixel de niveau de gris j (pixel voisin) et selon une orientation r donnée. Les directions angulaires r utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés autour de pixel de référence. En pratique, pour une image donnée de grande taille, la matrice GLCM est calculée sur une fenêtre glissante de plus petite taille. Chaque pixel d'image résultante est représenté par une matrice GLCM. A partir de la matrice GLCM, les indices d'Haralick sont ensuite calculés, et on peut obtenir une image d'indice de Haralick.

Dans notre étude, les indices d'Haralick ont été calculés avec l'image en polarisation HH filtrée, une fenêtre glissante de 9*9, une orientation de 45 degrés et une connexité de 4 à l'aide du logiciel SNAP. Ces indices sont présentés dans le tableau V-3.

Tableau V-3 : Indices de texture calculés dans cette étude (Haralick *et al.*, 1973).

Indices d'Haralick	Descriptions	Catégories
Contraste	Plus la texture est contrastée, plus cet indice est élevé.	
Dissimilarité	Une faible valeur présente une texture homogène.	
Homogénéité	Une forte valeur présente une texture homogène.	Homogénéité
Second Moment angulaire / Energie	Une forte valeur pour une texture homogène.	
Entropie	Plus la granulométrie est grossière, plus la valeur est grande.	Régularité
Moyenne	Apporte les informations d'homogénéité et de complexité de l'image.	
Variance	Caractérise l'étalement des valeurs de la matrice normalisée autour de la diagonale principale. Une forte valeur présente une texture fine.	Statistique
Corrélation	Décrit la corrélation entre les lignes et les colonnes de GLCM. Plus les valeurs sont uniformément distribuées, plus la corrélation est importante.	

En comparant avec la composition colorée réalisée à partir des polarisations (R=HH, G=HV, B=HH/HV), une approche par seuillage a été calculé sur l'entropie qui est l'indice le plus discriminant pour extraire les différentes classes de zones en eau libre et humides (Figure V-4). Les seuils utilisés ont été listés dans le tableau V-4.

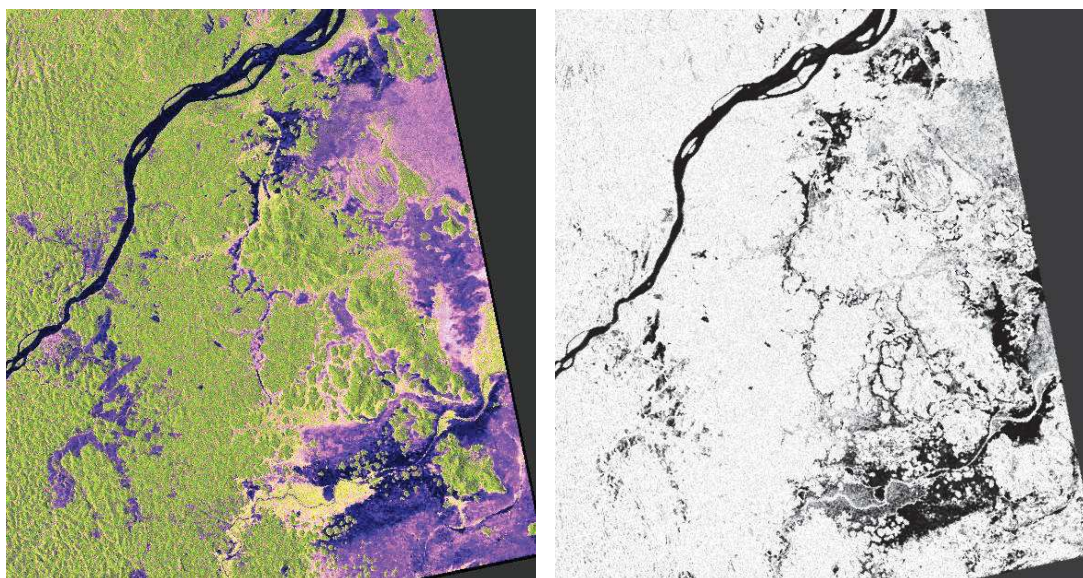


Figure V-4 : Composition colorée réalisée à partir des polarisations (R=HH, V=HV, B=HH/HV) (Image à gauche) et néocanal d'entropie (Image à droite).

Tableau V-4 : Seuils de l'entropie pour classifier les différentes classes liées à l'humidité.

Classes	Seuillage
Forêt	Entropie ≥ 8
Végétation base inondée	$8 > \text{Entropie} \geq 7$
Marais	$7 > \text{Entropie} \geq 4$
Sol nu (humide)	$4 > \text{Entropie} \geq 1,5$
Eau libre+ sol noir (brûlis / asphalte)	Entropie $< 1,5$

5.2.5. Contribution de la fusion optique / radar

Par rapport aux trois niveaux de fusion (cf. 2.2.3), la fusion au niveau de décision est adaptée pour combiner les informations dérivées des données SPOT 5 et PALSAR. En comparant les classifications individuelles (optique / radar), la fusion basée sur les règles de décision a été utilisée pour :

- établir une carte d'occupation du sol liée à la transmission du paludisme plus détaillée et plus complète que la carte individuelle optique ou radar. En effet, les données radar ne sont pas affectées par la couverture des nuages ou les ombres de nuages. La carte d'occupation du sol radar permet de compléter les informations manquantes en discriminant les zones humides, la forêt inondée, et les marais.

- vérifier les informations extraites du radar grâce à la classification optique, telles que les classes de brûlis et les asphaltes qui sont souvent classées comme zones humides dans la classification radar.

La méthodologie complète de cartographie d'occupation du sol liée à la transmission du paludisme, basée sur la fusion des images optique et radar, effectuée par niveau de décisions, est présentée dans la figure V-5.

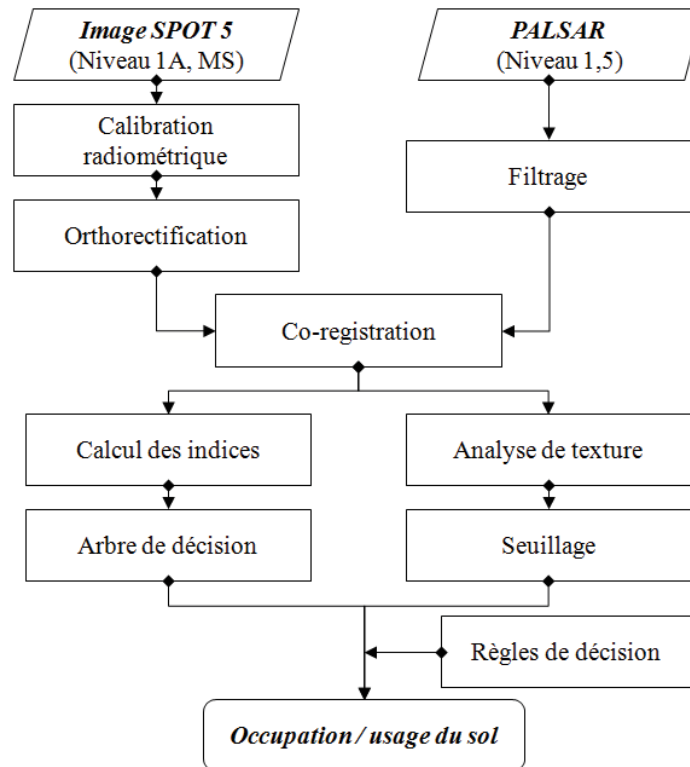


Figure V-5 : Schéma de cartographie d'occupation du sol lié à la transmission du paludisme à partir d'images optique SPOT 5 et radar PALSAR.

5.3. Topographie, typologie des sols et distribution des gîtes larvaires potentiels

5.3.1. Modèle conceptuel de l'évolution des sols

La topographie est un indicateur de l'évolution des sols dans la zone transfrontalière franco-brésilienne. Elle influence le transfert et la distribution de l'eau et de la matière dans le paysage. Les propriétés physiques et chimiques de l'eau qui sont associées avec la typologie des sols peuvent influencer la distribution des gîtes larvaires potentiels.

En général, trois facteurs régissent principalement la typologie des sols :

- les conditions de drainage qui impactent l'altération de la roche.

- La composition chimique de la roche-mère et sa résistance aux phénomènes d'érosion.
- La topographie influence le mouvement et la distribution de l'eau et de la matière, provoquant une différenciation des sols sur les versants.

La zone transfrontalière franco-brésilienne est caractérisée par une activité chimique élevée. Les conditions climatiques, telles que la température, la pluviométrie, l'humidité relative élevée de façon permanente, favorisent l'altération chimique.

Les principaux types de sol rencontrés dans la région sont des sols ferralitiques. Un modèle conceptuel d'évolution des sols ferralitiques tropicaux détaille l'évolution des sols avec le temps (Melfi *et al.*, 1996) (Figure V-6).

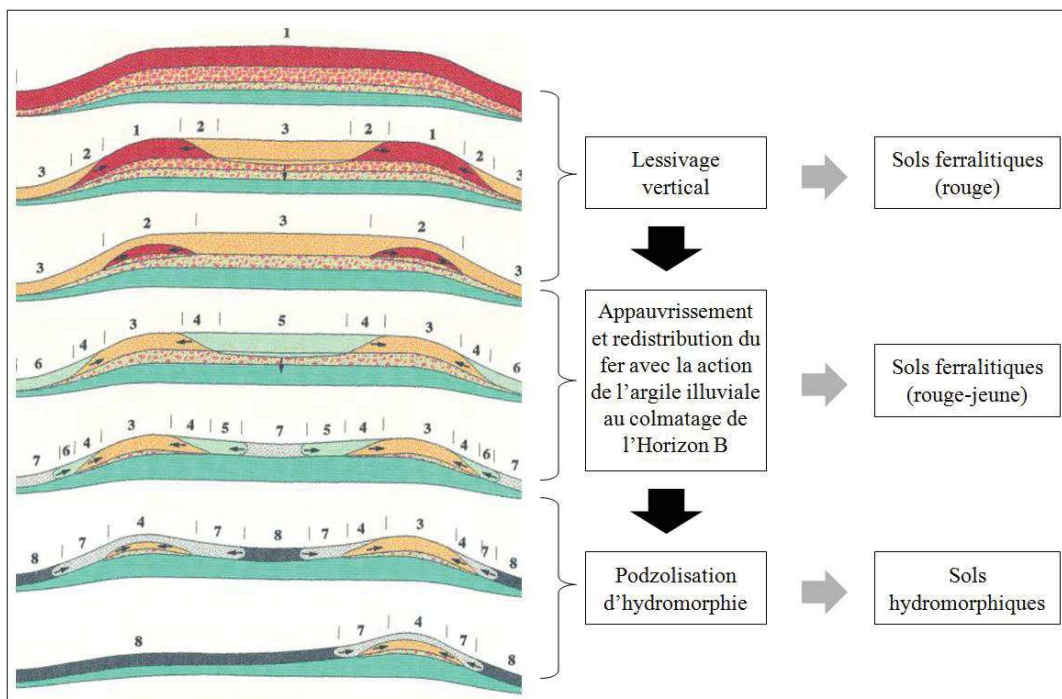


Figure V-6 : Modèle conceptuel d'évolution des sols tropicaux (Melfi *et al.*, 1996).

L'évolution des sols ferralitiques présente les trois phases ci-dessous :

- phase 1 : un lessivage vertical a lieu à partir du sommet et s'accompagne d'un appauvrissement latéral du fer (jaunissement). Les bas de versants sont érodés par l'altération chimique.

- Phase 2 : l'appauvrissement et la redistribution du fer participent avec l'action de l'argile illuviale au colmatage de l'Horizon B¹⁹, les matériaux jaunes rouges laissent place à des matériaux jaunes à taches rouges. Le drainage est ralenti, ce qui contribue au développement d'une nappe perchée.
- Phase 3 : les sols ferralitiques sont dégradés et disparaissent progressivement tandis que les minéraux argileux sont attaqués (podzolisation).

Au cours de cette évolution, les formes du modelé changent. Les sols ferralitiques (les sols rouges) correspondent aux sols des paysages latéritiques qui sont prédominants dans les interfluves convexes. Les sols jaunes sont prédominants dans les interfluves convexo-concaves. Les sols ferralitiques hydromorphes ou podzols de plateaux occupent les sommets de plateau légèrement concaves. Les sols hydromorphes sont situés principalement dans les interfluves concaves .

5.3.2. Cartographie de bassins versants et de la typologie des sols

Les données de Modèles Numériques de Terrain permettent de caractériser la forme du modelé. Le modèle conceptuel d'évolution des sols ferralitiques présenté ci-dessus indique les éléments de géomorphologie à distinguer : les bassins versants élémentaires, les interfluves et la forme topographique (concavité et convexité). En effet, un bassin versant est une partie de territoire délimitée par des lignes de crêtes (des points hauts du territoire) et irriguée par un même réseau hydrologique (par exemple, une rivière avec ses affluents et tous les cours d'eau) dont l'ensemble des eaux convergent vers un point de sortie (exutoire). Un bassin versant est un bassin drainé par un cours d'eau de niveau 1 (sans affluent) Un interfluve est le relief compris entre deux talwegs qui correspondent aux points les plus bas. Il est constitué de deux versants, séparés ou non par une surface plus ou moins plane (Figure V-7).

Dans notre cas, la zone transfrontalière franco-brésilienne est le bassin versant du fleuve Oyapock. Afin de déterminer les talwegs et les zones de crêtes dans le bassin versant d'Oyapock, cette région est divisée en bassins versants élémentaires, de la manière la plus fine possible. Ensuite, nous allons déterminer le niveau des interfluves, puis la forme des interfluves.

¹⁹ Horizon B : Le profil de sol est l'ensemble des horizons d'un sol donné. Chaque horizon étant une couche repérable et distincte de ce sol. L'Horizon B est un horizon illuvial. Il est enrichi en divers constituants, tels qu'argiles, fer, matière organique, etc.

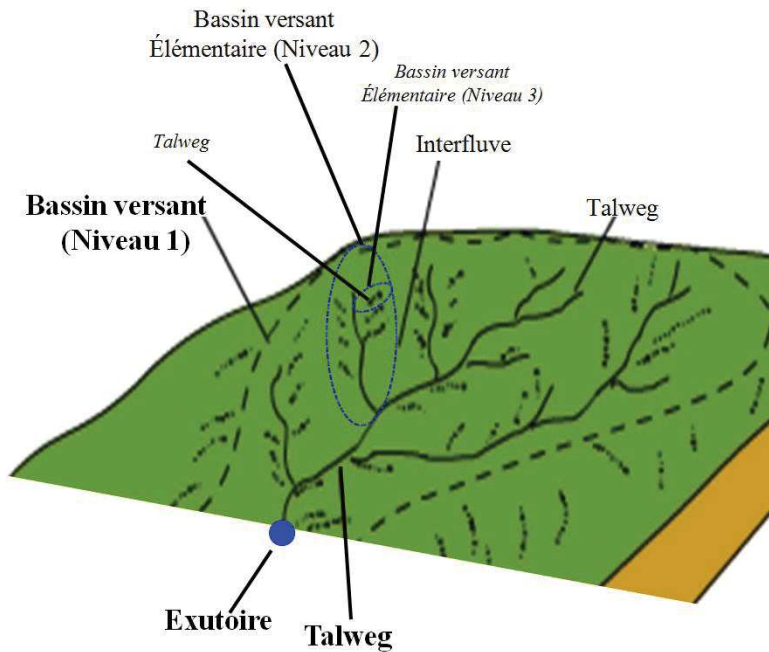


Figure V-7 : Représentation d'un bassin versant avec ses composantes.

Il est nécessaire de déterminer la direction des flux et des exutoires afin de délimiter les bassins versants le plus finement possible. Avec un STRM à 30 m, le remplissage, la direction des flux, l'accumulation de flux et l'écoulement ont été calculés successivement. De plus, les exutoires (Figure V-8) ont été choisis visuellement et manuellement. Ensuite, la direction de flux et les exutoires sont utilisés pour calculer les bassins versants élémentaires. Parallèlement, la courbure des versants a été calculée à partir du SRTM. Elle est calculée sur un voisinage de 8 pixels. Si la valeur de courbure est positive, la surface est convexe autour du pixel central. Si elle est négative, la surface est concave autour du pixel central. Une valeur nulle signifie que la surface est plane.

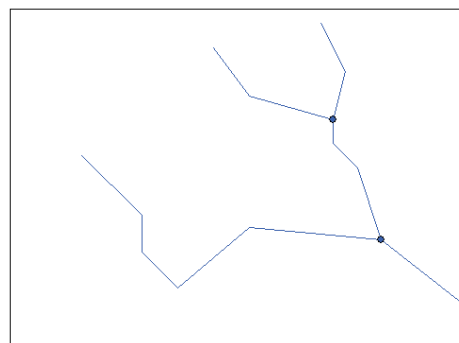


Figure V-8 : Exemple de points d'écoulements.

Enfin, la courbure de la surface a été intégrée avec le découpage en bassins versants élémentaires afin de déterminer la courbure moyenne pour chaque bassin versant élémentaire. Tous les bassins versants élémentaires ont été classés en trois catégories : concave, convexo-

concave et convexe. Nous avons utilisé la nomenclature dérivée du modèle conceptuel pour nommer les classes de sols. Tous les calculs sont réalisés à l'aide des outils d'analyse hydrologique du logiciel ArcMap 10,2. Le processus de cartographie de la typologie des sols est synthétisé dans la figure V-9.

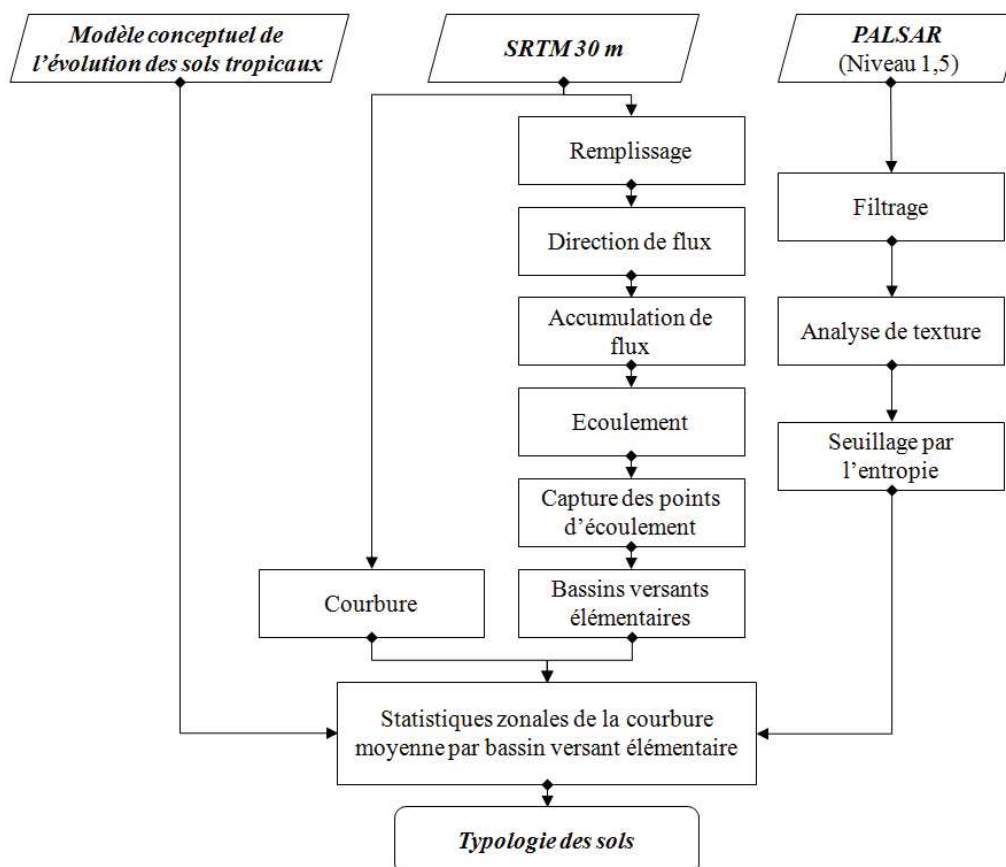


Figure V-9 : Schéma récapitulatif de cartographie de la typologie des sols à partir d'une image PALSAR, du SRTM à 30 m et d'un modèle conceptuel de l'évolution des sols tropicaux.

5.3.3. Combinaison RADAR / MNT

La carte des bassins versants élémentaires dérivée du SRTM inclue toute la zone d'étude. Cependant, les zones couvertes par des surfaces d'eau libre et des zones artificielles ne contiennent pas d'informations pertinentes pour la cartographie de la typologie des sols (Mulder *et al.*, 2011) qui doivent être traitées comme des informations de typologie des sols manquantes. Les zones artificielles (villages de Camopi, Saint-Georges et Oiapoque) représentent une proportion très faible par rapport à la taille de notre zone d'étude. Seule une carte eau et non-eau est donc nécessaire pour identifier les zones d'informations manquantes.

Une image PALSAR du 08 Août 2010 à 12,5 m a été utilisée afin de réaliser la classification eau / non-eau en utilisant une analyse de texture et le seuillage par l'entropie à

l'aide du logiciel SNAP. Ensuite, la carte binaire (*eau vs. non-eau*) a été combinée avec la classification de bassins versants élémentaires (Figure V-9).

5.4. Résultats

5.4.1. Occupation du sol optique

La figure V-10 présente la carte d'occupation du sol dérivée à partir d'image SPOT 5 du 14 octobre 2012. La précision globale est 0,90 et le coefficient *kappa* était de 0,84.

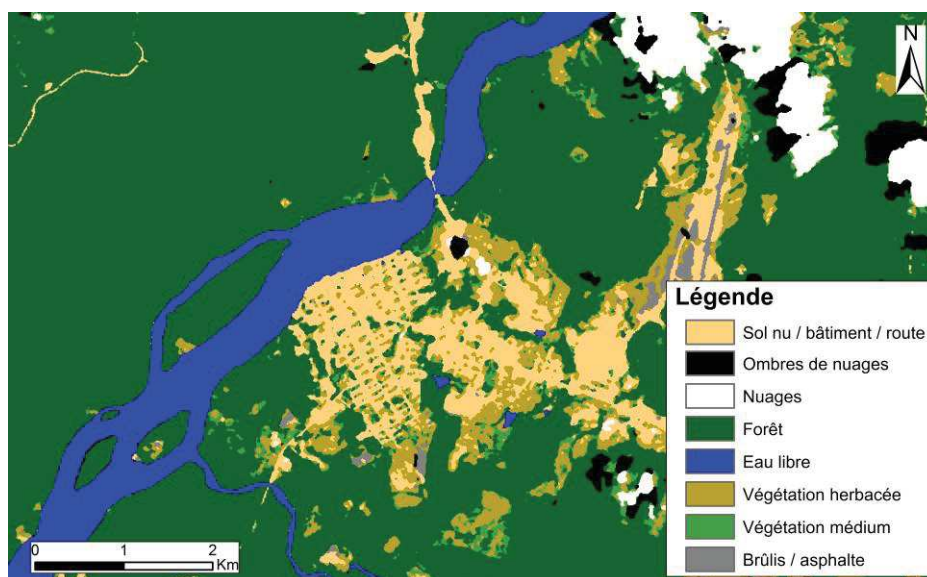


Figure V-10 : Carte d'occupation du sol dérivée à partir d'image SPOT 5 (zoom sur Oiapoque).

5.4.2. Zones en eau libre et humides

La figure V-11 présente la carte d'occupation du sol réalisée avec une image PALSAR du 08/08/2010. En comparant avec la classification optique, les différents types de zones en eau libre et humides ont été détectés. Cependant, il existe des confusions entre certaines classes. Par exemple, la classe brûlis / asphalte obtenue dans la classification optique a été classée comme végétation basse inondée ou eau de surface. De plus, la forêt inondée qui existe dans cette région n'a pas été détectée avec l'image en bande L du fait sans doute de la présence d'une canopée dense. La fusion des données radar et optiques, ainsi que la validation avec des données de terrain récentes, permet d'aboutir à la carte présentée figure V-11.

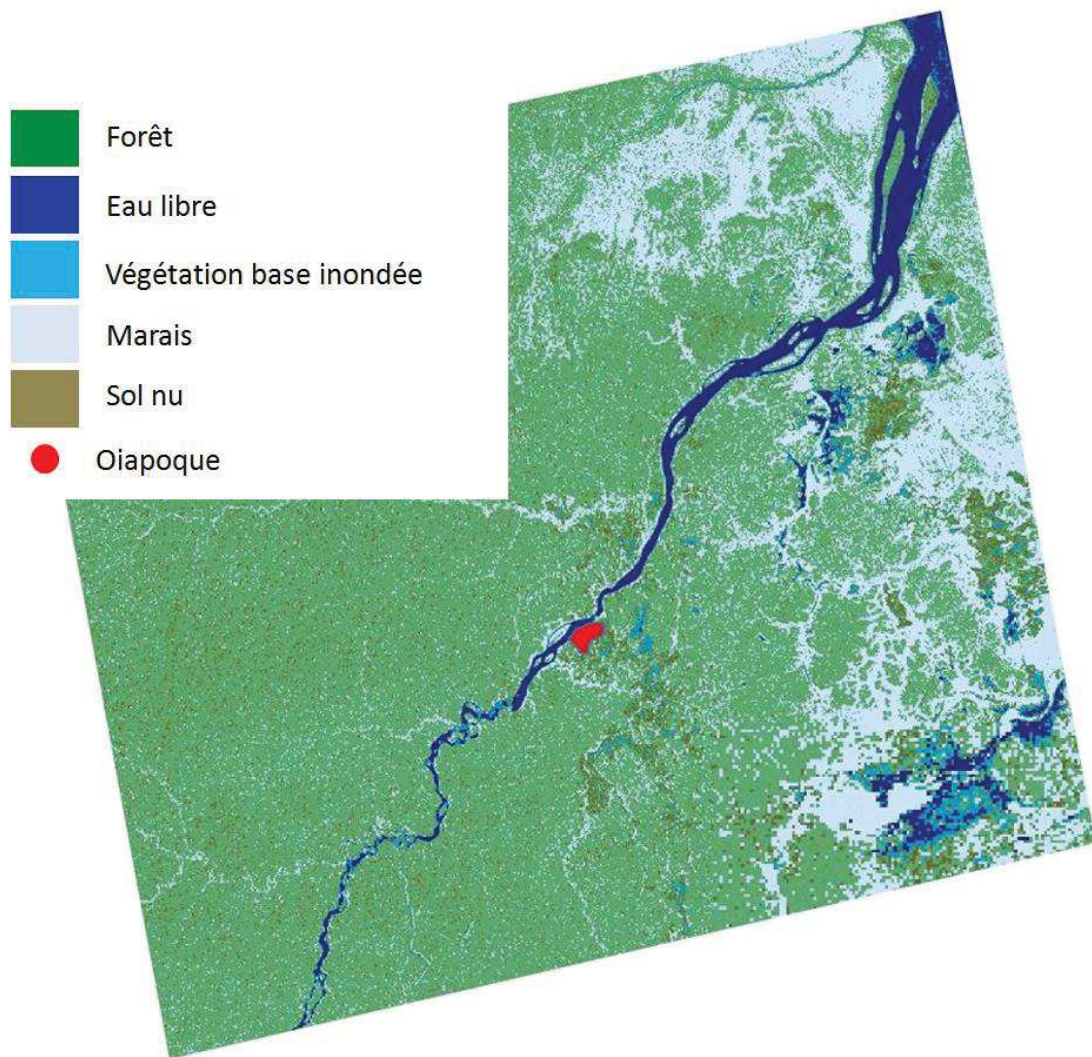


Figure V-11 : Carte d'occupation du sol réalisée à partir d'une image PALSAR.

5.4.3. Typologie des formes de modelé des sols

La figure V-12 montre les formes du modelé des sols à Saint Georges et Oiapoque. Trois classes de formes de modelé sont identifiées. En gris les formes concaves qui sont à relier aux sols hydromorphes et aux sols ferralitiques hydromorphes ou podzols de plateaux. En rouge les formes convexes à associées aux sols ferralitiques. En orange les formes intermédiaires correspondant aux sols jaunes des interfluvies convexo-concaves

L'absence de données de terrain n'a pas permis de valider le résultat de la classification.

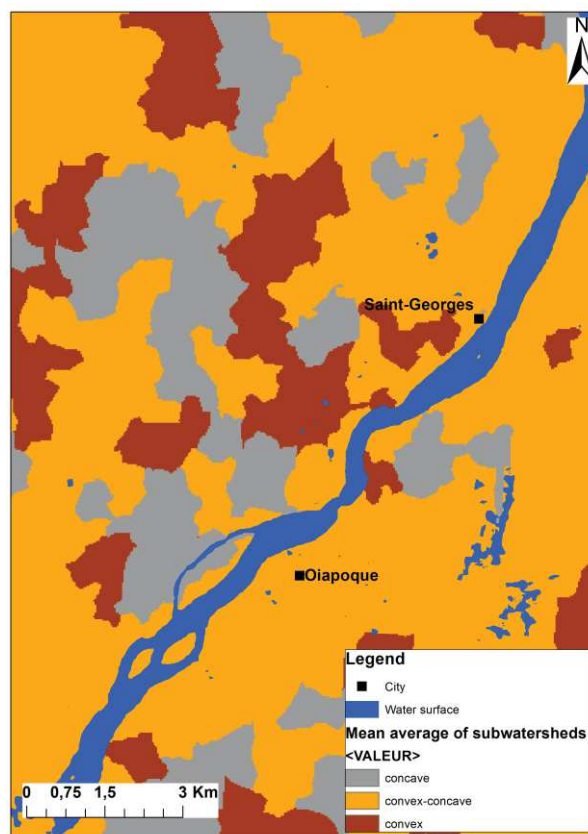


Figure V-12 : Carte de typologie des formes de modelés associés aux sols pour la région de Saint Georges et d’Oiapoque. En gris les formes concaves (sols hydromorphes et aux sols ferrallitiques hydromorphes ou podzols de plateaux) ; en orange les sols jaunes convexo-concaves; en rouge les sols ferrallitiques convexes

5.5. Discussion

5.5.1. Identification des gîtes larvaires potentiels

Dans cette étude, les données optiques (SPOT 5) et radars (PALSAR) disponibles couvrent les deux régions habitées principales: Saint-Georges et Oiapoque. Nous ne disposons pas de données radar pour le village de Camopi.

Les données optiques sont souvent utilisées pour établir la carte d’occupation du sol, incluant les informations des surfaces en eau. Cependant, la couverture de nuages et des ombres de nuages associées engendre un manque d’information sur les données optiques. Pour l’étude du paludisme, la couverture de la végétation est aussi un obstacle pour extraire les zones en eaux libres et les zones humides sous végétation qui sont propices aux gîtes larvaires. Afin de palier à cette difficulté, des données radars ont été utilisées pour identifier les zones en eaux libres et humides.

La fusion optique / radar à haute résolution permet d'identifier les différents types d'occupation du sol influant sur la transmission du paludisme. Cependant, la résolution spatiale de l'image PALSAR (12, 5) n'est pas suffisante dans la zone Saint-Georges et Oiapoque. De nombreuses zones en eau libre sous végétation ont une taille inférieure à 12,5 m, par exemple la petite rivière bordant la ville d'Oiapoque (Figure V-11) est un gîte larvaire des moustiques que nous ne pouvons pas détecter avec l'image PALSAR ni avec les données SPOT 5. Les MNT à très haute résolution, issus des données Lidar, d'Ortho-image-Pléiades, de TerraSAR-X ou de Cosmo-SkyMed, peuvent être combinées avec les données optiques en très haute résolution pour améliorer la précision de la classification, en particulier pour les zones en eau libre et humides (Li and Chen 2005).

5.5.2. Topographie, typologie des sols et gîtes larvaires potentiels

Les propriétés physiques et chimiques des gîtes larvaires affectent la répartition des vecteurs du paludisme qui sont associés avec la typologie des sols. Les données MNT peuvent être utilisées pour spatialiser la typologie des sols.

La méthode proposée est novatrice par rapport aux travaux existants, car elle tente de classer les sols en tenant compte de leurs liens avec la topographie et la circulation de l'eau.

La validation de la classification pédologique pourrait être effectuée en utilisant les cartes pédologiques existantes, des données sur le terrain et les connaissances d'experts. Sur les cartes existantes les couvertures pédologiques sont représentées par des grands ensembles. Nos résultats permettent de détailler ces couvertures et ce, grâce à la finesse du découpage des bassins versants.

Dans le futur, les données de MNT à très haute résolution spatiale peuvent être utilisées pour affiner la carte pédologique.

5.6. Conclusion

Dans ce chapitre une approche d'identification des types d'occupation du sol associée avec les sites de repos et de reproduction des vecteurs du paludisme a été proposée. Nous avons testé respectivement le potentiel des données optiques et radars en haute résolution pour établir une carte d'occupation du sol optique et une classification radar. Les résultats montrent que les cartes optiques et radars permettent de fournir des informations

complémentaires. Cependant, la résolution spatiale de 12, 5 m n'est pas assez fine pour extraire les zones en eaux libres et humides de notre zone d'étude. La livraison des données radars à très haute résolution Cosmo-SkyMed est toujours en attente. Ce retard d'un an et demi ne nous a pas permis d'affiner la détection des zones en eaux libres et des petites zones humides. Les données devraient être disponibles à la fin de l'année 2016.

L'approche proposée dans cette étude peut être automatiquement et facilement reproduite temporellement en utilisant une série temporelle d'images optique et radar.

Cette approche a fait l'objet de 3 conférences avec comité de lecture :

Li, Z., Catry, T., Dessay, N., Roux, E., Etienne, M., Seyler, F. (2016). Multi-sensor data fusion for identifying malaria environmental features, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Beijing, China, 10-15 July 2016.

Li, Z., Catry, T., Dessay, N., Roux, E., Seyler, F. (2016). Mapping soil typologies using geomorphologic features extracted from DEM and SAR data: an environmental factor affecting malaria transmission in the Amazon, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Beijing, China, 10-15 July 2016.

Catry, T., **Li, Z.,** Roux, E., Herbreteau, V., Dessay, N., Révillion, C. (2016) Fusion of SAR and optical imagery for studying the eco-epidemiology of vector-borne diseases in tropical Countries, *Living planet symposium 2016*, Prague, Czech Republic, 9-13 May 2016.

Un article est en cours et devrait être finalisé dans le courant du premier trimestre 2017.

VI. Du local au régional : vers la spatialisation du *NLHI* à l'échelle de l'Amazonie

6.1. Introduction

Le chapitre 4 présentait un indicateur spatialisé de l'aléa de transmission du paludisme attribuable aux paysages forestiers (*NLHI*), à une échelle locale (la zone transfrontalière entre la Guyane française et le Brésil) et à une résolution spatiale de 10 m. Étant basé sur un modèle de connaissance consensuel relatif à la région Amazonienne, un tel indicateur peut être généralisé facilement à toute la région amazonienne (Figure III-1) en utilisant les cartes *forêt / non-forêt* existantes. Étant construit à partir d'une caractérisation simple de l'occupation du sol ne faisant intervenir que les classes *forêt* et *non-forêt*, un calcul régulier de l'indicateur pour un suivi temporel de l'aléa de transmission, basé sur la production régulière de carte d'occupation du sol à l'échelle de la région Amazonienne, est également envisageable.

Les images Landsat ont une emprise spatiale plus grande (185 * 185 km), une période de revisite plus courte (16 jours) et fournissent les images avec une résolution de 30 m (Powell *et al.*, 2007). Elles sont souvent utilisées pour la production de cartes d'occupation et d'usage du sol (Baraldi *et al.*, 2006), ou plus spécifiquement pour la cartographie du couvert forestier et de ses changements (Kim *et al.*, 2014; Song *et al.*, 2015). Elles sont capables de proposer une mesure rétrospective en exploitant les données d'archive (Qamer *et al.*, 2016) et de permettre la construction des modèles de prédiction. Certaines cartes d'occupation du sol existantes, dérivées d'images Landsat et couvrant l'Amazonie brésilienne, telles que les cartes issues du projet TerraClass, sont générées régulièrement par l'agence spatiale brésilienne (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais : INPE) en utilisant les images Landsat (Almeida *et al.*, 2016).

Plusieurs études ont montré que les données radar exploitant les longues longueurs d'onde permettent de différencier facilement les milieux forestiers et les autres types d'occupation du sol, ne sont pas ou peu affectées par la présence de nuages, et de réaliser des acquisitions jour et nuit (Thiel *et al.*, 2006; Rahman and Sumantyo 2010; Kellndorfer *et al.*, 2014; Shimada *et al.*, 2014; Shimada *et al.*, 2015; Ningthoujam *et al.*, 2016). Basé sur les données PALSAR et PALSAR-2, l'agence spatiale japonaise (Japan Aerospace Exploration Agency : JAXA) a produit une base des données cartographique globale des milieux forestiers à une résolution spatiale de 25 m (Shimada *et al.*, 2014). Ainsi, les données optiques et / ou radar peuvent être indirectement ou directement utilisées pour produire les cartes *forêt / non-forêt* pour toute la zone amazonienne.

Par conséquent, les images optiques et radar et certaines cartes d'occupation du sol existantes offrent la possibilité de produire régulièrement et systématiquement l'indicateur *NLHI* dans la région amazonienne. En revanche, à une telle échelle, cartes et images ne sont pas nécessairement disponibles ou facilement réalisable à la résolution de 10 m. L'impact de la dégradation de la résolution spatiale sur le calcul de l'indicateur *NLHI* doit donc être étudié et évalué. En effet, étant construit avec des métriques liées à la composition et à la configuration du paysage *forêt / non-forêt*, le *NLHI* pourraient être affectés de manière significative par la taille du pixel (la résolution spatiale) (Hargis *et al.*, 1998; Saura 2002; Frohn and Hao 2006; McGarigal *et al.*, 2012).

Dans ce chapitre, au regard du contexte décrit précédemment, est évalué et discuté l'impact de la résolution spatiale sur le *NLHI*. Plus précisément, cette étude porte sur l'impact d'une diminution de résolution de 10 m à 30 m afin d'étudier la possibilité de la mise en œuvre du *NLHI* avec les données d'occupation du sol existantes (TerraClass et carte *forêt / non-forêt* globale) et/ou les images Landsat.

6.2. Impact de la résolution spatiale sur l'indicateur *NLHI*

Afin de ne considérer que l'impact de la résolution spatiale sur le comportement du *NLHI*, et exclure les éventuels effets des différents capteurs satellitaires sur la qualité de la caractérisation de l'occupation du sol, une carte *forêt / non-forêt* à 30 m a été simulée en dégradant celle à 10 m dérivée des images SPOT 5. Ensuite, le *NLHI* dérivé de la carte simulée avec le *NLHI* initial (obtenue à une résolution de 10 m) sont comparés.

6.2.1. Simulation du *NLHI* à 30 m

La production d'une classification *forêt / non-forêt* à 30 m a été réalisée en ré-échantillonnant le raster à 10 m à résolution de 30 m, par l'application d'un filtre majoritaire sur une grille régulière alignée sur les pixels de 10 m. A l'aide du logiciel Fragstats 4,2, le *NLHI* simulé à 30 m, noté *NLHI_{sim}* ci-après, a été obtenu à partir de la carte *forêt / non-forêt* simulée et les métriques du paysage *pF* et *ED*, calculées dans une fenêtre de calcul glissante avec un rayon de 400 m.

6.2.2. Etude comparative

- **Comparaison avec *NLHI* initial**

Une étude comparative du $NLHI_{sim}$ à 30 m et du $NLHI$ à 10 m a été réalisée. Pour cela, le $NLHI$ dérivé de la classification *forêt / non-forêt* à 10 m a été dégradé à 30 m, en utilisant un filtre médian sur la même grille de 30 m que pour la transformation de la carte d'occupation du sol. Le résultat correspond à un $NLHI$ calculé à partir d'une carte d'occupation du sol à 10 m de résolution et représenté sur une grille de 30 m. Il est considéré comme étant l'indicateur de référence et est noté $NLHI_{val}$ ci-après.

Les valeurs de $NLHI_{sim}$ et de $NLHI_{val}$ ont été calculées pour 1000 points sélectionnés aléatoirement dans la zone entourant le village de Camopi. Le coefficient de détermination d'une régression linéaire (R^2) reliant les deux indicateurs a été calculé, ainsi qu'une distribution de probabilité entre les valeurs extraite de $NLHI_{sim}$ et de $NLHI_{val}$. Les méthodes de simulation et de comparaison décrites ci-dessus sont schématisées dans la figure VI-1.

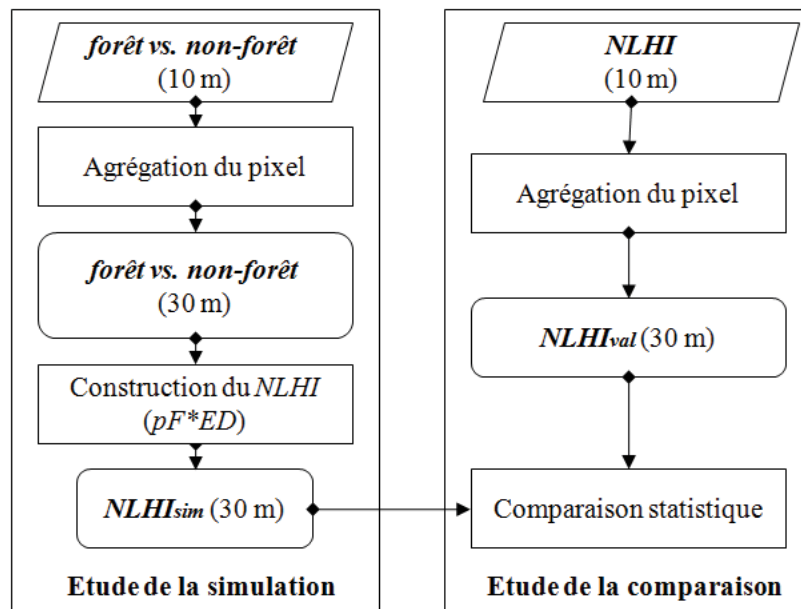


Figure VI-1 : Schéma d'étude de l'impact de résolution spatiale sur le calcul de NLHI.

- **Relation entre $NLHI$ simulé et taux d'incidence actuels**

Le $NLHI_{sim}$ a été quantitativement évalué avec les taux d'incidence à *P.falciparum* au niveau du hameau du village de Camopi pour la période de 2009-2013. Les coefficients de corrélation de Pearson (r) et de Spearman (ρ) et le coefficient de régression linéaire de détermination (R^2) ont été calculées entre le $NLHI_{sim}$ et les taux d'incidence en deux groupes : i) tous les hameaux de village de Camopi ; ii) que les hameaux avec des taux d'incidence non-nulles. (Voir la section 4.6.2 pour les descriptions détaillées des taux d'incidence).

6.3. Mise en œuvre de *NLHI* à l'échelle régionale

Actuellement, la production automatique ou semi-automatique de cartes d'occupation du sol à une résolution spatiale modérée à l'échelle régionale est rendue possible par la qualité et la disponibilité accrues des données satellitaires, et par le développement de nouvelles méthodes de traitement. Pour construire régulièrement le *NLHI* à l'échelle de l'Amazonie, il est possible d'exploiter les cartes d'occupation et d'usage du sol issues, respectivement, du projet TerraClass (Almeida *et al.*, 2016) et des cartes *forêt / non-forêt* dérivée d'images de PALSAR et de PALSAR-2 (voir la description des données dans la section 3.5 du chapitre III).

Avec les données de TerraClass, il est facile de combiner les classes *non-forêt* et d'assigner la valeur *Nodata* aux zones non-observées pour établir une carte *forêt / non-forêt* pour les années 2004, 2008, 2010, 2012 et 2014. De plus, les cartes *forêt / non-forêt* dérivées des images PALSAR et PALSAR-2 peuvent être utilisées directement pour calculer le *NLHI*. La figure VI-2 présente un exemple de comparaison entre la carte de TerraClass, la carte de *forêt / non-forêt* (2008) issue de TerraClass (Figure VI-2 b) et celle de 2008 dérivée des images PALSAR (Figure VI-2 c).

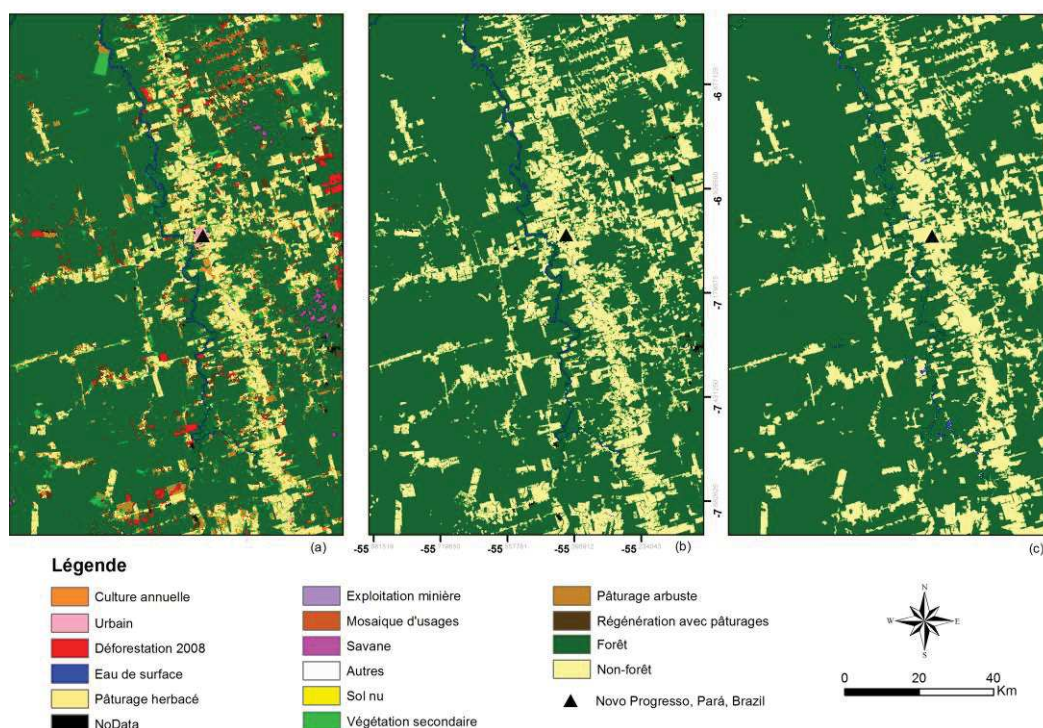


Figure VI-2 : Carte de TerraClass dans sa version initiale (a), carte *forêt / non-forêt* issue de la carte de TerraClass (b) et carte *forêt / non-forêt* dérivée d'image PALSAR (c) dans la région amazonienne (Zoom sur la ville Novo Progresso au Brésil, 7° 02' 10" Sud, 55° 25' 08").

Le calcul du NLHI à l'échelle de l'Amazonie est en cours de finalisation.

6.4. Résultats

6.4.1. Etude comparative entre $NLHI_{sim}$ et $NLHI_{val}$

Le coefficient de détermination (R^2) entre $NLHI_{sim}$ et $NLHI_{val}$ est égal à 0,9886 (Figure VI-3). Cette valeur significative montre que le $NLHI$ est très peu impacté par la dégradation de la résolution spatiale de la carte d'occupation sol de 10 à 30 m. Le $NLHI$ garde en effet une capacité de discrimination comparable. Les intervalles de prédiction du $NLHI_{sim}$ en fonction du $NLHI_{val}$ sont 0,053. Par conséquent, les images satellites avec une résolution moyenne (environ 30 m) peuvent être utilisées afin de construire le $NLHI$. Ces résultats démontrent la faisabilité de l'application de $NLHI$ à l'échelle de la zone amazonienne en utilisant les différents types de cartes d'occupation du sol existantes.

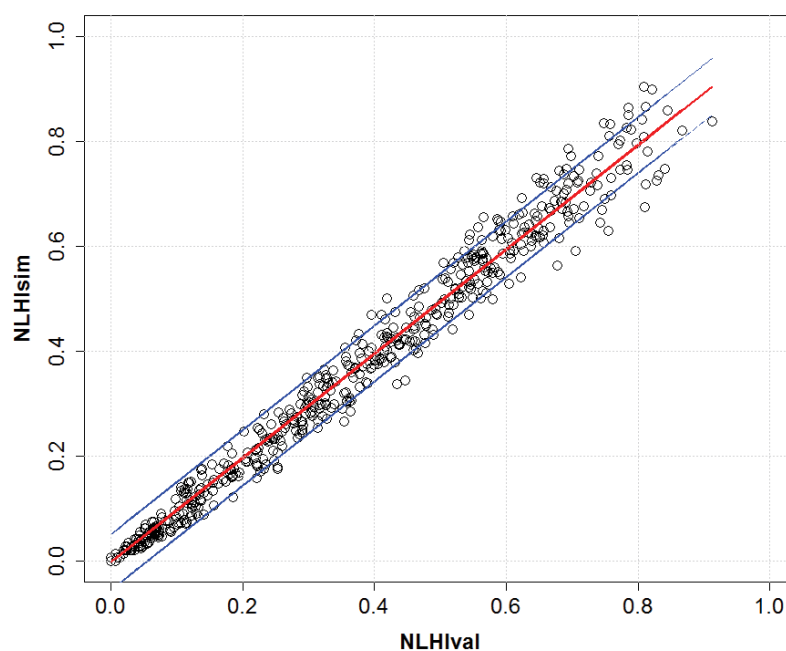


Figure VI-3 : Représentation du $NLHI_{sim}$ en fonction du $NLHI_{val}$, de la droite de régression associée au modèle de régression linéaire, ainsi que du coefficient de détermination (R^2).

6.4.2. Relation entre $NLHI$ simulé et taux d'incidence actuels

La figure IV-4 montre les taux d'incidence à *P. falciparum* des 28 hameaux du village de Camopi en fonction des valeurs de $NLHI_{sim}$. L'indicateur simulé est corrélé avec les taux d'incidence (tout au moins pour les valeurs d'incidence non-nulles). Les résultats de

l'évaluation quantitative des $NLHI_{sim}$ sont présentés dans le tableau VI-1. Les coefficients de corrélation du $NLHI_{sim}$ sont très significatifs (p -value < 0,001) lorsqu'on ne tient compte que des taux d'incidence non-nuls : Pearson ($r = 0,60$), Spearman ($\rho = 0,76$) et régression linéaire de détermination ($R^2 = 0,64$). Les résultats obtenus avec tous les taux d'incidence (non-nuls et nuls) sont plus différenciés. En considérant l'ensemble des taux d'incidence nuls et non-nuls, la corrélation de Spearman (ρ) n'est pas significative.

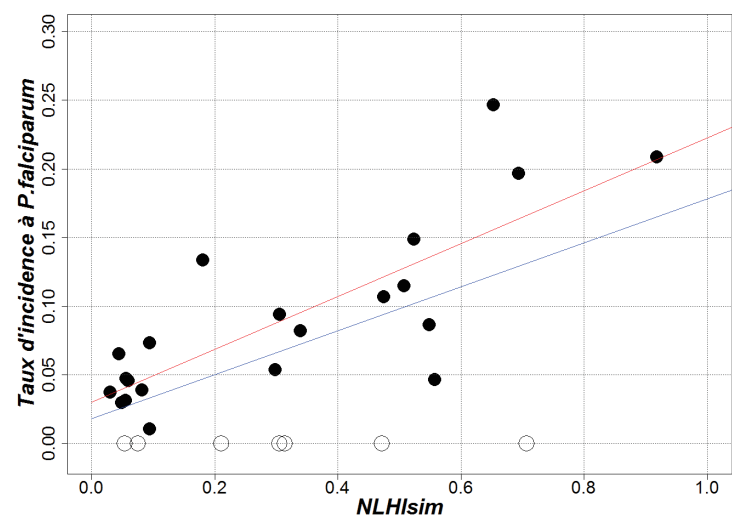


Figure VI-4 : Relation entre taux d'incidence à *P. falciparum* et $NLHI_{sim}$. Les points noirs et les cercles correspondent aux taux d'incidence non-nul et nul, respectivement. Les lignes rouge et bleue représentent la ligne de régression obtenue avec des taux d'incidence non-nuls et nuls en utilisant un modèle de régression linéaire.

Tableau VI-1 : Evaluation quantitative de la relation entre taux d'incidence à *P. falciparum* et $NLHI_{sim}$. Un et deux astérisques représentent respectivement les p -valeurs inférieures ou égales à 0,01 et 0,001.

	Pearson (r)	Spearman (ρ)	Régression linéaire de détermination (R^2)
Taux d'incidence	0,60**	0,44	0.36**
Taux d'incidence non-nul	0,80**	0.76**	0.64**

6.5. Discussion

Les résultats précédents montrent que la dégradation de résolution spatiale de la carte d'occupation du sol n'affecte pas significativement le calcul du $NLHI$. Les valeurs des corrélations de Pearson et de Spearman et du coefficient de détermination de la régression linéaire entre le $NLHI_{sim}$ et les taux d'incidence du paludisme à Camopi sont même sensiblement plus élevés pour le $NLHI$ à 10 m, sans que la différence soit significative.

La simulation d'une carte *forêt / non-forêt* à une résolution spatiale modérée (30 m) en dégradant la carte *forêt / non-forêt* initiale permet de se concentrer uniquement sur le calcul du *NLHI*. En effet, les différences dans les caractéristiques des capteurs satellitaires et dans conditions d'acquisition des images, génèrent des différences systématiques, radiométriques et spectrales au niveau des images, pouvant causer l'absence d'accord entre les cartes d'occupation du sol dérivées de différents capteurs (Theau *et al.*, 2010). De plus, pour une même image, l'application de différentes méthodes de classification peuvent également provoquer des différences de caractérisation de l'occupation du sol significative, l'approche de la simulation utilisée dans cette thèse permet donc de quantifier l'impact du seul changement de résolution de la carte d'occupation du sol, c'est-à-dire d'exclure tout autre élément susceptible de générer des écarts entre les *NLHI* calculés à 30 m et à 10 m.

Le choix de la médiane, afin d'attribuer aux pixels de 30 m des valeurs représentatives de celles des 9 pixels de 10 m correspondant, permet d'attribuer aux pixels de 30 m des valeurs de *NLHI* effectivement calculées à la résolution de 10 m. Les données manquantes étaient exclusivement causées par la couverture nuageuse ou les ombres de nuages dans les images optiques. Nous ne connaissons pas les informations réelles au-dessous des nuages et des ombres de nuages. Compte tenu de l'utilisation d'une carte optique de *forêt / non-forêt* à 10 m, les données manquantes ne devaient pas être considérées dans l'agrégation de pixels. En effet, dans un ensemble de neuf pixels voisins, les pixels *NoData* à 10 m peuvent conduire des informations inexactes mélangeant avec les valeurs réelles (*forêt* ou *non-forêt*) à 10 m pour l'agrégation de pixels.

Cette étude confirme que la résolution spatiale modérée (30 m) n'a pas un impact significatif sur le calcul du *NLHI* et permet d'envisager la production de cet indicateur à l'échelle de l'Amazonie – correspondant à la région écologique pour laquelle le modèle de connaissance sur lequel le *NLHI* est basé reste valide – et de façon diachronique, en exploitant des séries d'images ou de cartes, telles que les images Landsat, les données TerraClass et les cartes *forêt / non-forêt* dérivée d'images radar. De plus, les images Sentinel-2 ouvrent de nouvelles possibilités. Sentinel-2 est une série de satellites d'observation de la Terre de l'Agence spatiale européenne (ASE) développée dans le cadre du programme Copernicus dont les deux premiers exemplaires ont été mis en orbite en 2015 et 2016. Sentinel-2 fournit tous les 5 jours des images d'une largeur au sol de 290 km et d'une résolution de 10 à 60 m selon les bandes spectrales allant du visible au moyen infrarouge. En comparant avec les cartes d'occupation du sol (25 m et 30 m), les images Sentinel-2

proposeront une possibilité de réaliser le *NLHI* à haute et moyenne résolution à l'échelle régionale.

Les séries temporelles de *NLHI* à l'échelle de l'Amazonie brésilienne pourront être mises en relation avec les taux d'incidence du paludisme à la résolution des municipalités obtenus grâce au système SIVEP-Malária (Sistema de Informação de Vigilância Epidemiológica de Malária). Cela permet une évaluation du *NLHI* à l'échelle régionale et temporelle.

Le *NLHI* à l'échelle de l'Amazonie peut être combiné avec une carte de distribution des vecteurs, par exemple la carte de distribution prédite d'*An. darlingi* (Figure I-4), afin d'obtenir une carte du risque individuel d'exposition au vecteur. De plus, l'empreinte humaine peut être ajoutée pour avoir un risque d'exposition au vecteur au niveau populationnel.

6.6. Conclusion

Cette étude avait pour objectif d'analyser l'impact de la résolution spatiale sur le calcul du *NLHI*. Les résultats montrent que la carte *forêt / non-forêt* produite à une résolution spatiale de 30 m est utilisable pour la construction de *NLHI*. De plus, diverses cartes d'occupation du sol à cette résolution spatiale ont été proposées pour l'implémentation du *NLHI* à l'échelle de l'Amazonie. Le *NLHI* pourrait être produit temporellement pour l'ensemble de la région amazonienne. Enfin, le *NLHI* à l'échelle régionale permet d'estimer le risque d'exposition au vecteur, pouvant à son tour participer à l'estimation d'un risque de transmission de la maladie. Elles peuvent également être utilisées pour l'identification des paysages à risque et possibles recommandations pour la gestion du territoire.

Un article est en cours et devrait être finalisé en décembre 2016.

Discussion générale et perspectives

Ce chapitre présente une discussion générale des travaux de cette thèse, à la fois du point de vue méthodologique et de celui des impacts potentiels dans le domaine de la santé, en particulier en ce qui concerne la surveillance et la lutte contre le paludisme. Enfin, en fonction des résultats obtenus et de leur discussion, certaines pistes de recherche futures sont présentées.

Tout d'abord, un inventaire des données disponibles aux différentes échelles d'étude a été réalisé. Il a permis de définir le plus objectivement possible quelles images satellites privilégier au regard des échelles d'étude et des objectifs. La détermination de ce compromis entre échelles, caractéristiques des capteurs (résolutions spatiale, temporelle et spectrale ; domaine spectral considéré, *etc.*), type d'image (radar *vs.* optique), en fonction des échelles d'étude et des objectifs, est un point essentiel de l'application de la télédétection. Un tel choix objectif n'est envisageable que depuis très récemment, de par une accessibilité accrue aux images et à des outils de traitement performants. Cependant, le choix des données satellites dans les études en environnement-santé est encore trop souvent réalisé par défaut, au regard des contraintes plus ou moins limitantes de l'étude : disponibilité de données satellitaires de qualité suffisante dans la zone d'étude, coût d'obtention de la donnée, capacité de traitement (compétences, ressources de calcul, de stockage, *etc.*). Ainsi, la revue de littérature de Stefani *et al.* (2013) montre que l'imagerie haute résolution est rarement utilisée pour l'étude du paludisme à l'échelle locale dans la zone amazonienne. Cette thèse explore quant à elle le potentiel de la télédétection en s'abstrayant le plus possible des contraintes citées précédemment. Tout d'abord une carte d'occupation du sol dérivée d'une image à haute résolution (10 m) a été utilisée afin de spatialiser la contribution du niveau d'interaction entre les milieux forestiers et non-forestiers à la transmission du paludisme. Le potentiel des images optiques et radars à haute résolution et celui de leur fusion, ont été étudiés dans le but d'affiner ou d'identifier les différents types de zones en eau libre et humides présents dans la zone d'étude. Ces travaux comblent ainsi des lacunes importantes relatives à l'utilisation des images satellites optiques et radar à haute résolution pour l'étude du paludisme en Amazonie.

Deuxièmement, la cartographie de l'aléa ou du risque de transmission du paludisme s'appuie souvent sur la construction de modèles à partir d'un ensemble de données environnementales, entomologiques et / ou épidémiologiques observées à une échelle donnée, en utilisant des techniques statistiques ou d'apprentissage. De telles approches exigent des données en qualité et en quantité suffisantes, afin que les modèles soient suffisamment robustes et généralisables. Cependant, les données sont souvent incomplètes et

biaisées, en particulier dans les zones d'étude où les surveillances environnementale, épidémiologique et entomologique sont inefficaces et/ou irrégulières. C'est le cas, en particulier, des zones transfrontalières internationales, souvent peu peuplées, systématiquement éloignées des centres décisionnaires (en particulier des capitales nationales), et par conséquent retenant peu l'attention des politiques publiques nationales. Dans un tel contexte, la cartographie de l'aléa et du risque fondée sur la connaissance experte semble plus adaptée. Une telle approche a été appliquée dans cette thèse afin de construire un indicateur spatialisé d'aléa de transmission du paludisme (*NLHI*) à l'échelle locale. Les étapes de la méthodologie ont été détaillées. Les résultats ont été validés en utilisant les taux d'incidence dans la région transfrontalière franco-brésilienne. La robustesse et la reproductibilité de l'indicateur ont été démontrées, pour le contexte applicatif dans lequel il a été construit. L'application d'un tel indicateur à d'autres contextes (géographique, entomologique, épidémiologique) doit s'appuyer sur l'étude préalable des processus écologiques en jeu dans le phénomène étudié. Plus précisément, toute problématique (sanitaire ou autre) dans laquelle le niveau d'interaction entre les milieux forestiers et non forestiers joue un rôle significatif peut avantageusement utiliser le *NLHI*. Si ces interactions concernent d'autres milieux (dans la mesure où ces milieux sont au nombre de deux : *e.g.* urbain *vs.* non-urbain, eau *vs.* terre ferme, *etc.*), l'adaptation du *NLHI* est alors triviale. Enfin, il peut être utilisé comme variable explicative possible, dans une démarche exploratoire, et ainsi permettre la mise en évidence de l'impact des interactions entre milieux dans les processus étudiés. Ainsi, le potentiel du *NLHI* dans l'étude des maladies vectorielles ou d'autres problématiques semble important.

La télédétection est souvent utilisée afin de régionaliser des résultats obtenus localement, mais le passage à une plus large échelle est souvent réalisé sans véritable justification scientifique. Dans cette thèse, la régionalisation du *NLHI* à l'échelle de la zone amazonienne est justifiée par le fait que l'indicateur se base sur des connaissances relatives à cette échelle régionale (Stefani *et al.*, 2013). Ensuite, la faisabilité du calcul du *NLHI* à l'échelle régionale a été étudiée. Elle requiert un changement de résolution spatiale, dont l'impact sur le calcul de l'indicateur a fait l'objet d'une étude spécifique et s'est avéré non significatif. Ainsi, des cartes d'occupation du sol disponibles, dérivées d'images optiques et radar de résolutions spatiales modérée (25 m et 30 m) ont été identifiées pour la spatialisation du *NLHI* à l'échelle de l'Amazonie. Toutefois, les images Sentinel-2 permettent d'envisager d'autres possibilités afin d'atteindre le même but. Sentinel-2 est une série de satellites

d'observation de la Terre de l'Agence Spatiale Européenne (ESA) développée dans le cadre du programme Copernicus et dont les deux premiers exemplaires ont été mis en orbite en 2015 et 2016. L'objectif du programme est de fournir aux pays européens des données complètes et actualisées leur permettant d'assurer le contrôle et la surveillance de l'environnement. Les images de Sentinel-2 doivent permettre de poursuivre la collecte des données réalisées par les missions Landsat et SPOT tout en améliorant leur qualité. Les satellites Sentinel-2A et Sentinel-2B fourniront tous les 5 jours des images d'une largeur au sol de 290 km et d'une résolution de 10 à 60 m selon les bandes spectrales allant du visible au moyen infrarouge. En comparaison avec les cartes d'occupation du sol existantes décrites plus haut (à 25 m et à 30 m), les images Sentinel-2 permettent d'envisager de calculer le *NLHI* à des résolutions spatiales élevées (10 m) ou modérées, et ce à l'échelle régionale. Ces données peuvent être utilisées pour estimer le *NLHI* temporellement. Les séries temporelles spatialisées de *NLHI* peuvent à elles seules fournir des informations utiles à l'aménagement du territoire. Elles permettent d'informer et de responsabiliser les décideurs publics sur l'impact de la déforestation en Amazonie, et peuvent être utilisées afin de proposer des modes de gestion de la forêt et/ou des méthodes de déforestation minimisant l'augmentation du risque d'exposition vectorielle.

Troisièmement, l'identification et la caractérisation des gîtes larvaires potentiels des vecteurs est toujours un problème difficile à résoudre. Le problème des informations manquantes est systématiquement présent pour les données optiques dans la zone intertropicale, à cause d'une couverture nuageuse importante et des ombres des nuages. Les images radars sont souvent utilisées pour extraire les différents types de zones humides. Mais elles ne sont que très rarement utilisées pour définir la nomenclature des zones humides liées au paludisme. La combinaison des capteurs optique et radar répond à une volonté de multiplier les sources d'information complémentaires pour obtenir des couches d'information d'occupation du sol pertinentes pour l'étude du paludisme à l'échelle locale, en particulier concernant l'identification et la caractérisation des zones en eau libre et humides. Ce travail de thèse a permis de définir la nomenclature des zones en eau libre et humides adaptée à notre zone d'étude, et de tester à l'échelle locale le potentiel des données optiques et radar et de leur fusion pour l'identification des différents types de zones en eau libre et humides. L'application de la fusion optique et radar à l'étude du paludisme est, à notre connaissance, originale. Elle permet de bénéficier des informations complémentaires fournies par les deux techniques et de les combiner, au regard des connaissances actuelles de la transmission du

paludisme. Les résultats obtenus permettent d'envisager de planifier les collectes larvaires pour mieux connaître la bio-écologie des vecteurs au stade larvaire, de planifier la lutte antivectorielle, notamment basée sur la lutte biologique contre larves (bio-larvicides, introduction de prédateurs naturels des larves), et de cartographier les zones à risque (Tadei *et al.*, 2016).

Cependant, les données optiques et radar utilisées dans cette thèse sont limitées pour explorer les zones en eau libre et humides à l'échelle locale de par leur résolution spatiale relativement faible (10 m et 12,5 m respectivement). Une approche très haute résolution basée sur des données optique (SPOT 6,7 / Pléiades) et radar (TerraSar-X / Cosmo-SkyMed) en bande X permettra de mettre en évidence des interactions et processus environnementaux à une échelle très fine au sein de la zone péri-urbaine (identification de zones humides de petites tailles, non pérennes, qui sont des gîtes larvaires potentiels pour les moustiques et par conséquent des sources de risque anophélien élevé à proximité de zones densément peuplées). De plus, les données altimétriques issues de la mission TanDEM-X – fournissant les Modèles Numériques d'Élévation (MNE) *elevation10* (radargrammétrie) et *WorldDEM* (interférométrie) - seront commandées sur la zone de Saint-Georges et Oiapoque. Elles donnent la possibilité d'évaluer la capacité à identifier et caractériser les surfaces temporairement inondées au bord du fleuve.

Certaines zones ne devraient pas être considérées comme sites de reproduction des moustiques à cause de phénomènes naturels ou d'activités humaines. Par exemple, la marée de l'océan Atlantique change le niveau du fleuve Oyapock à une amplitude et une fréquence telles, à l'aval des rapides Saut Maripa, que les rives du fleuve ne semblent pas favorables pour la reproduction des moustiques (Adde *et al.*, 2016). De telles connaissances devraient être exploitées à l'avenir afin de mieux spécifier les zones à risque. L'utilisation des métriques paysagères permettant d'établir le niveau d'interaction entre zones en eau libre et humides, les sites de repos des moustiques adultes et les zones occupées par l'homme (Zeilhofer *et al.*, 2007; Olson *et al.*, 2009; Vittor *et al.*, 2009; Girod *et al.*, 2011; Stefani *et al.*, 2011b; Stefani *et al.*, 2013) pourront également être mises à profit dans les travaux futurs.

Le niveau de vulnérabilité des populations humaines face à la circulation des agents pathogènes s'avèrent très variés. La densité de la population, le type d'habitat et d'activités humaines, les différences de susceptibilité génétique, *etc.* conditionnent significativement le risque d'infection et les dynamiques spatiales et temporelles du paludisme. Une approche très haute résolution optique (SPOT 6-7 / pléiades) sera nécessaire pour identifier et caractériser

les facteurs liés à la population humaine et à l'habitat urbain, et ainsi établir des cartes du risque d'exposition aux vecteurs au niveau populationnel (Figure VII-1).

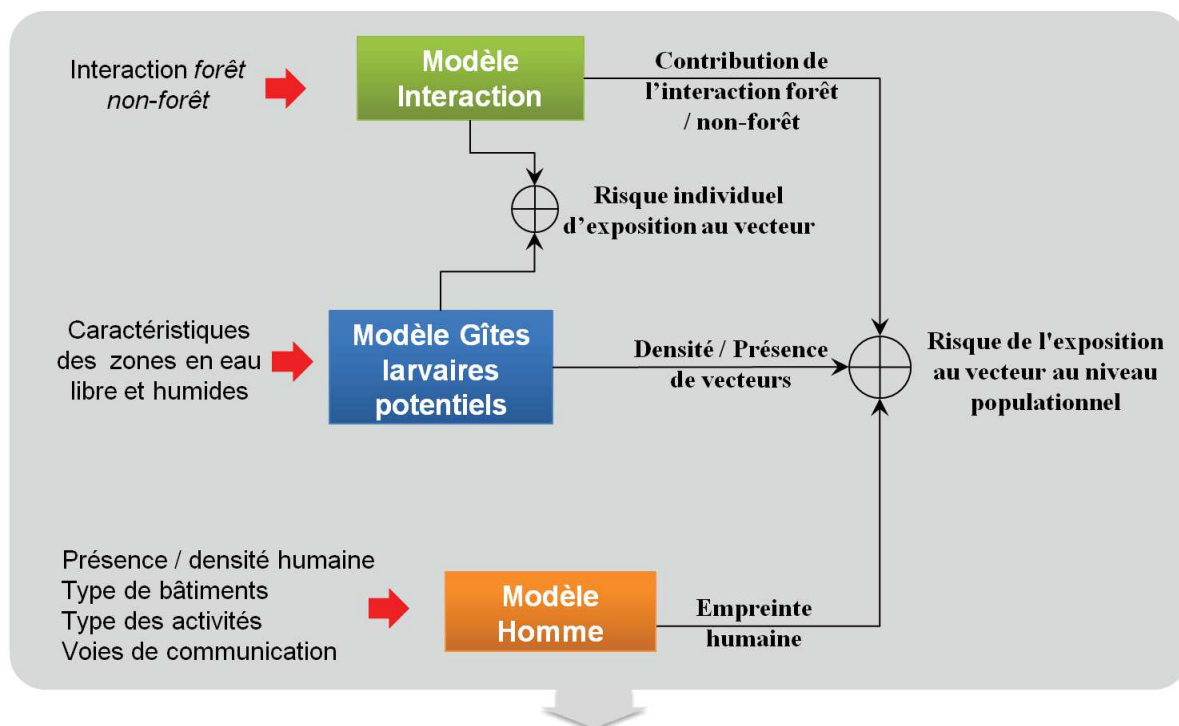


Figure VII-1 : Schéma décrivant la modélisation du risque populationnel de l'exposition aux vecteurs du paludisme et de la diffusion des résultats de recherche. Caractérisation par télédétection (optique et/ou radar) des milieux favorables au développement des vecteurs, de l'empreinte spatiale humaine, des interactions hommes-vecteurs dans la zone transfrontalière Guyane-Brésil.

Enfin, en termes de santé publique, les enjeux associés à de tels travaux de recherche sont la compréhension des mécanismes de transmission dans un contexte environnemental en évolution. A courts termes, de par leur intégration dans le réseau d'acteurs de la recherche et de la lutte contre le paludisme en Guyane Française et au Brésil, ces études peuvent bénéficier directement aux organismes en charge de la lutte contre la maladie en leur permettant de cibler leurs actions (en fonction des contextes locaux) et d'améliorer les méthodes (par une meilleure compréhension des mécanismes de transmission du paludisme).

Les travaux de cette thèse contribueront à l'alimentation des portails de données existants (géo-catalogue Guyamapa et, indirectement, plate-forme SIG de la Région Guyane) et par conséquent à la diffusion des données et des connaissances scientifiques auprès des chercheurs, des gestionnaires du territoire (notamment les organismes opérationnels de lutte contre le paludisme : Agence régionale de santé (ARS) et service de déoustication de la Collectivité Territoriale de Guyane (CTG). De plus, les données utilisées, les méthodologies

développées et les résultats obtenus dans le cadre de ma thèse pourront être présentés localement, en Guyane et au Brésil, lors de séminaires et d'ateliers. En particulier, le sous-groupe « télédétection » qui vient de se créer, en Guyane, au sein du groupement d'intérêt scientifique Initiative pour une Recherche Interdisciplinaire sur les Systèmes et Territoires Amazoniens (IRISTA), offre un espace d'échange où les travaux de cette thèse pourront être discutés. L'IRISTA organise également des événements grand public comme le café des sciences, où les travaux et les résultats de cette thèse pourront être présentés. Enfin, au niveau national, l'équipe proposante, par l'intermédiaire d'Emmanuel Roux, participe aux efforts de diffusion des connaissances sur l'application de la télédétection en santé au travers du pôle thématique surfaces continentales Theia. Le bulletin d'information Theia de novembre 2016 informe ainsi de l'existence et de l'intérêt du *NLHI*.

Cette thèse contribue également à la construction du site sentinelle transfrontalier (à la frontière Guyane - Brésil) de l'Observatoire Brésilien sur le Climat et la Santé (OBCS, développé par la Fondation Oswaldo Cruz, FIOCRUZ) (Roux *et al.*, 2014; Barcellos *et al.*, 2016), en fournissant les données initiales utilisées, les méthodologies et les cartes d'occupation du sol et d'aléa obtenues. L'Observatoire Brésilien sur le Climat et la Santé est un portail de diffusion de données environnementales et de santé, sur le long terme, permettant l'étude des impacts sanitaires du changement climatique (Barcellos *et al.*, 2016).

Un tel observatoire offre un cadre conceptuel et opérationnel pertinent pour : suivre sur le long terme, analyser et modéliser les systèmes éco-épidémiologiques, aux échelles locale, régionale et globale, afin de comprendre et de prédire les impacts des changements socio-environnementaux sur les maladies infectieuses ; faciliter l'appropriation, par les chercheurs, les acteurs de santé publique et le grand public, des données, indicateurs et connaissances issues des travaux scientifiques. Le site sentinelle transfrontalier est quant à lui en construction et a pour objectifs, à l'échelle locale et en s'appuyant sur les acteurs locaux de la santé publique et de la recherche, de : comprendre, suivre et analyser, sur le long terme, les relations entre le climat, l'environnement, les facteurs socio-démographiques, *etc.* et le paludisme ; mettre en évidence les facteurs environnementaux, socio-démographiques et comportementaux expliquant la situation épidémiologique locale et devant être pris en compte pour l'élaboration de politiques de santé et de gestion environnementale ciblées (Roux *et al.*, 2014). Cette thèse entre ainsi pleinement dans le cadre de ces perspectives.

Conclusion générale

L'objectif de cette thèse était d'améliorer les connaissances sur les facteurs environnementaux liés à la distribution spatiale du paludisme dans la zone transfrontalière franco-brésilienne. Plus précisément, les travaux ont porté sur la caractérisation et la cartographie, par télédétection optique et radar, des milieux favorables au développement des vecteurs de la maladie, ainsi que des paysages favorisant les rencontres hommes-vecteurs.

Les deux premiers chapitres de cette thèse ont présenté le paludisme et le potentiel de l'utilisation de la télédétection pour étudier cette maladie. La télédétection permet de caractériser spatialement l'environnement de la zone d'étude de manière quasi continue et complète. Cependant, son utilisation pour les besoins spécifiques de cette thèse a nécessité une réflexion approfondie afin de déboucher sur un choix objectif des capteurs à exploiter en fonction des échelles d'étude et des objectifs associés (chapitre III).

Les chapitres IV, V et VI présentent ensuite des travaux originaux. Tout d'abord, un modèle de connaissance de l'effet des différents paysages forestiers sur le risque d'exposition au vecteur, a été spatialisé (chapitre IV). Un indicateur d'aléa spatialisé relatif au paysage et participant à évalué le risque de transmission du paludisme (*NLHI*), a ainsi été défini. Cet indicateur a été validé avec les taux d'incidence observés dans le village de Camopi en Guyane française. De plus, la faisabilité de la spatialisation de cet indicateur à l'échelle de la région amazonienne a été démontrée (chapitre VI). En effet, une étude, basée sur la simulation, a été réalisée afin d'évaluer l'impact d'un changement de résolution spatiale des cartes d'occupation du sol sur les valeurs de *NLHI*. Les résultats montrent qu'une carte *forêt / non-forêt* à 30 m est utilisable pour le calcul du *NLHI*, ce qui permet d'envisager, à très court terme et en utilisant les produits d'occupation du sol existants, la spatialisation du *NLHI* à une échelle régionale. Le chapitre V présente une étude, à l'échelle locale, destinée à évaluer la capacité des images radar (PALSAR) et optique (SPOT 5) et de leur fusion, à identifier les gîtes larvaires potentiels des vecteurs du paludisme. Les résultats montrent que les données PALSAR en haute résolution ne sont pas assez fines pour identifier les zones en eau et humides à une telle échelle. La spatialisation des différents types de sols ferrallitiques, à l'échelle régionale et à partir de données altimétriques (SRTM 30m), a été réalisée dans ce même chapitre. Elle se justifie par le fait que le type de sol détermine en partie les propriétés physiques et chimiques des gîtes larvaires potentiels, et qu'il peut par conséquent influencer sur la qualité d'habitat des vecteurs.

Le chapitre VII présente des éléments de discussion plus généraux sur les méthodologies développées dans cette thèse et sur les résultats obtenus. Il permet de dégager

des pistes de recherche pour l'avenir, ainsi que différentes stratégies – allant au-delà des publications scientifiques et s'appuyant sur les observatoires existants ou en devenir – permettant aux nouvelles connaissances et aux résultats produits par cette thèse d'être diffusés largement et d'être effectivement intégrés dans les stratégies de contrôle de la maladie.

En résumé, cette thèse a répondu à des questions scientifiques relatives aux liens entre environnement et paludisme, au travers de l'inventaire et de l'analyse des données, des informations et des connaissances interdisciplinaires et spatialisées relatives à la Guyane française et au Brésil. Elle a requis une démarche fortement interdisciplinaire (télédétection, mathématiques appliquées, écologie), et par conséquent l'appropriation de connaissances, de méthodes et d'outils variés et nombreux. Elle a contribué à clarifier et à quantifier le rôle de l'environnement dans la transmission du paludisme, et a permis de construire des indicateurs d'aléa pouvant être utilisés pour la planification d'actions de lutte ciblées et la surveillance environnementale. Bien que la seule maladie vectorielle étudiée dans cette thèse soit le paludisme, l'expertise développée sur l'écologie des maladies vectorielles en générale permet d'envisager facilement l'adaptation des données et des méthodologies produites dans cette thèse à d'autres problématiques telles que les maladies transmises par les triatomes (maladie de Chagas) ou les moustiques du genre *Aedes* (dengue, chikungunya, virus Zika).

Bibliographies

- Adde, A.; Roux, E.; Mangeas, M.; Dessay, N.; Nacher, M.; Dusfour, I.; Girod, R.; Briolant, S. Dynamical mapping of anopheles darlingi densities in a residual malaria transmission area of french guiana by using remote sensing and meteorological data. *PloS one* **2016**, *11*, e0164685, 10.1371/journal.pone.0164685.
- Almeida, C.A.d.; Coutinho, A.C.; Esquerdo, J.C.D.M.; Adami, M.; Venturieri, A.; Diniz, C.G.; Dessay, N.; Durieux, L.; Gomes, A.R. High spatial resolution land use and land cover mapping of the brazilian legal amazon in 2008 using landsat-5/tm and modis data. *Acta Amazonica* **2016**, *46*, 291-302, 10.1590/1809-4392201505504.
- Ardillon, V.; Carvalho, L.; Prince, C.; Djossou, F. *Bilan 2012 de la situation épidémiologique du paludisme en guyane*; 4; French Institute for Public Health Surveillance: 2013; pp 6-10, <http://www.invs.sante.fr/Publications-et-outils/Bulletin-de-veille-sanitaire/Tous-les-numeros/Antilles-Guyane/Bulletin-de-veille-sanitaire-Antilles-Guyane.-n-1-2-Janvier-fevrier-2012>.
- Ardillon, V.; Eltges, F.; Chocho, A.; Chantilly, S.; Carvalho, L.; Flamand, C.; Carme, B. *Evolution de la situation épidémiologique du paludisme en guyane de 2005 à 2011*; 1-2; French institute for public health surveillance 2012; pp 5-13, http://opac.invs.sante.fr/index.php?lvl=notice_display&id=10805.
- Baraldi, A.; Puzzolo, V.; Blonda, P.; Bruzzone, L.; Tarantino, C. Automatic spectral rule-based preliminary mapping of calibrated landsat tm and etm plus images. *Ieee T Geosci Remote* **2006**, *44*, 2563-2586, 10.1109/Tgrs.2006.874140.
- Barbieri, A.F.; Sawyer, I.O.; Soares-Filho, B.S. Population and land use effects on malaria prevalence in the southern brazilian amazon. *Human Ecology* **2005**, *33*, 847-874, 10.1007/s10745-005-8213-8.
- Barcellos, C.; Emmanuel, R.; Ceccato, P.; Gosselin, P.; Monteiro, A.; Matos, V.; Xavier, D. An observatory to gather and disseminate information on the health-related effects of environmental and climate change. *Revista panamericana de salud publica = Pan American journal of public health* **2016**, *40*(3), 167-173.
- Barnes, C.M. An historical-perspective on the applications of remote-sensing to public-health. *Prev Vet Med* **1991**, *11*, 163-166, Doi 10.1016/S0167-5877(05)80002-9.
- Barros, F.S.; Honório, N.A.; Arruda, M.E. Mosquito anthropophily: Implications on malaria transmission in the northern brazilian amazon. *Neotropical entomology* **2010**, *39*, 1039-1043.
- Barros, F.S.M.; Arrudaa, M.E.; Gurgela, H.C.; Honório, N.A. Spatial clustering and longitudinal variation of anopheles darlingi (diptera: Culicidae) larvae in a river of the amazon: The importance of the forest fringe and of obstructions to flow in frontier malaria. *Bulletin of Entomological Research* **2011**, *101*, 643-658, 10.1017/S0007485311000265.
- Beck, L.R.; Lobitz, B.M.; Wood, B.L. Remote sensing and human health: New sensors and new opportunities. *Emerging infectious diseases* **2000**, *6*, 217-227.
- Bourgeau-Chavez, L.L.; Riordan, K.; B. Powell, R.; Miller, N.; Nowels, M. Improving wetland characterization multisensor multi temporelle sar and optique / infrared data fusion. *Advances in Geoscience and Remote Sensing* **2009**, 679-708, 10.5772/8327

- Boyrie, A.; Laques, A.E.; Gurgel, H.C. Avaliação de políticas públicas para o desenvolvimento a partir de um estudo sobre a fragmentação da floresta na bacia do oiapoque (guiana francesa / amapá). In *Proceeding of the 16th Brazilian Symposium of Remote Sensing* Foz do Iguaçu, Brazil, 2013; pp 6238-6245.
- Bulter, B.J.; Swenson, J.J.; Alig, R.J. Forest fragmentation in the pacific northwest: Quantification and correlations. *Forest Ecology and Management* **2004**, *189*, 363-373.
- Burel, F.; Baudry, J. Ecologie du paysage. Concepts, méthodes et applications. *Etudes rurales* **1999**, 329-333.
- Carme, B.; Ardillon, V.; Girod, R.; Grenier, C.; Joubert, M.; Djossou, F.; Ravachol, F. Update on the epidemiology of malaria in french guiana. *Med Trop (Mars)* **2009**, *69*, 19-25.
- Carvalho, F.M.V.; De Marco, P.; Ferreira, L.G. The cerrado into-pieces: Habitat fragmentation as a function of landscape use in the savannas of central brazil. *Biological Conservation* **2009**, *142*, 1392-1403, 10.1016/j.biocon.2009.01.031.
- Castro, M.C.; Singer, B.H. Agricultural settlement and soil quality in the brazilian amazon. *Population and environment* **2012**, *34*, 22-43, 10.1007/s11111-011-0162-0.
- Cenci, D.; Ferreira, A.C.; Santelli, S. *Situation épidémiologique du paludisme dans l'état d'apapà et dans la minicipalité d'oiapoque (brésil)*; 1-2; French Institute for Public Health Surveillance: 2012; pp 17-20, http://opac.invs.sante.fr/index.php?lvl=notice_display&id=10808.
- Clandillon, S.; Fraipont, P.; Yesou, H. In *Assessment of the future spot 4 mir for wetland monitoring and soil moisture analysis: Simulation over the ried center alsace (france)*, SPIE Remote Sensing for Agriculture, Forestry, and Natural Resources, Paris, France, September 25, 1995, 1995; Paris, France.
- Cline, B.L. New eyes for epidemiologists: Aerial photography and other remote sensing techniques. *American journal of epidemiology* **1970**, *92*, 85-89.
- Coburn, C.A.; Roberts, A.C.B. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification. *International Journal of Remote Sensing* **2004**, *25*, 4287-4308, 10.1080/0143116042000192367.
- Confalonieri, U.E.; Margonari, C.; Quintao, A.F. Environmental change and the dynamics of parasitic diseases in the amazon. *Acta Trop* **2014**, *129*, 33-41, 10.1016/j.actatropica.2013.09.013.
- Connor, S.J.; Thomson, M.C.; Flasse, S.P.; Perryman, A.H. Environmental information systems in malaria risk mapping and epidemic forecasting. *Disasters* **1998**, *22*, 39-56.
- Cox-Singh, J.; Davis, T.M.; Lee, K.S.; Shamsul, S.S.; Matusop, A.; Ratnam, S.; Rahman, H.A.; Conway, D.J.; Singh, B. Plasmodium knowlesi malaria in humans is widely distributed and potentially life threatening. *Clinical infectious diseases : an official publication of the Infectious Diseases Society of America* **2008**, *46*, 165-171, 10.1086/524888.
- Curran, P.J.; Atkinson, P.M.; Foody, G.M.; Milton, E.J. Linking remote sensing, land cover and disease. *Adv Parasit* **2000**, *47*, 37-80.

- Dabrowska-Zielinska, K.; Budzynska, M.; Tomaszewska, M.; Bartold, M.; Gatkowska, M.; Malek, I.; Turlej, K.; Napiorkowska, M. Monitoring wetlands ecosystems using alos palsar (l-band, hv) supplemented by optical data: A case study of biebrza wetlands in northeast poland. *Remote Sens-Basel* **2014**, *6*, 1605-1633, 10.3390/rs6021605.
- de Castro, M.C.; Monte-Mor, R.L.; Sawyer, D.O.; Singer, B.H. Malaria risk on the amazon frontier. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* **2006**, *103*, 2452-2457, 10.1073/pnas.0510576103.
- de Glanville, W.A.; Vial, L.; Costard, S.; Wieland, B.; Pfeiffer, D.U. Spatial multi-criteria decision analysis to predict suitability for african swine fever endemicity in africa. *BMC Vet Res* **2014**, *10*, 9, 10.1186/1746-6148-10-9.
- De Roeck, E.R.; Verhoest, N.E.C.; Miya, M.H.; Lievens, H.; Batelaan, O.; Thomas, A.; Brendonck, L. Remote sensing and wetland ecology: A south african case study. *Sensors* **2008**, *8*, 3542-3556, 10.3390/s8053542.
- de Thoisy, B.; Richard-Hansen, C.; Goguillon, B.; Joubert, P.; Obstancias, J.; Winterton, P.; Brosse, S. Rapid evaluation of threats to biodiversity: Human footprint score and large vertebrate species responses in french guiana. *Biodiversity and Conservation* **2010**, *19*, 1567-1584, 10.1007/s10531-010-9787-z.
- Dobson, M.C.; Ulaby, F. Microwave backscatter dependence on surface-roughness, soil-moisture, and soil texture .3. Soil tension. *Ieee T Geosci Remote* **1981**, *19*, 51-61, Doi 10.1109/Tgrs.1981.350328.
- Dusfour, I.; Issaly, J.; Carinci, R.; Gaborit, P.; Girod, R. Incrimination of anopheles (anopheles) intermedius peryassu, an. (nyssorhynchus) nuneztovari gabaldon, an. (nys.) oswaldoi peryassu as natural vectors of plasmodium falciparum in french guiana. *Mem Inst Oswaldo Cruz* **2012**, *107*, 429-432.
- Emmanuel, N.N.; Loha, N.; Okolo, M.O.; Ikenna, O.K. Landscape epidemiology: An emerging perspective in the mapping and modelling of disease and disease risk factors. *Asian Pacific Journal of Tropical Disease* **2011**, *1*, 247-250, 10.1016/S2222-1808(11)60041-8.
- Floch, H. Antimalarial campaign in french guiana. I. Anophelism. *Riv Malariol* **1995**, *34*(1-3), 57-65.
- Fraser, B. Taking on malaria in the amazon. *Lancet* **2010**, *376*, 1133-1134.
- Frohn, R.; Hao, Y. Landscape metric performance in analyzing two decades of deforestation in the amazon basin of rondonia, brazil. *Remote Sens Environ* **2006**, *100*, 237-251, 10.1016/j.rse.2005.10.026.
- Gagnon, L.; Jouan, A. In *Speckle filtering of sar images: A comparative study between complex-wavelet-based and standard filters*, Optical Science, Engineering and Instrumentation'97, 1997; International Society for Optics and Photonics: pp 80-91.
- Galardo, A.K.; Arruda, M.; D'Almeida Couto, A.A.; Wirtz, R.; Lounibos, L.P.; Zimmerman, R.H. Malaria vector incrimination in three rural riverine villages in the brazilian amazon. *The American journal of tropical medicine and hygiene* **2007**, *76*, 461-469.
- Garni, R.; Tran, A.; Guis, H.; Baldet, T.; Benallal, K.; Boubidi, S.; Harrat, Z. Remote sensing, land cover changes, and vector-borne diseases: Use of high spatial resolution satellite imagery to map the risk of occurrence of cutaneous leishmaniasis in ghordaia, algeria. *Infection, genetics and evolution : journal of molecular*

- epidemiology and evolutionary genetics in infectious diseases* **2014**, 28, 725-734, 10.1016/j.meegid.2014.09.036.
- Girod, R.; Roux, E.; Berger, F.; Stefani, A.; Gaborit, P.; Carinci, R.; Issaly, J.; Carme, B.; Dusfour, I. Unravelling the relationships between anopheles darlingi (diptera: Culicidae) densities, environmental factors and malaria incidence: Understanding the variable patterns of malarial transmission in french guiana (south america). *Ann Trop Med Parasitol* **2011**, 105, 107-122, 10.1179/136485911X12899838683322.
- Gomes Mdo, S.; Vieira, J.L.; Machado, R.L.; Nacher, M.; Stefani, A.; Musset, L.; Legrand, E.; Menezes, R.A.; Junior, A.A.; Sousa, A.P., *et al.* Efficacy in the treatment of malaria by plasmodium vivax in oiapoque, brazil, on the border with french guiana: The importance of control over external factors. *Malaria journal* **2015**, 14, 402, 10.1186/s12936-015-0925-7.
- Guerra, C.A.; Snow, R.W.; Hay, S.I. A global assessment of closed forests, deforestation and malaria risk. *Ann Trop Med Parasitol* **2006**, 100, 189-204, 10.1179/136485906X91512.
- Gueye, C.S.; Teng, A.; Kinyua, K.; Wafula, F.; Gosling, R.; McCoy, D. Parasites and vectors carry no passport: How to fund cross-border and regional efforts to achieve malaria elimination. *Malaria journal* **2012**, 11, 344, 10.1186/1475-2875-11-344.
- Guitet, S.; Cornu, J.F.; Brunaux, O.; Betbeder, J.; Carozza, J.M.; Richard-Hansen, C. Landform and landscape mapping, french guiana (south america). *J Maps* **2013**, 9, 325-335, 10.1080/17445647.2013.785371.
- Guthmann, J.P.; Llanos-Cuentas, A.; Palacios, A.; Hall, A.J. Environmental factors as determinants of malaria risk. A descriptive study on the northern coast of peru. *Trop Med Int Health* **2002**, 7, 518-525, DOI 10.1046/j.1365-3156.2002.00883.x.
- Haralick, R.M.; Shanmugan, K.; Dinsatein, I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* **1973**, SMC-3, 610-621, 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- Hardy, A.; Mageni, Z.; Dongus, S.; Killeen, G.; Macklin, M.G.; Majambare, S.; Ali, A.; Msellem, M.; Al-Mafazy, A.W.; Smith, M., *et al.* Mapping hotspots of malaria transmission from pre-existing hydrology, geology and geomorphology data in the pre-elimination context of zanzibar, united republic of tanzania. *Parasites & vectors* **2015**, 8, 41, 10.1186/s13071-015-0652-5.
- Hargis, C.D.; Bissonette, J.A.; David, J.L. The behavior of landscape metrics commonly used in the study of habitat fragmentation. *Landscape Ecol* **1998**, 13, 167-186, 10.1023/A:1007965018633.
- Henderson, F.M.; Lewis, A.J. Radar detection of wetland ecosystems: A review. *International Journal of Remote Sensing* **2008**, 29, 5809-5835, 10.1080/01431160801958405.
- Herbreteau, V.; Salem, G.; Souris, M.; Hugot, J.P.; Gonzalez, J.P. Thirty years of use and improvement of remote sensing, applied to epidemiology: From early promises to lasting frustration. *Health & place* **2007**, 13, 400-403, 10.1016/j.healthplace.2006.03.003.
- Hess, L.L.; Melack, J.M.; Simonett, D.S. Radar detection of flooding beneath the forest canopy: A review. *International Journal of Remote Sensing* **1990**, 11, 1313-1325, 10.1080/01431169008955095.

- Hiwat, H.; Bretas, G. Ecology of anopheles darlingi root with respect to vector importance: A review. *Parasites & vectors* **2011**, *4*, 177, 10.1186/1756-3305-4-177.
- Hong-tran, H.; Lam-dao, N.; Kervyn, M.; Tanaka, A. Combination of alos palsar and spot 5 for land cover mapping - case study of ca mau, vietnam. In *The 33rd asian conference on remote sensing*, 2012.
- Hongoh, V.; Hoen, A.G.; Aenishaenslin, C.; Waaub, J.P.; Belanger, D.; Michel, P.; Lyme, M.C. Spatially explicit multi-criteria decision analysis for managing vector-borne diseases. *Int J Health Geogr* **2011**, *10*, 70, 10.1186/1476-072X-10-70.
- Hughjones, M. Applications of remote-sensing to the identification of the habitats of parasites and disease vectors. *Parasitol Today* **1989**, *5*, 244-251, Doi 10.1016/0169-4758(89)90256-1.
- Huh, O.K.; Malone, J.B. New tools: Potential medical applications of data from new and old environmental satellites. *Acta Trop* **2001**, *79*, 35-47, Doi 10.1016/S0001-706x(01)00101-2.
- Hustache, S.; Nacher, M.; Djossou, F.; Carme, B. Malaria risk factors in amerindian children in french guiana. *The American journal of tropical medicine and hygiene* **2007**, *76*, 619-625.
- IBGE. Oiapoque. <http://cod.ibge.gov.br/12XVS> (accessed on 12 Feb 2015).
- INSEE. Insee. Camopi (97356). <http://www.insee.fr/fr/themes/comparateur.asp?codgeo=com-97356> (accessed on 04 October 2016).
- INSEE. Insee. Quinary (97314). <http://www.insee.fr/fr/themes/comparateur.asp?codgeo=com-97314> (04/10/2016).
- INSEE. Insee. Saint-georges (97038). <http://www.insee.fr/fr/themes/comparateur.asp?codgeo=com-97308> (accessed on 04 October 2016).
- Jaeger, J.A.G. Landscape division, splitting index, and effective mesh size: New measures of landscape fragmentation. *Landscape Ecol* **2000**, *15*, 115-130, Doi 10.1023/A:1008129329289.
- Jaeger, J.A.G.; Raumer, H.G.S.; Esswein, H.; Müller, M.; Schmidt-Lüttmann, M. Time series of landscape fragmentation caused by transportation infrastructure and urban development: A case study from baden-württemberg, germany *Ecology and Society* **2007**, *12*, 22.
- Johnson, M.F.; Gomez, A.; Pinedo-Vasquez, M. Land use and mosquito diversity in the peruvian amazon. *Journal of Medical Entomology* **2008**, *45*, 1023-1030, Doi 10.1603/0022-2585(2008)45[1023:Luamdi]2.0.Co;2.
- Journal-Officiel. Terminologie et vocabulaire de la télédétection aérospatiale (néologismes). **1980**.
- Jovanovic, P. Satellite technology and the control of environmental diseases. *Space Policy* **1987**, *3*, 149-150.
- Kasischke, E.S.; BourgeauChavez, L.L. Monitoring south florida wetlands using ers-1 sar imagery. *Photogramm Eng Rem S* **1997**, *63*, 281-291.

- Kellndorfer, J.; Cartus, O.; Bishop, J.; Walker, W.; Holecz, F. Large scale mapping of forests and land cover with synthetic aperture radar data. **2014**, 10.5772/58220.
- Kim, D.H.; Sexton, J.O.; Noojipady, P.; Huang, C.Q.; Anand, A.; Channan, S.; Feng, M.; Townshend, J.R. Global, landsat-based forest-cover change from 1990 to 2000. *Remote Sens Environ* **2014**, *155*, 178-193, 10.1016/j.rse.2014.08.017.
- Kitron, U. Landscape ecology and epidemiology of vector-borne diseases: Tools for spatial analysis. *J Med Entomol* **1998**, *34*(4), 435-445.
- Kraemer, M.U.; Hay, S.I.; Pigott, D.M.; Smith, D.L.; Wint, G.R.; Golding, N. Progress and challenges in infectious disease cartography. *Trends Parasitol* **2016**, *32*, 19-29, 10.1016/j.pt.2015.09.006.
- Kuplich, T.M.; Curran, P.J.; Atkinson, P.M. Relating sar image texture to the biomass of regenerating tropical forests. *International Journal of Remote Sensing* **2005**, *26*, 4829-4854, Doi 10.1080/01431160500239107.
- Leandro-Reguillo, P.; Thomson-Luque, R.; Monteiro, W.M.; de Lacerda, M.V. Urban and architectural risk factors for malaria in indigenous amazonian settlements in brazil: A typological analysis. *Malaria journal* **2015**, *14*, 284, 10.1186/s12936-015-0806-0.
- Lee, J.-S.; Jurkevich, L.; Dewaele, P.; Wambacq, P.; Oosterlinck, A. Speckle filtering of synthetic aperture radar images: A review. *Remote Sensing Reviews* **1994**, *8*, 313-340.
- Li, J.; Chen, W. A rule-based method for mapping canada's wetlands using optical, radar and dem data. *International Journal of Remote Sensing* **2005**, *26*, 5051-5069, 10.1080/01431160500166516.
- Machault, V.; Vignolles, C.; Borch, F.; Vounatsou, P.; Pages, F.; Briolant, S.; Lacaux, J.P.; Rogier, C. The use of remotely sensed environmental data in the study of malaria. *Geospatial health* **2011**, *5*, 151-168, 10.4081/gh.2011.167.
- Maheu-Giroux, M.; Casapia, M.; Soto-Calle, V.E.; Ford, L.B.; Buckeridge, D.L.; Coomes, O.T.; Gyorkos, T.W. Risk of malaria transmission from fish ponds in the peruvian amazon. *Acta Trop* **2010**, *115*, 112-118, 10.1016/j.actatropica.2010.02.011.
- Malaviya, S.; Muns, M.; Oinam, G.; Joshi, P.K. Landscape approach for quantifying land use land cover change (1972-2006) and habitat diversity in a mining area in central india (bokaro, jharkhand). *Environmental monitoring and assessment* **2010**, *170*, 215-229, 10.1007/s10661-009-1227-8.
- Manguin, S. Les moustiques vecteurs d'agents pathogènes responsables de maladies infectieuses au brésil. **2008**.
- Marechal, C.; Pottier, E.; Hubert-Moy, L.; Rapinel, S. One year wetland survey investigations from quad-pol radarsat-2 time-series sar images. *Canadian Journal of Remote Sensing* **2012**, *38*, 240-252, 10.5589/m12-017.
- Martinez, J.; Letoan, T. Mapping of flood dynamics and spatial distribution of vegetation in the amazon floodplain using multitemporal sar data. *Remote Sens Environ* **2007**, *108*, 209-223, 10.1016/j.rse.2006.11.012.
- McFeeters, S.K. The use of the normalized difference water index (ndwi) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* **1996**, *17*, 1425-1432.

- McGarigal, K.; Cushman, S.; Ene, E. Fragstats v4: Spatial pattern analysis program for categorical and continuous maps. Computer software program produced by the authors at the university of massachusetts, amherst. <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>
- Melfi, A.; Fritsch, E.; Boulet, R.; Seyler, F.; Carvalho, A.; Magat, P. In *Distribuição dos solos nas paisagens lateríticas da amazônia. Elaboração de um modelo conceitual ilustrando a evolução hydro-bio-geoquímica destas paisagens*, XIII Congresso Latino Americano de Ciência do solo, Águas de Lindoia, Brasil, 4-8 August 1996, 1996; Águas de Lindoia, Brasil.
- Moua, Y.; Roux, E.; Girod, R.; Dusfour, I.; Thoisy, B.; Seyler, F.; Briolant, S. Distribution of the habitat suitability of the main malaria vector in french guiana using maximum entropy modeling. *Journal of Medical Entomology* **2016**.
- Mouchet, J.; Carnevale, P.; Coosemans, M.; Julvez, J.; Manuin, S.; Richard-Lenoble, D.; Sircoulon, J. Biodiversité du paludisme dans le monde. Éditions john libbey eurotext. Eurotext, J.L., Ed. 2004; p 428.
- Moutinho, P.R.; Gil, L.H.; Cruz, R.B.; Ribolla, P.E. Population dynamics, structure and behavior of anopheles darlingi in a rural settlement in the amazon rainforest of acre, brazil. *Malaria journal* **2011**, *10*, 174, 10.1186/1475-2875-10-174.
- Mulder, V.L.; de Bruin, S.; Schaepman, M.E.; Mayr, T.R. The use of remote sensing in soil and terrain mapping - a review. *Geoderma* **2011**, *162*, 1-19, 10.1016/j.geoderma.2010.12.018.
- Musset, L.; Pelleau, S.; Girod, R.; Ardillon, V.; Carvalho, L.; Dusfour, I.; Gomes, M.S.M.; Djossou, F.; Legrand, E. Malaria on the guiana shield: A review of the situation in french guiana. *Mem I Oswaldo Cruz* **2014**, *109*, 525-533, 10.1590/0074-0276140031.
- Mwita, E.; Menz, G.; Misana, S.; Nienkemper, P. Detection of small wetlands with multi sensor data in east africa. *Advances in Remote Sensing* **2012**, *01*, 64-73, 10.4236/ars.2012.13007.
- Nagendra, H.; Pareeth, S.; Ghate, R. People within parks—forest villages, land-cover change and landscape fragmentation in the tadoba andhari tiger reserve, india. *Applied Geography* **2006**, *26*, 96-112, 10.1016/j.apgeog.2005.11.002.
- Ningthoujam, R.; Tansey, K.; Balzter, H.; Morrison, K.; Johnson, S.; Gerard, F.; George, C.; Burbidge, G.; Doody, S.; Veck, N., *et al.* Mapping forest cover and forest cover change with airborne s-band radar. *Remote Sens-Basel* **2016**, *8*, 577, 10.3390/rs8070577.
- Oliveira-Ferreira, J.; Lacerda, M.V.; Brasil, P.; Ladislau, J.L.; Tauil, P.L.; Daniel-Ribeiro, C.T. Malaria in brazil: An overview. *Malaria journal* **2010**, *9*, 115, 10.1186/1475-2875-9-115.
- Olson, S.H.; Gangnon, R.; Elguero, E.; Durieux, L.; Guegan, J.F.; Foley, J.A.; Patz, J.A. Links between climate, malaria, and wetlands in the amazon basin. *Emerging infectious diseases* **2009**, *15*, 659-662, 10.3201/eid1504.080822.
- Olson, S.H.; Gangnon, R.; Silveira, G.A.; Patz, J.A. Deforestation and malaria in mancio lima county, brazil. *Emerging infectious diseases* **2010**, *16*, 1108-1115, 10.3201/eid1607.091785.

- Omumbo, J.A.; Hay, S.I.; Snow, R.W.; Tatem, A.J.; Rogers, D.J. Modelling malaria risk in east africa at high-spatial resolution. *Tropical Medicine and International Health* **2005**, *10*, 557-566, 10.1111/j.1365-3156.2005.01424.x.
- Ostfeld, R.S.; Glass, G.E.; Keesing, F. Spatial epidemiology: An emerging (or re-emerging) discipline. *Trends in ecology & evolution* **2005**, *20*, 328-336, 10.1016/j.tree.2005.03.009.
- Ozesmi, S.; Bauser, M. Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands Ecology and Management* **2002**, *10*, 381-402, 10.1023/A:1020908432489.
- Patil, A.P.; Gething, P.W.; Piel, F.B.; Hay, S.I. Bayesian geostatistics in health cartography: The perspective of malaria. *Trends in Parasitology* **2011**, *27*, 246-253, 10.1016/j.pt.2011.01.003.
- Patz, J.A.; Olson, S.H. Malaria risk and temperature: Influences from global climate change and local land use practices. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* **2006**, *103*, 5635-5636, 10.1073/pnas.0601493103.
- Pearson, R.L.; Miller, L.D.; Program, U.S.I.B. *Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie, pawnee national grasslands, colorado*. Department of Watershed Sciences, College of Forestry and Natural Resources, Colorado State University: 1972.
- Peiter, P.C. Living conditions, health status and health services availability along the brazilian border: A geographical approach. *Cad Saúde Pública* **2007**, *23*, 237-250, 10.1590/S0102-311X2007001400013.
- Pohl, C.; Van Genderen, J.L. Review article multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing* **1998**, *19*, 823-854, 10.1080/014311698215748.
- Pommier de Santi, V.; Girod, R.; Mura, M.; Dia, A.; Briolant, S.; Djossou, F.; Dusfour, I.; Mendibil, A.; Simon, F.; Deparis, X., *et al.* 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* **2016**, *15*, 35, 10.1186/s12936-016-1088-x.
- Powell, S.; Pflugmacher, D.; Kirschbaum, A.; Kim, Y.; Cohen, W. Moderate resolution remote sensing alternatives: A review of landsat-like sensors and their applications. *Journal of Applied Remote Sensing* **2007**, *1*, 012506, 10.1117/1.2819342.
- Qamer, F.; Shehzad, K.; Abbas, S.; Murthy, M.S.R.; Xi, C.; Gilani, H.; Bajracharya, B. Mapping deforestation and forest degradation patterns in western himalaya, pakistan. *Remote Sens-Basel* **2016**, *8*, 385, 10.3390/rs8050385.
- Rahman, M.M.; Sumantyo, J.T.S. Mapping tropical forest cover and deforestation using synthetic aperture radar (sar) images. *Applied Geomatics* **2010**, *2*, 113-121, 10.1007/s12518-010-0026-9.
- Reddy, C.S.; Sreelekshmi, S.; Jha, C.S.; Dadhwal, V.K. National assessment of forest fragmentation in india: Landscape indices as measures of the effects of fragmentation and forest cover change. *Ecological Engineering* **2013**, *60*, 453-464, 10.1016/j.ecoleng.2013.09.064.

- Robert, V.; MacIntyre, K.; Keating, J.; Trape, J.F.; Duchemin, J.B.; Warren, M.; Beier, J.C. Malaria transmission in urban sub-saharan africa. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* **2003**, *68*, 169-176.
- Rosa-Freitas, M.G.; Tsouris, P.; Peterson, A.T.; Honorio, N.A.; de Barros, F.S.M.; de Aguiar, D.B.; Gurgel, H.D.; de Arruda, M.E.; Vasconcelos, S.D.; Luitgards-Moura, J.F. An ecoregional classification for the state of roraima, brazil. The importance of landscape in malaria biology. *Mem I Oswaldo Cruz* **2007**, *102*, 349-357, Doi 10.1590/S0074-02762007005000052.
- Rouse, J.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. In *Monitoring vegetation systems in the great plains with erts* Third ERTS Symposium, Washington, D.C: NASA SP-351, 10-14 Decembre, 1973; Washington, D.C: NASA SP-351, pp 309-317.
- Roux, E.; Barcellos, C.; Gurgel, H.; Durieux, L.; Laques, A.; Dessay, N. Un "site sentinelle" à la frontière franco-brésilienne pour comprendre et suivre les relations entre climat et santé. In *ENVIBRAS 2014: Environnement et géomatique : approches comparées France-Brésil* Environnement et géomatique : approches comparées France-Brésil: Rennes, 2014.
- Roux, E.; Stefani, A.; Carme, B. Characterisation of multi-scale of plasmodium falciparum malaria incidence in children of camopi, french guiana, by means of remotely sensed data. In *Symposium of the Latin American Society for Remote Sensing and Spatial Information Systems* Cayenne, French Guiana, 2012.
- Saura, S. Effects of minimum mapping unit on land cover data spatial configuration and composition. *International Journal of Remote Sensing* **2002**, *23*, 4853-4880, 10.1080/01431160110114493.
- Sheng, Y.; Xia, Z.-G. In *A comprehensive evaluation of filters for radar speckle suppression*, Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1996. IGARSS'96.'Remote Sensing for a Sustainable Future.', International, 1996; IEEE: pp 1559-1561.
- Shimada, M.; Itoh, T.; Motooka, T.; Watanabe, M.; Shiraishi, T.; Thapa, R.; Lucas, R. New global forest/non-forest maps from alos palsar data (2007–2010). *Remote Sens Environ* **2014**, *155*, 13-31, 10.1016/j.rse.2014.04.014.
- Shimada, M.; Itoh, T.; Motooka, T.; Watanabe, M.; Thapa, R. In *High-resolution satellite radar for mapping changes in global forest cover*, SPIE Sensing & measurement, 2015.
- Singer, B.H.; De Castro, M.C. Agricultural colonization and malaria on the amazon frontier. *Ann Ny Acad Sci* **2001**, *954*, 184-222.
- 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., et al. A global map of dominant malaria vectors. *Parasites & vectors* **2012**, *5*, Artn 69 10.1186/1756-3305-5-69.
- 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. The dominant anopheles vectors of human malaria in the americas: Occurrence data, distribution maps and bionomic precis. *Parasites & vectors* **2010**, *3*, 72, 10.1186/1756-3305-3-72.

- Skupinski, G.; BinhTran, D.; Weber, C. Les images satellites spot multi-dates et la métrique spatiale dans l'étude du changement urbain et suburbain – le cas de la basse vallée de la bruche (bas-rhin, france). *Cyberge* **2009**, 10.4000/cyberge.21995.
- Song, D.-X.; Huang, C.; Sexton, J.O.; Channan, S.; Feng, M.; Townshend, J.R. Use of landsat and corona data for mapping forest cover change from the mid-1960s to 2000s: Case studies from the eastern united states and central brazil. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2015**, 103, 81-92, 10.1016/j.isprsjprs.2014.09.005.
- 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., *et al.* Land cover, land use and malaria in the amazon: A systematic literature review of studies using remotely sensed data. *Malaria journal* **2013**, 12, 192, 10.1186/1475-2875-12-192.
- Stefani, A.; Hanf, M.; Nacher, M.; Girod, R.; Carme, B. Environmental, entomological, socioeconomic and behavioural risk factors for malaria attacks in amerindian children of camopi, french guiana. *Malaria journal* **2011a**, 10, 246, 10.1186/1475-2875-10-246.
- Stefani, A.; Roux, E.; Fotsing, J.M.; Carme, B. Studying relationships between environment and malaria incidence in camopi (french guiana) through the objective selection of buffer-based landscape characterisations. *Int J Health Geogr* **2011b**, 10, 65, 10.1186/1476-072X-10-65.
- Stevens, K.B.; Pfeiffer, D.U. Spatial modelling of disease using data- and knowledge-driven approaches. *Spat Spatiotemporal Epidemiol* **2011**, 2, 125-133, 10.1016/j.sste.2011.07.007.
- Stuckey, E.M.; Smith, T.A.; Chitnis, N. Estimating malaria transmission through mathematical models. *Trends Parasitol* **2013**, 29, 477-482, 10.1016/j.pt.2013.08.001.
- Tadei, W.P.; Rodrigues, I.B.; Rafael, M.S.; Sampaio, R.T.M.; Mesquita, H.G.; Pinheiro, V.C.S.; Zequi, J.A.C.; Roque, R.A.; dos Santos, J.M.M. Adaptative processes, control measures, genetic background, and resilience of malaria vectors and environmental changes in the amazon region. *Hydrobiologia* **2016**, 10.1007/s10750-016-2960-y.
- Tadei, W.P.; Thatcher, B.D.; Santos, J.M.; Scarpassa, V.M.; Rodrigues, I.B.; Rafael, M.S. Ecologic observations on anopheline vectors of malaria in the brazilian amazon. *The American journal of tropical medicine and hygiene* **1998**, 59, 325-335.
- Takken, W.; Vilarinhos, P.D.T.R.; Schneider, P.; dos Santos, F. Effects of environmental change on malaria in the amazon region of brazil. *Wag Ur Fron* **2005**, 9, 113-+.
- Theau, J.; Sankey, T.T.; Weber, K.T. Multi-sensor analyses of vegetation indices in a semi-arid environment. *Gisci Remote Sens* **2010**, 47, 260-275, 10.2747/1548-1603.47.2.260.
- Thiel, C.; Drezet, P.; Weise, C.; Quegan, S.; Schmullius, C. Radar remote sensing for the delineation of forest cover maps and the detection of deforestation. *Forestry* **2006**, 79, 589-597, 10.1093/forestry/cpl036.
- Tian, Y.; Jim, C.Y.; Tao, Y.; Shi, T. Landscape ecological assessment of green space fragmentation in hong kong. *Urban Forestry & Urban Greening* **2011**, 10, 79-86, 10.1016/j.ufug.2010.11.002.

- Turner, M.G. Landscape ecology - the effect of pattern on process. *Annu Rev Ecol Syst* **1989**, *20*, 171-197, 10.1146/annurev.es.20.110189.001131.
- Ulaby, F.T.; Batlivala, P.P.; Dobson, M.C. Microwave backscatter dependence on surface-roughness, soil-moisture, and soil texture .1. Bare soil. *Ieee T Geosci Remote* **1978**, *16*, 286-295, Doi 10.1109/Tge.1978.294586.
- Ulaby, F.T.; Bradley, G.A.; Dobson, M.C. Microwave backscatter dependence on surface-roughness, soil-moisture, and soil texture .2. Vegetation-covered soil. *Ieee T Geosci Remote* **1979**, *17*, 33-40, Doi 10.1109/Tge.1979.294626.
- Uuemaa, E.; Mander, Ü.; Marja, R. Trends in the use of landscape spatial metrics as landscape indicators: A review. *Ecological Indicators* **2013**, *28*, 100-106, 10.1016/j.ecolind.2012.07.018.
- Vasconcelos, C.H.; Novo, E.M.L.; Donalisio, M.R. Use of remote sensing to study the influence of environmental changes on malaria distribution in the brazilian amazon. *Cad Saude Publica* **2006**, *22*, 517-526.
- Vezenegho, S.B.; Carinci, R.; Gaborit, P.; Issaly, J.; Dusfour, I.; Briolant, S.; Girod, R. 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* **2015**, *44*, 454-462, 10.1093/ee/nvv053.
- Vittor, A.Y.; Gilman, R.H.; Tielsch, J.; Glass, G.; Shields, T.; Lozano, W.S.; Pinedo-Cancino, V.; Patz, J.A. The effect of deforestation on the human-biting rate of anopheles darlingi, the primary vector of falciparum malaria in the peruvian amazon. *The American journal of tropical medicine and hygiene* **2006**, *74*, 3-11.
- Vittor, A.Y.; Pan, W.; Gilman, R.H.; Tielsch, J.; Glass, G.; Shields, T.; Sanchez-Lozano, W.; Pinedo, V.V.; Salas-Cobos, E.; Flores, S., *et al.* Linking deforestation to malaria in the amazon: Characterization of the breeding habitat of the principal malaria vector, anopheles darlingi. *The American journal of tropical medicine and hygiene* **2009**, *81*, 5-12.
- Wangdi, K.; Gatton, M.L.; Kelly, G.C.; Clements, A.C. Cross-border malaria: A major obstacle for malaria elimination. *Adv Parasitol* **2015**, *89*, 79-107, 10.1016/bs.apar.2015.04.002.
- Whitcomb, J.; Moghaddam, M.; McDonald, K.; Kellndorfer, J.; Podest, E. Mapping vegetated wetlands of alaska using l-band radar satellite imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing* **2009**, *35*, 54-72.
- WHO. *World malaria report 2015*; 2015, <http://www.who.int/malaria/publications/world-malaria-report-2015/report/en/>.
- Wu, H.; Li, Z.L. Scale issues in remote sensing: A review on analysis, processing and modeling. *Sensors* **2009**, *9*, 1768-1793, 10.3390/s90301768.
- Xu, H. Modification of normalised difference water index (ndwi) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* **2006**, *27*, 3025-3033, 10.1080/01431160600589179.
- Xu, J.; Liu, H. Border malaria in yunnan, china. *The Southeast Asian journal of tropical medicine and public health* **1997**, *28*, 456-459.

- Zanini, V.M.; Gomes, M.S.M.; Galardo, A.K.R.; Lima, A.C.S.F.; Correa, A.P.S.A.; Stefani, A.; Roux, E.; Souza, R.T.L.; Póvoa, M.M.; Souto, R.N.P. Potencial de transmissão de malária no município de oiapoque - amapá - brasil. In *Proceedings of the 50th Congress of the Brazilian Society of Tropical Medicine*, Rio Branco, Brazil, 2014; p 382.
- Zeilhofer, P.; dos Santos, E.S.; Ribeiro, A.L.; Miyazaki, R.D.; dos Santos, M.A. Habitat suitability mapping of anopheles darlingi in the surroundings of the manso hydropower plant reservoir, mato grosso, central brazil. *Int J Health Geogr* **2007**, *6*, 7, 10.1186/1476-072X-6-7.
- Zha, Y.; Gao, J.; Ni, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from tm imagery. *International Journal of Remote Sensing* **2003**, *24*, 583-594, 10.1080/01431160210144570.

Annexe 1: Métriques paysagères

Métriques	Formules	Descriptions (adapté a partir (McGarigal <i>et al.</i> , 2012))	Unités	Range
<i>PLAND</i>	$pF = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} (100)$	Percentage of <i>forest</i> in the computation window (ratio of <i>forest</i> area to area of computation window), multiplied by 100.	Percent	[0, 100]
<i>ED</i>	$ED = \frac{E}{A} (10,000)$	Total length of <i>forest</i> edges in the computation window, per hectare.	Meters/hectare	≥ 0
<i>PD</i>	$PD = \frac{N}{A}$	Total number of patches of <i>forest</i> and <i>non-forest</i> in the computation window, per square meter.	Number/m ²	≥ 1.99
<i>DIVISION</i>	$DIVISION = 1 - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{a_{ij}}{A}\right)^2$	Probability that two randomly chosen pixels in the computation window are not situated in the same patch.	Proportion	[0, 1)
<i>SPLIT</i>	$SPLIT = \frac{A^2}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}^2}$	Number of patches one gets when dividing the computation window into parts of equal size in such a way that this new configuration leads to the same degree of landscape division as obtained for the observed landscape in the computation window.	No units	[1, number of cells in the landscape area squared]
<i>PARA</i>	$PARA = \frac{P_{ij}}{a_{ij}}$	Simple ratio of patch perimeter to area for each patch in the computation window	No units	> 0
<i>SHAPE</i>	$SHAPE = 0.25 \frac{P_{ij}}{\sqrt{a_{ij}}}$	Normalized ratio of patch perimeter to area in which the complexity of patch shape is compared to a square of the same size, for each patch in the computation window.	No units	≥ 1
<i>FRAC</i>	$FRAC = \frac{2 \ln 0.25 P_{ij}}{\ln a_{ij}}$	Normalized ratio of patch perimeter to area in which perimeter and area are log transformed. Reflecting shape complexity across a range of spatial scale (patch size), for each patch in the computation window.	No units	[1, 2]

<i>CIRCLE</i>	$CIRCLE = 1 - \frac{a_{ij}}{a_{ij}^s}$	Assessing shape based on ratio of patch area to the area of the smallest circumscribing circle, for each patch in the computation window.	No units	[0, 1)
<i>CONTIG</i>	$CONTIG = 1 - \left(\frac{\left[\frac{\sum_{r=1}^z c_{ijr}}{a_{ij}} \right] - 1}{v - 1} \right)$	Assessing patch shape based on the spatial connectedness, or contiguity, of cells within a patch, for each patch in the computation window. Large contiguous patches (<i>resp.</i> small non-contiguous patches) result in low (<i>resp.</i> high) configurational complexity. Note that this index corresponds to one minus the contiguity index as defined by Fragstats in order to be consistent with other complexity metrics.	No units	[0, 1]

Variables	Signification
a_{ij}	Area of patch <i>ij</i> . <i>i</i> refers to patch types (<i>forest</i> or <i>non-forest</i>) and <i>j</i> refers to number of patches
<i>A</i>	Area of the computation window
<i>E</i>	Total length of <i>forest</i> edges in the computation window
<i>N</i>	Number of <i>forest</i> and <i>non-forest</i> patches in the computation window
P_{ij}	Perimeter of patch <i>ij</i>
a_{ij}^s	Area of the smallest circumscribing circle around patch <i>ij</i>
c_{ijr}	Contiguity value for pixel <i>r</i> in patch <i>ij</i>
<i>v</i>	Sum of the values in a 3-by-3 cell template

Annexe 2 : Production scientifique

Article

Mapping a Knowledge-Based Malaria Hazard Index Related to Landscape Using Remote Sensing: Application to the Cross-Border Area between French Guiana and Brazil

Zhichao Li ^{1,*}, Emmanuel Roux ^{1,*}, Nadine Dessay ¹, Romain Girod ², Aurélia Stefani ³, Mathieu Nacher ³, Adrien Moiret ¹ and Frédérique Seyler ¹

¹ ESPACE-DEV, UMR 228 IRD/UM/UR/UG, Institut de Recherche pour le Développement, 500 rue Jean-François Breton, Montpellier 34000, France; nadine.dessay@ird.fr (N.D.); adrienmoiret@gmail.com (A.M.); Frederique.Seyler@ird.fr (F.S.)

² Unité d'Entomologie Médicale, Institut Pasteur de la Guyane, 23 Avenue Pasteur BP 6010, Cayenne Cedex 97306, French Guiana; rgirod@pasteur-cayenne.fr

³ EPaT Team (EA 3593), UFR de Médecine—Université des Antilles et de la Guyane, Cayenne Cedex 97336, French Guiana; aurelia.stefani@gmail.com (A.S.); mathieu.nacher66@gmail.com (M.N.)

* Correspondence: zhichao.li@teledetection.fr (Z.L.); emmanuel.roux@ird.fr (E.R.); Tel.: +33-467-415125 (Z.L. & E.R.)

Academic Editors: Zhong Lu and Prasad S. Thenkabail

Received: 8 February 2016; Accepted: 7 April 2016; Published: 11 April 2016

Abstract: Malaria remains one of the most common vector-borne diseases in the world and the definition of novel control strategies can benefit from the modeling of transmission processes. However, data-driven models are often difficult to build, as data are very often incomplete, heterogeneous in nature and in quality, and/or biased. In this context, a knowledge-based approach is proposed to build a robust and general landscape-based hazard index for malaria transmission that is tailored to the Amazonian region. A partial knowledge-based model of the risk of malaria transmission in the Amazonian region, based on landscape features and extracted from a systematic literature review, was used. Spatialization of the model was obtained by generating land use and land cover maps of the cross-border area between French Guiana and Brazil, followed by computing and combining landscape metrics to build a set of normalized landscape-based hazard indices. An empirical selection of the best index was performed by comparing the indices in terms of adequacy with the knowledge-based model, intelligibility and correlation with *P. falciparum* incidence rates. The selected index is easy to interpret and successfully represents the current knowledge about the role played by landscape patterns in malaria transmission within the study area. It was significantly associated with *P. falciparum* incidence rates, using the Pearson and Spearman correlation coefficients (up to 0.79 and 0.75, respectively; p -value < 0.001), and the linear regression coefficient of determination (reaching 0.63; p -values < 0.001). This study establishes a spatial knowledge-driven, landscape-based hazard malaria index using remote sensing that can be easily produced on a regular basis and might be useful for malaria prediction, surveillance, and control.

Keywords: remote sensing; land use and land cover; landscape metric; knowledge-based hazard modeling; malaria; cross-border area between French Guiana and Brazil

1. Introduction

Malaria is one of the most common vector-borne diseases in the world, with an estimated 214 million new cases and 438,000 deaths in 2015 [1]. The area of transmission mostly covers tropical and subtropical zones. In the Americas, the Amazonian region, which extends over nine countries

(Bolivia, Brazil, Colombia, Ecuador, France/French Guiana, Guyana, Peru, Suriname, and Venezuela), is the most affected by the disease. Among these countries, Brazil accounted for 42% of malaria cases and half of the deaths in the Americas (390,000 cases and 79 deaths) in 2014 [1].

The international borders of Brazil exhibit particularly critical conditions, cumulating health, socio-demographic, environmental, and political issues [2]. The cross-border area between French Guiana and the Brazilian state of Amapá (Figure 1) is symptomatic of such conditions that constitute an obstacle for malaria elimination [3]. Identifying, characterizing, and mapping malaria risk factors are of primary importance in order to better target control strategies and anticipate possible recrudescence of malaria due to environmental and socio-demographic changes and to the development of possible drug and insecticide resistance [4].

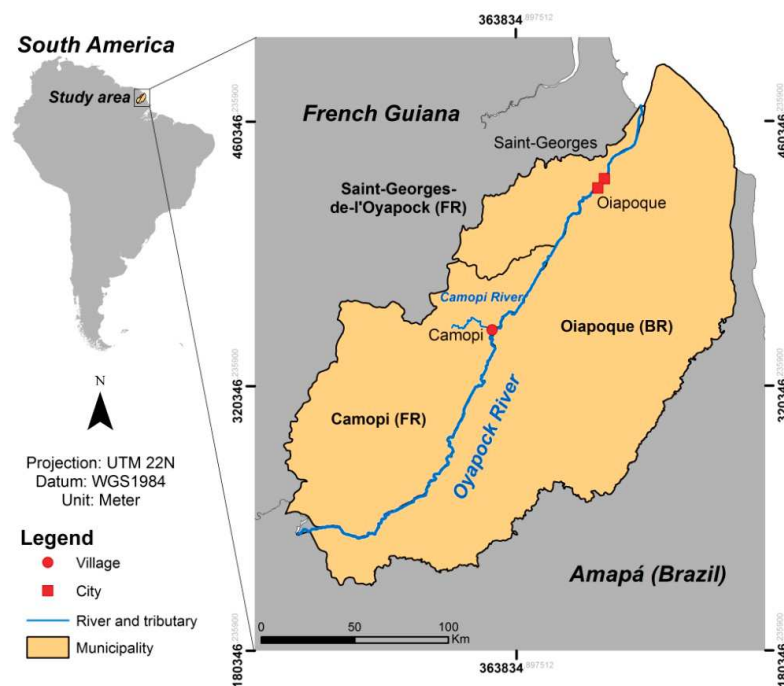


Figure 1. The cross-border area between French Guiana and Brazil.

Anopheles darlingi is considered as the principal vector of malaria in the Amazon region [5]. This species plays an evident role in malaria transmission in the Amapá State and in French Guiana, even if other species could be involved locally [6–8]. Its breeding sites are mainly the riverbanks and flooded areas, and the females usually exhibit a marked anthropophilic and exophilic behavior [9]. Moreover, the species shows a high efficiency in malaria transmission through high biting rates, susceptibility to *Plasmodium* infection and capacity to easily adapt to environmental changes due to human activities [5,9]. Natural and human-driven environmental changes, such as climate variability [10–13] and land use and land cover (LULC) changes [13–19], can determine the malaria distribution by influencing the habitats of adults and larvae. Prevention and treatment measures [20] and mobility of humans infected by *Plasmodium* [4,15] also influence such distribution.

Malaria risk mapping is traditionally obtained through various statistical techniques and data-driven modeling [5,12,13,16,21–26]. Such models are often either very specific or very general, as they are generated from data characterizing either local scale contexts at high resolutions, preventing obtaining reproducible results and to describe or predict large scale phenomena [23], or large scale contexts at low resolutions, preventing the ability to precisely describe disease transmission mechanisms [5,12,16]. Moreover, the necessary data are often incomplete and highly biased and, consequently, insufficient quantitatively and qualitatively for data-driven approaches [27,28], especially in these remote areas where epidemiological, entomological, and environmental monitoring are

inefficient and/or irregular. Finally, cross-border contexts provide very heterogeneous data in terms of nature and quality, due to differences in acquisition protocols, health policies, and/or peoples' behaviors in each country, making data-driven modeling approaches difficult to utilize.

Under such constrained circumstances, knowledge-based risk mapping appears particularly relevant. The review by Stevens *et al.* [29] emphasizes that knowledge-based risk mapping could provide a pertinent framework for modeling qualitative and quantitative variables in data-sparse contexts, integrating statistical methods and expert knowledge concerning vectors, reservoirs, and humans, and/or their interactions. Garni *et al.* [30] established hazard maps (*i.e.*, presence of both vectors and reservoirs) using expert and bibliographic knowledge and remote sensing data, and combining them with vulnerability maps for mapping the risk of occurrence of cutaneous leishmaniasis in Ghardaïa in Algeria. Vector habitat and risk maps were established using available entomological and epidemiological data. De Glanville *et al.* [28] predicted the suitability for African swine fever (ASF) endemicity in Africa using multi-criteria decision analysis, and validated its performance via statistical methods using available ASF outbreak data. Stefani *et al.* did a systematic review of the literature [14], and proposed a consensual knowledge-based model that qualitatively estimates the level of malaria transmission risk in the Amazon in relation to deforestation patterns. Knowledge-based risk modeling can elaborate the relationship between malaria vectors and environmental variables, explain interactions between environmental changes and vector dynamics, and provide a knowledge base to demonstrate how the environment affects malaria transmission [31]. In addition, knowledge-based risk modeling requires decomposing the malaria risk into independent factors easier to apprehend and quantify. The decomposition is a particularly tricky issue, especially when highly anthropophilic vectors (like *An. darlingi*) are involved, since the presence and the vector density strongly depend on the presence and the density of human beings. Stefani *et al.* did a systematic review of the literature [14], and proposed a consensual knowledge-based model that qualitatively estimates the level of malaria transmission risk in the Amazon in relation to deforestation patterns. More precisely, this model demonstrated that landscape features play a key role in the malaria risk construction, by generating more or less favorable conditions for the encounter between mosquitoes and human beings. In this study, it is assumed that the contribution of landscape features (*i.e.*, to what extent the landscape is a "factor of danger" in the context of malaria) can be separately assessed.

Landscape metrics are widely used to analyze landscape features for many studies related to landscape. Uuemaa *et al.* [32] showed that landscape metrics are appropriate for detecting by remote sensing data the changes in landscape composition and configuration caused by deforestation and forest fragmentation. In the framework of disease transmission, Ostfeld *et al.* [33] stated that landscape structure has "a strong potential to influence disease dynamics through impacts on both abiotic conditions and species interactions that are important to disease spread and prevalence". More specifically, the analysis of landscape structure permits to predict the presence of anopheline mosquitoes and shows that landscape management could be used for malaria control [34].

In this context, focusing on the relationship between landscape features and malaria transmission, the present paper proposes to perform the spatialization of the knowledge-based model in order to build a landscape-based malaria transmission hazard index. The method consisted of materializing the knowledge-based model through computation and combination of landscape metrics, using LULC maps derived from remote sensing images. The approach was applied to the cross-border region between French Guiana and Brazil and was evaluated using available malaria incidence data.

2. Materials and Methods

2.1. Study Area

The study was carried out in the cross-border region between French Guiana and Brazil, including the French municipalities of Camopi and Saint-Georges-de-l'Oyapock, which are located on the western bank of the Oyapock River that delimits the international border between French Guiana and Brazil,

and the Brazilian municipality of Oiapoque on the eastern bank of the river (Figure 1). According to the French National Institute of Statistics and Economic Studies (INSEE), Saint-Georges-de-l'Oyapock and Camopi had 3946 and 1645 inhabitants, respectively, in 2011 [35,36], whereas Oiapoque had 20,509 inhabitants in 2010, according to the Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE) [37]. The climate in the study area is typically tropical, with an average annual temperature of 27 °C and humidity $\geq 80\%$. There are four seasons in the region, the long rainy season from April to June, the long dry season from July to November, the short rainy season from December to February, and the short dry season in March. The average annual precipitation is about 2500 mm in Camopi, 3400 mm in Saint-Georges-de-l'Oyapock, and 3300 mm in Oiapoque.

The Saint-Georges-de-l'Oyapock municipality consists of the city of Saint-Georges-de-l'Oyapock and several rural hamlets. Agricultural practices include traditional slash-and-burn agriculture with small plots and cattle farming. The Camopi municipality includes the village of Camopi (with about 1200 inhabitants in a main central hamlet and 28 hamlets within a 15 km² area, situated along the Oyapock and the Camopi Rivers) and Trois-Sauts (composed by 10 hamlets on the upper Oyapock River). The resident population of Camopi and Trois-Sauts is mainly composed of Amerindians (Wayampi and Teko ethnic groups). Most of the inhabitants live in traditional houses, locally called "carbets", which are made of wood with a roof of palm leaves, steel sheet, or tarpaulin. The main subsistence activities are hunting, fishing, slash-and-burn agriculture, and the gathering of forest products. On the French side, there are (legal and illegal) gold mining activities that lead to various degree of deforestation and the installation of semi-permanent human structures. On the Brazilian side, the Oiapoque municipality consists of the main city (Oiapoque) with a relatively high level of urbanization, and several rural localities. Agricultural practices include traditional slash-and-burn agriculture with small plots and cattle farming, but also large plots created at the expense of the native dense forest. Several protected areas exist within this cross-border zone, but with different levels of protection and natural sites, generating different land use patterns [38].

In Camopi, the annual incidence of malaria has exceeded 50% among children less than seven year old in the early 2000s [10], and has even reached 100% in 2006 [39]. From 2006 to 2012, the total number of reported malaria cases from Camopi and Trois-Sauts, a village in the municipality of Camopi, began to decrease, with a sharp reduction starting in 2009 [40,41]. In Saint-Georges-de-l'Oyapock, the main French town at the border with Brazil, a significant increasing trend was observed for the total number of reported malaria cases from 2005 to 2009, with a peak in 2007 [40]. After 2009, an apparent decrease was also observed [40,41]. However, a global recrudescence of the number of malaria cases occurred in the inland region (Saül, Cacao, Régina) and Eastern French Guiana (Camopi and Saint-Georges-de-l'Oyapock), with a global incidence rate reaching 55.2 cases per 1000 inhabitants in 2013 [4]. On the other side of the border, Oiapoque is the most affected municipality of the State of Amapá, with about 3940 cases reported between January and October 2011, representing a 12% increase when compared to the same period in 2010 [42]. Despite a 22.9% decrease in the number of cases between 2011 and 2012, this number and the transmission risk remained high, with 2838 reported cases and a 9.2% Annual Parasite Index (API) in 2013 [43].

2.2. Knowledge-Based Model

From an ecological standpoint, the knowledge-based model (Figure 2) is likely to represent the following process [14,44] where: (i) deforested areas provide favorable conditions for malaria vector breeding and feeding; and (ii) forest and secondary forest can define resting sites for adult mosquitoes that return to the forest and secondary forest after feeding. Consequently, the more the forest and secondary forest patches interact with deforested patches (situation described in the bottom-right box of Figure 2), the more the landscape is favorable to vectors and vector-human being encounters. Indeed, such landscape tends to maximize the densities of vector breeding (larvae) and resting (adults) sites and facilitate host seeking by shortening the distances between resting sites and hosts, which are

preferentially human beings regarding the marked anthropophilic behavior of *An. darlingi*, the main malaria vector in the region.

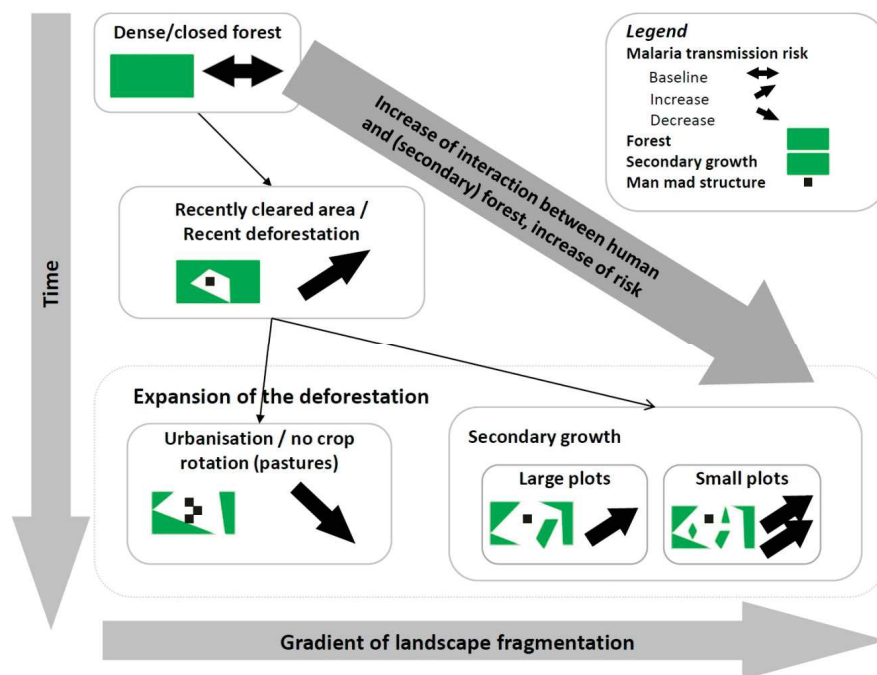


Figure 2. Knowledge-based model of malaria transmission risk associated with land use and land cover [14].

As such, this model provides a useful description of the role played by the landscape in the chance of encounters between humans and malaria vectors, and represents a solid foundation to build a landscape-based hazard index (*LHI*) related to malaria transmission. The *LHI* is related to two landscape features: a compositional one (*i.e.*, the relative surface occupied by forest and secondary forest); and a configurational one, involving the edge, shape, or subdivision of forest and secondary forest patches.

On the basis of the knowledge-based model, the *LHI* should: (i) correspond to a baseline level (the null value was chosen here) with no deforestation, *i.e.*, 100% forest and a minimum of configurational complexity (top box in Figure 2); (ii) range from “low” to “high” when human presence or activity is not null. Especially, the value of the hazard index should increase with an increase in configurational complexity for a given value of the proportion of forest and secondary forest (bottom-right box in Figure 2); and (iii) reach a null value when the anthropogenic pressure becomes the maximum as both the proportion of forest and secondary forest and the configurational complexity become null in this case (bottom-left box in Figure 2). Ultimately, the *LHI* should be intelligible and easy to interpret for public health managers who are not specialists in the area of landscape quantitative characterization and modeling.

2.3. Methodology of Model Implementation

The overall methodology is presented in Figure 3. The different steps are detailed hereafter.

Building the *LHI* requires the following steps: (1) the characterization of the LULC from satellite imagery. In this study, it is assumed that the different levels of deforestation observed at different locations in LULC map can represent the different stages of anthropization mentioned in the model. The model can, therefore, be implemented by using a static LULC characterization; (2) the computation of landscape metrics characterizing: (i) the relative surface occupied by forest and secondary forest; and (ii) the configurational complexity of forest and secondary forest; and (3) the combination of

the two landscape metrics in order to define a spatial index of landscape-based hazards linked to malaria transmission.

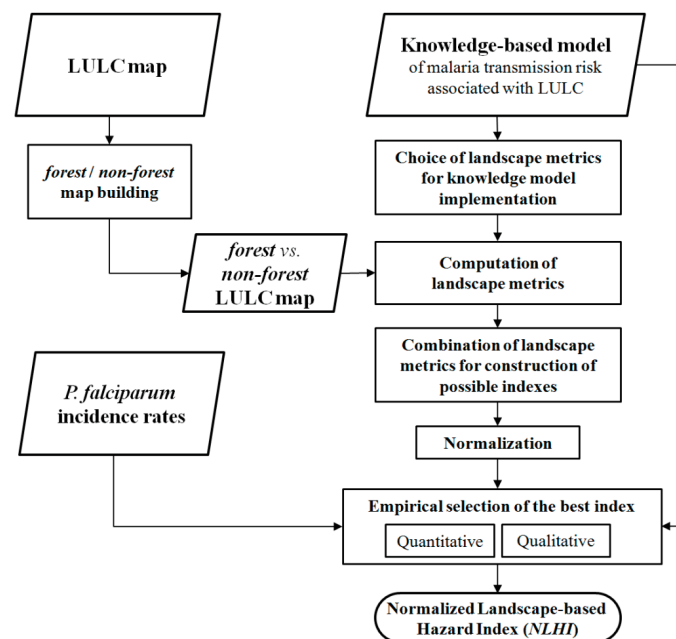


Figure 3. Summarized methodology for mapping a knowledge-based malaria hazard index related to the landscape.

2.3.1. Land Use and Land Cover Mapping

As described in the knowledge-based model, the LULC map composed of two classes, *forest* or *secondary forest* and *non-(forest or secondary forest)*, is required. Such a map was derived from an already available and more detailed LULC characterizations produced for various applications (biodiversity assessment, anthropogenic disturbance studies, malaria, etc.). The detailed LULC characterizations were based on two color SPOT 5 satellite images acquired on 17 October 2009 and 14 October 2012, and covering the village of Camopi and the areas of Saint-Georges-de-l'Oyapock and Oiapoque, respectively. Each image consists of four spectral bands (green, red, near infrared, and short-wave infrared) with 10 m spatial resolution. The initial LULC characterizations were based on a combination of unsupervised and supervised classifications, using ENVI 5.1 software. K-means clustering was carried out to extract clouds, cloud shadows, and water as they could be mistaken for other classes (see below) and were manually corrected by delineating their borders. Then, the identification and selection of training data were identified and selected by the visual interpretation of satellites images. The initial spectral bands and several textural bands (mean, homogeneity, entropy, second moment, and correlation) were applied together for implementing the Support Vector Machine (SVM) method. The definitive classes were: (1) *bare soil or building or road clouds*; (2) *cloud shadows*; (3) *clouds*; (4) *flooded forest (Varzea)*; (5) *forest*; (6) *gold mining areas*; (7) *herbaceous vegetation (pasture)*; (8) *intermedian vegetation (old fellow)*; (9) *low vegetation and traditional slash-and-burn agriculture*; (10) *mangrove*; (11) *savannah or rock outcrop*; (12) *treeless wetland*; (13) *vase*; and (14) *water*. The two LULC maps are represented in Figure 4.

In order to implement the knowledge-based model, the two initial LULC maps were post-processed with the following procedures: (i) *forest*, *flooded forest (Varzea)*, and *mangrove* were fused and simply denoted as *forest* hereafter; and (ii) all the other LULC classes were fused and simply denoted as *non-forest* hereafter. Clouds and cloud shadows caused data missing in LULC maps which were set to *NoData* and were not involved in landscape metric calculation.

The two post-processed maps were evaluated by randomly choosing 50 sites in each class (*forest* and *non-forest*) and establishing the actual land cover of the selected sites by photo-interpretations

of the 2.5-meter spatial resolution SPOT images resulting from the fusion of the color (used for initial classification) and panchromatic modes. Overall classification accuracies were of 0.94 and 0.93 for the maps of Camopi and Saint-Georges-de-l'Oyapock regions, respectively. Accuracies (true positive rate) for the *forest* class (*non-forest* class) were 0.91 (0.98) and 0.92 (0.94), for Camopi and Saint-Georges-de-l'Oyapock scenes, respectively. Eventually, *Kappa* coefficients were of 0.88 and 0.86, respectively.

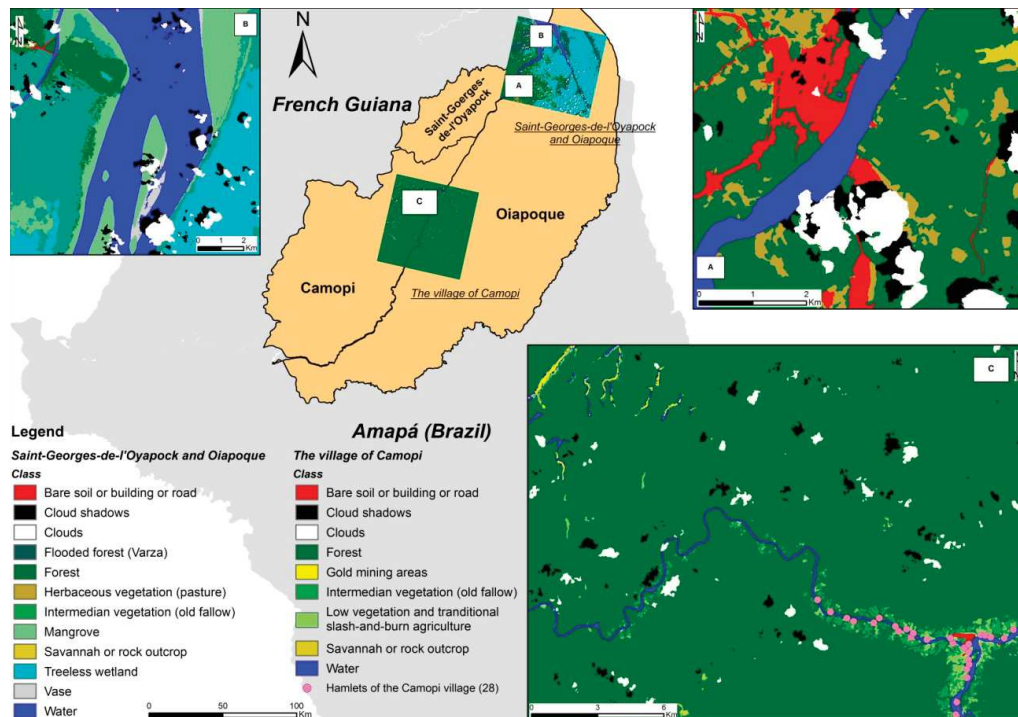


Figure 4. Land use and land cover characterizations of the study area.

2.3.2. Landscape Metric Computation

The relative surface of the *forest*, referred to as pF , was simply obtained by computing the percentage of *forest* in the computation window (see below for the definition of computation window) (see [45] and Table 1). The landscape configuration is a broader and vague notion related to several metrics (see [45] and Table 1): edge density (ED), patch density (PD), landscape division index ($DIVISION$), splitting index ($SPLIT$), perimeter-area ratio ($PARA$), shape index ($SHAPE$), fractal dimension index ($FRAC$), related circumscribing circle ($CIRCLE$), and contiguity index ($CONTIG$).

Moreover, $PARA$, $SHAPE$, $FRAC$, $CIRCLE$, and $CONTIG$ were initially computed at the patch level, and then the summary statistics were computed to provide a metric value at the landscape level. Mean (MN) and area-weighted mean (AM) (with the patch areas as weights) were chosen as summary statistics, resulting in a total of 14 configurational metrics (CM): ED , PD , $DIVISION$, $SPLIT$, $PARA_MN$, $PARA_AM$, $SHAPE_MN$, $SHAPE_AM$, $FRAC_MN$, $FRAC_AM$, $CIRCLE_MN$, $CIRCLE_AM$, $CONTIG_MN$, and $CONTIG_AM$.

The quantitative landscape characterization, based on *forest vs. non-forest* maps, requires defining a spatial window for the metric computation. Around any location in the study area (*i.e.*, around any pixel in the *forest vs. non-forest* maps), such a window corresponds to a zone where the landscape characteristics are the most likely to influence the chance of encounter of anopheles mosquitoes with human beings. While a discoidal window intuitively seems the most appropriate, the choice of the disk radius is not trivial. Stefani *et al.* used a data-driven selection for the optimal radius of the discoidal window to explain the malaria incidence rates in the village of Camopi, and concluded that the optimal

radius was 400 m for the *P. falciparum* and 100 m for the *P. vivax* incidence rates [46]. However, it was shown that *P. vivax* incidence was poorly correlated to the landscape features in comparison with *P. falciparum* incidence, suggesting that the *P. vivax* relapses were not correctly identified [46]. Therefore, only the *P. falciparum* incidence rates were used in the present study and the computation window was defined as a moving discoidal window with a 400 m radius. The computation of all the metrics was performed with the *forest vs. non-forest* raster grid as the input (the pixels being aligned with the ones of SPOT 5 image), a moving discoidal window of 400 m radius and an 8-connexity implementation of the algorithm, using FRAGSTATS software 4.2 (Amherst, MA, USA).

Table 1. Landscape metrics discussed in this study.

Metric (Abbreviation)	Description (Adapted from [45])	Units	Range
Percentage of forest (<i>pF</i>)	Percentage of <i>forest</i> in the computation window (ratio of <i>forest</i> area to area of computation window), multiplied by 100.	Percent	(0, 100)
Edge Density (<i>ED</i>)	Total length of <i>forest</i> edges in the computation window, per hectare.	Meters/hectare	≥ 0
Patch Density (<i>PD</i>)	Total number of patches of <i>forest</i> and <i>non-forest</i> in the computation window, per square meter.	Number/m ²	≥ 1.99
Landscape Division Index (<i>DIVISION</i>)	Probability that two randomly chosen pixels in the computation window are not situated in the same patch.	Proportion	(0, 1)
Splitting Index (<i>SPLIT</i>)	Number of patches one gets when dividing the computation window into parts of equal size in such a way that this new configuration leads to the same degree of landscape division as obtained for the observed landscape in the computation window.	No units	(1, number of cells in the landscape area squared)
Perimeter-area Ratio (<i>PARA</i>)	Simple ratio of patch perimeter to area for each patch in the computation window	No units	> 0
Shape Index (<i>SHAPE</i>)	Normalized ratio of patch perimeter to area in which the complexity of patch shape is compared to a square of the same size, for each patch in the computation window.	No units	≥ 1
Fractal Dimension Index (<i>FRAC</i>)	Normalized ratio of patch perimeter to area in which perimeter and area are log transformed. Reflecting shape complexity across a range of spatial scale (patch size), for each patch in the computation window.	No units	(1, 2)
Related Circumscribing Circle (<i>CIRCLE</i>)	Assessing shape based on the ratio of patch area to the area of the smallest circumscribing circle, for each patch in the computation window.	No units	(0, 1)
Contiguity Index (<i>CONTIG</i>)	Assessing patch shape based on the spatial connectedness, or contiguity, of cells within a patch, for each patch in the computation window. Large contiguous patches (small non-contiguous patches) result in low (high) configurational complexity. Note that this index corresponds to one minus the contiguity index as defined by Fragstats in order to be consistent with other complexity metrics.	No units	(0, 1)

2.3.3. Landscape-Based Hazard Index Construction

A set of *LHI* candidate measures that correspond to each of the different configurational metrics was computed using the *product* operator as conjunctive (logic AND) operator:

$$LHI = pF \times CM \quad (1)$$

The normalized Landscape-based Hazard Index (*NLHI*) was then defined for each *LHI*, varying from 0 (minimum) to 1 (maximum) for the study area:

$$NLHI = \frac{LHI - \min(LHI)}{\max(LHI) - \min(LHI)} \quad (2)$$

where $\min(LHI)$ and $\max(LHI)$ are the observed minimum and maximum values of the *LHI*, respectively, within the considered study area.

2.3.4. Qualitative Analysis

Some of the landscape metrics are often highly correlated among themselves [45,47,48]. The information content of the 14 CM was, therefore, analyzed by means of a Principal Component Analysis (PCA) for eliminating the redundant metrics among them. Moreover, the empirical behaviors of both the selected candidate CM and the associated *NLHI* were analyzed with regard to the criteria outlined in the *Knowledge-Based Model* section.

2.3.5. Quantitative Evaluation

In the absence of entomological data with sufficient temporal and spatial consistency with our LULC characterizations, the *NLHI* candidates were quantitatively evaluated using the incidence rate data at the hamlet level of the village of Camopi.

- Incidence rates

Malaria cases have been recorded since 1 January 2001 by following an open cohort study of children less than seven year old from the village of Camopi (see Stefani *et al.* [46], Hustache *et al.* [49] and Stefani *et al.* [10] for more details on this cohort). The *P. falciparum* incidence rates were computed for 28 of the 29 hamlets of the village of Camopi for the period of 2009–2013 (The *P. falciparum* incidence rates could not be computed for one hamlet because it did not include any children less than seven year old since 2009). In fact, 2009 corresponds to the acquisition year of the satellite image processed to produce the LULC map including the village of Camopi (see *Land use and land cover mapping* section). Considering the 2009–2013 period for the incidence computation instead of the year 2009 alone provided more robust incidence data. It was assumed that the deforestation rate, the agricultural practices, and the human settlements have not significantly changed during this period.

Using such epidemiological data to evaluate the candidate *NLHI* was done under the hypothesis that the *P. falciparum* incidence rates in Camopi are largely explained by the landscape features. As in Stefani *et al.* [46], the assumption is also made that the transmission is domiciliary, making it possible to link incidence rates to the dwellings and the environment features surrounding them; due to the small magnitude of the study area (15 km²), the spatial disparity of the incidence rates cannot be explained by climatic and/or major environmental disparities in space; finally, the children in the cohort share similar immunity levels and genetic susceptibility to malaria transmission [10]. However, according to Stefani *et al.* [10], the number of inhabitants in the home, the use of tropical repellents and domestic insecticides, the interventions of the county mosquito control services, and going to bed before 7:00 pm are protective factors against malaria transmission and can partially explain incidence rate disparities. In fact, we expect that the *NLHI* might predict the null or lower incidence rates with less accuracy than the higher ones, as the protective behaviors described above should make the incidence rates significantly lower, regardless of the landscape context. Thus, we defined two validation datasets by considering (i) all the hamlets of Camopi; and (ii) the hamlets exhibiting non-null incidence rates only.

- Computation of domiciliary *NLHI*

All households in the village of Camopi were geolocalized with the global positioning system (GPS)—Magellan eXplorist™ 600—or by digitalization from the aerial photographs of BD-ORTHO® [10,46]. For each *NLHI* candidate, the values were extracted for the locations of those households with at least one child less than seven year old included in the cohort, and then averaged at the hamlet level to explore the correlation between *NLHI* and *P. falciparum* incidence rates.

- Statistical relationship between incidence rates and candidate *NLHI*

The Pearson and Spearman correlation coefficients and the linear regression coefficient of determination between incidence rates, landscape metrics, and candidate *NLHI* were computed by considering either all the hamlets of Camopi or only those exhibiting non-null incidence rate values.

3. Results

3.1. Qualitative Analysis: Information Content Analysis of Configurational Metrics

PCA was applied to the pixels of a zone surrounding the village of Camopi in order to compare the information content of the 14 candidate CM. The zone contained more than 50% of the pixels of the entire *forest vs. non-forest* map of Camopi (more than 2 million pixels), permitting the consideration of all landscape contexts and provide robust PCA results. Figure 5, representing the first plane of the PCA results, shows that 83.86% of the total variance was explained by only two factorial axes, and that three groups of CM exhibited very high intra-group correlations: (i) *DIVISION* and *CIRCLE_AM*; (ii) *ED*, *PARA_AM*, and *CONTIG_AM*; and (iii) *CONTIG_MN* and *PARA_MN*. Figure 5 also shows that, although each metric was highly correlated to at least one other, some metrics appeared uncorrelated, such as *SHAPE_MN* and *CONTIG_MN* and, consequently, conveyed complementary information.

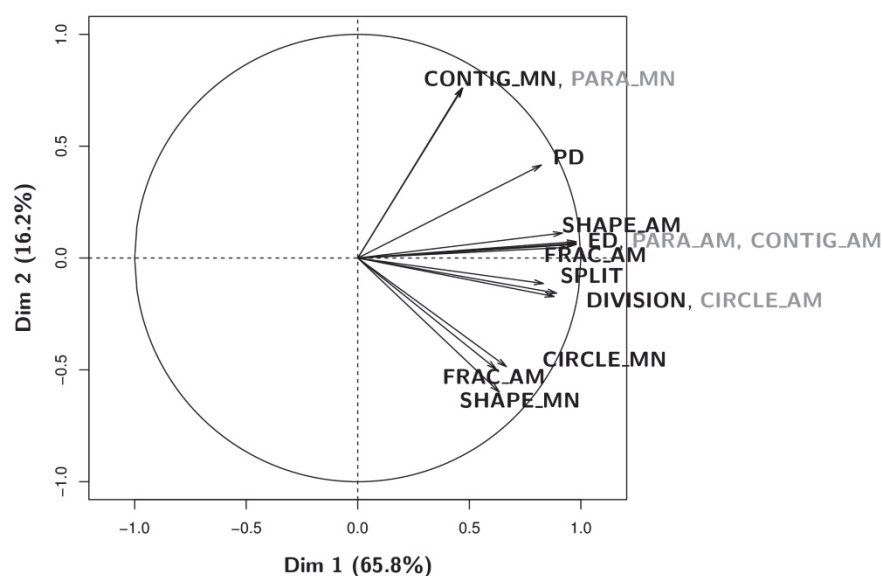


Figure 5. First factorial plane of Principal Component Analysis. Application to a uniformly random selection of a subset of pixels for the study zone and the configurational metrics. *_MN* and *_AM* suffixes are for the mean and area weighted mean statistics, respectively. Metrics represented in gray are not mentioned in the Results and Discussion sections due to their high correlation with others.

ED, *PARA_AM*, and *CONTIG_AM* are of particular interest as they were highly correlated with the first PCA axis (Dim 1) and appeared to be the most discriminating metrics, *i.e.*, the most likely to distinguish between different possible landscapes; they are located at a median position in the range of the metric coordinates on the second PCA axis (Dim 2) and, consequently, tend to realize a compromise of all the metrics regarding the information content. Among the three metrics, *ED*, which corresponds to the length (meters per hectare) of the edges between the *forest* and *non-forest* classes, is easy to interpret and intuitively corresponds perfectly to the notion of interaction between the two environments.

The candidate CM (*SHAPE_MN*, *FRAC_MN*, *CIRCLE_MN*, *SPLIT*, *DIVISION*, *ED*, *FRAC_AM*, *SHAPE_AM*, *PD*, and *CONTIG_MN*) and the associated *NLHI* were taken into account hereafter.

3.2. Qualitative Analysis: Empirical Behavior of Configurational Metrics and Associated *NLHI*

Figure 6 represents the spatialization of the 10 candidate CM in a sub-region around the village of Camopi. These results showed that many metric maps, particularly non-weighted averaged metrics, were “noisy”, with important spatial discontinuities that reflected the high sensitivity of the metrics based on a non-weighted averaging to the “appearance” of very small patches in the computation

window. This noise can be quite disconcerting to the users. In contrast, *ED* had a smooth appearance, making it less sensitive than the other metrics to small changes in the computation window.

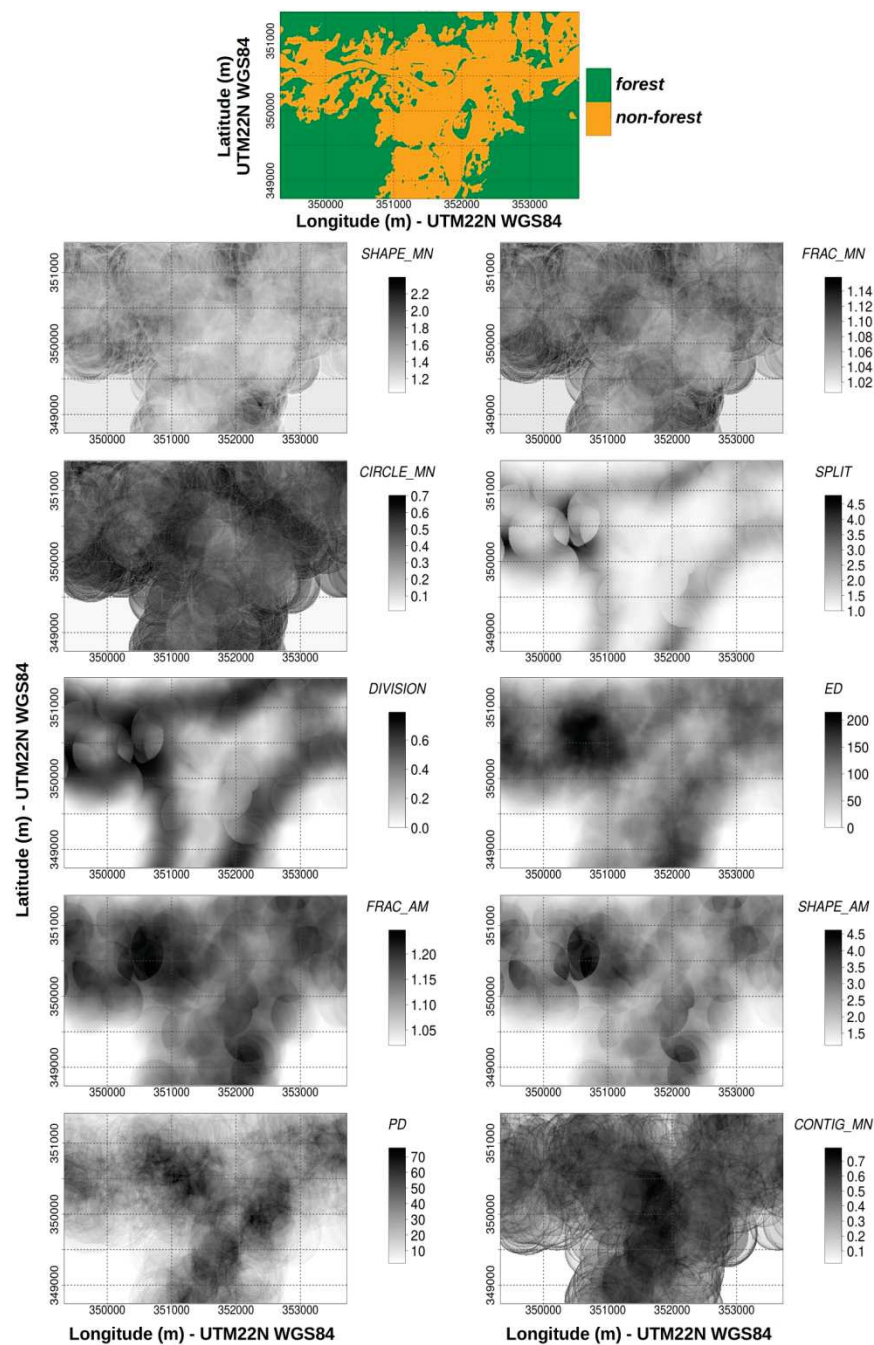


Figure 6. Spatialization of the configurational metrics. The top sub-figure represents the *forest vs. non-forest* map around the village of Camopi. The ten gray-scale images depict the configurational metric values for the same region for each sub-figure, with the metric name and legend on the right. Metrics were computed with the *forest vs. non-forest* maps, a moving discoidal window with a 400 m radius and an 8-connectivity implementation of the algorithm.

Figure 7 represents *NLHI* values as a function of both the *pF* and the CM used for their computations. The differences in empirical *NLHI* behavior were represented as a function of the CM used. For a given high value of *pF*, sharp changes in *NLHI* could be observed as a function of the CM (*SHAPE_MN*, *FRAG_MN*, *CIRCLE_MN*, and *CONTIG_MN*). This may reflect the high sensitivity

of these indices to small openings in the forest. Such specific behaviors are difficult to justify without complementary knowledge on the actual relationships between the hazard levels and the metric values.

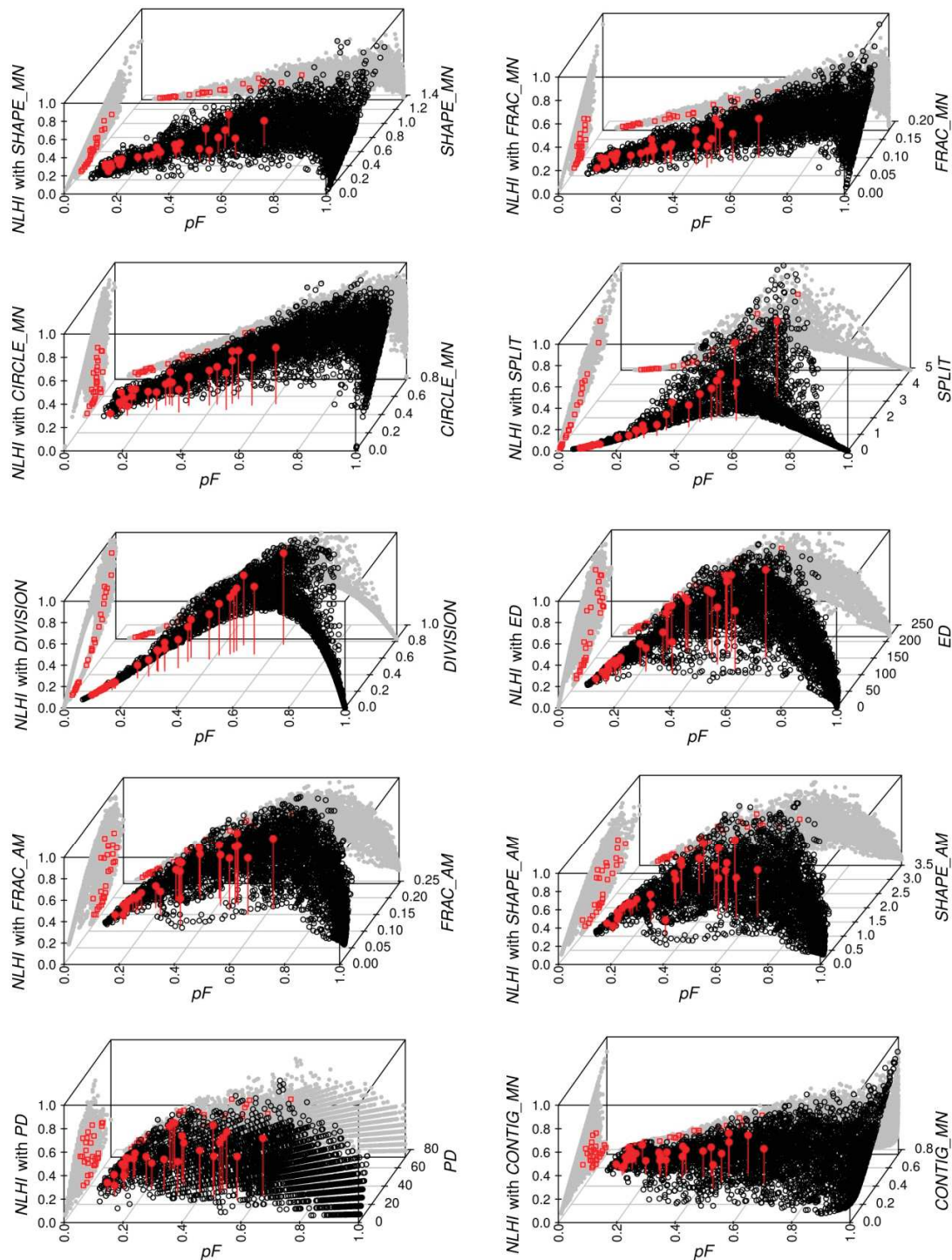


Figure 7. Three-dimensional plots of NLHI as a function of the $pF/100$ and configurational metrics. The x-axis (horizontal axis in bottom plane), y-axis (axis on the right in bottom plane), and z-axis (vertical axis on the left) represent the $pF/100$, the candidate CM and the corresponding NLHI, respectively. The gray dots represent the projections onto the xz-plane (back face of the box) and the yz-plane (left face). Red dots with vertical lines correspond to averaged values of the NLHI for the 28 hamlets of the Camopi village. Red squares correspond to the projections onto the xz-plane and the yz-plane of the averaged values for the 28 hamlets of the Camopi village.

3.3. Quantitative Evaluation: Relationship between NLHI and Actual Incidence Rates

Figure 8 presents the *P. falciparum* incidence rates for the 28 hamlets of Camopi, as a function of the NLHI values. While all the NLHI seemed to be correlated with the incidence rates (at least for non-null values), some (computed with *SHAPE_MN*, *FRAC_MN*, *CIRCLE_MN*, *PD*, *SHAPE_AM*, and *CONTIG_MN*) exhibited narrow ranges and, consequently, did not seem to significantly discriminate the different landscapes in terms of hazard level, notably for low hazard levels (for instance, NLHI computed with *SHAPE_MN*). By contrast, the NLHI with *DIVISION* and the NLHI with *ED* were more likely to achieve such discrimination.

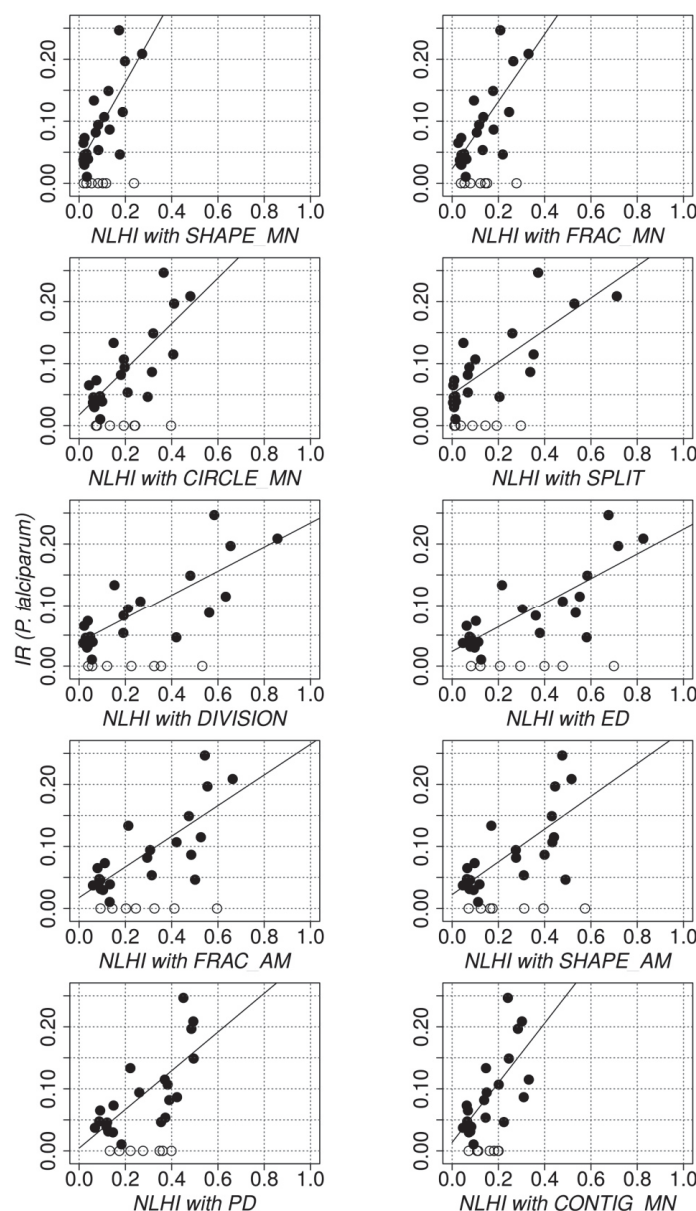


Figure 8. *P. falciparum* incidence rate values as a function of the NLHI. Black dots and circles correspond to non-null and null incidence rates, respectively. The line represents the regression line obtained using a linear regression model and non-null incidence rates only.

Results of the quantitative evaluation of the candidate CM and the associated indices are presented in Table 2. All candidate indices returned very significant (p -value lower than 0.001) Pearson and Spearman correlations and coefficient of determination when considering non-null incidence values

only. Results obtained with all incidence values were more differentiated. Only the indices built with *CIRCLE_MN*, *SPLIT*, *DIVISION*, and *ED* provided very significant (p -values < 0.001) Pearson coefficients and coefficients of determination. With all incidence values, no Spearman correlation coefficient was obtained. In many cases, the combination of pF and CM provides better correlation than using the pF or any CM separately.

Table 2. Quantitative evaluation of the relationship between *P. falciparum* incidence rates, landscape metrics, and candidate *NLHI*. In each cell, the three values correspond to the Pearson correlation coefficient, r ; the Spearman rank correlation coefficient, ρ ; and the coefficient of determination of a linear regression, R^2 . One and two asterisks correspond to a p -value lower than or equal to 0.01 and 0.001, respectively.

	Whole Dataset		Non Null Incidence Rates Only	
	Metric Alone	Candidate <i>NLHI</i>	Metric Alone	Candidate <i>NLHI</i>
	r ; ρ ; R^2	r ; ρ ; R^2	r ; ρ ; R^2	r ; ρ ; R^2
<i>pF</i>	0.61 **; 0.43; 0.37 **		0.78 **, 0.77 **, 0.60 **	
<i>SHAPE_MN</i>	0.33; 0.32; 0.11	0.54 *; 0.42; 0.30 *	0.61 *; 0.67 *; 0.37 *	0.77 **, 0.74 **, 0.59 **
<i>FRAC_MN</i>	0.11; 0.04; 0.01	0.55 *; 0.38; 0.30 *	0.20; 0.02; 0.04	0.76 **, 0.71 **, 0.57 **
<i>CIRCLE_MN</i>	0.15; 0.14; 0.02	0.60 **, 0.43; 0.35 **	0.18; 0.18; 0.03	0.79 **, 0.76 **, 0.62 **
<i>SPLIT</i>	0.65 **, 0.40; 0.42 **	0.68 **, 0.43; 0.47 **	0.83 **, 0.77 **, 0.69 **	0.81 **, 0.77 **, 0.65 **
<i>DIVISION</i>	0.54 *; 0.40; 0.29 *	0.64 **, 0.43; 0.40 **	0.79 **, 0.77 **, 0.62 **	0.80 **, 0.78 **, 0.64 **
<i>ED</i>	0.32; 0.24; 0.10	0.59 **, 0.43; 0.35 **	0.53; 0.56 *, 0.28	0.79 **, 0.75 **, 0.63 **
<i>FRAC_AM</i>	0.13; 0.11; 0.02	0.57 *; 0.42; 0.33 *	0.27; 0.39; 0.07	0.77 **, 0.74 **, 0.59 **
<i>SHAPE_AM</i>	0.04; 0.04; 0.00	0.50 *; 0.39; 0.25 *	0.13; 0.25; 0.02	0.71 **, 0.71 **, 0.51 **
<i>PD</i>	−0.31; −0.26; 0.09	0.57 *; 0.47; 0.33 *	−0.40; −0.37; 0.16	0.74 **, 0.76 **, 0.55 **
<i>CONTIG_MN</i>	−0.38; −0.34; 0.14	0.59 *; 0.44; 0.35 *	−0.65 *; −0.68 **, 0.43 *	0.71 **, 0.71 **, 0.50 **

Notes: * p -value $\leq$ 0.01; ** p -value $\leq$ 0.001.

3.4. Proposed *NLHI*

Combining the above qualitative and quantitative analysis, the *NLHI* computed using pF and *ED* was selected as the best landscape-based malaria hazard index. In fact, *ED* is an easy to interpret metric, the values of which do not depend on the connexity computation option (Table 1). It appeared to efficiently discriminate the possible landscape contexts and realize a compromise of all of the metrics regarding the information content (Figure 5). It exhibited a smooth behavior in space (Figure 6) as well as a function of both pF and *ED* (Figure 7), making it an index less sensitive to small changes in the landscape and, therefore, more reliable for the generalization of the approach to the entire Amazonian region. Eventually, it provided very significant correlations with the evaluation data (Table 2).

Figure 9b shows the map of the proposed *NLHI* in the region around the village of Camopi resulting from the *forest vs. non-forest* map (Figure 9a). Figure 10b shows the map of the proposed *NLHI* in Oiapoque resulting from the *forest vs. non-forest* map (Figure 10a). In the village of Camopi, hazard-free areas consist of (i) dense *forest* areas, where there is no deforestation, and (ii) the areas (e.g., the interaction area of two rivers), where the anthropogenic pressure is high. High hazard areas (yellow to red) correspond to the areas, where the border between *forest* and *non-forest* is longer, and the percent of *forest* is higher. In Oiapoque, hazard-free areas correspond to the city center in Oiapoque, where anthropogenic pressure is high. High hazard areas (yellow to red) are around Oiapoque where the interaction degree between *forest* and *non-forest* is higher. Especially, the Oiapoque district named “Paraíso” exhibits high *NLHI* values.

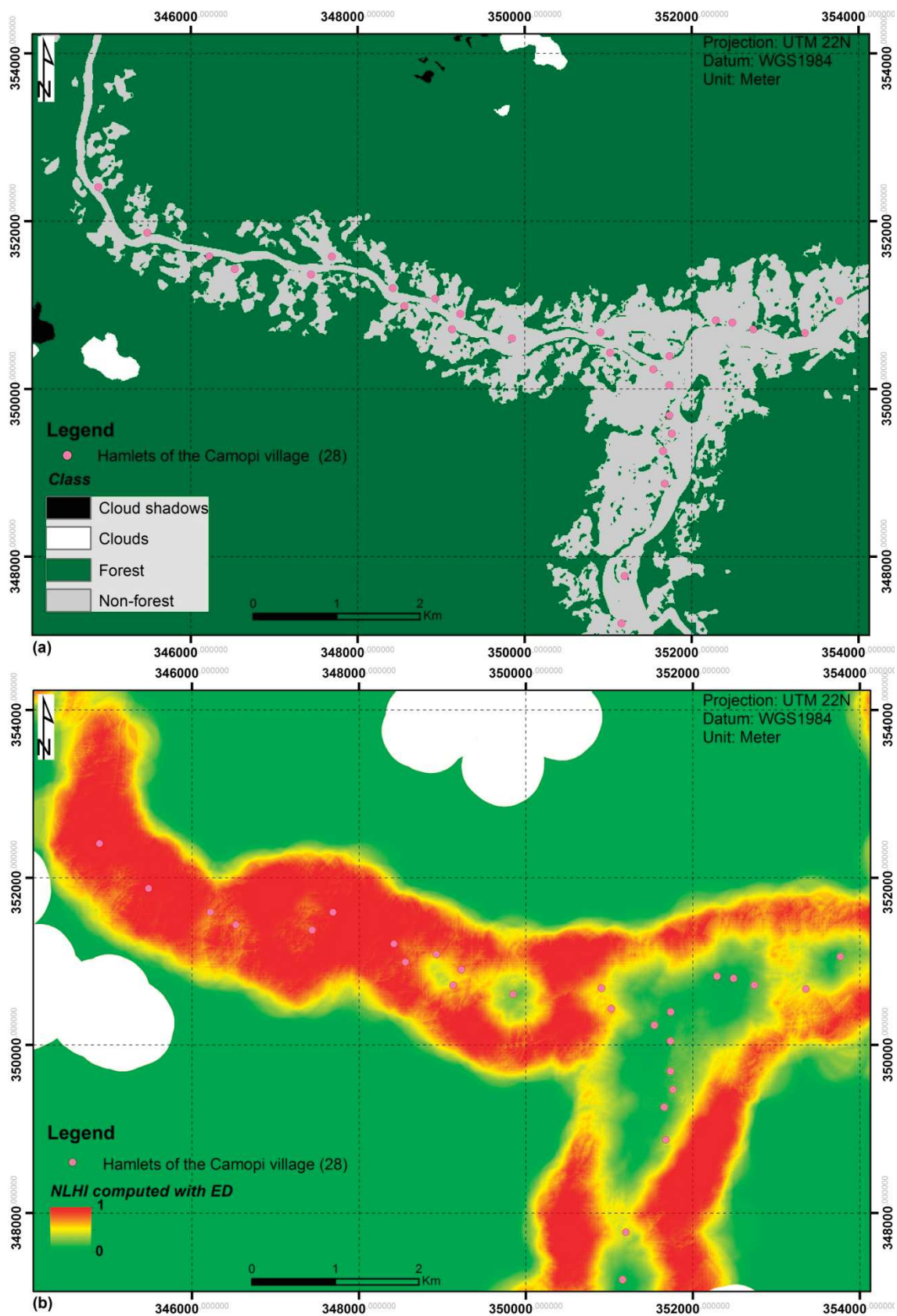


Figure 9. Maps resulting from the application of the proposed method in the region of Camopi. (a) Forest vs. non-forest map; and (b) map of the proposed NLHI (using pF and ED).

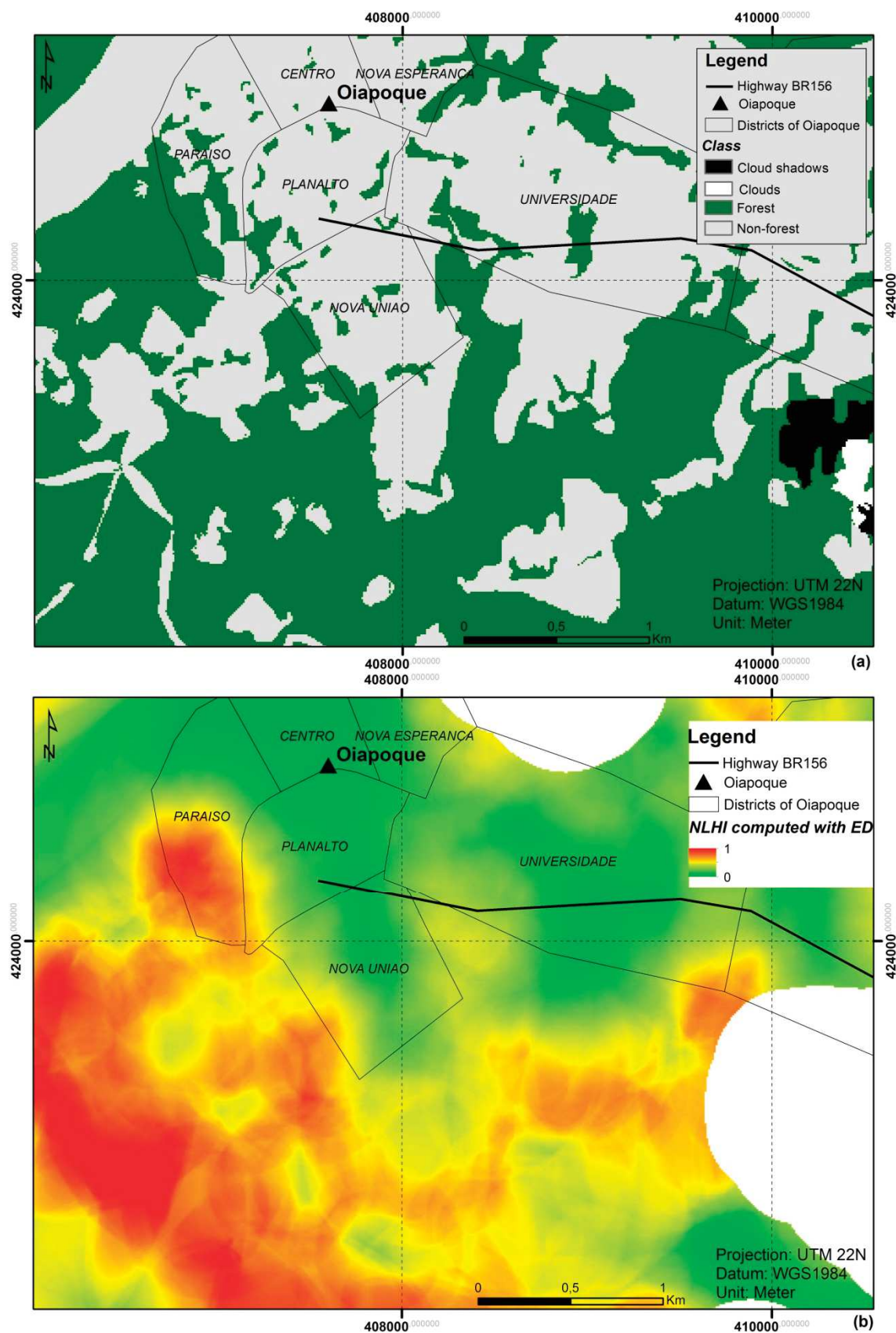


Figure 10. Maps resulting from the application of the proposed method in Oiapoque. (a) *Forest vs. non-forest* map; and (b) map of the proposed NLHI (using pF and ED). Polygons represent the districts of Oiapoque with their names.

The missing data in LULC maps (due to presence of clouds and cloud shadows) were set to NoData (see *Land Use and Land Cover Mapping* section) and were not used in the *NLHI* calculation. This caused the 400 m buffer zones around clouds and cloud shadows with missing *NLHI* values (white areas in Figures 9b and 10b).

4. Discussion

The proposed *NLHI*, obtained using *pF* and *ED*, is able to accurately represent the current and scientifically-founded knowledge on the relationship between LULC and malaria transmission in the Amazonian region. It provides a general and high sensitivity measure that accounts for various conditions, while maintaining a low sensitivity to low variations in the landscape metrics (Figure 7).

It is of interest that the combination of *pF* and CM provides better correlation in many cases than using the *pF* or any CM separately, supporting the use of such combination and confirming the impact of both the compositional and configurational aspects of the landscape.

The quantitative evaluations indicate that the proposed *NLHI* exhibits very significant (p -values < 0.01) relationships with malaria incidence rates, with a Pearson correlation coefficient (r) and a linear regression coefficient (R^2) equal to, respectively, 0.59 and 0.35 with the whole dataset, and to 0.79 and 0.63 with the non-null incidence rates. The Spearman rank correlation coefficient (ρ) appears only significant ($\rho = 0.75$) when taking into account the non-null incidence rates. The fact that some other indices computed with *SPLIT* and *DIVISION* metrics give higher coefficients does not invalidate the proposed one, because the malaria incidence rates (resulting from environmental and human factors that are not taken into account by the *NLHI*) cannot, by themselves, definitely and objectively determine which one is the best. The excellent correlations found between the possible indices and *P. falciparum* incidence rates can be explained by the fact that: (i) the *NLHI* implements a knowledge-based model that realizes a consensual synthesis of the conclusions of all the studies reviewed by Stefani *et al.* [14] and related to the impacts of land cover, land use, and landscape structure to malaria transmission; and (ii) the village of Camopi has quite homogeneous environmental and societal contexts where the landscape features play a key role in vector-human encounters and, thus, in malaria transmission. As previously discussed in the *Quantitative Evaluation* section, the hypothesis that the *P. falciparum* incidence rates in Camopi are largely explained by the landscape features, in this particular context, justifies the use of incidence rates as evaluation data.

Nevertheless, it is worth noting that the available evaluation data are not associated to all representative landscape contexts (see red points in Figure 7). Further investigations should be conducted to evaluate, quantitatively, the indices for the very high forest proportions.

We could not evaluate the proposed *NLHI* in the surrounding region of Saint-Georges-de-l'Oyapock and Oiapoque, as we did not benefit from sufficient data, both in quantity and quality. However, the results depicted in Figure 10b seem to correspond to the knowledge on environments at risk in this area. Especially, Paraíso district of Oiapoque, that exhibits high *NLHI* index values (Figure 10b), is associated to a very high risk of malaria transmission, according to an entomological study [43].

Although knowledge-based risk mapping has proven to be useful in a data-sparse context, there are two important limitations that should be underscored: (i) such mapping requires the gathering and analysis of an extensive knowledge on disease vectors, reservoirs, humans, and/or their interactions. This process needs a profound reflection and a long period of time [50]; and (ii) author bias may be associated with the identification, choice, and interpretation of the disease risk factors [29,30]. In the present study, a systematic literature review of the studies dealing with the relations between LULC and malaria transmission in the Amazon was done prior to establishing the model which, in conjunction with the consensual nature of the knowledge-based model, tends to reduce investigator bias and make the *NLHI* pertinent. The use of different possible landscape metrics also permits limiting the subjectivity of the approach. Furthermore, the availability of alternative significant metrics to

compute the *NLHI* provides a means by which to improve the index in the future, according to new scientific evidence on the relationships between hazard levels and landscape features.

The implementation of the knowledge-based model considers only *forest* and *non-forest* classes, whereas the model deals with the notion of deforestation. In this study, natural openings of the dense forest, like large rivers or rock outcrops, were considered in the same way as the anthropogenic openings. Particularly, the *NLHI* appears to be highly influenced by the hydrographic network. In fact, such impact is not due to the capacity of rivers for creating the mosquito breeding sites, but only to the capacity for producing the landscapes that favor the interactions between forested and non-forested areas. Rivers create such landscapes in two main ways, by creating openings in the dense forest (for large rivers), or maintaining gallery forests in anthropogenic areas.

Considering natural and anthropogenic forest openings in the same way is a fully assumed choice in order to define an index that reflects solely the landscape contribution to malaria transmission risk. In a second step, such an index should be combined with geographic layers characterizing the vector habitats and the human footprint [51] in order to consider which areas are actually associated with the presence of vectors and humans, and to what extent. More generally, it is worth noting that such a hazard index is only a component of a global and integrated risk index that should take into account spatialized information layers related to the presence and density of vectors and human populations, the presence of the parasite and the parasite load in the human populations, the human immunity level and genetic susceptibility, and climatic and behavioral factors. However, the restricted domain of interpretation of the *NLHI* does not minimize its value. In fact, to our knowledge, this work is the first attempt to spatialize the landscape contribution to malaria transmission, through a general and robust index. The separate assessment of landscape contribution can greatly improve integrated risk models as it has been previously stated in the *Introduction* section.

This study confirms that remote sensing is an efficient tool for identifying environmental features related to malaria transmission. However, the presence of clouds and cloud shadows results in missing data in optical satellite images, particularly in tropical areas. Moreover, many environment variables, like wetlands under vegetation cover, can correspond to the breeding sites for malaria vectors, and are not observable by optical remote sensing. Synthetic aperture radar (SAR) has the capability for penetrating such barriers and, consequently, might be used or combined with optical remote sensing for extracting environmental characteristics related to vector habitats [52]. Eventually, further works should consider the temporal aspects of the deforestation by producing diachronic land cover maps, and then the temporal evolution of the *NLHI* associated with malaria in the Amazonian region.

5. Conclusions

A knowledge-based risk mapping approach was developed to build a Normalized Landscape-based Hazard Index (*NLHI*) of malaria transmission from satellite images. The approach was validated with actual malaria incidence rates from the cross-border region between French Guiana and Brazil. The data show that landscape characterization based on remotely-sensed LULC maps permits the estimation of the landscape contribution to malaria risk transmission. Being based on consensual knowledge about the relations between LULC and malaria transmission in the Amazonian region and exploiting a simple characterization of the land cover (namely *forest vs. non-forest*), the present approach can be used on a regular basis to perform malaria transmission risk evaluations, and be easily generalized to the entire Amazonian region.

Acknowledgments: This study was supported by the China Scholarship Council, the OSE-Guyamapá project (FEDER-Guyane, PO-Amazonie call) the TéléPal project (CNES-TOSCA 2014 call) and the GAPAM-Sentinela project (Guyamazon call). SPOT images were provided by the SEAS-Guyane project. The authors would like to thank the members of the Environment, Societies and Health Risks inter-disciplinary work-group (ESoR group) of the ESPACE-DEV Unit for the constructive discussions that enriched the paper. The authors wish to thank BioMed Central Ltd. for the permission of reproduction of a figure. The Figure 2 was reproduced based on the original version (the Figure 3 in Stefani *et al.* [14]) which has been published by BioMed Central Ltd. BioMed Central Ltd. declares that the reproduction of figure is permitted free of charge and without formal written permission from BioMed Central Ltd. (as the original publisher) or the copyright holder.

Author Contributions: Z.L. participated in the research design, data collection, analysis and interpretation, and prepared the manuscript. E.R. participated in the research design, data collection, analysis and interpretation, and reviewed the manuscript. N.D. participated in the research design, data collection, analysis and interpretation, and reviewed the manuscript. A.S. was responsible for the children's cohort in Camopi and computed the incidence rates used for the validation method. A.M. produced the land use and land cover maps. R.G. and F.S. reviewed the manuscript. All authors read and approved the final manuscript.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

AM	Area-weighted mean
API	Annual Parasite Index
ASF	African swine fever
CIRCLE	Related Circumscribing Circle
CM	Configurational metrics
CONTIG	Contiguity Index
DIVISION	Landscape Division Index
ED	Edge Density
FRAC	Fractal Dimension Index
GPS	Global Positioning System
IBGE	Brazilian Institute of Geography and Statistics
IGN	National Institute of Geographic and Forestry Information
INSEE	National Institute of Statistics and Economic Studies
LULC	Land use and land cover
LHI	Landscape-based Hazard Index
MN	Mean
NLHI	Normalization Landscape-based Hazard Index
PARA	Perimeter-area ratio
PCA	Principal Component Analysis
PD	Patch density
pF	Proportion of the forest
SAR	Synthetic aperture radar
SHAPE	Shape Index
SPLIT	Splitting Index
SVM	Support Vector Machine

References

1. WHO. *World Malaria Report 2015*; 9789241565158; WHO: Geneva, Switzerland, 2015.
2. Peiter, P.C. Living conditions, health status and health services availability along the brazilian border: A geographical approach. *Cad Saúde Pública* **2007**, *23*, 237–250. [[CrossRef](#)]
3. Wangdi, K.; Gatton, M.L.; Kelly, G.C.; Clements, A.C. Cross-border malaria: A major obstacle for malaria elimination. *Adv. Parasitol.* **2015**, *89*, 79–107. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
4. Musset, L.; Pelleau, S.; Girod, R.; Ardillon, V.; Carvalho, L.; Dusfour, I.; Gomes, M.S.M.; Djossou, F.; Legrand, E. Malaria on the guiana shield: A review of the situation in French Guiana. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* **2014**, *109*, 525–533. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]

5. 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. The dominant anopheles vectors of human malaria in the Americas: Occurrence data, distribution maps and bionomic precis. *Parasites Vectors* **2010**, *3*. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
6. Galardo, A.K.; Arruda, M.; D'Almeida Couto, A.A.; Wirtz, R.; Lounibos, L.P.; Zimmerman, R.H. Malaria vector incrimination in three rural riverine villages in the Brazilian Amazon. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **2007**, *76*, 461–469. [[PubMed](#)]
7. Girod, R.; Roux, E.; Berger, F.; Stefani, A.; Gaborit, P.; Carinci, R.; Issaly, J.; Carme, B.; Dusfour, I. Unravelling the relationships between anopheles darlingi (diptera: Culicidae) densities, environmental factors and malaria incidence: Understanding the variable patterns of malarial transmission in French Guiana (South America). *Ann. Trop. Med. Parasitol.* **2011**, *105*, 107–122. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
8. Dusfour, I.; Issaly, J.; Carinci, R.; Gaborit, P.; Girod, R. Incrimination of anopheles (anopheles) intermedius peryassu, *an.* (Nyssorhynchus) nuneztovari gabaldon, *an.* (NYS.) oswaldoi peryassu as natural vectors of plasmodium falciparum in French Guiana. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* **2012**, *107*, 429–432. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
9. Hiwat, H.; Bretas, G. Ecology of anopheles darlingi root with respect to vector importance: A review. *Parasites Vectors* **2011**, *4*, 177. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
10. Stefani, A.; Hanf, M.; Nacher, M.; Girod, R.; Carme, B. Environmental, entomological, socioeconomic and behavioural risk factors for malaria attacks in Amerindian children of Camopi, French Guiana. *Malar. J.* **2011**, *10*, 246. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
11. Patz, J.A.; Olson, S.H. Malaria risk and temperature: Influences from global climate change and local land use practices. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **2006**, *103*, 5635–5636. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
12. Olson, S.H.; Gangnon, R.; Elguero, E.; Durieux, L.; Guegan, J.F.; Foley, J.A.; Patz, J.A. Links between climate, malaria, and wetlands in the Amazon Basin. *Emerg. Infect. Dis.* **2009**, *15*, 659–662. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
13. Kraemer, M.U.; Hay, S.I.; Pigott, D.M.; Smith, D.L.; Wint, G.R.; Golding, N. Progress and challenges in infectious disease cartography. *Trends Parasitol.* **2016**, *32*, 19–29. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
14. 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.; *et al.* Land cover, land use and malaria in the Amazon: A systematic literature review of studies using remotely sensed data. *Mala. J.* **2013**, *12*, 192. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
15. Barbieri, A.F.; Sawyer, I.O.; Soares-Filho, B.S. Population and land use effects on malaria prevalence in the southern Brazilian Amazon. *Hum. Ecol.* **2005**, *33*, 847–874. [[CrossRef](#)]
16. Guerra, C.A.; Snow, R.W.; Hay, S.I. A global assessment of closed forests, deforestation and malaria risk. *Ann. Trop. Med. Parasitol.* **2006**, *100*, 189–204. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
17. Vittor, A.Y.; Gilman, R.H.; Tielsch, J.; Glass, G.; Shields, T.; Lozano, W.S.; Pinedo-Cancino, V.; Patz, J.A. The effect of deforestation on the human-biting rate of anopheles darlingi, the primary vector of falciparum malaria in the Peruvian Amazon. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **2006**, *74*, 3–11. [[PubMed](#)]
18. Vittor, A.Y.; Pan, W.; Gilman, R.H.; Tielsch, J.; Glass, G.; Shields, T.; Sanchez-Lozano, W.; Pinedo, V.V.; Salas-Cobos, E.; Flores, S.; *et al.* Linking deforestation to malaria in the Amazon: Characterization of the breeding habitat of the principal malaria vector, anopheles darlingi. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **2009**, *81*, 5–12. [[PubMed](#)]
19. Olson, S.H.; Gangnon, R.; Silveira, G.A.; Patz, J.A. Deforestation and malaria in Mancio Lima county, Brazil. *Emerg. Infect. Dis.* **2010**, *16*, 1108–1115. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
20. Fraser, B. Taking on malaria in the Amazon. *Lancet* **2010**, *376*, 1133–1134. [[CrossRef](#)]
21. Omumbo, J.A.; Hay, S.I.; Snow, R.W.; Tatem, A.J.; Rogers, D.J. Modelling malaria risk in east africa at high-spatial resolution. *Trop. Med. Int. Health* **2005**, *10*, 557–566. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
22. Zeilhofer, P.; dos Santos, E.S.; Ribeiro, A.L.; Miyazaki, R.D.; dos Santos, M.A. Habitat suitability mapping of anopheles darlingi in the surroundings of the Manso hydropower plant reservoir, Mato Grosso, Central Brazil. *Int. J. Health Geogr.* **2007**, *6*, 7. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
23. Maheu-Giroux, M.; Casapia, M.; Soto-Calle, V.E.; Ford, L.B.; Buckeridge, D.L.; Coomes, O.T.; Gyorkos, T.W. Risk of malaria transmission from fish ponds in the peruvian amazon. *Acta Trop.* **2010**, *115*, 112–118. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
24. Patil, A.P.; Gething, P.W.; Piel, F.B.; Hay, S.I. Bayesian geostatistics in health cartography: The perspective of malaria. *Trends Parasitol.* **2011**, *27*, 246–253. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
25. Stuckey, E.M.; Smith, T.A.; Chitnis, N. Estimating malaria transmission through mathematical models. *Trends Parasitol.* **2013**, *29*, 477–482. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]

26. Hardy, A.; Mageni, Z.; Dongus, S.; Killeen, G.; Macklin, M.G.; Majambare, S.; Ali, A.; Msellem, M.; Al-Mafazy, A.W.; Smith, M.; *et al.* Mapping hotspots of malaria transmission from pre-existing hydrology, geology and geomorphology data in the pre-elimination context of Zanzibar, United Republic of Tanzania. *Parasites Vectors* **2015**, *8*, 41. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
27. Clements, A.C.; Pfeiffer, D.U.; Martin, V. Application of knowledge-driven spatial modelling approaches and uncertainty management to a study of rift valley fever in Africa. *Int. J. Health Geogr.* **2006**, *5*, 57. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
28. De Glanville, W.A.; Vial, L.; Costard, S.; Wieland, B.; Pfeiffer, D.U. Spatial multi-criteria decision analysis to predict suitability for African swine fever endemicity in Africa. *BMC Vet. Res.* **2014**, *10*, 9. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
29. Stevens, K.B.; Pfeiffer, D.U. Spatial modelling of disease using data- and knowledge-driven approaches. *Spat Spatiotemporal Epidemiol.* **2011**, *2*, 125–133. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
30. Garni, R.; Tran, A.; Guis, H.; Baldet, T.; Benallal, K.; Boubidi, S.; Harrat, Z. Remote sensing, land cover changes, and vector-borne diseases: Use of high spatial resolution satellite imagery to map the risk of occurrence of cutaneous leishmaniasis in Ghardaia, Algeria. *Infect. Genet. Evol.* **2014**, *28*, 725–734. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
31. Alimi, T.O.; Fuller, D.O.; Quinones, M.L.; Xue, R.D.; Herrera, S.V.; Arevalo-Herrera, M.; Ulrich, J.N.; Qualls, W.A.; Beier, J.C. Prospects and recommendations for risk mapping to improve strategies for effective malaria vector control interventions in Latin America. *Malaria J.* **2015**, *14*, 519. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
32. Uuemaa, E.; Mander, Ü.; Marja, R. Trends in the use of landscape spatial metrics as landscape indicators: A review. *Ecol. Indic.* **2013**, *28*, 100–106. [[CrossRef](#)]
33. Ostfeld, R.S.; Glass, G.E.; Keesing, F. Spatial epidemiology: An emerging (or re-emerging) discipline. *Trends Ecol. Evol.* **2005**, *20*, 328–336. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
34. Overgaard, H.J.; Ekbom, B.; Suwonkerd, W.; Takagi, M. Effect of landscape structure on anopheline mosquito density and diversity in Northern Thailand: Implications for malaria transmission and control. *Landsc. Ecol.* **2003**, *18*, 605–619. [[CrossRef](#)]
35. INSEE. Insee. Saint-Georges (97038). Available online: <http://www.insee.fr/fr/themes/comparateur.asp?codegeo=com-97308> (accessed on 11 February 2015).
36. INSEE. Insee. Camopi (97356). Available online: <http://www.insee.fr/fr/themes/comparateur.asp?codegeo=com-97356> (accessed on 11 February 2015).
37. IBGE. Oiapoque. Available online: <http://cod.ibge.gov.br/12XVS> (accessed on 12 February 2015).
38. Boyrie, A.; Laques, A.E.; Gurgel, H.C. Avaliação de políticas públicas para o desenvolvimento a partir de um estudo sobre a fragmentação da floresta na bacia do oiapoque (guiana francesa/amapá). In Proceedings of the 16th Brazilian Symposium of Remote Sensing, Foz do Iguaçu, Brazil, 13–18 April 2013.
39. Carme, B.; Ardillon, V.; Girod, R.; Grenier, C.; Joubert, M.; Djossou, F.; Ravachol, F. Update on the epidemiology of malaria in French Guiana. *Med. Trop.* **2009**, *69*, 19–25.
40. Ardillon, V.; Eltges, F.; Chocho, A.; Chantilly, S.; Carvalho, L.; Flamand, C.; Carme, B. *Evolution de la Situation Épidémiologique du Paludisme en Guyane de 2005 à 2011*; French Institute for Public Health Surveillance: Saint-Maurice, French, 2012.
41. Ardillon, V.; Carvalho, L.; Prince, C.; Djossou, F. *Bilan 2012 de la Situation Épidémiologique du Paludisme en Guyane*; French Institute for Public Health Surveillance: Saint-Maurice, French, 2013.
42. Cenci, D.; Ferreira, A.C.; Santelli, S. *Situation Épidémiologique du Paludisme dans L'état D'amapà et dans la Minicipalité D'oiapoque (Brésil)*; French Institute for Public Health Surveillance: Saint-Maurice, French, 2012.
43. Zanini, V.M.; Gomes, M.S.M.; Galardo, A.K.R.; Lima, A.C.S.F.; Correa, A.P.S.A.; Stefani, A.; Roux, E.; Souza, R.T.L.; Póvoa, M.M.; Souto, R.N.P. Potencial de transmissão de malária no município de oiapoque-Amapá-Brasil. In Proceedings of the 50th Congress of the Brazilian Society of Tropical Medicine, Rio Branco, Brazil, 21–24 September 2014.
44. Tadei, W.P.; Thatcher, B.D.; Santos, J.M.; Scarpassa, V.M.; Rodrigues, I.B.; Rafael, M.S. Ecologic observations on anopheline vectors of malaria in the brazilian amazon. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **1998**, *59*, 325–335. [[PubMed](#)]
45. McGarigal, K.; Cushman, S.; Ene, E. Fragstats v4: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps. Available online: <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html> (accessed on 4 April 2016).

46. Stefani, A.; Roux, E.; Fotsing, J.M.; Carme, B. Studying relationships between environment and malaria incidence in Camopi (French Guiana) through the objective selection of buffer-based landscape characterisations. *Int. J. Health Geogr.* **2011**, *10*, 65. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
47. Carvalho, F.M.V.; De Marco, P.; Ferreira, L.G. The cerrado into-pieces: Habitat fragmentation as a function of landscape use in the savannas of central Brazil. *Biol. Conserv.* **2009**, *142*, 1392–1403. [[CrossRef](#)]
48. Hargis, C.D.; Bissonette, J.A.; David, J.L. The behavior of landscape metrics commonly used in the study of habitat fragmentation. *Landscape Ecol.* **1998**, *13*, 167–186. [[CrossRef](#)]
49. Hustache, S.; Nacher, M.; Djossou, F.; Carme, B. Malaria risk factors in Amerindian children in French Guiana. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **2007**, *76*, 619–625. [[PubMed](#)]
50. Hongoh, V.; Hoen, A.G.; Aenishaenslin, C.; Waaub, J.P.; Belanger, D.; Michel, P.; Lyme, M.C. Spatially explicit multi-criteria decision analysis for managing vector-borne diseases. *Int. J. Health Geogr.* **2011**, *10*, 70. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
51. De Thoisy, B.; Richard-Hansen, C.; Goguillon, B.; Joubert, P.; Obstancias, J.; Winterton, P.; Brosse, S. Rapid evaluation of threats to biodiversity: Human footprint score and large vertebrate species responses in French Guiana. *Biodivers. Conserv.* **2010**, *19*, 1567–1584. [[CrossRef](#)]
52. Machault, V.; Vignolles, C.; Borch, F.; Vounatsou, P.; Pages, F.; Briolant, S.; Lacaux, J.P.; Rogier, C. The use of remotely sensed environmental data in the study of malaria. *Geospat. Health* **2011**, *5*, 151–168. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]



© 2016 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC-BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

FUSION OF SAR AND OPTICAL IMAGERY FOR STUDYING THE ECO-EPIDEMIOLOGY OF VECTOR-BORNE DISEASES IN TROPICAL COUNTRIES

Thibault Catry⁽¹⁾, Zhichao Li⁽¹⁾, Emmanuel Roux⁽¹⁾, Vincent Herbreteau⁽¹⁾, Christophe Révillion⁽¹⁾
and Nadine Dessay⁽¹⁾

⁽¹⁾ ESPACE-DEV, UMR 228 IRD/UM/UR/UG, Institut de Recherche pour le Développement (IRD),
Montpellier, France

thibault.catry@ird.fr; zhichao.li@teledetection.fr; emmanuel.roux@ird.fr; vincent.herbreteau@ird.fr;
christophe.revillion@ird.fr; nadine.dessay@ird.fr

ABSTRACT

Vector-borne diseases like malaria represent a major public health issue worldwide. Other mosquito-borne diseases affect more and more countries and people, with effects on health which are not all identified yet. Recent developments in the field of remote-sensing allow to consider overriding the existing limits of studying such diseases in tropical regions, where cloud and vegetation cover often prevent to identify and characterize environmental features.

We highlight the potential of SAR-optical fusion for the mapping of land cover, the identification of wetlands, and the monitoring of environmental changes in different habitats related to vector-borne diseases in the French Guiana - Brazil cross-border area. This study is the foundation of a landscape-based model of malaria transmission risk. Environmental factors, together with epidemiological, socio-economic, behavioral, demographics, and entomological ones, contribute to assess risks related to such pathologies and support disease control and decision-making by local public health actors.

1. VECTOR-BORNE DISEASES

Malaria has declined by 37% between 2000 and 2015, nearly half of the world's population remains at risk (about 3.2 billion people, [1], Fig. 1).

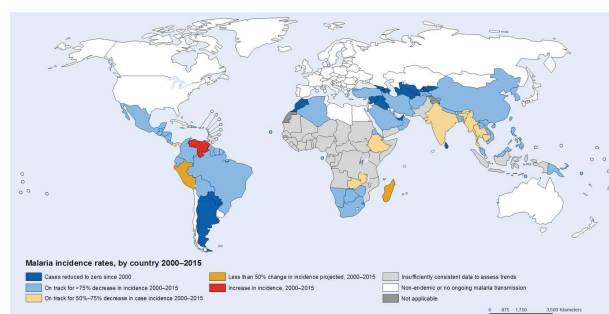


Figure 1: Malaria incidence rates by countries from 2000 to 2015, WHO, 2015.

Other emerging mosquito-borne diseases (*e.g.* dengue, chikungunya, Zika) affect more and more countries and people, with lasting effects on health which are not all identified yet.

Various possible causes of rapid spreading of dengue and Zika epidemics have been identified: climate change, demographic growth, urban growth, urban fragmentation, ecological changes, increase in travels and international trade, disturbances in health systems and vector control efficiency, land cover/use changes... It is also known that natural and human-made ecosystem changes, such as climatic perturbation and land use and land cover (LULC) changes, can affect significantly the distribution of malaria by making disease vector (*anopheles darlingi* mosquito) habitats more or less suitable [2,3].

Hence, the prevention and control of vector borne diseases requires to identify, characterize and monitor these environmental factors, their changes and their impacts on the emergence of diseases. In this context, using remote sensing appears to be a pertinent tool that can characterize almost completely and continuously the environment related to vector-borne diseases transmission.

2. VECTOR-BORNE DISEASES AND REMOTE-SENSING

There has been a growing use of remote sensing data in epidemiology in the last 30 years [4,2], but some limitations usually occur, like (1) the price of very high-resolution data, (2) the general use of pre-processed data, (3) some technical limitations and (4) the fact that vector-borne diseases are strongly scale-dependent. In tropical regions persistent cloud cover and dense vegetation cover strongly affect the use of remotely-sensed data for environmental purposes. The adaptability of remote-sensing data is then limited when addressing epidemiology.

Stefani et al. [2] did a systematic review of literature studying the relationship between malaria and land cover/use types in the Amazon (Fig. 2).

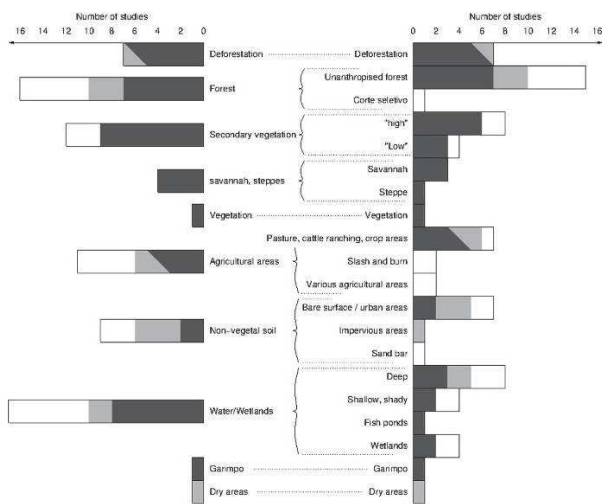


Figure 2: Relationship between malaria and land cover/use types in the amazon [2].. Black = positive correlation, grey = no correlation, white = unknown.

Using remote-sensing for studying vector-borne diseases however implies some challenges

- How to quantify the role of environmental factors on the transmission of such diseases compared to other factors like socio-demographic and behavioral factors?
- How to describe social discrepancies and their influence?
- How to characterize the dynamics of multi-scale processes?
- How to provide real-time information, for monitoring and surveillance systems?
- How to facilitate the transfer of data and products towards the research community, actors of health services and the public?

3. CASE STUDY

3.1 Context

The Franco-Brazilian cross-border region considered here is composed by the French municipalities of Camopi, Saint-Georges-de-l'Oyapock and Ouanary, which are located on the western bank of the Oyapock River, and the Brazilian municipality of Oiapoque on the eastern bank of the river (Fig. 3). The human habitats in this study area mainly locate in Saint-Georges (FR), Oiapoque (BR) and the villages of Camopi (FR) (see the red rectangles in Fig.3).

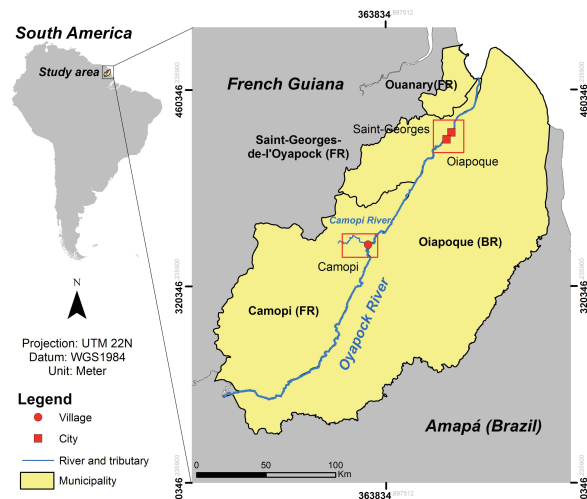


Figure 3: Map of cross-border region between French Guiana and Brazil.

In the Americas, the Amazonian region is the most affected by malaria. Movement of malaria across international borders poses a major obstacle for malaria elimination due to various human activities, population movement, human vulnerability due to limited formal education and few financial resources, inadequate health systems, etc. [5].

3.2 Methodology

Overall methodology

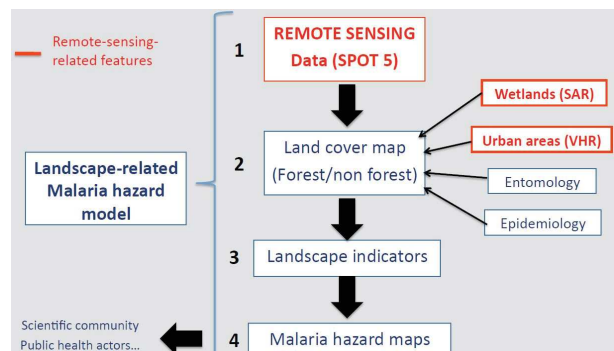


Figure 4: 4 steps methodology developed in this study, in the frame of a landscape-related malaria hazard model.

In this study, we follow a four step approach (fig. 4) which is part of a more general landscape-related malaria hazard model. This model is based on the exploitation of an optical image (like SPOT 5) in order to establish a simple forest/non forest land cover classification. This classification then integrates information regarding wetlands distribution extracted from a SAR image (L-band SAR like PALSAR) and a layer of urban classification derived from very high resolution sensors (optical alone or optical and SAR

combined together). These land cover classes are then confronted to epidemiology and entomology data in order to calculate spatialized landscape indicators used to create malaria hazard/risks maps to be delivered to local authorities and public health actors.

Images characteristics and treatments

One SPOT 5 image was acquired at 1A level in which radiometric calibration and orthorectification have been successively performed by using the ENVI 5.1. For the PALSAR image acquired at level 1.5 in which radiometric calibration, geometrical correction and speckle filtering (Lee filter 3*3) have already been performed by Japanese Space Agency (JAXA).

Several spectral indices were calculated from the pretreated SPOT 5 MS image. A decision tree-based classification was then carried out for mapping the various LULC types using ENVI 5.1 (Fig.5).

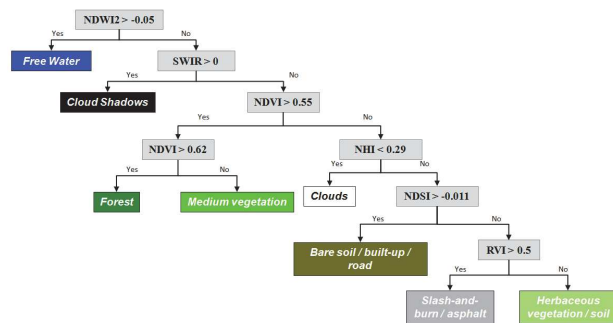


Figure 5: Classification decision tree applied to optical imagery. Decision tree nodes are in grey.

The resulting classification was post-processed using the majority analysis (kernel size 3*3) for removing the isolated pixels. Finally, we evaluated the classification by randomly choosing 20 sites in each class and establishing the actual land cover of these sites by photo-interpretations of one Pleiades image dated September 30, 2012 with a 50-centimeter spatial resolution.

A textural analysis (GLCM under Sentinel tool box) was performed and a simple thresholding method on the variance of PALSAR signal and a colored composition (Red = VH, Green = VV, Blue = VH/VV) was then used for extracting bare soil, flooded forest, forest, free water and swamps (fig.6).

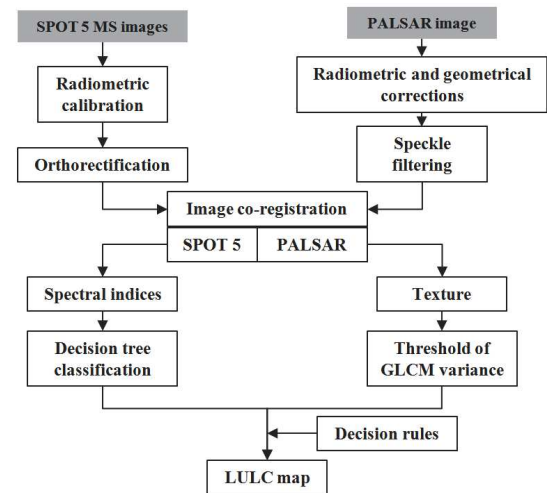


Figure 6: Summarized method of optical-SAR classification fusion for mapping the malaria environmental features.

Combining the information from SPOT 5 and PALSAR data using the knowledge-based decision rules: 1) If a pixel belongs to PALSAR *free water* or SPOT 5 *free water*, then the pixel is labelled as free water; 2) If a pixel belongs to PALSAR *bare soil* or SPOT 5 *bare soil/built-up/road*, then the pixel is labelled as *bare soil/built-up/road*; 3) If a pixel belongs to one of PALSAR wetlands classes and SPOT 5 vegetation class, then the pixel is labelled as wetland.

3.3 A multi-sensor approach

Optical data

Figure 7 shows the resulting SPOT 5 classification. The overall accuracy was found to be 0.90 and the kappa coefficient was 0.84.

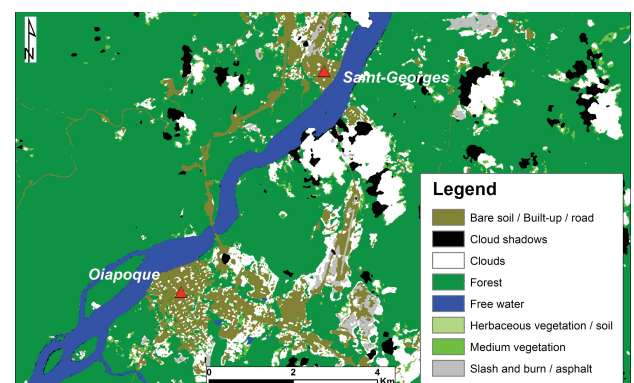


Figure 7: Pixel-based land cover map of SPOT 5 image in the region of Saint-Georges and Oiapoque.

SAR data

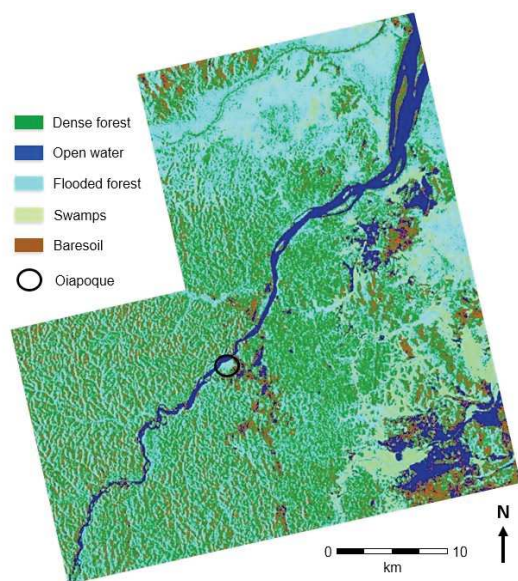


Figure 8: Wetlands land cover map extracted from PALSAR image in the region of Saint-Georges and Oiapoque.

Comparing with the SPOT 5 classification, this method allowed us to characterize free water, flooded forest and swamps (Fig. 8) using an archive 2010 image. Moreover, it is important to remind that we used free archive PALSAR imagery in order to test the contribution of L-band SAR data to the identification of malaria environmental features, before considering the acquisition of expensive new L-band data.

The validation of PALSAR classification is complicated but some insights could be obtained from 2010 archive optical imagery if the cloud cover is not too dense. Recent field surveys during the similar period (similar season) can also be used for the validation since the identified wetlands are not strongly changed with time.

L-band SAR (here 12.5 m resolution PALSAR data) is an efficient tool for the detection of large wetlands, which can define main resting, and breeding sites of malaria vectors.

3.4 A multi-resolution approach

High spatial resolution data (SPOT 5, S2, S1, PALSAR) are used to characterize areas covered by various types of forest, where adult mosquitoes rest and feed. This part of the study focuses on the relationship between the environment and the vectors of the disease, i.e. the “hazard” component of the malaria transmission risk.

Very high spatial resolution data (SPOT 7, Pleiades, TerraSAR-X) will be used to characterize urban and peri-urban structures and domestic wetlands, where breeding sites for mosquitoes are frequent. This part will focus on the relationship between the environment

and human populations, i.e. the “vulnerability” component of the malaria transmission risk.

3.5 A multi-temporal approach: S1 and S2

The repetitivity of Sentinel data (up to 5 days) will allow the production of land cover maps on a weekly basis, from free satellite imagery. Combining S1 and S2 products, the monitoring of urban and peri-urban changes, at the interface with forest areas and wetlands, main « mosquito reservoirs » and sources of epidemic risk, is to be made possible.

These data should be used to update a preexisting map of urban and peri-urban areas, established from a sensor like SPOT 5 (similar resolutions in space).

The combination of SAR S1 and optical S2 data should be efficient tool to overcome disturbances from persistent cloud cover over the studied area.

Finally, Sentinel images are to be combined to meteorological data (from satellite or ground station) to better constrained the role of rainfall in the evolution of wetlands in the area.

4. FUSION OF OPTICAL AND SAR data

On the basis of remotely-sensed and field data, the fusion of layers containing spatialized information extracted from optical and SAR images from various sensors and at various resolutions will favour the production of indicators and maps to support decision-making processes by public health actors (fig. 9)

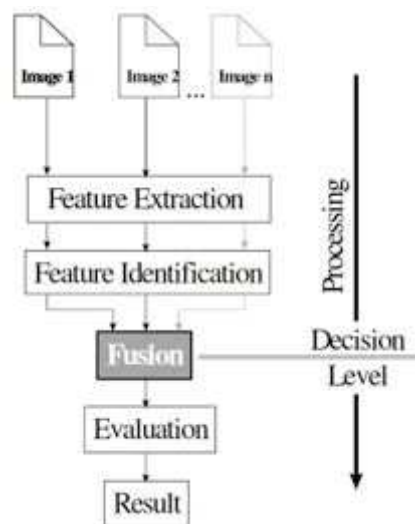


Figure 9: Process of fusion of various remotely-sensed data at the decision-level (from [6]).

5. DEFINITION OF LANDSCAPE INDICATORS

In this study, we use a model previously established by Stefani et al. ([2], Fig. 10). This paper proposed a

generic model of the relationship between deforestation and malaria transmission risk emerges from the literature. It considers that: i) deforested areas can procure favourable conditions for *An. darlingi* breeding, ii) forest and secondary vegetation can define resting sites for adult *An. darlingi* mosquitoes that return to the forest after feeding, when houses are located close to the forest and iii) that malaria transmission risk depends on the spatial distribution of LC types and, in particular, the interaction level between human populations and LC/LU types associated with breeding and resting sites. This generic model is schematically represented in Figure 9. This shows the importance of distinguishing different situations by considering the LC/LU types over time in terms of both proportions and spatial distributions.

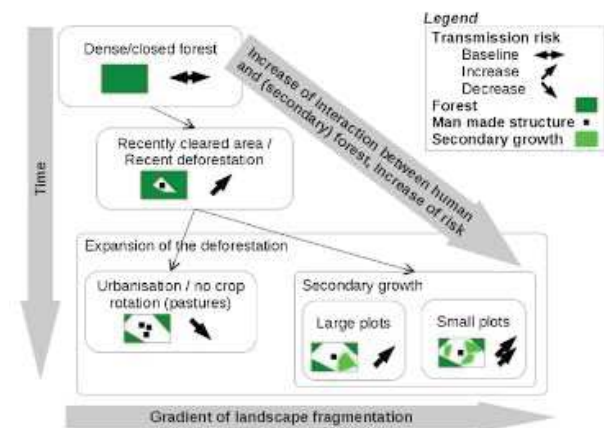


Figure 10: Landscape indicators that may increase or decrease malaria transmission risk as a function of time and landscape fragmentation [2].

6. TOWARDS EPIDEMIC HAZARD MAPS

This study shows that fusion of land cover layers extracted from optical and SAR high-resolution imagery is an efficient tool for detecting large permanent (or long-lasting) wetlands (potential breeding sites) and various forest types (potential resting and feeding sites). Land cover classification of SPOT 5 image suffers two main flaws: the impossibility to penetrate the forest canopy and disturbance from persistent cloud cover in tropical areas. In particular, L-band SAR has proven its ability to detect the water under forest, a key element for the identification of breeding sites of malaria vectors and malaria vector control.

Until now, only free archive SAR data were used in order to test the methodology but the acquisition of PALSAR 2 data is planned. Its main advantage is the possibility to access very high spatial resolution. Combining very high resolution optical (SPOT 6-7 / Pleiades) together with the very high resolution SAR permit characterize the urban structures and minor sizes, non-permanent water bodies such as domestic wetlands

within the urban areas, at the direct contact with vulnerable populations.

These results of land cover classification fusion from optical and SAR data are the basis of a landscape-based model of malaria transmission risk (Fig. 11). The layers of forest / vegetation and wetland types, are then combined to a layer of urban classification and 2 field-based layers: one regarding the entomology of mosquitoes and the malaria epidemiology in the area. These combined layers allow the calculation of landscape indicators and consequently the creation of malaria transmission risk map integration vector-related environmental information (hazard estimation) and human related environmental factors (vulnerability assessment).

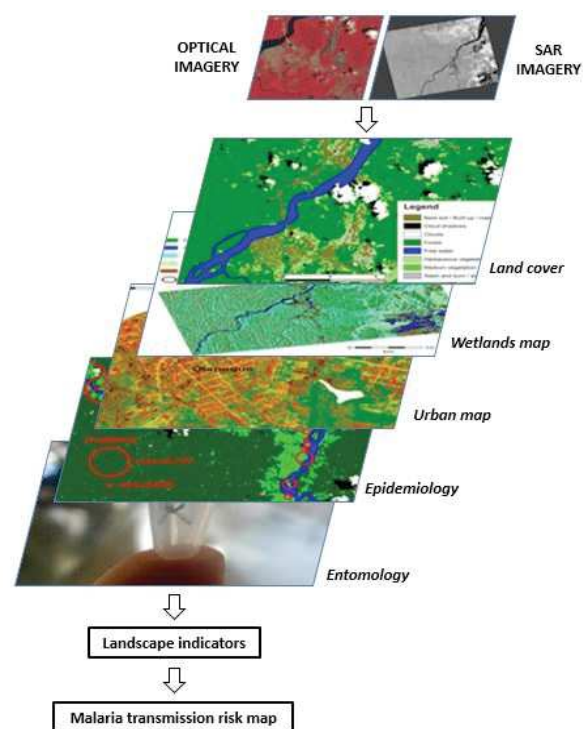


Figure 11: Landscape-based model of malaria transmission risk involving the decision-level fusion of spatialized information layers.

7. CONCLUSION

This study provides a method of identification of environmental features associated with malaria vector resting and breeding sites. Optical and SAR remote sensing have been proved to be complementary for this purpose. This method provides the complete LULC information about malaria transmission, which may be automatically and easily reproduced at temporal scale using a time series of images. The fusion of layers containing spatialized information extracted from optical and SAR data from various sensors and at

various resolutions aims at producing indicators and malaria transmission hazard/risk maps to support decision-making processes by local institutions /authorities and public health actors.

Data processing methodologies developed in this study will be automated and made available to the science community and the actors of public health. All products (land cover maps, hazard maps) will be made available on a preexisting platform. These results contribute to Theia CES “health and environment” and “land cover”.

8. ACKNOWLEDGEMENTS

This research was supported by the TéléPal project (CNES-TOSCA 2014 call), and the China Scholarship Council. We greatly thank ESA for inviting us at the LPS 2016 in Prague.

9. REFERENCES

- 1- WHO, 2015. “*World Malaria Report 2015*”, World Health Organization, Geneva, Switzerland.
- 2- Stefani, A., I. Dusfour, A.P.S.A. Corrêa, M.C.B. Cruz, N. Dessay, A.K.R. Galardo, C.D. Galardo, R. Girod, M.S.M. Gomes, H. Gurgel, A.C.F. Lima, E.S. Moreno, L. Musset, M. Nacher, A.C.S. Soares, B. Carne, E. Roux (2013). Land cover, land use and malaria in the Amazon: a systematic literature review of studies using remotely sensed data, *Malaria Journal*, vol. 12, pp.192-200.
- 3- Li, Z., E. Roux, N. Dessay, R. Girod, A. Stefani, M. Nacher, A. Moiret, F. Seyler (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 Sens.*, vol. 8, pp. 319.
- 4- Herbreteau, 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.
- 5- Wangdi, K., M.L. Gatton, G.C. Kelly, A.C.A. Clements (2015). Cross-border Malaria: A Major Obstacle for Malaria Elimination, *Advances in Parasitology*, vol. 89, pp. 79-107.
- 6- Pohl, C., & Van Genderen, J. L. (1998). Review article multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *International journal of remote sensing*, 19(5), 823-854.

MULTI-SENSOR DATA FUSION FOR IDENTIFYING MALARIA ENVIRONMENTAL FEATURES

Zhichao Li^{1*}, Thibault Catry¹, Nadine Dessay¹, Emmanuel Roux¹, Etienne Mahé¹, Frédérique Seyler¹

¹ESPACE-DEV, UMR 228 IRD/UM/UR/UG, Institut de Recherche pour le Développement (IRD),
Montpellier, France

zhichao.li@teledetection.fr; thibault.catry@ird.fr;
nadine.dessay@ird.fr; emmanuel.roux@ird.fr; etienne.mahé@ird.fr; frederique.seyler@ird.fr

ABSTRACT

Malaria remains a persistent health problem in the cross-border area between French Guiana and Brazil. Various factors like environmental changes, population movements, *etc.* significantly influence the malaria transmission. In such context, optical and SAR data were used for producing a precise land cover map, including the resting and breeding sites of malaria vectors and human habitats. This study is a foundation for quantifying the degree of exposure of human populations to malaria vectors and thus for estimating and monitoring the malaria transmission risk.

Index Terms— Multi-sensor, optical and SAR, classification, remote sensing, malaria

1. INTRODUCTION

Malaria mostly covers tropical and subtropical zones, with an estimated 214 million new cases and 438,000 deaths in 2015 [1]. In the Americas, the Amazonian region is the most affected by the disease. Movement of malaria across international borders poses a major obstacle for malaria elimination due to various human activities, population movement, human vulnerability due to limited formal education and few financial resources, inadequate health systems, *etc.* [2]. Natural and human-made ecosystem changes, such as climatic perturbation and land use and land cover (LULC) changes, can affect significantly the distribution of malaria by making disease vector (*anopheles darlingi* mosquito) habitats more or less suitable [3-4].

Using remote sensing is a pertinent tool that can characterize almost completely and continuously the environment related to malaria transmission on both sides of the international border. Stefani *et al.* (2013) did a systematic review of literature showing that many studies in the Amazon successfully used optical data for accessing the different land cover types related to malaria and analyzed their relationship with entomological and / or epidemiological data [3]. However, the identification of wetland types (vegetated or not, persistent water, temporarily flooded areas, *etc.*) considered as main resting

and/or breeding sites for malaria vectors, is a formidable challenge due to dense vegetation cover in tropical areas. L-band Synthetic aperture radar (SAR) imagery has the capability to penetrate such barrier and is sensible to the variation of soil moisture and water level, which could provide more detailed information about wetlands. Thus, the integration of optical and SAR data is a suitable solution for the production of a precise land cover map related to malaria transmission.

The objective of this study is to identify the different LULC types related to malaria transmission combining optical and SAR data.

2. STUDY AREA

The Franco-Brazilian cross-border region considered here is composed by the French municipalities of Camopi, Saint-Georges-de-l'Oyapock and Ouanary, which are located on the western bank of the Oyapock River, and the Brazilian municipality of Oiapoque on the eastern bank of the river (Figure 1). Human habitats are mainly located in Saint-Georges (FR), Oiapoque (BR) and the villages of Camopi (FR) (see the red rectangles in Figure1).

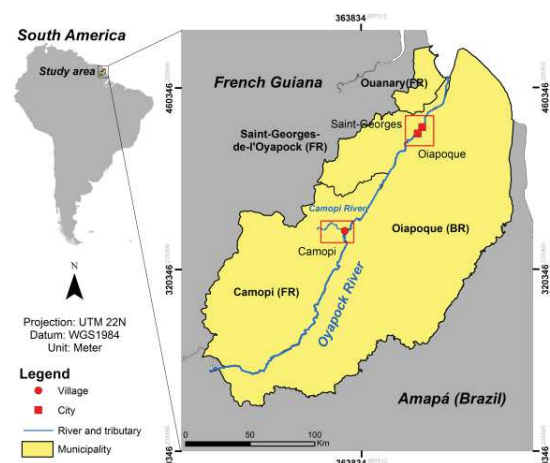


Figure 1: Map of cross-border region between French Guiana and Brazil.

3. DATA AND METHOD

3.1 LULC types and dataset

The LULC types related to malaria transmission in study area were visually identified using the review of Stefani *et al.* (2013), aerial images (BD-ORTHO®IGN, 50 cm, 2006) and one archive PALSAR image (Table 1). *Forest* and *flooded forest* are usually identified as resting site of adult vectors [3-4]. *Free water*, *flooded forest* and *swamps* can provide potential larval habitats [3]. The optical and SAR data used in this study cover the two major areas of human presences: Saint-Georges and Oiapoque.

Table 1: LULC types and data used in this study

LULC types	Data/Sensors
Bare soil / built-up / road	
Forest	SPOT 5 (10 m)
Medium vegetation	Multispectral (MS)
Herbaceous vegetation	(2012/10/14)
Slash-and-burn / asphalt	(Dry season)
Free Water	
Bare soil	
Flooded forest	PALSAR (12.5 m)
Forest	(L-band, 2010/10)
Free Water	(Dry season)
Swamps	

3.2 Pixel class attribution of optical-SAR classifications

3.2.1. Pretreatments of optical and SAR data

One SPOT 5 image was acquired at 1A level in which radiometric calibration and orthorectification have been successively performed by using the ENVI 5.1. For the PALSAR image acquired at level 1.5 in which radiometric calibration, geometrical correction and speckle filtering (Lee filter 3*3) have already been performed by Japanese Space Agency (JAXA).

3.2.2. Multi-sensor classifications

Several spectral indices were calculated from the pretreated SPOT 5 MS image (Table 2). A decision tree-based classification was then carried out for mapping the various LULC types using ENVI 5.1 (Figure 2).

Table 2: Spectral indices derived from SPOT 5 image

Index	Formula
Normalized Humidity Index (NHI)	$(\text{SWIR}-\text{G}) / (\text{SWIR}+\text{G})$
Normalized Difference Water Index (NDWI2)	$(\text{G}-\text{NIR}) / (\text{G}+\text{NIR})$
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$(\text{NIR}-\text{R}) / (\text{NIR}+\text{R})$

Normalized Difference soil Index (NDSI)

$$(\text{R}-\text{G}) / (\text{R}+\text{G})$$

Ratio vegetation index (RVI)

$$\text{R} / \text{NIR}$$

G: green; R: red; NIR: near infrared; SWIR: short wave infrared

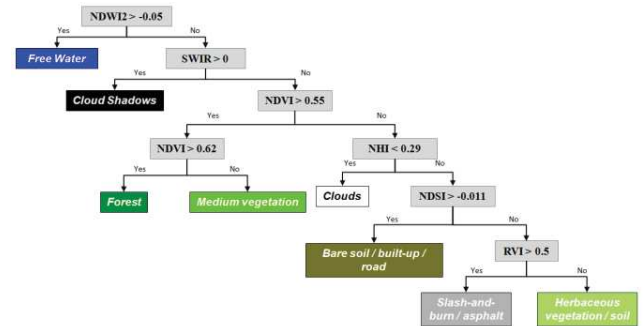


Figure 2: Classification decision tree. Decision tree nodes are in grey.

The resulting classification was post-processed using the majority analysis (kernel size 3*3) for removing the isolated pixels. Finally, we evaluated the classification by randomly choosing 20 sites in each class and establishing the actual land cover of these sites by photo-interpretations of one Pleiades image dated September 30, 2012 with a 50-centimeter spatial resolution.

A textural analysis (GLCM under Sentinel tool box) was performed and a simple thresholding method on the variance of PALSAR signal and a colored composition (Red = VH, Green = VV, Blue = VH/VV) was then used for extracting bare soil, flooded forest, forest, free water and swamps.

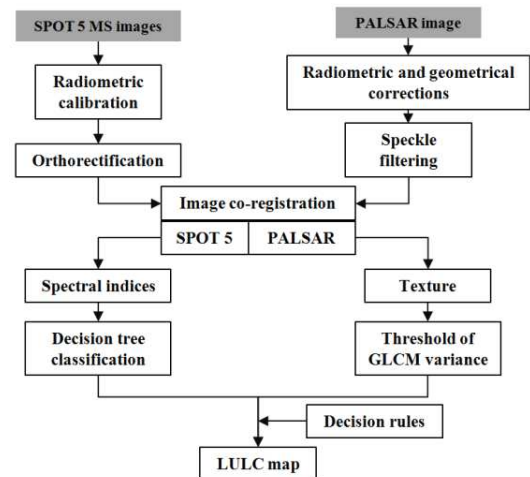


Figure 3: Summarized method of optical-SAR classification fusion for mapping the malaria environmental features.

3.2.3. Decision level fusion of classifications

Combining the information from SPOT 5 and PALSAR data using the knowledge-based decision rules: 1) If a pixel belongs to PALSAR *free water* or SPOT 5 *free water*, then the pixel is labelled as free water; 2) If a pixel belongs to PALSAR *bare soil* or SPOT 5 *bare soil/built-up/road*, then the pixel is labelled as *bare soil/built-up/road*; 3) If a pixel belongs to one of PALSAR wetlands classes and SPOT 5 vegetation class, then the pixel is labelled as wetland. The overview of method is presented in Figure 3.

4. RESULTS AND DISCUSSION

4.1 Results

Figure 4 showed the resulting SPOT 5 classification. The overall accuracy was found to be 0.90 and the *kappa* coefficient was 0.84.

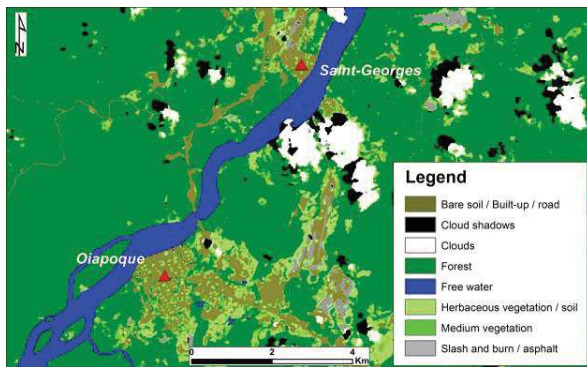


Figure 4: Pixel-based land cover map of SPOT 5 image in the region of Saint-Georges and Oiapoque.

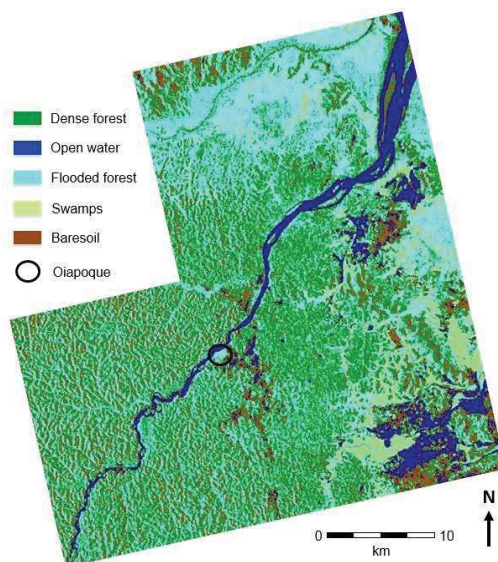


Figure 5: Wetlands land cover map extracted from PALSAR image in the region of Saint-Georges and Oiapoque.

Comparing with the SPOT 5 classification, this method allowed us to characterize free water, flooded forest and swamps (Figure 5) using an archive 2010 image. Moreover, it is important to remind that we used free archive PALSAR imagery in order to test the contribution of L-band SAR data to the identification of malaria environmental features, before considering the acquisition of expensive new L-band data.

The validation of PALSAR classification is complicated but some insights could be obtained from 2010 archive optical imagery if the cloud cover is not too dense. Recent field surveys during the similar period (similar season) can also be used for the validation since the identified wetlands are not strongly changed with time.

Figure 6 shows the various types of wetlands identified in the study area during a field survey conducted in 2015 where open waters (rivers A and ponds B), and various types of swamps (C and D) more or less densely covered by surface vegetation. L-band SAR (here 12.5 m resolution PALSAR data) is an efficient tool for the detection of large wetlands, which can define main resting, and breeding sites of malaria vectors.



Figure 6: Various types of wetlands identified in region of Saint-Georges and Oiapoque.

4.2 Discussion

This study shows that fusion of land cover layers extracted from optical and SAR high-resolution imagery is an efficient tool for detecting large permanent (or long-lasting) wetlands (potential breeding sites) and various forest types (potential resting and feeding sites). Land cover classification of SPOT 5 image suffers two main flaws: the impossibility to penetrate the forest canopy and disturbance from persistent cloud cover in tropical areas. In particular, L-band SAR has proven its ability to detect the water under forest, a key element for the identification of breeding sites of malaria vectors and malaria vector control.

Until now, only free archive SAR data were used in order to test the methodology but the acquisition of PALSAR 2 data is planned. Its main advantage is the possibility to access very high spatial resolution. Combining

very high resolution optical (SPOT 6-7 / Pleiades) together with the very high resolution SAR permit characterize the urban structures (Figure 7) and minor sizes, non-permanent water bodies such as domestic wetlands within the urban areas, at the direct contact with vulnerable populations.

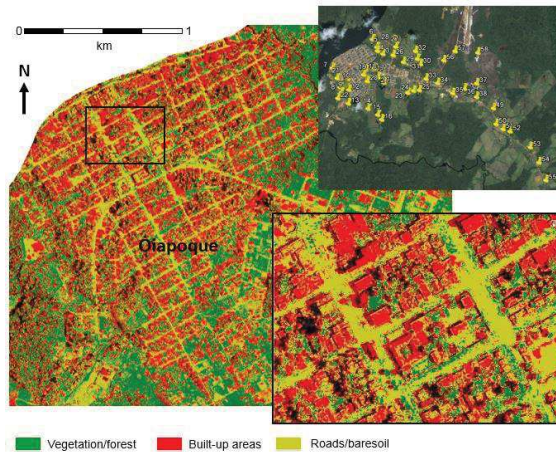


Figure 7: Pixel-based land cover map based on aerial images of 2006 and the domestic (observed and potential) wetlands within urban area (Google Earth background) in Oiapoque.

These results of land cover classification fusion from optical and SAR data are the basis of a landscape-based model of malaria transmission risk (Figure 8) [4].

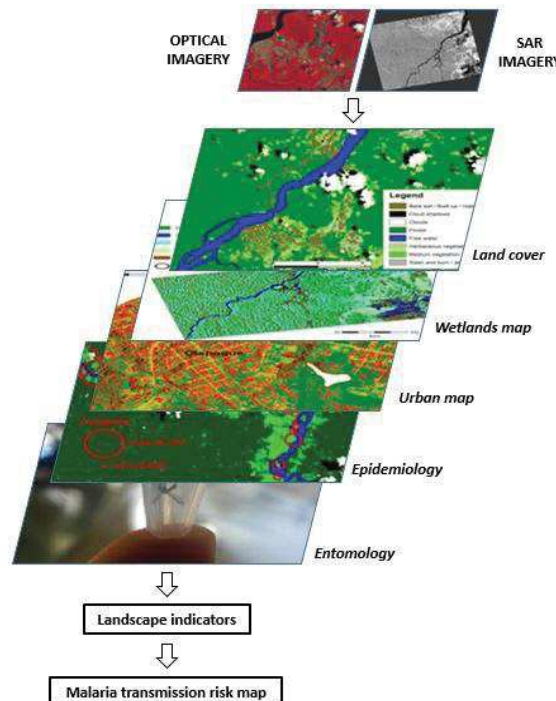


Figure 8: Landscape-based model of malaria transmission risk involving the decision-level fusion of spatialized information layers [4].

The layers of forest / vegetation and wetland types, are then combined to a layer of urban classification and 2 field-based layers: one regarding the entomology of mosquitoes and the malaria epidemiology in the area. These combined layers allow the calculation of landscape indicators and consequently the creation of malaria transmission risk map integration vector-related environmental information (hazard estimation) and human related environmental factors (vulnerability assessment).

5. CONCLUSION AND PROSPECTS

This study provides a method of identification of environmental features associated with malaria vector resting and breeding sites. Optical and SAR remote sensing have been proved to be complementary for this purpose. This method provides the complete LULC information about malaria transmission, which may be automatically and easily reproduced at temporal scale using a time series of images. The fusion of layers containing spatialized information extracted from optical and SAR data from various sensors and at various resolutions aims at producing indicators and malaria transmission hazard/risk maps to support decision-making processes by local institutions /authorities and public health actors.

6. ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported by the TélépAl project (CNES-TOSCA 2014 call), the Biodiva program funded by GUYAMAZON action (IRD, MAEDI, Brazilian FAPs), the GAPAM-Sentinela project (Guyamazon call) and the China Scholarship Council.

7. REFERENCES

- [1] WHO. "World Malaria Report 2015", World Health Organization, Geneva, Switzerland, 2015.
- [2] K. Wangdi, M.L. Gatton, G.C. Kelly, A.C.A. Clements, "Cross-border Malaria: A Major Obstacle for Malaria Elimination," *Advances in Parasitology.*, vol. 89, pp. 79-107, 2015.
- [3] A. Stefani, I. Dusfour, A.P.S.A. Corrêa, M.C.B. Cruz, N. Dessay, A.K.R. Galardo, C.D. Galardo, R. Girod, M.S.M. Gomes, H. Gurgel, A.C.F. Lima, E.S. Moreno, L. Musset, M. Nacher, A.C.S. Soares, B. Carme, E. Roux. "Land cover, land use and malaria in the Amazon: a systematic literature review of studies using remotely sensed data," *Malaria Journal.*, vol. 12, pp.192-200, 2013.
- [4] Z. Li, E. Roux, N. Dessay, R. Girod, A. Stefani, M. Nacher, A. Moiret, F. Seyler, "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 Sens.*, vol. 8, pp. 319, 2016.

MAPPING SOIL TYPOLOGIES USING GEOMORPHOLOGIC FEATURES EXTRACTED FROM DEM AND SAR DATA: AN ENVIRONMENTAL FACTOR AFFECTING MALARIA TRANSMISSION IN THE AMAZON

Zhichao Li^{1*}, Thibault Catry¹, Nadine Dessay¹, Emmanuel Roux¹, Frédérique Seyler¹

¹ESPACE-DEV, UMR 228 IRD/UM/UR/UG, Institut de Recherche pour le Développement (IRD), Montpellier, France

zhichao.li@teledetection.fr; thibault.catry@ird.fr;
nadine.dessay@ird.fr; emmanuel.roux@ird.fr; frederique.seyler@ird.fr

ABSTRACT

Soil typologies are characterized by different distribution and circulation of water, associated with specific water chemical properties, and thus potentially affects the distribution and density of malaria vectors in the Amazon. Based on a conceptual model of tropical soil evolution and distribution, the curvature of watershed slopes is a key indicator of soil typology. The average curvature of each subwatershed in our study area was identified using 30 m resolution SRTM data. PALSAR image with a spatial resolution of 12.5 m was used to implement a land cover map, including water and non-water surfaces. The non-water surface was then integrated with the average curvature of subwatersheds for soil typologies mapping. An indirect approach of soil typologies prediction was proposed, which is complementary with the classical soil classification methods.

Index Terms— Soil typologies mapping, SRTM, ALOS PALSAR, geomorphology, malaria

1. INTRODUCTION

Malaria is one of the most common vector-borne diseases in the world, with an estimated 214 million new cases and 438,000 deaths in 2015 [1], which mostly covers tropical and subtropical zones. In the Americas, the Amazonian region is the most affected by the disease. Soil typologies play an important role

in malaria transmission. Actually, the distribution and density of malaria vectors is impacted by water physical and chemical properties, which are linked with soil typology.

In the Amazon, sustained high temperature and heavy rainfall significantly affect soil evolution and consequently geomorphologic features. Geomorphologic features (elevation, slope, aspect, curvature, *etc.*) are then indicators of soil evolution. They are the consequence of movements and redistribution of water and matter in the landscape [2]. Moreover, soil typologies mapping is a difficult topic in the Amazon because of dense forest cover and poor accessibility for field data [3]. In such context, using remote sensing is a solution for digital soil typologies mapping. Digital elevation model (DEM), combined with optical and/or Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery may be used to characterize geomorphologic features and water distribution [2]. SAR data are cloud-penetrating which enables to reduce the information omission caused by clouds.

The objective of this study is to propose a novel method of digital soil mapping based on geomorphologic features determination and remote sensing.

2. STUDY AREA

This study was carried out in an Amazonian area, the cross-border region between French Guiana and

Brazil, corresponding to the Oyapock basin and including the French municipalities of Camopi, Saint-Georges-de-l'Oyapock and Ouanary, and the Brazilian municipality of Oiapoque (Figure 1).

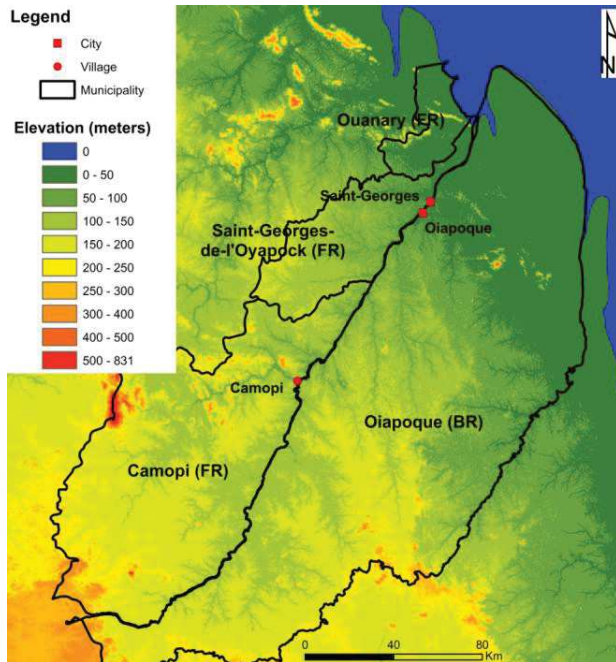


Figure 1: The elevation map and administrative division of study area.

The altitude increases from the northeast to the southwest, with the eastern coastal lowlands and the western highlands (Figure 1). The climate is typically tropical, with an average annual temperature of 27°C and humidity $\geq 80\%$.

3. DATA AND METHODS

3.1. Knowledge-based model of soil evolution

In our study area, ferralsols derived from a granitogneissic basement are dominant. The soil evolution presents three main processes (Figure 2) [4]:

1. Vertical lessivage of ferralsols with the lateral impoverishment of ferrum;
2. Impoverishment and redistribution of ferrum with the blockage of B-Horizon by illuvial clay;

3. Podzolisation hydromorphic: ferralsols is progressively degraded and disappear while clay minerals are attacked.

The stages of soil evolution correspond to convex, convex-concave and concave interfluvies, respectively. Ferralsols (red) are predominant in convex interfluvies. Soils with a little development (Red-yellow) mainly occur in convex-concave interfluvies. Hydromorphic soils mainly appear in concave interfluvies.

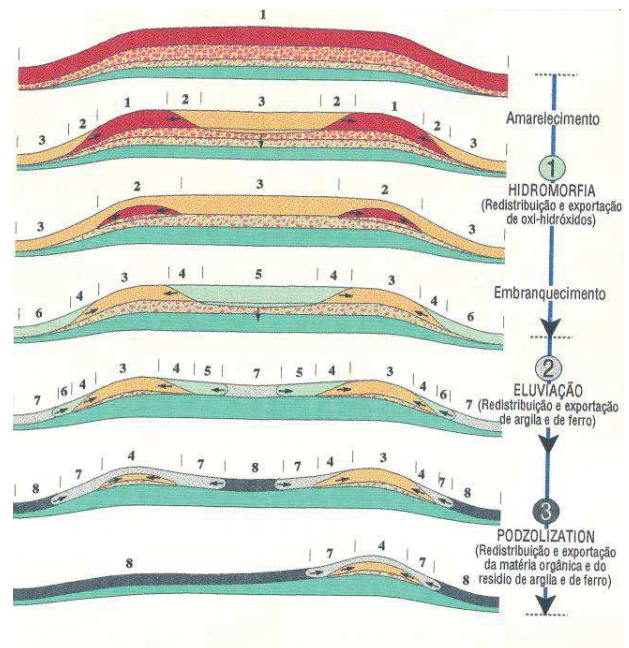


Figure 2: The knowledge-based model of soil evolution [4].

3.2. Soil typologies mapping

The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 30m DEM was used for identifying the curvature, flow direction and the outlet of each subwatershed. The flow direction data and outlets were used to compute a layer of subwatersheds, which was integrated with curvature layer using zonal statistic for determining the average curvature of each subwatershed. Finally, all subwatersheds were classified as convex, concave-convex and concave, which the three soil types in the soil evolution model. The above data processing was performed using Arcmap 10.2.

Water surfaces and artificial lands do not contain information relevant for soil typologies mapping [2]. Moreover, artificial lands accounts for a very small proportion in our study area. One ALOS PALSAR image dated August 7, 2010 with a spatial resolution of 12.5 m (radiometrically calibrated, with the speckle filtered and geometric correction) was used to perform a textural analysis (GLCM under Sentinel tool box). Then, a simple thresholding method on the entropy of SAR signal was used for creating a binary land cover map: *water* and *non-water* surfaces. The convex, concave-convex and concave were applied on the *non-water* surface for implementing the specialization of soil typologies. The entire method is summarized in Figure 3.

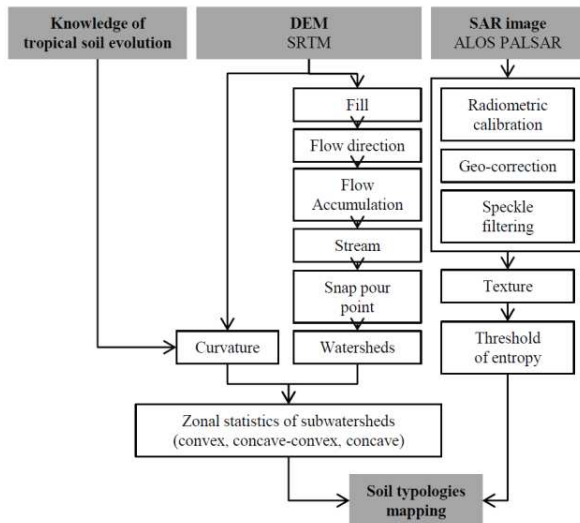


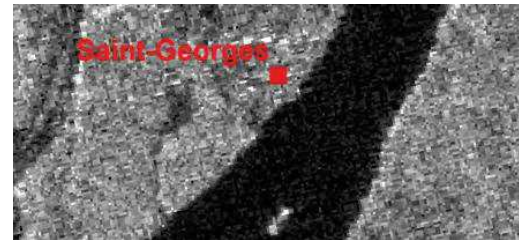
Figure 3: Summarized methodology for soil typology mapping using DEM and SAR data

4. RESULTS AND DISCUSSION

4.1. Results

Figure 4a shows that the *water* and *non-water* surfaces are distinctly visible in PALSAR image. Water surfaces were detected using an appropriate threshold value of entropy (figure 4b).

The subwatersheds were presented in figure 5. Three soil typologies located in the three different landscapes in term of curvature (figure 6).



(a)



(b)

Figure 4: a) ALOS PALSAR imagery; b) the binary land cover (*water* and *non-water* surfaces) (subset of Saint-Georges city).

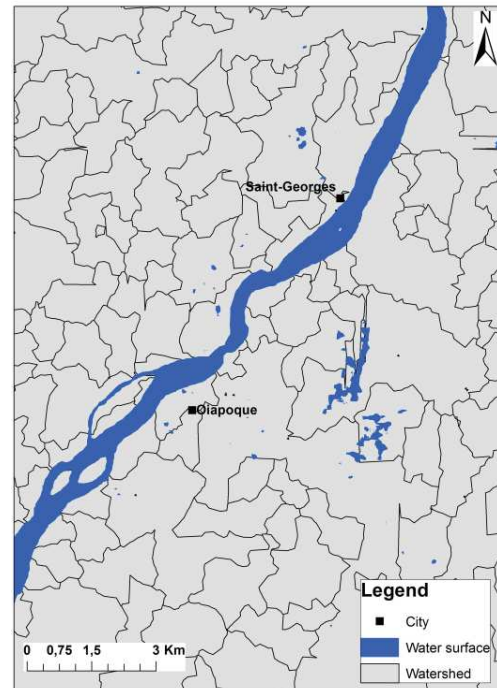


Figure 5: Example of subwatersheds in our study area.

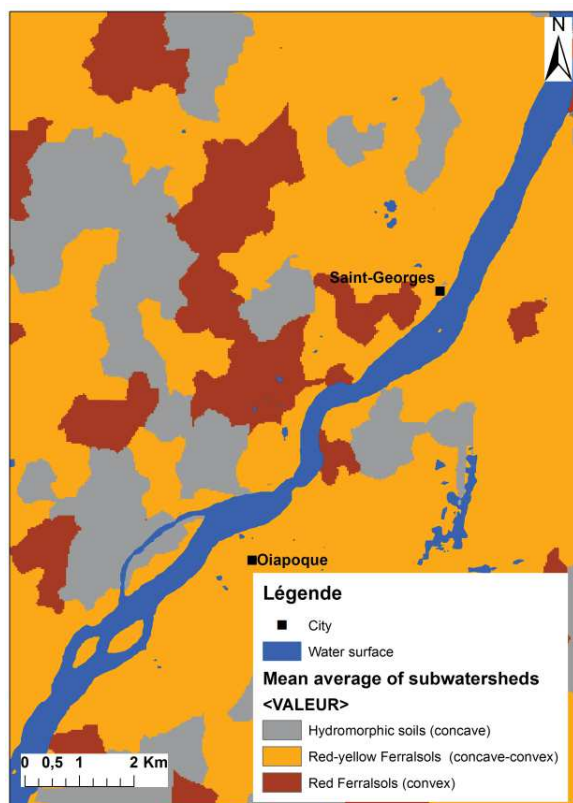


Figure 6: Map of soil typologies related to soil evolution.

4.2. Discussion

In our study, the knowledge of tropical soil evolution is the cornerstone. The proposed method is suitable for our study area because of the predominance of the dense vegetation cover and the small amount of artificial lands. Other environmental factors or geomorphologic features may be integrated in this study. For example, the effect of vegetation as indicator of soil evolution may be relatively easy to characterize using remote sensing and should be considered in the future. High-resolution satellite imagery could be used to extract artificial lands in other study areas where artificial lands accounts for a larger proportion. The validation of soil classification could be performed, using the existing pedological maps, field data and expert knowledge. Moreover, using the proposed method, the DEM at a higher

spatial resolution may be used to refine the map of soil typologies which could be used at a local scale.

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

This study proposed a novel method of soil typologies mapping based on the knowledge of tropical soil evolution and the combining of DEM and SAR data. The approach enables the identification of geomorphologic features and the spatialization of soil types. The proposed approach may be used to access the breeding sites of malaria vectors and their water physical and chemical properties.

6. ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported by the TélépAl project (CNES-TOSCA 2014 call), the Biodiva program funded by GUYAMAZON action (IRD, MAEDI, Brazilian FAPs), the GAPAM-Sentinela project (Guyamazon call) and the China Scholarship Council.

7. REFERENCES

- [1] WHO. “*World Malaria Report 2015*”, World Health Organization, Geneva, Switzerland, 2015.
- [2] V.L. Mulder, S. de Bruin, M.E. Schaepman, T.R. Mayr, “The use of remote sensing in soil and terrain mapping – A review,” *Geoderma*, vol. 162, pp. 1-19, 2010.
- [3] S. Guiet, J.F. Cornu, O. Brunaux, J. Betbeder, J.M. Carozza, C. Richard-Hansen, “Landform and landscape mapping, French Guiana (South America), *Journal of Maps*, vol 9, pp. 325-335, Mar 2013.
- [4] A. Melfi, E. Fritsch, R. Boulet, F. Seyler, A. Carvalho, P. Magat, “Distribuição dos solos nas paisagens lateríticas da Amazônia. Elaboração de um modelo conceitual ilustrando a evolução hydro-bio-geoquímica destas paisagens,” XIII Congresso Latino Americano de Ciência do solo, Águas de Lindoia, SP, Brasil, 4-8 August 1996.

Modélisation des relations entre occupation - usage du sol et distribution spatiale du paludisme par télédétection optique et radar. Application à un environnement en évolution : région transfrontalière Guyane Française – Brésil

Le paludisme est une des maladies vectorielles les plus communes qui est située principalement dans les régions tropicales. La zone étudiée est la région transfrontière Guyane française-Brésil. Le niveau et la dynamique intra-annuelle de la transmission y sont variables, avec un taux d'incidence qui est relativement élevé dans l'Amérique du Sud. Les facteurs environnementaux, en particulier l'occupation et l'usage du sol, influent significativement sur la présence, la densité et la distribution spatiale des moustiques du genre *Anophèles*, vecteurs de la maladie. Les données sur l'environnement, la population et les systèmes de santé sont rarement comparables de part et d'autre de la frontière Guyane-Brésil, excluant une vision bilatérale homogène. La télédétection permet de caractériser spatialement l'environnement de manière quasi continue et complète. L'objectif de ce travail est de caractériser par télédétection des milieux favorables au développement des vecteurs et les interactions hommes-vecteurs pour la zone transfrontalière Guyane-Brésil. Un indicateur spatialisé d'aléa de transmission du paludisme a été développé à l'échelle locale. Il permet de spatialiser la contribution de l'interaction entre milieux forestiers et non-forestiers sur la transmission du paludisme. Ce modèle a été mis en œuvre à l'échelle de la région amazonienne. Cet indice permet de quantifier et d'expliquer l'influence du paysage dans les interrelations homme - vecteurs adultes. L'identification des gîtes larvaires potentiels a été testée à une échelle régionale, à partir de la fusion d'images satellites optiques et radar, afin de mettre en évidence la distribution spatiale de zones humides pérennes et de grandes tailles (lacs, rivières, étangs, *etc.*) et les interfaces avec les milieux urbains et forestiers. La distribution et la densité des vecteurs sont affectées par les propriétés physiques et chimiques des gîtes larvaires potentiels qui sont liées à la typologie des sols. Un modèle conceptuel de l'évaluation des sols adaptés à la zone amazonienne présente que les caractéristiques géomorphologiques (altitude, courbure, *etc.*) sont indicateurs de l'évolution des sols. Une typologie des sols a été réalisée à l'échelle régionale à partir de données altimétriques et de ce modèle conceptuel. Les méthodologies, les cartes d'occupation et d'usage du sol, les cartes d'aléa du paludisme mises en place dans le cadre de cette thèse seront intégrées à l'Observatoire transfrontalier (Guyane-Brésil) qui est en cours de création. Ce travail de thèse contribue ainsi à l'exploitation des nouvelles connaissances sur le mécanisme de transmission du paludisme qui peuvent être utilisées pour définir les nouvelles stratégies de prévention aux échelles locale et régionale.

Mots clés : Télédétection, Occupation / usage du sol, Paludisme, Aléa, Fragmentation du paysage, Région transfrontalière Guyane Française - Brésil

Modeling the relationships between land cover, land use and malaria spatial distribution using optical and SAR remote sensing. Application to a changing environment: French Guiana - Brazil cross-border area

Malaria remains one of the most common vector-borne diseases what is predominantly located in the tropics. The study area is the cross-border area between French Guiana and Brazil where the level and intra-annual dynamic of malaria transmission are variable, with the incidence rates which are relatively high in South America. The environmental risk factors, in particular, land use and land cover, significantly influence the presence, density and spatial distribution of disease vectors, *Anopheles* mosquitoes. Environmental information, population data and health systems database are rarely comparable on both sides of the Guyana-Brazil border which exclude the homogeneous and bilateral vision. Remote sensing permits to spatially characterize the environment on both sides of the border in an almost continuous and complete manner. The objective of this study is to characterize the favorable environment for the development of vectors and the vector-human interaction in the cross-border area between French Guiana and Brazil using remote sensing. A spatial landscape-based hazard index of malaria transmission was developed at the local scale. Such index allows spatializing the contribution of interaction between *forest* and *non-forest* areas on malaria transmission which was then implemented in the entire Amazon region. It quantifies and explains the influence of landscape on the interaction between human population and adult vectors. The identification of potential breeding sites of vectors was tested on a regional scale using the optical and SAR fusion for highlighting the spatial distribution of perennial and large wetlands (lakes, rivers, ponds *etc.*) and the interfaces with urban and forest environments. The distribution of vectors' density is affected by physical and chemical properties of potential breeding sites which are related to soil typology. A conceptual model of soil evolution adapted to the Amazon region presents that geomorphological characteristics (altitude, curvature, *etc.*) are indicators of soil evolution. A soil classification was realized at the regional scale using altimetry data and the conceptual model. The methods, land use and land cover and malaria hazard maps established in this thesis will be integrated in the Observatory Sentinel of cross-border which is being built. This study also contributes to the exploitation of new knowledge about malaria transmission mechanism which can be used to define novel prevention strategies at the local and regional scales.

Keywords: Remote sensing, Land use and land cover, Malaria, Hazard, Landscape fragmentation, Cross-border area between French Guiana and Brazil