



N° _____

Université de Montpellier 2 - Ecole doctorale : SIBAGHE

(Systèmes Intégrés en Biologie, Agronomie, Géosciences, Hydrosociétés, Environnement)

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

L'Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement

(AgroParisTech)

Spécialité : ECS - Eaux Continentales et Société
présentée et soutenue publiquement par

Valérie SOTI

Le 4 avril 2011

CARACTERISATION DES ZONES ET PERIODES A RISQUE DE LA FIEVRE DE LA VALLEE DU RIFT AU SENEGAL PAR TELEDETECTION ET MODELISATION ECO-EPIDEMIOLOGIQUE

Directeur de thèse : **Agnès Bégué**
Co-directeur de thèse : **Jean-François Guégan**
Encadrant de thèse : **Annelise Tran**

Jury

M. Gilbert - Université de Bruxelles Chercheur, HDR (Belg).....Rapporteur
E. Gilot-Fromont - CNRS – Professeur, HDR, Lyon (FR).....Rapporteur
A. Bégué - Cirad - Chercheur, HDR, Montpellier (FR).....Directrice de thèse
A. Tran - Cirad - Chercheur, Montpellier (FR).....Examineur
A. Delacourt - AgroParisTech - Enseignant / Chercheur (FR)Examineur
T. Baldet - Cirad - Chercheur, Cotonou (Bénin).....Examineur
F. Marques - Nevantropic SA (DG), Montpellier (FR).....Invité





N° _____

Université de Montpellier 2 - Ecole doctorale : SIBAGHE

(Systèmes Intégrés en Biologie, Agronomie, Géosciences, Hydrosiences, Environnement)

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

L'Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement

(AgroParisTech)

Spécialité : ECS - Eaux Continentales et Société
présentée et soutenue publiquement par

Valérie SOTI

Le 4 avril 2011

CARACTERISATION DES ZONES ET PERIODES A RISQUE DE LA FIEVRE DE LA VALLEE DU RIFT AU SENEGAL PAR TELEDETECTION ET MODELISATION ECO-EPIDEMIOLOGIQUE

Directeur de thèse : **Agnès Bégué**
Co-directeur de thèse : **Jean-François Guégan**
Encadrant de thèse : **Annelise Tran**

Jury

M. Gilbert - Université de Bruxelles Chercheur, HDR (Belg).....Rapporteur
E. Gilot-Fromont - CNRS – Professeur, HDR, Lyon (FR).....Rapporteur
A. Bégué - Cirad - Chercheur, HDR, Montpellier (FR).....Directrice de thèse
A. Tran - Cirad - Chercheur, Montpellier (FR).....Examinateur
A. Delacourt - AgroParisTech - Enseignant / Chercheur (FR)Examinateur
T. Baldet - Cirad - Chercheur, Cotonou (Bénin).....Examinateur
F. Marques - Nevantropic SA (DG), Montpellier (FR).....Invité



Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu, Annelise Tran, qui a suivi au quotidien mes travaux. Celle sans qui tout cela n'aurait pas été possible, celle qui a toujours soutenu mes projets professionnels et plus particulièrement cette thèse. Une thèse que j'ai eu plaisir à réaliser et pendant laquelle j'ai acquis de nombreuses compétences dans le domaine de la modélisation, des mathématiques, des lignes de commandes en *R*, de la rédaction scientifique et cela grâce à Annelise qui a été d'un soutien sans faille pendant ces trois années. Annelise, un petit bout de bonne femme étonnant, une merveilleuse personne que je n'oublierai jamais. Merci à toi Annelise !

Cette thèse de doctorat a été financée par François Marquès, Directeur Général, de la Société Nevantropic. Je le remercie sincèrement pour m'avoir fait confiance et donné la chance de réaliser cette thèse dans des conditions favorables. Je remercie aussi le Cirad pour l'accueil scientifique et l'appui financier durant cette thèse, appui qui m'a notamment permis de participer à plusieurs conférences scientifiques internationales (EDEN, VetGIS, Epidemics) et de suivre plusieurs formations scientifiques (*R*, Cormas, analyse de sensibilité des modèles...).

Merci à Agnès Bégué, ma directrice de thèse, qui n'a pas hésité à diriger ce travail de recherche, et qui a accepté de m'encadrer dans un domaine d'application de la télédétection qui à l'origine n'est pas le sien, celui de l'épidémiologie. Merci pour tes nombreux conseils scientifiques et méthodologiques, mais surtout merci pour ton soutien sans faille dans les moments les plus importants de ma vie.

Merci à Jean-François Guégan, pour avoir accepté de co-encadrer ce travail de thèse. Merci pour tes conseils et ton aide toutes les fois où j'ai eu besoin d'un avis d'expert.

Merci aux membres du jury, M. Gilbert (Université de Bruxelles), E. Gillot-Fromont (CNRS de Lyon), T. Baldet (CIRAD), A. Delacourt (AgroParisTech) qui ont accepté de me lire et de juger ce travail.

Merci à Didier Fontenille (IRD), Renaud Lancelot (Cirad), Ibra Touré (Cirad), Raphaël Duboz (Cirad), François Bousquet (Cirad), André Miralles (Cemagref) pour avoir accepté de faire partie de mon comité de thèse et pour avoir été au rendez-vous chaque année. Merci à Véronique Chevalier (Cirad), Thomas Balenghien (Cirad), Stéphane de La Rocque (Cirad/FAO), Florence Fouque (Institut Pasteur), Gregory Lambert (EID), Priscilia Cailly (Inra), Cécile Vignoles (Cnes), Muriel Lafaye (Cnes), Nadine Dessay (IRD) pour vos contributions respectives.

Merci à Danny et Pascal, avec qui j'ai partagé le même bureau pendant trois ans, et qui ont vécu au quotidien cette aventure. Je n'oublierai pas nos conversations passionnées sur les

moustiques, sur les mares de Barkedji, sur la modélisation, mais aussi sur les choses de la vie...

Je remercie l'Unité de Recherche AGIRs et plus particulièrement François Roger qui m'a ouvert la porte de l'épidémiologie animale et qui m'a donné la chance de m'y investir. Merci à cette équipe « jeune » du Cirad composée de « Grippette », « Riftette » et autres qui m'ont donné envie de faire une thèse en épidémiologie animale. Merci à Eric Etter qui m'a chaleureusement accueillie à Dakar et avec qui j'ai partagé une mission inoubliable dans le parc du Djoudj. Merci à Julien, Nico, Bruno avec qui j'ai partagé des fous rires inoubliables.

Merci à Diam Abdoul Sow pour les moments passés à Dakar et à Barkedji, pour m'avoir fait découvrir le Sénégal, son peuple, ses mystères et sa culture. Un pays que je porte maintenant dans mon cœur. Merci à Manga pour son accueil chaleureux au centre vétérinaire de Barkedji, qui a su chaque soir nous accueillir avec une petite « mousse ». Merci aussi aux villageois qui nous ont reçus avec une gentillesse exemplaire... Petit clin d'œil à Hasse, mon conducteur de taxi jaune de Dakar...

Je remercie l'UMR-TETIS pour m'avoir accueillie chaleureusement dans ses locaux de la Maison de la Télédétection de Montpellier, et que j'ai du mal à quitter !

Merci à Yaya Thiongane (Isra) pour m'avoir accueillie chaleureusement lors de mes missions au Sénégal.

Merci aux stagiaires, Jonathan, Sylvio, Rémi, qui ont contribué à ce travail !

Merci aussi à toi Manu pour ta patience, car je dois l'admettre je n'ai pas été facile à vivre pendant ces trois années.

Merci à mon fils, Milan qui vient d'avoir ses trois ans et qui a su faire ses nuits à un mois et demi. Merci pour avoir été aussi adorable durant ces trois années...

Merci à mes collègues de Nevantropic, Damien G., Rémi et bien sûr Guillaume, un ami.

Merci à mes collègues de la Maison de la Télédétection, Jean-Claude, Christian Puech, Christian Baron, Camille, Flavie, Marie, Nadine, Valentine, Elodie, Jean-Stéphane, Gérard, Alain Delacourt, Pascal K, Jean-Philippe, Isabelle, Véro, Sylvie, Annie, Maguelonne....

Merci à Alain et à Pierre pour les dépannages informatiques.

Merci à mes partenaires de volley ball : Nathalie, Martin, Cédric, Sylvan, Clovis, Damien...avec qui j'ai partagé de bons moments de détente et de fous rires. Promis, je reprends les matchs après la soutenance !

Résumé

La Fièvre de la Vallée du Rift (FVR) est une zoonose observée pour la première fois au Kenya en 1930 qui par la suite a été détecté dans la plupart des pays d'Afrique Sub-saharienne (zone endémique). La FVR est une maladie à transmission vectorielle dont le virus appartient au genre *Phlebovirus* de la famille des *Bunyaviridae*. En Afrique de l'Est, l'émergence de foyers est prédite par des modèles statistiques, ce qui n'est pas le cas en Afrique de l'Ouest où les facteurs et les mécanismes en jeu sont encore mal définis. L'objectif de cette thèse est d'identifier les facteurs et les processus épidémiologiques expliquant l'émergence de foyers de FVR au Sénégal, en mettant en œuvre une approche éco-épidémiologique centrée sur les principaux moustiques vecteurs du virus. Par l'étude de variables environnementales et climatiques et par leur exploitation dans des modèles mathématiques, nous avons tenté de répondre à deux questions épidémiologiques majeures : (1) quelles sont les zones potentiellement à risque, et (2) quelles sont les périodes favorables à l'apparition de foyers. L'étude a été menée à l'échelle locale, dans une zone d'environ 10 km² autour du village de Barkedji situé dans la région sylvo-pastorale du Ferlo.

Pour localiser les zones à risque de transmission du virus, nous utilisons la télédétection et l'analyse paysagère afin de caractériser l'environnement favorable aux deux principaux candidats vecteurs du virus, *Aedes vexans* et *Culex poicilipes*. Pour identifier les périodes à risque, nous avons développé un modèle d'abondance de populations de moustique des deux espèces vectrices prenant en compte la dynamique des gîtes larvaires (les mares), et dont les simulations ont été validées avec des données de terrain de capture de moustiques. Pour se faire, nous avons dû préalablement développé un modèle dynamique de hauteur d'eau des mares temporaires, modèle calibré et validé à partir de données de terrain et de données d'observation de la Terre.

Les résultats de l'analyse paysagère ont confirmé que les milieux favorables aux vecteurs de la maladie pouvaient être caractérisés par télédétection. Ils ont aussi mis en évidence l'importance des mares et de la densité de végétation environnante, et ont abouti à une cartographie de l'hétérogénéité spatiale du risque de circulation de la FVR. Les résultats de l'analyse temporelle ont montré que les périodes de circulation active du virus coïncidaient avec les années pour lesquelles les deux espèces de moustiques étaient présentes en forte quantité durant la saison des pluies. On observe ainsi deux années à très forte densité des deux moustiques vecteurs, en 1987 et en 2003, correspondant aux années d'épidémie/épizootie les plus importantes dans la région.

Mots clefs : Fièvre de la Vallée du Rift, Télédétection, Analyse paysagère, *Aedes vexans*, *Culex poicilipes*, Gîte larvaire, Modélisation, Mare temporaire, Epidémiologie, Sahel, Sénégal.

Abstract

The Rift Valley fever (RVF) is an arboviral zoonosis, first identified in Kenya in 1930, which has been observed over many sub-Saharan African countries (endemic area). The RVF virus (RVFV) is a mosquito-borne virus member of the family Bunyaviridae, genus Phlebovirus. Statistical models that are used for predicting RVF outbreaks in East Africa do not work in West Africa where the factors and processes involved are still not well described. The aim of this thesis is to identify the factors and epidemiological processes that explain the emergence of RVF outbreaks in Senegal. To achieve that, we have chosen an eco-epidemiological approach targeted on the main candidate mosquito vectors of the RVF virus. By using the environmental and climatic variables and by their exploitation in mathematical models, we tried to answer two major epidemiological questions: (1) where are the potential zones at risk? And, (2) when are the periods favourable to RVF outbreaks?

The study has been carried out at a local scale, in an area of about 10 km² centred on the village of Barkedji in the pastoral Ferlo region in northern Senegal.

When identifying risk areas for virus transmission, we used remote sensing and landscape analysis to characterize favourable environments for the two main candidate vectors, *Aedes vexans* and *Culex poicilipes* (Diptera: Culicidae). For predicting risk of RVF outbreaks, we developed a mosquito population model for the two vector species taking into account the dynamics of the ponds as larval breeding sites. The results of the simulation have been validated with captured mosquito field data. This required the prior development of a temporary pond dynamics model that was calibrated and validated with field and remote sensing data.

The results of the landscape analysis confirmed that favourable environments for the mosquito vectors of the RVF could be characterised by remote sensing. The importance of the ponds and the surrounding vegetation density was also highlighted, allowing to map the spatial heterogeneity of RVF circulation risk. The results of the mosquito model simulations showed that periods of active virus circulation matched the years when both vector species were densely present during the rainy season. Indeed, the simulations showed high mosquito densities in 1987 and 2003, which correspond to the most important epidemic and epizootic events in that region.

Key words: Rift Valley fever, Remote sensing, Landscape analysis, *Aedes vexans*, *Culex poicilipes*, Larval breeding site, Modelling, Temporary pond, Epidemiology, Sahel, Senegal.

Table des matières

Liste des abréviations	7
Glossaire.....	8
Introduction.....	11
Chapitre 1 : Etat de l'art	15
1.1 Epidémiologie de la Fièvre de la Vallée du Rift	15
1.1.1 Historique et distribution de la maladie.....	15
1.1.2 Le cycle de transmission de la FVR, une maladie dite « vectorielle »	17
1.1.3 Les principaux vecteurs de la FVR	18
1.1.4 Les hôtes potentiels du virus.....	20
1.1.5 Les symptômes de la maladie	21
1.1.6 Les moyens de lutte	22
1.1.7 L'influence des facteurs humains sur l'émergence de la FVR.....	23
1.1.8 Les zones écologiques favorables à la maladie	24
1.2 Modélisation des maladies vectorielles et apports des outils géomatiques.....	25
1.2.1 L'approche statistique	26
1.2.2 L'approche par l'étude des processus.....	27
1.2.3 Apport des produits d'Observation de la Terre	28
1.3 Modélisation de la Fièvre de la Vallée du Rift.....	31
1.3.1 En Afrique de l'Est	31
1.3.2 En Afrique de l'Ouest	34
Chapitre 2 : Contexte de l'étude et données utilisées.....	41
2.1 Contexte épidémiologique	41
2.1.1 La Fièvre de la Vallée du Rift au Sénégal.....	41
2.1.2 Bio-écologie et cycle de vie des vecteurs de la FVR au Sénégal.....	42
2.2 Contexte géographique.....	44
2.2.1 Cadre général.....	44
2.2.2 Climat.....	45
2.2.3 Hydrologie.....	46
2.2.4 Contexte socio-économique.....	47
2.3 Données disponibles	52
2.3.1 Les données géographiques.....	52
2.3.2 Les données pluviométriques et hydrologiques.....	54
2.3.3 Les données entomologiques.....	55
2.3.4 Les données sur les hôtes	57
2.3.5 Les données sérologiques	57
2.3.6 Sélection des jeux de données pour l'analyse	59

Chapitre 3. Travaux personnels	61
3.1 L'approche spatiale par l'analyse paysagère : principaux résultats	61
3.1.1 <i>Potentialités des images satellites pour la cartographie et le suivi de la dynamique des mares temporaires des zones arides</i>	61
3.1.2 <i>Déterminants paysagers du risque de transmission de la Fièvre de la Vallée du Rift à partir d'image THRS. Etude de cas réalisée à Barkedji (Ferlo, Sénégal)</i>	75
3.2 L'approche temporelle par la modélisation : principaux résultats	99
3.2.1 <i>Le potentiel de la télédétection et de la modélisation hydrologique pour le suivi spatio-temporel des mares de la région du Ferlo (Sénégal)</i>	99
3.2.2 <i>Un modèle hydrologique combiné à un modèle de dynamique de population de moustiques pour prédire les foyers de la Fièvre de la Vallée du Rift en Afrique de l'Ouest</i>	121
Chapitre 4. Conclusions et perspectives	143
4.1 Apports thématiques : contribution à l'étude de l'éco-épidémiologie de la FVR au Sénégal	143
4.1.1 <i>Importance des déterminants paysagers pour expliquer la distribution spatiale de la FVR</i>	143
4.1.2 <i>Importance de la dynamique des gîtes larvaires pour expliquer l'évolution des populations de moustiques vecteurs de la FVR</i>	145
4.2 Apports méthodologiques : contribution à « l'épidémiologie paysagère »	147
4.2.1 <i>Approche par l'analyse spatiale</i>	147
4.2.2 <i>L'approche par la modélisation temporelle</i>	148
4.3 Perspectives	150
4.3.1 <i>Perspectives de recherche</i>	150
4.3.2 <i>Perspectives opérationnelles</i>	152
Listes des tables	155
Listes des figures	156
Listes des annexes	158
Références bibliographiques	159

Liste des abréviations

AVHRR : Advanced Very High Resolution Radiometer

AUC : Area Under Curve

Cirad : Centre de coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement

Cnes : Centre National d'Etudes Spatiales

EMPRESS : Emergency Prevention System

ENSO : El Niño Southern Oscillation

FAO : Food and Agriculture Organisation

FVR : Fièvre de la Vallée du Rift

GPS : Global Positioning System

HRV : High Resolution Visible

IgG : Immunoglobuline de classe G

IgM : Immunoglobuline de classe M

ISRA : Institut Sénégalais de Recherche Agricole

OT : Observation de la Terre

MIR : Moyen infrarouge (Short Wave InfraRed-SWIR)

MSS : Multispectral Scanner System

MNT : Modèle Numérique de Terrain

NDVI : Normalized Difference Vegetation Index

NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration

OIE : Office International des Epizooties (World Organisation for Animal Health)

OMS : Organisation Mondiale de la Santé

PIR : Proche infrarouge (Near InfraRed, NIR)

PPZS : Pôle Pastoral Zones Sèches

ROC : Receiver Operating Characteristic

SIG : Système d'Information Géographique

SMA : Système Multi Agent

SOI : Southern Oscillation Index

SPOT : Satellite Pour l'Observation de la Terre

SRTM : Shuttle Radar Topographic Mission

SST : Sea Surface Temperature

TM : Thematic Mapper

TRMM : Tropical Rainfall Measuring Mission

UP : Unité Pastorale

WHO : World Health Organization (<http://www.who.int/en/>)

ZSP : Zone Sylvo-Pastorale

Glossaire

Arbovirose : maladies tropicales dues aux arbovirus (virus transmis par des piqûres de moustiques ou de tiques). Exemple : dengue, fièvre jaune, ...

Arthropode : animal constitué d'une suite d'anneaux durs extérieurement, soupagement articulés entre eux et dont certains portent une paire d'appendices ventro-latéraux (pattes par exemple), eux-mêmes divisés en segments articulés. L'embranchement des arthropodes comprend entre autres la classe des insectes (poux, puces, punaises, phlébotomes, simulies, glossines, moustiques, etc.) et des acariens (tiques, etc.).

Capacité vectorielle : la capacité vectorielle d'une population de vecteurs représente le nombre de piqûres potentiellement infectantes qu'un hôte infectant est susceptible de générer par l'intermédiaire de la population vectrice par unité de temps.

Cycle gonotrophique : ce cycle correspond à la succession des phénomènes physiologiques qui se produisent chez un arthropode vecteur entre le repas de sang et la ponte des œufs.

Endémie/enzootie : persistance dans une région d'une maladie, qui se manifeste en permanence ou périodiquement. Les termes d'endémie et d'enzootie s'appliquent respectivement à une maladie humaine et animale.

Épidémie/épizootie : apparition subite et rapide d'une maladie infectieuse à un grand nombre de personnes d'une région. Chez les animaux, on parle d'**épizootie**.

Epidémiologie : étude de la distribution et des déterminants d'évènements de santé (*i.e.* des facteurs individuels et d'environnement qui peuvent avoir une influence positive ou négative), dans une population humaine, animale ou végétale.

Hématophage : se dit d'un animal qui se nourrit de sang [hémato = sang, phage = manger].

Hôte intermédiaire : être vivant, vertébré ou invertébré, dans l'organisme duquel un pathogène peut se développer et se multiplier.

Imago : forme définitive d'un insecte qui a subi des métamorphoses.

Incidence : nombre de nouveaux cas d'une pathologie observés pendant une période et pour une population déterminées.

Infecté : qui contient le pathogène.

Infectieux : stade qui peut transmettre le pathogène. Un individu infecté n'est pas forcément infectieux.

Prévalence : nombre de cas d'une maladie dans une population à un moment donné (prévalence instantanée) ou au cours d'une période donnée, sans distinction du début de la maladie et sans distinction entre les cas nouveaux et anciens.

Réservoir : espèce, milieu ou mécanisme permettant la survie d'un agent pathogène considéré en tant qu'espèce.

Susceptible : individu hôte n'étant pas immunisé contre une maladie.

Transmission directe : transmission de pathogène ayant lieu par contact direct entre un individu infectieux et un individu susceptible

Transmission indirecte : transmission de pathogène se faisant indirectement via un vecteur ou via un hôte intermédiaire.

Transmission horizontale : transmission de pathogène entre individus de même génération ou contemporains.

Transmission verticale : transmission d'un pathogène d'un parent à l'enfant

Transovarienne : se dit d'une infection qui est transmise d'une femelle infectée à sa descendance.

Vecteur (d'une maladie) : arthropode hématophage qui assure la transmission biologique ou mécanique active d'un agent infectieux d'un vertébré à un autre vertébré.

Virémie : désigne la présence de virus dans le sang, qui peut éventuellement permettre au virus de se disséminer sur d'autres tissus.

Zoonose : maladie animale qui se transmet à l'homme.

Introduction

Ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre du projet européen EDEN (Emerging Diseases in a changing European eNvironment). Ce projet propose d'évaluer le potentiel des données issues de l'Observation de la Terre (OT) pour l'étude des écosystèmes et des facteurs environnementaux jouant un rôle dans la distribution spatiale et temporelle de la Fièvre de la Vallée du Rift (FVR) au Sénégal. La FVR est une maladie vectorielle affectant les hommes et les ruminants. Le virus appartient au genre *Phlebovirus*, l'un des cinq genres de la famille des Bunyaviridæ. Transmis par des arthropodes hématophages, le virus est observé pour la première fois en 1930 au Kenya et a ensuite été observé dans la plupart des pays d'Afrique sub-saharienne (zone endémique) au climat aride et semi-aride. En 2000, la maladie est pour la première fois répertoriée en dehors du continent africain, dans la péninsule arabique, où elle a causé de nombreux décès au Yémen et en Arabie Saoudite (Shoemaker et al., 2002). Parmi les pays d'Afrique touchés, on distingue deux schémas d'émergence de la maladie : les pays d'Afrique de l'Est et du Sud où les foyers de FVR surviennent suite à des surplus pluviométriques importants (Davies et al., 1985) et les pays d'Afrique de l'Ouest pour lesquels les foyers de FVR ne coïncident pas systématiquement avec des saisons des pluies arrosées, et peuvent même apparaître suite à une année sèche (Zeller et al., 1997). De la même manière, la diffusion de la maladie n'a pas la même ampleur selon la zone géographique. En Afrique de l'Est, les épidémies sont fréquentes et de grande ampleur. En Afrique de l'Ouest, et plus particulièrement dans la région couvrant le sud de la Mauritanie et le nord du Sénégal, les patrons épidémiologiques se limitent à des foyers sporadiques, distants de plusieurs centaines de kilomètres (Digoutte et Peters, 1989), excepté en 1987 où la transmission du virus à l'homme a conduit à une épidémie qui causa la mort de plus de 200 personnes près du village de Rosso situé sur le fleuve Sénégal qui sépare la Mauritanie du Sénégal (Jouan et al., 1989 ; Saluzzo et al., 1987).

Les facteurs d'émergence de la FVR en Afrique de l'Ouest sont à ce jour encore mal connus (Fontenille et al., 1998). L'émergence de la FVR ne coïncidant pas avec des facteurs climatiques « extrêmes », des chercheurs ont étudiés des relations entre la maladie et des facteurs environnementaux (taille de la mare, localisation) à une échelle locale (Chevalier et al., 2004; Chevalier et al., 2005; Chevalier et al., 2009). Ces relations restent difficiles à interpréter au sens biologique. En revanche, les vecteurs enzootiques de la FVR au Sénégal ont été clairement identifiés, il s'agit principalement des moustiques *Aedes vexans* et *Culex poicilipes* (Fontenille et al., 1998 ; Zeller et al., 1997). Pour ces deux espèces vectrices, les mares temporaires constituent les principaux gîtes larvaires et des lieux favorables pour se nourrir sur leurs hôtes. De fait, la carte des zones potentiellement à risque de transmission de la FVR est souvent limitée à la cartographie des mares (Lacaux et al., 2007 ; Pin, 2006 ;

Tourre et al., 2008) ne traduisant pas correctement l'hétérogénéité spatiale de la maladie (Chevalier et al. 2005). Ces conclusions sont étayées par les résultats obtenus par la modélisation mathématique des populations vecteurs de la FVR au Sénégal, qui montrent la nécessité d'intégrer dans les modèles des variables environnementales autres que climatiques pour mieux comprendre les mécanismes d'émergence de la FVR en Afrique de l'Ouest (Bicout et Sabatier, 2004 ; Porphyre et al., 2005).

C'est dans ce contexte scientifique que s'inscrit ce travail de thèse dont l'**objectif** est d'identifier les facteurs environnementaux clefs et de comprendre les processus en jeu dans l'émergence des foyers de FVR en Afrique de l'Ouest, et plus spécifiquement dans la région du Ferlo au Nord du Sénégal qui constitue notre zone d'intérêt. Pour répondre à ces objectifs, nous avons menés nos travaux à Barkedji, petit village localisé dans la zone sylvo-pastorale du Ferlo dont l'activité dominante est l'élevage extensif et la transhumance. Situé dans l'ancienne vallée fossile du Ferlo, Barkedji se caractérise par un réseau de mares dense prisé par les éleveurs transhumants mais aussi par les moustiques *Ae. vexans* et *Cx. Poicilipes*, principaux vecteurs de la FVR. Nous avons ainsi fait le choix de mener nos observations à une échelle locale sur les principaux gîtes larvaires que sont les mares temporaires de la zone d'étude. Dans cette région, la circulation active du virus de la FVR a été observée à maintes reprises (Chevalier et al., 2005 ; Zeller et al., 1997) constituant ainsi une aire géographique (zone d'environ 120 km²) appropriée pour l'étude des mares et de leur rôle dans le maintien et la diffusion de la FVR. Ces mares semblent jouer un rôle déterminant dans la présence et la dynamique des populations de moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*, ce qui nécessite de connaître leur mode de fonctionnement. En effet, les mares se caractérisent par une forte variabilité journalière de niveaux d'eau liée à des facteurs physiques (topographie plane, propriété du sol...), mais aussi climatiques qui doivent être pris en compte pour modéliser le plus finement possible la dynamique des populations de moustique identifiés comme principaux vecteurs de la maladie.

En résumé, voici les deux questions d'ordre éco-épidémiologique auxquelles nous avons essayé de répondre et qui ont articulé ce travail de thèse :

- i) quelles sont les zones potentiellement à risque (**où ?**),
- ii) quelles sont les périodes favorables à l'apparition de foyers (**quand ?**),

Pour atteindre ces objectifs, nous avons développé deux approches (figure 1). Pour répondre à la question relative à la distribution spatiale des foyers d'émergence de la maladie, nous avons adopté une démarche écologique par l'analyse paysagère où l'utilisation des images satellites de la basse à la très haute résolution spatiale a été

privilegiée pour détecter et caractériser les mares de la zone d'étude. En effet, les images satellites permettent d'accéder à des données environnementales spatialement exhaustives et répétitives, particulièrement intéressantes dans les régions mal documentées. Pour répondre à la question relative à la distribution temporelle des moustiques vecteurs et du rôle de ces vecteurs dans l'émergence de la maladie, nous avons utilisé la modélisation mathématique pour décrire et simuler les processus biophysiques des mares temporaires que nous avons ensuite intégré dans un modèle classique de populations de moustiques adapté à la biologie d'*Ae. vexans* et de *Cx. poicilipes*.

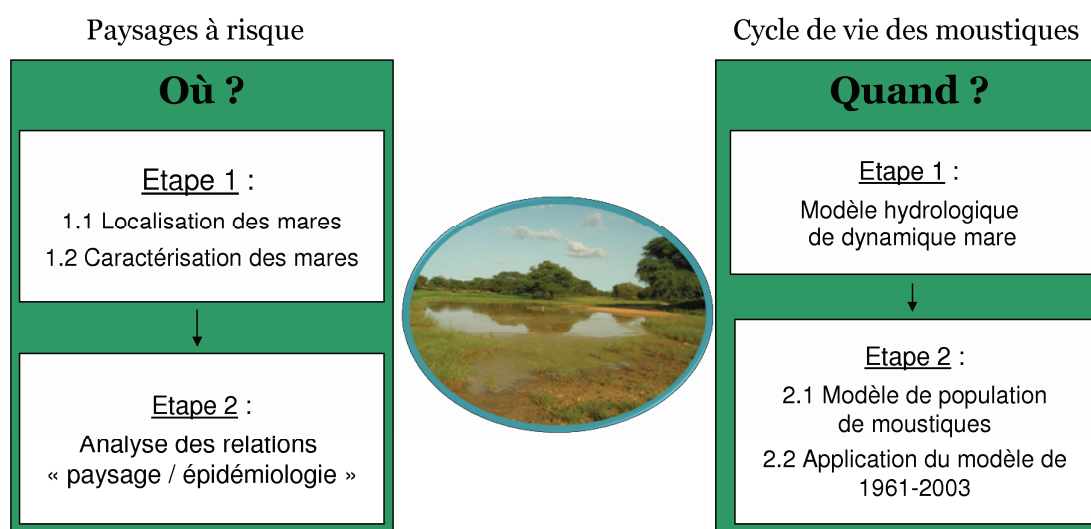


Figure 1 : Schéma de la démarche générale adoptée durant la thèse

Ce travail s'organise en 4 chapitres :

- Dans la première partie (Chapitre I), un état de l'art est réalisé, portant à la fois sur l'épidémiologie (Partie 1.1) et sur la modélisation des maladies vectorielles (Partie 1.2) en particulier celle de la Fièvre de la Vallée du Rift (Partie 1.3).
- Dans la deuxième partie (Chapitre II), nous présentons le contexte épidémiologique de la FVR au Sénégal (Partie 2.1) ainsi que le contexte géographique de l'étude (Partie 2.2), puis nous décrivons les données utilisées dans cette étude (Partie 2.3).
- Les travaux personnels de recherche font l'objet du Chapitre III. Ils sont présentés sous la forme de quatre articles publiés ou en préparation, précédés chacun d'un résumé en français présentant les principaux résultats.

Les méthodes et résultats concernant l'approche spatiale sont présentés dans la partie 3.1. Nous y présentons nos travaux de recherche sur les méthodes issues de l'Observation de la Terre (OT) pour l'inventaire et le suivi des mares temporaires que nous considérons comme élément du paysage à haut risque d'émergence et de

transmission de la FVR (Article 1), puis nous présentons nos travaux sur les « motifs paysagers » permettant d'expliquer l'hétérogénéité spatiale des foyers de FVR dans la zone d'étude (Article 2).

- ❖ Article 1 : *Assessing optical Earth Observation Systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas* - V. Soti, A. Tran, J.S. Bailly., C. Puech, D. Lo Seen, A. Bégué. - International journal of applied earth observation and geoinformation, 11 (2009) 344-351.
- ❖ Article 2 : *Déterminants paysagers du risque de transmission de la Fièvre de la Vallée du Rift à partir d'image THRS. Etude de cas réalisée à Barkedji (Ferlo, Sénégal)*. – V. Soti, V. Chevalier, J. Maura, A. Begue, C. Lelong, R. Lancelot, D. Sow, A. Tran.

Afin d'aborder la composante dynamique de l'occurrence de la FVR et d'identifier les périodes à risque, nous avons complété notre analyse par une approche de modélisation des processus (3.2). Dans cette partie, nous montrons comment la modélisation mathématique contribue à améliorer notre connaissance sur l'influence des conditions environnementales sur la dynamique de populations des deux principales espèces de moustiques (*Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*) vecteurs de la maladie. Pour cela, nous avons d'abord développé un modèle hydrologique permettant de simuler le plus finement possible la dynamique des gîtes larvaires que sont les mares temporaires (Article 3). Ce modèle est combiné à un modèle d'abondance de population de moustiques qui prend en compte la biologie respective des deux principaux vecteurs de la maladie (Article 4), la localisation des œufs dans la mare, et les conditions d'éclosion liées aux variations spatio-temporelles des surfaces en eau dans la mare.

- ❖ Article 3 : *The potential for remote sensing and hydrologic modelling to assess the spatio-temporal dynamics of ponds in the Ferlo Region (Senegal)* - V. Soti, C. Puech, D. Lo Seen, A. Bertran, C. Vignolles, B. Mondet, N. Dessay, A. Tran. - Hydrological Earth System Science, 14, (2010) 1449-1464.
 - ❖ Article 4 : *Combining habitat based and mosquito population modelling for predicting RVF outbreaks in West Africa* - V. Soti, A. Tran, V. Chevalier, D. Fontenille, P. Degenne, D. Lo Seen, J-F. Guegan.
- La dernière partie (Chapitre IV) conclut ce mémoire en présentant une synthèse des résultats obtenus d'un point de vue thématique (4.1) et méthodologique (4.2), en proposant diverses voies de recherche à explorer pour de futures applications opérationnelles (4.3).

Chapitre 1 : Etat de l'art

Ce chapitre a pour objectif de présenter l'épidémiologie de la maladie (partie 1.1), un état de l'art portant sur la modélisation des maladies vectorielles et sur les apports de la géomatique dans ce domaine (partie 1.2), et enfin, les principaux modèles appliqués à l'épidémiologie de la Fièvre de la Vallée du Rift en Afrique de l'Est et en Afrique de l'Ouest (partie 1.3).

1.1 Epidémiologie de la Fièvre de la Vallée du Rift

1.1.1 Historique et distribution de la maladie

La Fièvre de la Vallée du Rift (FVR) est une zoonose arbovirale, affectant les hommes et les ruminants. Le virus appartient au genre *Phlebovirus*, l'un des cinq genres de la famille des Bunyaviridæ. Transmise par des arthropodes hématophages, la FVR fait partie des maladies vectorielles. C'est une maladie à déclaration obligatoire inscrite sur la liste des maladies prioritaires de l'OIE (Organisation Mondiale de la Santé Animale). Il s'agit d'une maladie avant tout rurale qui affecte essentiellement les zones arides et semi-arides du continent africain (Figure 1). Les zones géographiques qui ont connu les plus importantes épidémies en Afrique concernent l'Afrique de l'Est et l'Afrique Australe, et deux pays d'Afrique de l'Ouest, la Mauritanie et le Sénégal.

Découvert pour la première fois au Kenya en 1930 dans la vallée du Rift (Daubney et al., 1931), le virus de la FVR a ensuite été observé dans l'ensemble des pays d'Afrique subsaharienne (Figure 1), générant des épizooties et épidémies en Egypte en 1977-1978 (Abu-Elyazeed et al., 1996 ; Hoogstraal et al., 1979 ; Meegan et al., 1979a), dans la vallée du fleuve Sénégal en 1987 (Jouan et al., 1989 ; Saluzzo et al., 1987), en 1993 en Mauritanie (Abu-Elyazeed et al., 1996), à Madagascar en 1990 et 1992 (Morvan et al., 1992 ; Morvan et al., 1991). Une flambée épidémique majeure a ensuite touché la Somalie, la Tanzanie et le nord du Kenya en 1997-1998. En septembre 2000, pour la première fois, la maladie est répertoriée en dehors du continent africain, dans la péninsule arabique, où elle a causé de nombreux décès au Yémen et en Arabie Saoudite (Shoemaker et al., 2002). Plus récemment, en 2006 et en 2007 une nouvelle vague épidémique a touché l'Afrique de l'Est (Kenya, Somalie et Tanzanie) conduisant à près de 200 morts. En 2007 et 2008, elle touche le Soudan (698 cas dont 22 morts en 2008), l'archipel des Comores en 2007 (7 cas, aucun cas sévère), Madagascar en 2008 (418 cas dont 17 morts), et l'Afrique du Sud (186 cas confirmés dont 18 morts) en mai 2010 (<http://www.who.int/csr/don/en/>)². Pour ces pays où

¹ Consulté le 15 janvier 2011

l'apparition de la maladie est récente, les mécanismes d'introduction du virus y sont encore mal connus.

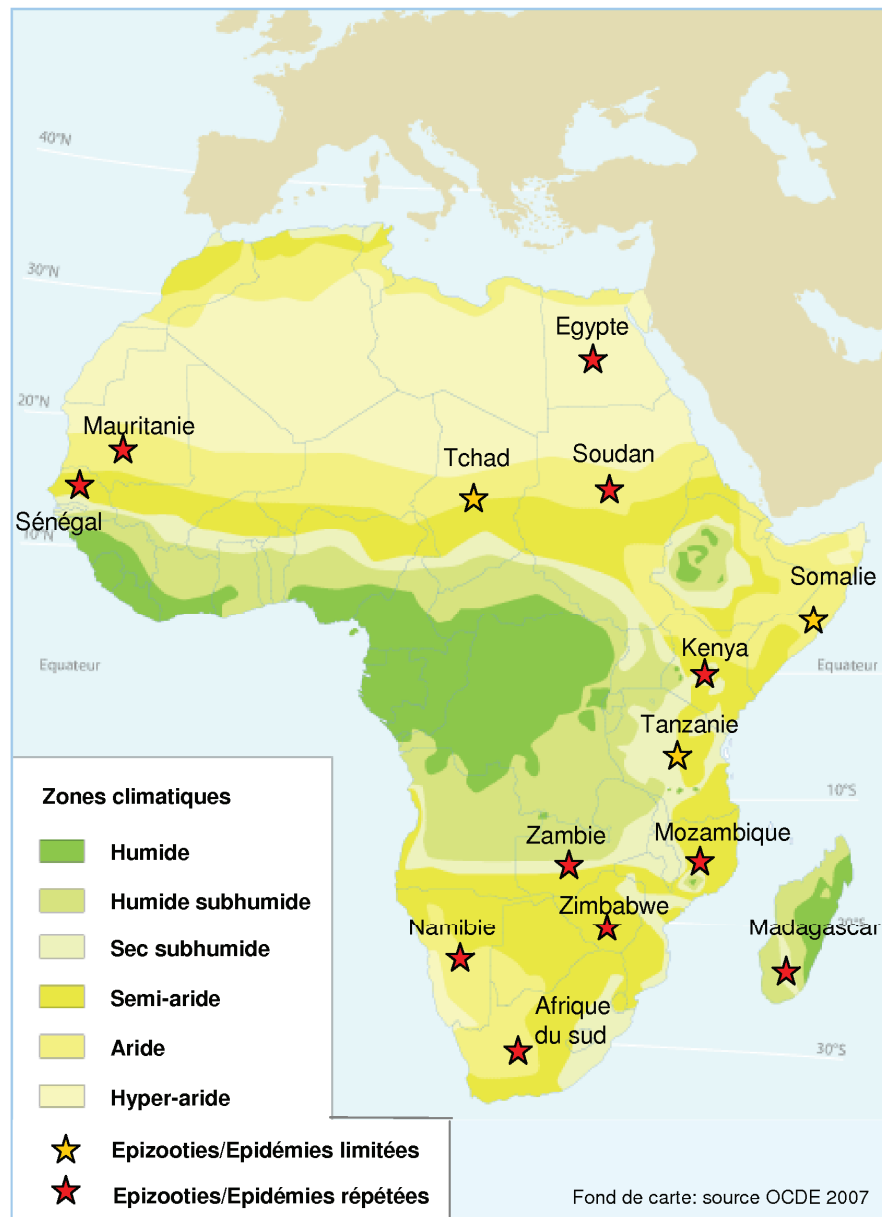


Figure 2 : Zones climatiques et distribution des principales épizooties/épidémies de Fièvre de la Vallée du Rift sur le continent Africain depuis 1930

Au Kenya (Davies et al., 1985), en Afrique du Sud (McIntosh et Jupp, 1981), en Zambie (Davies et al., 1992) et au Zimbabwe (Swanepoel, 1981) les épidémies surviennent après des périodes anormalement pluvieuses liées au phénomène El Nino. En revanche, en Afrique de l'Ouest, on ne trouve pas de corrélation systématique forte entre l'apparition de foyers et la pluie (Anyamba et al., 2002).

1.1.2 Le cycle de transmission de la FVR, une maladie dite « vectorielle »

Les maladies dites vectorielles, qu'elles soient humaines ou animales, présentent un schéma de transmission indirect commun : ce sont des maladies pour lesquelles l'agent pathogène (virus, bactérie ou parasite) est transmis d'un individu infecté (un hôte vertébré : homme ou animal) à un autre par l'intermédiaire d'un arthropode (insecte, tique) hématophage.

Plusieurs études ont montré que ces pathologies humaines ou animales sont liées de manière plus ou moins directe à l'environnement (paludisme, fièvre jaune, dengue, trypanosomose humaine/animale africaine, fièvre de la vallée du Rift ou fièvre catarrhale du mouton etc...) et que leur distribution est conditionnée par la présence des insectes vecteurs compétents dont la vie et la dynamique dépendent de variables telles que la température, l'humidité, les types de végétation etc...

Leurs émergences peuvent être une manifestation de la rupture d'équilibres écologiques, tels que ceux provoqués par des changements climatiques ou/et la modification des écosystèmes susceptibles de modifier l'aire de répartition de certains pathogènes et/ou vecteurs et de favoriser ainsi la propagation de la maladie (McMichael et al., 1996 ; McMichael et al., 2006 ; Morse, 1995) ou le résultat de l'intensification des échanges commerciaux ou humains (chikungunya, dengue).

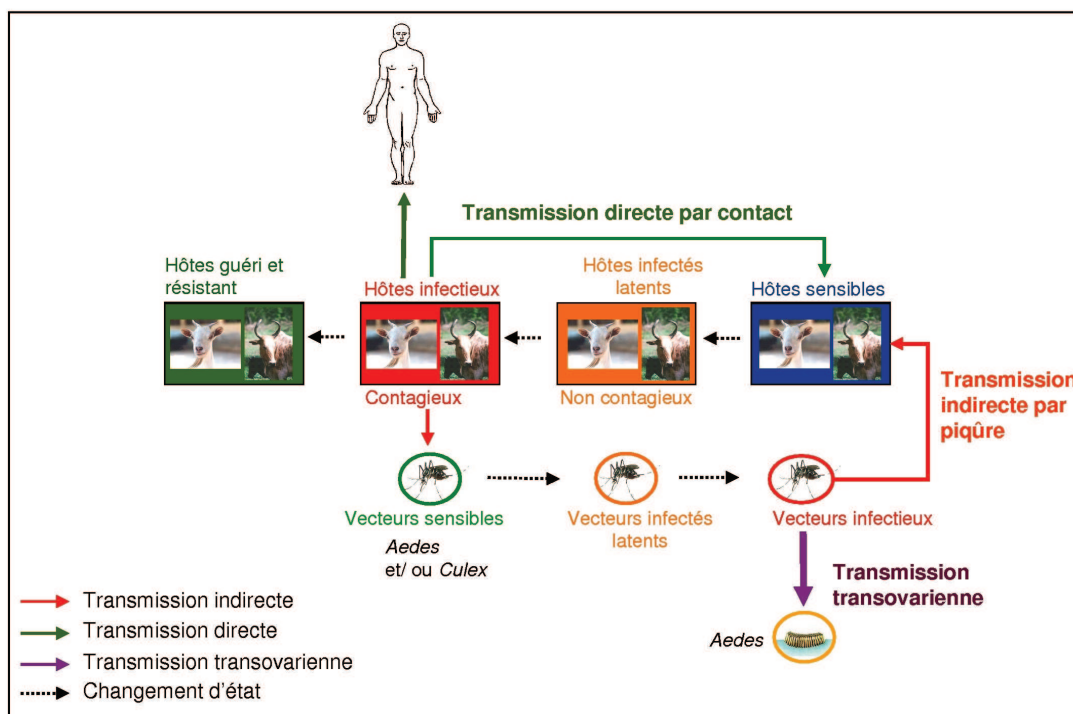


Figure 3 : Schéma des différents modes de transmission de la Fièvre de la Vallée du Rift

Dans le cas de la FVR, les vecteurs principaux de la maladie sont les moustiques. Par piqûre, ils peuvent transmettre le virus aux hôtes (hommes/animaux) de la maladie, la transmission est dite alors indirecte et horizontale (Figure 2).

D'autres modes de transmission du virus sont possibles (Figure 2) :

- via les œufs des moustiques, on parle alors de transmission transovarienne ou verticale ;
- par contact direct de l'homme ou de l'animal avec du sang ou des organes d'animaux contaminés. Par exemple, au moment des mises-bas, beaucoup de contaminations sont constatées chez les animaux qui ont été en contact avec le placenta du fœtus et de la même manière, on constate beaucoup d'hommes contaminés lors de l'abattage des animaux. Le virus pénètre chez l'homme par inoculation (blessure avec un couteau souillé), par inhalation (contamination de laboratoire) ou par ingestion (lait ou viande crus).

1.1.3 Les principaux vecteurs de la FVR

De nombreuses espèces de moustiques appartenant aux genres *Aedes*, *Anopheles*, *Culex*, *Eretmapodites* et *Mansonia* ont été identifiées comme les vecteurs biologiques compétents de la FVR (Fontenille et al., 1998). Des études ont permis d'isoler le virus dans plus de huit familles d'arthropodes, parmi lesquels on compte plus de 30 espèces de moustiques (Meegan et Bailey, 1988). Selon les zones géographiques ces vecteurs diffèrent (Annexe 1), mais parmi les vecteurs incriminés dans le cycle de transmission de la FVR, les genres *Aedes* et *Culex* sont les plus souvent cités.

En Afrique de l'Est, des campagnes entomologiques menées au Kenya autour des mares temporaires, appelées « Dambos », ont permis d'identifier les vecteurs les plus abondants dans ces zones humides (Linthicum et al., 1984). Dans cette étude, les *Aedes* représentent 19,1% et les *Culex* 54,6 % des moustiques capturés. Parmi les *Aedes*, les deux espèces les plus abondantes étaient *Ae. lineatopennis* (87%) et *Ae. cumminsii* (11%). Parmi les *Culex*, les espèces les plus abondantes étaient *Cx. pipiens* (55%) et *Cx. zombaensis* (29%). Une autre étude de terrain a également permis d'identifier *Aedes mcintoshi* comme jouant un rôle important dans la transmission verticale du virus de la FVR en Afrique de l'Est. Ceci a été démontré suite à l'isolement du virus chez des mâles et des femelles, obtenus à partir de larves prélevées dans des dépressions récemment inondées au Kenya, et n'ayant jamais pris de repas sanguin (Linthicum et al, 1985a).

Lors de l'épidémie qui toucha l'Egypte en 1977, *Culex pipiens* fut largement incriminé comme responsable de la diffusion de la maladie (Hoogstraal et al., 1979 ; Meegan et al., 1979b) mais aussi *Ochlerotatus caspius* jouant un rôle vecteur enzootique avéré.

En Afrique du Sud, *Aedes caballus* et *Culex theileri* ont été identifiés comme vecteurs potentiels du virus de la FVR (Stey et Schulz, 1955).

Sur la péninsule arabique, en 2000, une campagne réalisée en Arabie saoudite a permis d'isoler le virus en majorité chez *Cx. tritaeniorhynchus*, et chez *Ae. vexans arabiensis* (Jupp et al., 2002).

En Afrique de l'Ouest, le virus de la FVR a été isolé chez différentes espèces de moustiques. En 1974 et 1982, le virus a été isolé chez *Ae. dalzieli* à Kédougou au Sénégal (Fontenille et al., 1998). Entre 1991 et 1996, les enquêtes entomologiques menées à Barkedji au nord du Sénégal par Fontenille et al. (1998) ont montré que les *Aedes* représentaient 28.8% des 228 000 moustiques capturés, *Ae. vexans* étant l'espèce la plus fréquemment rencontrée. A Barkedji, 10 souches du virus de la FVR ont été isolées à partir d'*Ae. vexans* et 3 autres d'*Ae. ochraceus* (Fontenille et al., 1998) (Tableau 1). En revanche, parmi les 35 000 phlébotomes capturés lors de ces enquêtes, aucun virus de la FVR n'a été isolé.

Le rôle du moustique *Cx. poicilipes* dans la transmission de la FVR en Afrique de l'Ouest n'a été confirmé que récemment suite à la réémergence de la FVR en Mauritanie en 1998 (Diallo et al., 2000). Une campagne entomologique menée en Mauritanie et tout le long de la vallée du fleuve Sénégal a permis de mettre en évidence le rôle du *Culex* dans la diffusion du virus de la FVR. En effet, à Diawara, Diallo et al. (2000) ont isolé 36 souches virales de FVR chez *Cx. poicilipes* qui représentait alors 47 % des moustiques capturés (Tableau 1). Les enquêtes menées en Mauritanie ont confirmé la prédominance du virus chez le *Cx. poicilipes* (Diallo et al., 2005).

Espèce	Nombre d'isolats	Année	Localisation	Source
<i>Aedes ochraceus</i>	3	1993	Barkedji, Sénégal	Fontenille et al., 1998
<i>Aedes vexans</i>	10	1993	Barkedji, Sénégal	Fontenille et al., 1998
<i>Culex poicilipes</i>	36	1998	Diawara, Sénégal	Diallo et al., 2000

Tableau 1: Isolement viraux de RVF réalisés sur le terrain chez les moustiques lors des principales épizooties au Sénégal

Plusieurs études suggèrent que les différentes espèces de moustiques vecteurs ne jouent pas le même rôle épidémiologique. Selon les cas, plusieurs vecteurs coexistent et jouent un rôle complémentaire, ou bien une espèce en particulier prédomine. Au Kenya (Linthicum et al., 1991 ; Linthicum et al., 1985b) comme au Sénégal (Wilson, 1994), le genre *Aedes* est désigné responsable de la maintenance du virus en période inter-épizootique et de

l'émergence du virus en période épizootique via la transmission transovarienne du virus. En effet, la femelle *Aedes* infectée peut transmettre le virus aux œufs qu'elle va pondre (Davies et al., 1992). Pondus dans de la boue humide, ils entrent dans une phase dite de diapause lorsque le sol s'assèche et peuvent survivre ainsi plusieurs mois, voire plusieurs années, jusqu'à la survenue des pluies. Dès leur immersion, ils éclosent pour donner des larves puis des adultes potentiellement porteurs du virus et infectants. Le genre *Culex* quant à lui, est soupçonné de jouer un rôle dans l'amplification et la diffusion du virus (Linthicum et al., 1991 ; Linthicum et al., 1985b ; Wilson, 1994). En effet, on observe que la population d'*Aedes*, qui est surtout présente au début de la saison des pluies, décline assez rapidement au milieu de la saison pour laisser place aux *Culex* qui joueraient alors un rôle d'amplification (Mondet et al., 2005b). En Egypte, *Oc. caspius* a été incriminé comme vecteur enzootique du virus et *Culex pipiens* a été identifié comme le principal vecteur dans la diffusion du virus (Abdel-Aziz et al., 1980 ; Hoogstraal et al., 1979).

Les mares temporaires sont le point commun à ces moustiques qu'ils utilisent comme gîtes larvaires. Lorsque que les conditions sont réunies, ces moustiques voient leur population augmenter, pouvant favoriser des cas d'émergence et/ou d'épidémie (Fontenille et al., 1998).

1.1.4 Les hôtes potentiels du virus

La FVR est une arbovirose et une zoonose pouvant à ce titre toucher l'homme. De nombreuses espèces (Figure 3) peuvent être contaminées par la FVR. La maladie peut s'avérer grave pour les espèces domestiques, notamment les bovins, les moutons, les chameaux et les chèvres. Il semble que les moutons soient plus sensibles que les bovins ou les chameaux (Swanepoel et Coetzer, 1994).

Mortalité ~100%	Forme sévère Avortement Faible mortalité	Forme peu sévère Avortement	Forme non sévère Fièvre	Refractaire à l'infection
Agneau Veau Chevreau Chiots Chaton Souris blanche Campagnol Hamster Loirs Rat (selon les races)	Caprins Bovins Ovins Buffle Homme	Singe Chameau Rat (selon les races) Ecureuil gris	Cheval Chat Chien Singe	Singe araignée Lapin Cochon Hérisson Tortues Grenouille Poule Canari Pigeon Perroquet

Figure 4 : Hôtes potentiels du virus de la Fièvre de la Vallée du Rift selon leur sensibilité (les couleurs indiquent le degré de susceptibilité, le rouge représentant la catégorie la plus sensible)

Le cheval, l'âne, le porc, le chien et le chat ne font qu'une virémie transitoire avec séroconversion et sont considérés comme des impasses épidémiologiques (Bouyer, 2002) (Easterday, et al. 1962b), c'est à dire que l'espèce peut héberger l'agent pathogène mais ne permet pas sa transmission. L'hypothèse de l'existence de réservoir sauvage, notamment chez certaines espèces de rongeurs telles que *Mastomys erythroleucus*, *Aethomys namaquensis* et *Arvicanthus niloticus* (Gonzalez, et al. 1983; Pretorius, et al. 1997; Diop, et al. 2000), est également suspectée pour expliquer la persistance du virus en période inter-épidémique.

1.1.5 Les symptômes de la maladie

a) Chez l'animal

Chez l'animal, les symptômes de la maladie peuvent prendre des formes variées. Les premiers signes de la maladie se manifestent généralement après 1 à 6 jours d'incubation (source OIE) par l'apparition d'une forte fièvre pouvant s'accompagner d'un manque d'appétit, de vomissements, de diarrhées, d'un arrêt de la production laitière pour les femelles et pour les femelles gravides la perte de leur progéniture. Les avortements peuvent atteindre un taux de 85 % chez les bovins, 100 % chez les ovins et les caprins (source OIE). Dans ses formes les plus sévères, on observe une forte mortalité chez les animaux. Généralement, ce sont les sujets jeunes qui connaissent un fort taux de mortalité. Pour les ovins et les caprins par exemple, le taux de mortalité est de 20 à 30 % chez l'adulte et de plus de 90 % chez les jeunes sujets. Pour les bovins, le taux de mortalité est généralement inférieur à 10 % et de 10 à 70 % chez les veaux (source OIE).

b) Chez l'homme

Comme chez l'animal, les symptômes de la maladie peuvent prendre différentes formes. Dans la majorité des cas, c'est la forme bénigne qui est la plus courante. Certaines personnes peuvent être infectées sans présenter de symptôme spécifique. D'autres, après 2 à 6 jours d'incubation, peuvent développer une forme bénigne se caractérisant par une forte fièvre souvent accompagnée de maux de tête, de nausées, de vomissements. Les symptômes durent en général de quatre à sept jours, après quoi la réaction immunitaire peut être détectée avec l'apparition d'anticorps ; le virus disparaît alors progressivement de la circulation sanguine.

Dans ses formes les plus sévères, la pathologie peut prendre une forme oculaire (0,5 à 2 % des cas), une forme méningo-encéphalite (moins de 1 %) ou une forme fièvre hémorragique (moins de 1 %). Les deux premières formes apparaissent généralement 1 à 4 semaines après la manifestation des premiers symptômes, en revanche la troisième forme apparaît rapidement 2 à 4 jours après les premiers signes.

1.1.6 Les moyens de lutte

a) Par la vaccination

Il n'existe aucun traitement spécifique et efficace de la FVR chez l'homme comme chez l'animal. Un vaccin inactivé a été développé à usage humain, qui n'est pas encore commercialisé, mais qui, expérimentalement, a protégé des personnes en contact avec le bétail (vétérinaires...), des personnels de laboratoire (source OIE). D'autres vaccins candidats sont en cours d'expérimentation (Bhardwaj et al., 2010). Chez l'homme, les individus ayant contracté la FVR et en ayant guéri, ont une immunité naturelle.

Chez l'animal, il existe deux vaccins très utilisés en Afrique de l'Est et en Afrique australe et commercialisés (http://www.obpvaccines.co.za/prods/imu_cattle.htm)³. Le premier est un vaccin vivant modifié, qui utilise la souche Smithburn (Smithburn et al., 1940) et qui permet d'immuniser l'animal 6 à 7 jours après l'injection, pour une durée de 3 ans. Ce vaccin recommandé par la FAO est relativement bon marché, permettant une fabrication en grande quantité. Néanmoins, il peut avoir des effets secondaires occasionnant des avortements chez l'animal gestant, notamment chez les brebis. Les anomalies fœtales peuvent se produire, en particulier lorsque les brebis sont vaccinées pendant le premier semestre de gestation. Le deuxième vaccin pour l'animal est un vaccin inactivé, dénué d'effets secondaires, mais qui est plus cher à la production et qui doit être administré en plusieurs doses pour obtenir une protection immunitaire (Source OIE).

b) Par la lutte contre les insectes vecteurs

La lutte anti-vectorielle étant coûteuse, les programmes de lutte contre les insectes vecteurs de la FVR sont difficiles à mettre en œuvre. Trois types de lutte existent : 1) la lutte chimique, en cas d'épidémie grave mais qui est difficile à mettre en œuvre par manque de moyen. Ce moyen de lutte est controversé car on constate depuis quelques années qu'il peut induire des phénomènes de résistance des moustiques aux insecticides (Berticat et al., 2008) et qu'il n'est pas sans risque pour l'environnement ; 2) la lutte par la destruction des gîtes larvaires ou des gîte de repos des adultes ; 3) la lutte par l'introduction de prédateurs, comme les poissons larvivores, ou de parasites. Par manque de moyens, ces méthodes de lutte sont difficiles à mettre en œuvre pour la majorité des pays africains.

D'autres expérimentations (Diallo et al., 2008) ont été menées comme l'utilisation de bœufs traités aux insecticides (deltaméthrine). Cette étude montre une réduction significative du nombre de moustiques attirés par le taurillon traité, pendant la première quinzaine après traitement. Durant cette période, on a constaté une baisse du taux d'engorgement de 57,5 % chez *Ae. vexans* et de 76,4 % chez *Cx. poicilipes*. On a également constaté un fort taux de

³ Consulté le 14 décembre 2010

mortalité des moustiques durant le mois qui a suivi. Il faudra encore attendre pour une utilisation de cette technique de lutte à plus grande échelle ; en effet, cette méthode prometteuse n'en est encore qu'au stade de l'expérimentation.

Aussi les moyens de lutte permettant de réduire les contacts entre hommes/animaux et moustiques restent les moins coûteux et les plus efficaces.

c) Par l'éducation sanitaire et la réduction des risques

Au cours d'une flambée épidémique, le moyen le plus utilisé et le plus efficace pour limiter la transmission de l'animal à l'homme est d'éviter les pratiques à risque et de réduire les contacts entre l'homme, l'animal et les vecteurs. Les vétérinaires, les personnes qui manipulent dans les abattoirs des organes ou des tissus sanguins, doivent porter des gants et des vêtements de protection adaptés. Les habitants doivent diminuer ou stopper la consommation de sang frais, de lait ou de viandes crues. Dans les régions d'épizootie, tous les produits animaux (sang, viande et lait) doivent être soigneusement cuits avant d'être consommés (Source OMS). Il est également important de se protéger contre les piqûres en utilisant des moustiquaires imprégnées d'insecticide et des produits répulsifs, en portant des vêtements légers de couleurs colorées (chemises à manches longues et pantalons) et en évitant les activités à l'extérieur aux heures où les espèces vectorielles piquent le plus (Source OMS). Enfin, pour ralentir l'extension du virus d'une zone infectée à des zones indemnes, la mesure la plus efficace est de limiter ou d'interdire des déplacements des animaux (Source OMS).

1.1.7 L'influence des facteurs humains sur l'émergence de la FVR

Les déplacements des animaux par les circuits commerciaux ou par les transhumances sont probablement les facteurs principaux à l'origine de la diffusion du virus (Meegan et Bailey, 1988) à l'intérieur et en dehors du continent africain. En Egypte, l'introduction du virus dans les années 70 avait été incriminée aux camélidés venant du Soudan. Au Yémen et en Arabie saoudite par exemple, les importations de bétail en provenance de la Somalie, de nord-est du Kenya, de l'est de l'Éthiopie et d'une partie du territoire djiboutien ont été identifiées comme responsables de l'introduction du virus sur la péninsule arabique, entraînant en 2000 un embargo immédiat (Pinauldt, 2009). Dans ce réseau commercial, les marchés aux animaux deviennent alors des lieux à haut risque de transmission parce que le nombre et la concentration en animaux y sont très importants notamment en période de fêtes religieuses, comme l'Aïd El kabir, où la demande est très forte et les échanges intensifiés (Abdo-Salem et al., 2010b).

L'exploitation des ressources et les aménagements humains, comme par exemple la construction des barrages, sont parfois rendus responsables de l'amplification du virus de la FVR dans une région. En Egypte par exemple, l'épidémie de 1993 avait été imputée à la construction du barrage d'Assouan qui avait conduit à la mise en eau de nouvelles terres et donc créé de nouvelles zones de ponte et d'habitat favorables aux moustiques ; de la même manière, la mise en service du barrage de Diama avait été tenue comme responsable de l'épidémie de 1987 au Sénégal (Lasserre et Descroix, 2005). Cela dit, la mise en cause de ces aménagements reste encore très controversée (Lasserre et Descroix, 2005).

1.1.8 Les zones écologiques favorables à la maladie

Les points communs entre les zones géographiques où l'on a observé des épizooties et des épidémies de FVR sont l'appartenance à un climat semi-aride voire aride, caractérisé par l'alternance d'une saison sèche et d'une saison humide marquée, la présence d'eau et une forte concentration de troupeaux transhumants. Deux grands écosystèmes apparaissent comme zone à risque d'émergence du virus : les zones irriguées et les zones occupées par des dépressions peu profondes (Figure 4) qui se remplissent d'eau pendant la saison des pluies (Anyamba et al., 2002).

a) Les vallées irriguées

Que ce soit en Egypte en 1977 (Meegan et al., 1978), en Mauritanie en 1987 (Jouan et al., 1988) ou en 2000 dans les « Wadis » du Yémen (Al Qadasi, 2002) et d'Arabie saoudite (Ahmad, 2000), les foyers de FVR se sont déclarés dans des vallées colonisées par les cultures irriguées. Ces vallées, constituées à la fois de zones humides naturelles et de zones de cultures, sont des territoires favorables à la fois aux moustiques, aux animaux domestiques ou sauvages, et aux hommes. Elles constituent ainsi des zones favorables à l'émergence de maladies dont la FVR.

b) Les zones d'eau temporaires

Les zones d'eau temporaires sont souvent incriminées comme zone à risque d'émergence de la FVR. Ces dépressions, appelées « Dambos » en Afrique de l'Est et en Afrique Australe, sont généralement localisées dans le lit ou dans les anciens bras du cours d'eau principal, et se différencient des mares temporaires d'Afrique de l'Ouest par la présence d'un couvert herbeux souvent généreux et dense. Elles se remplissent à la saison des pluies, par la pluie directe et la remontée des nappes phréatiques mais aussi par le débordement de l'eau du lit principal qui vient alimenter les petites dépressions du lit secondaire. Même si le régime des pluies est différent entre l'Afrique de l'Est et l'Afrique de l'Ouest, ces dépressions naturelles qui se remplissent à la saison des pluies constituent des zones de pontes et de reproduction favorables aux moustiques vecteurs de la FVR. Au Kenya, on a observé que

les Dambos sont favorables au genre *Aedes* (Davies et al., 1985). De la même manière, au Sénégal, les petites mares temporaires qui se vident et se remplissent rapidement seraient plutôt favorables aux moustiques du genre *Aedes* alors que les grandes mares qui sont en eau plus longtemps seraient plutôt favorables au genre *Culex* (Chevalier et al., 2005 ; Chevalier et al., 2004).



Figure 5 : Exemples de paysages favorables aux épidémies/épizooties de FVR en Afrique

1.2 Modélisation des maladies vectorielles et apports des outils géomatiques

Parmi les modèles dédiés aux maladies vectorielles, on distingue deux familles : les modèles basés sur l'analyse statistique des données épidémiologiques et environnementales par une approche statistique (§1.2.1) et ceux basés sur les processus permettant de décrire les mécanismes de transmission (§1.2.2). Les produits d'observation de la terre (OT) peuvent être utilisés dans les deux cas pour le calcul de variables explicatives et la cartographie du risque (§1.2.3).

1.2.1 L'approche statistique

Différentes méthodes statistiques sont utilisées pour étudier les relations entre l'environnement et la maladie, ou l'environnement et le vecteur de la maladie. Deux grands types d'analyses sont à distinguer, celles basées sur la recherche des corrélations spatiales (a), et celles basées sur la recherche de corrélations temporelles (b).

a) les méthodes basées sur la recherche des corrélations spatiales

Ces méthodes sont basées sur la recherche de corrélation spatiale entre la variable expliquée (la présence ou l'absence d'une maladie ou d'un vecteur de maladie) et les variables explicatives (par exemple, les caractéristiques du paysage).

Si l'on cherche à identifier parmi de nombreuses variables environnementales, celles qui sont potentiellement explicatives de la présence/absence ou de l'abondance d'une maladie, d'un hôte ou d'un vecteur de maladie, des méthodes comme l'analyse discriminante (Dister et al., 1997 ; Omumbo et al., 2002) ou la régression logistique (Beck et al., 1994 ; Randolph et Rogers, 2000) seront appropriées. Ce type de méthodes permet de prendre en compte des variables explicatives qualitatives et quantitatives (Bouyer, 1991). L'inversion de la relation statistique obtenue, si elle est significative, permet alors de produire à partir des paramètres environnementaux des cartes de risque de transmission ou des cartes de distribution des vecteurs (e.g. Baylis et al., 2001 ; Curran et al., 2000 ; Guis et al., 2007).

b) les méthodes basées sur la recherche de corrélations temporelles

Les études épidémiologiques qui utilisent ces méthodes ont généralement pour but de trouver des variables ou des combinaisons de variables permettant de prédire l'apparition de foyers de maladie, et ce, quelques semaines voire quelques mois à l'avance. Ces modèles utilisent généralement des variables liées au climat comme les précipitations, ou des indices tels ENSO (*El Nino Southern Oscillation*), SOI (*Southern Oscillation Index*), SST (*Sea Surface Temperature*) combinés ou non, permettant de détecter des anomalies climatiques, mais aussi des variables environnementales comme, par exemple, l'état hydrique des mares (Linthicum et al., 1990). C'est ainsi que Trawinski et Mackays (2008) ont testé 29 variables et combinaisons de variables climatiques par la méthode de la corrélation croisée pour expliquer l'abondance des moustiques *Ae. vexans* et prédire les foyers de fièvre de la vallée du Nil occidental en Amérique du Nord. Cette approche a également été utilisée dans une étude sur la FVR en Afrique de l'Est qui a abouti à un modèle de prédiction opérationnel de la FVR que nous allons détailler dans la partie 1.3.

1.2.2 L'approche par l'étude des processus

Les modèles basés sur les processus ont pour objectif de décrire les mécanismes d'émergence et/ou de transmission de maladie. Deux familles sont à distinguer, les modèles mathématiques (a) et les modèles de simulation (b).

a) Les modèles mathématiques

Un modèle épidémiologique classique, le modèle SIR, permet de modéliser la transmission d'une maladie. A partir de ce type de modèle, on peut également calculer le taux de reproduction de base (R_0) et la capacité vectorielle qui sont des indicateurs synthétique que nous allons présenter ci-dessous :

- Le modèle SIR est un modèle mathématique en compartiments permettant de modéliser l'évolution d'une maladie dans une population d'hôtes donnée supposée constante et mélangée de manière homogène. Ce modèle (déterministe ou stochastique) divise la population d'hôtes en individus sains (S), infectieux (I) et immunisés ou morts (R) et permet d'étudier les flux d'individus entre les différents compartiments (Kermack et McKendrick, 1927), ces flux pouvant s'écrire sous forme d'équations différentielles. L'hypothèse d'une population constante permet ainsi de prédire l'évolution du nombre d'individus hôtes dans chacun des compartiments S, I, R pour une épidémie de courte durée. Initialement développé par McKendrick et Kermack (1927), ce modèle connaît d'autres variantes, comme le modèle SEIR intégrant un compartiment supplémentaire (E) comme « Exposé », lorsque le type de la maladie étudié l'exige, correspondant à l'état de latence de l'individu avant de devenir infecté.

- Le taux de reproduction de base, dit R_0 , est le nombre moyen de cas secondaires générés dans une population d'hôtes susceptibles par un hôte durant la période où il est infectieux, symptomatique ou non. Ce taux est déterminé par le produit de la durée moyenne de la phase contagieuse, le nombre de contacts par unité de temps, et la probabilité de transmission. Si ce taux est inférieur à 1, chaque cas donne naissance, en moyenne, à moins d'un cas secondaire, le nombre de cas diminue à chaque génération et la chaîne de transmission finit par s'interrompre. Inversement, si $R_0 > 1$, le nombre de cas s'accroît à chaque génération créant une situation épidémique.

- la capacité vectorielle (Garrett-Jones, 1964) est un indicateur permettant de mesurer le potentiel de transmission d'une maladie par le vecteur. La capacité vectorielle (CV) d'une population de vecteurs « représente le nombre de piqûres potentiellement infectantes qu'un hôte infectant est susceptible de générer par l'intermédiaire de la population vectrice par unité de temps » (Guegan et Choisy, 2009).

Par connaissance de la localisation des cas humains ou animaux, les résultats de ces modèles peuvent être visualisés sous forme de cartes de risque. On a l'exemple des travaux de Hartemink *et al.* (2009) qui spatialisent le risque de transmission de la fièvre catarrhale ovine (bluetongue) aux Pays-Bas par la génération de cartes de R_0 ou encore les travaux d'Hélène Guis (Guis *et al.*, 2010) qui spatialisent la CV de *Culicoides imicola* en Corse, moucheron vecteurs de la fièvre catarrhale ovine.

b) Les modèles de simulations

Les modèles individus-centrés et les SMA (Systèmes Multi-Agents) sont des modèles utilisés dans le domaine de l'épidémiologie pour étudier les relations entre les individus mais aussi entre les individus et leurs environnements. Les modèles individus-centrés représentent explicitement l'ensemble des éléments du système ainsi que leurs interactions. Ils sont utilisés de plus en plus largement en particulier en écologie (Grimm, 1999) mais aussi en épidémiologie. Nous avons l'exemple des travaux de Linard *et al.* (2009), sur le risque de ré-émergence du paludisme en Camargue, ou encore les travaux de Roche *et al.* (2008) qui développent un modèle générique de transmission de maladie (SIR) spatialisé par l'utilisation des SMA pour simuler les taux de contact entre les hôtes et les moustiques dont les distributions spatiales et les interactions sont dépendantes de facteurs environnementaux. Le SMA permet de tester et d'identifier différents scénarii de risque de ré-émergence de la maladie. Ces types de modèle sont très utiles pour étudier et comprendre différentes caractéristiques des maladies transmissibles, mais sont rarement utilisés de manière pratique pour la lutte contre les maladies.

1.2.3 Apport des produits d'Observation de la Terre

Les variables environnementales utilisées dans les modèles, qu'ils soient statistiques ou basés sur les processus, sont en grande partie issues des technologies d'observation de la terre (Tableau 2). Ces données environnementales sont utilisées comme indicateurs d'une variable climatique ou paysagère. Par exemple, l'indice de végétation par différence normalisée, noté NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), peut être utilisé comme mesure indirecte de la pluie tombée en zone aride (Diello *et al.*, 2005); les images satellites permettent la cartographie de différents types d'occupation du sol, à partir de laquelle peuvent être calculées des variables paysagères comme la densité de la végétation, la distance à des zones en eau etc...

Parmi les produits d'Observation de la Terre dits « passifs », on distingue différentes résolutions spatiale et temporelle :

- les produits de faible résolution spatiale et de forte résolution temporelle (produit journalier) sont davantage utilisés pour des études à petite échelle. Dans cette catégorie, les produits AVHRR, Meteosat et MODIS ont été largement utilisés en épidémiologie (Tableau 2).

- les produits de moyenne résolution spatiale et temporelle, de type SPOT et Landsat ont également été largement exploités car leur résolution décimétrique et l'existence d'un nombre important d'images archivées sont bien adaptées à l'étude de l'occupation du sol (Girard et Girard, 1999).

- enfin, plus récemment, les produits à résolution métrique avec une faible résolution temporelle sont de plus en plus testés pour détecter des objets de taille proche de celle des habitats des hôtes et des vecteurs, et donc particulièrement adaptés pour des études à grande échelle.

Les produits d'observation de la terre dit « actifs » tels les images radar (radar à synthèse d'ouverture – SAR – comme par exemple le système TerraSAR) sont également de plus en plus utilisés, notamment pour étudier les zones géographiques à fort couvert nuageux (Herold et al., 2004 ; Horritt et al., 2001).

Les produits à faible résolution spatiale mais haute résolution temporelle vont être davantage utilisés dans le cadre d'études de la dynamique temporelle des maladies alors que les produits de moyenne à haute résolution spatiale vont l'être davantage dans le cas d'études des relations spatiales.

Enfin, parmi les produits issus de l'observation de la terre, les Modèles Numérique de Terrain (MNT) tels que le SRTM ou le DEM ASTER permettent de calculer un ensemble de variables topographiques comme l'altitude, la pente, l'ensoleillement qui peuvent être utiles pour identifier des zones potentielles à risque de présence d'une maladie ou d'un vecteur de maladie (Guis et al., 2007).

Maladie	Vecteur/Hôte intermédiaire	Site	Satellite	Taille de pixel (m)	Référence
Dracunculose	<i>Cyclos spp.</i>	Bénin	Landsat	30mx30m	(Clarke et al., 1990)
	<i>Cyclos spp.</i>	Nigéria	Landsat	30mx30m	(Ahearn et De Rooy, 1996)
Virus de l'encéphalomyélite équine de l'Est	<i>Culiseta melanura</i>	USA	Landsat	30mx30m	(Freier, 1993)
Filariose	<i>Cx. pipiens</i>	Egypte	AVHRR		(Thompson et al., 1996)
	<i>Cx. pipiens</i>	Egypte	Landsat	30mx30m	(Hassan et al., 1998a ; Hassan et al., 1998b)
Leishmaniose	<i>Phlebotomus papatasi</i>	Asie	AVHRR		(Cross et al., 1996)
Maladie de Lyme	<i>Ixodes scapularis</i>	USA	Landsat	30mx30m	(Dister et al., 1997)
	<i>I. scapularis</i>	USA	Landsat	30mx30m	(Kitron et Kazmierczak, 1997)
Paludisme	<i>An. albimanus</i>	Mexique	Landsat	30mx30m	(Pope et al., 1993)
	<i>Anophèle spp.</i>	Belize	SPOT	20mx20m	(Rejmánková et al., 1995)
	<i>An. albimanus</i>	Belize	SPOT	20mx20m	(Roberts et al., 1996)
	<i>An. albimanus</i>	Mexique	Landsat	30mx30m	(Rodríguez et al., 1996)
	<i>An. spp</i>	Gambie	AVHRR Meteosat	1kmx1km	(Thomson et al., 1996)
	<i>An. albimanus</i>	Mexique	Landsat	30mx30m	(Beck et al., 1997 ; Beck et al., 1994)
	<i>An. spp</i>	Corée	Landsat Ikonos	30mx30m 4mx4m	(Penny et al., 2003)
	<i>An. spp</i> <i>An. hyrcanus</i>	Kenya Camargue	Quickbird Landsat	2.4mx2.4m 30mx30m	(Jacob et al., 2007) (Tran et al., 2008)
Fièvre de la Vallée du Rift	<i>Aedes et Culex spp.</i>	Kenya	AVHRR	1kmx1km	(Linthicum et al., 1987 ; Linthicum et al., 1990)
	<i>Cx. espèces</i>	Kenya	Landsat SAR	30mx30m	(Pope et al., 1992)
	<i>Cx. espèces</i> <i>Ae. espèces</i>	Sénégal	SPOT	20mx20m	(Lacaux et al., 2007)
Schistosomose	<i>Biomphalaria spp.</i>	Egypte	AVHRR	1kmx1km	(Malone et al., 1994)
Trypanosomiase	<i>Glossines spp.</i>	Kenya, Ouganda	AVHRR	1kmx1km	(Rogers, 1991)
	<i>Glossines spp.</i>	Burkina Faso	Landsat	30mx30m	(Bouyer et al., 2006 ; Guerrini et al., 2008)
	<i>Glossines spp.</i>	Kenya	Landsat	30mx30m	(Kitron et al., 1996)
	<i>Glossines spp.</i>	Afrique	AVHRR	1kmx1km	(Rogers et Randolph, 1991)
	<i>Glossines spp.</i>	Afrique	AVHRR	1kmx1km	(Rogers et Williams, 1993)
	<i>Glossines spp.</i>	Afrique	AVHRR	1kmx1km	(Robinson et al., 1997)

Tableau 2 : Exemples d'études utilisant des données issues de la télédétection pour cartographier les maladies vectorielles (liste non-exhaustive)

1.3 Modélisation de la Fièvre de la Vallée du Rift

Dans cette partie, nous présenterons d'abord les modèles concernant l'Afrique de l'Est et plus particulièrement ceux développés au Kenya qui ont abouti à la mise en place d'un système d'alerte de foyers de FVR pour l'Afrique de l'Est utilisé par la FAO. Puis, dans une deuxième partie, nous présenterons les modèles qui ont été jusque là développés en Afrique de l'Ouest, et en particulier pour le Sénégal.

1.3.1 En Afrique de l'Est

Les modèles épidémiologiques développés pour l'Afrique de l'Est à partir de d'études de cas du Kenya sont essentiellement basés sur l'approche statistique intégrant une ou plusieurs variables climatiques et/ou environnementales. L'objectif étant de développer des modèles prédictifs des périodes à risque, les premières études ont surtout favorisé l'approche temporelle. C'est ainsi que dès 1985, Davies (1985) a mis en évidence la relation des surplus pluviométriques en Afrique de l'Est avec le nombre d'occurrences de foyers de FVR en Afrique de l'Est. Ces premiers résultats ont ensuite été poursuivis par Linthicum et al. (1987, 1990, 1991, 1999) qui ont élargi le champs de recherche des facteurs de risque aux relations entre différents indices climatiques et les occurrences de foyers de FVR observés au Kenya sur la période de 1950 à 1998. En 1987, Linthicum et al. ont montré que le NDVI, connu pour être un bon indicateur de la biomasse végétale au sol, était une mesure indirecte efficace pour détecter les événements pluvieux et donc les périodes à risque de FVR. En 1990, Linthicum et al. montrent que le NDVI est également un bon indicateur de l'état d'inondation des Dambos, considéré comme l'étape préliminaire à une épizootie de FVR. Un indice spectral, le PVAF (*Potential Viral Activity Factor*), dérivé du NDVI, s'est également révélé être un bon indicateur du facteur d'activité virale potentielle (Linthicum et al., 1987).

Le NDVI mensuel semble être un bon indicateur de risque, mais il ne permet pas, utilisé seul, de prédire les épisodes dans un délai suffisant. Linthicum s'est donc tourné vers des indicateurs climatiques permettant de prévoir deux à trois mois à l'avance des événements pluvieux importants (Linthicum, 1999). En plus du NDVI, il teste le SOI (*Southern Oscillation Index*) qui est un des indices mesurant les anomalies climatiques liées au phénomène El Niño et les valeurs de SST (*Sea Surface Temperature*, température de surface de la mer). Des déviations négatives importantes du SOI et des anomalies positives des indices SST sont connues pour être fortement corrélées aux fortes précipitations tombées en Afrique de l'Est (Nicholson, 1997).

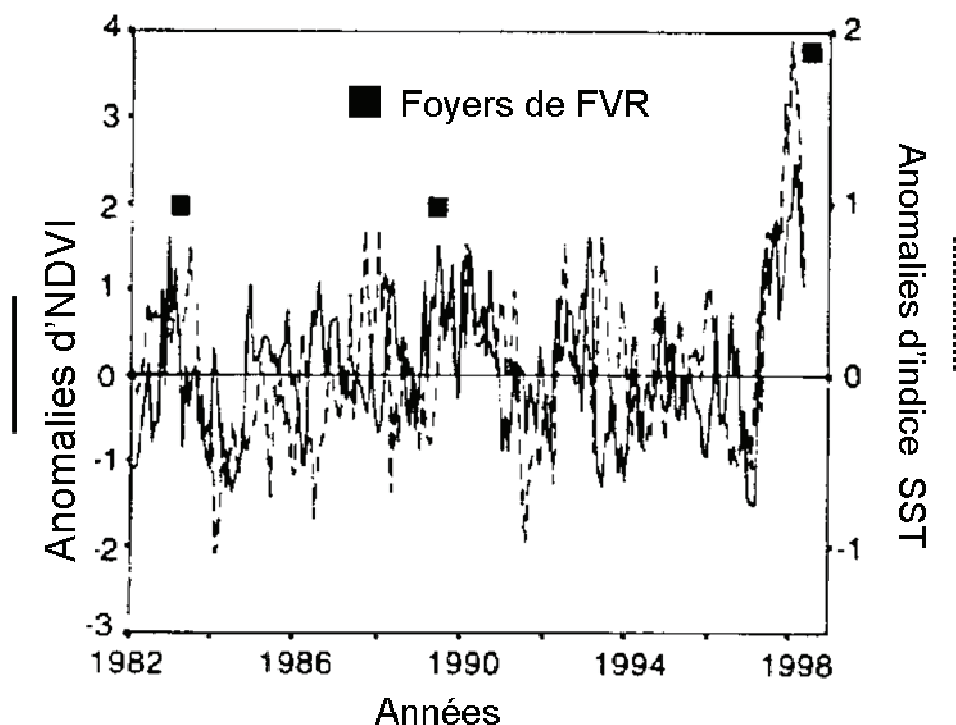


Figure 6 : Série chronologique d'indices NDVI et SST (NOAA-AVHRR) de l'Océan Indien comparés aux foyers de maladie de FVR observés au Kenya de 1982 à 1998 (Extrait de l'article Linthicum et al, 1999)

Les résultats de l'étude (Linthicum, 1999) ont montré que les foyers de FVR enregistrés entre 1982 à 1998 coïncident avec des années caractérisées par des pluies anormales et que la combinaison des indices SST et NDVI (Figure 5) permet une meilleure prévision du risque cinq mois avant l'arrivée des premiers foyers.

Cette même équipe a ensuite cherché à spatialiser les zones à risque et à cartographier les zones d'activité virale potentielle. Pour cela, Linthicum et al. (1991) ont cherché à cartographier les gîtes de ponte (Dambos) à partir des produits d'observation de la terre à moyenne résolution. Le NDVI calculé à partir de Landsat-MSS (80 m x 80 m de résolution spatiale) et de Spot4 (20 m x 20 m de résolution spatiale) a été testé et s'est révélé être un indice efficace pour cartographier les Dambos inondés de la rivière Kamiti. Cependant, les tests réalisés à partir d'image radar SAR n'ont pas donné les résultats attendus notamment pour la détection des sols humides (Linthicum et al., 1991 ; Pope et al., 1992) caractérisant la surface des Dambos.

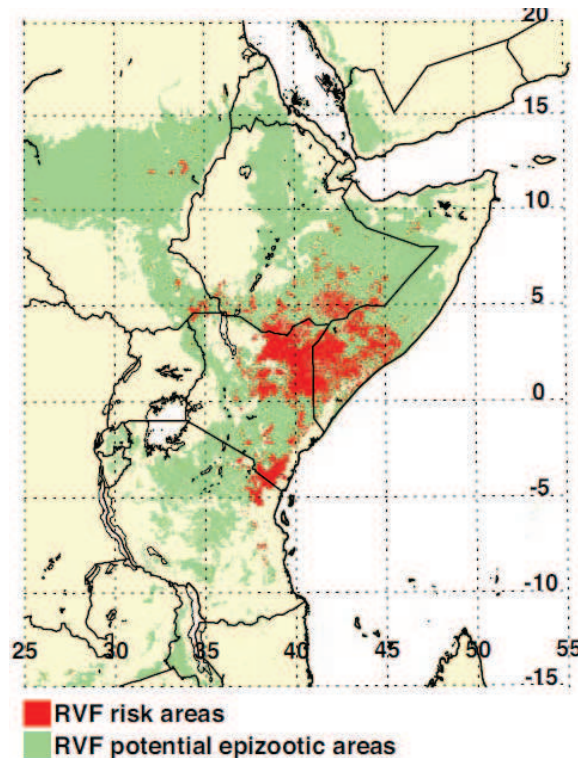


Figure 7 : Carte de risque de foyers de FVR prévue pour décembre 2006 dans la corne de l'Afrique (extraite de l'article Anyamba et al, 2008)

Dans la continuité de ces travaux, Anyamba et al. (2008) ont combiné les aspects spatiaux et temporels des précédentes études et ont mis en place un système d'alerte des périodes à risque d'activité du virus de la FVR permettant de générer des cartes de risque d'apparition du virus. Ces cartes sont disponibles sur le site de la NASA (www.nasa.gov/topics/earth/features/riftvalley_fever.html), et sont utilisées en partie par la FAO pour émettre ses bulletins d'alerte (EMPRESS Watch - www.fao.org/AG/AGAInfo/programmes/en/empres/home.asp). Ce système offre ainsi une carte des zones à risque d'émergence de foyers de FVR d'une résolution spatiale de 1 km x 1 km (Figure 6). Ce système combine les indices NDVI et SST de NOAA-AVHRR avec d'autres données de télédétection qui ont permis d'améliorer les prédictions de foyer de FVR en Afrique de l'Est. Parmi ces données ont été testées : i.) les données OLR (Outgoing Longwave Radiation) de NOAA-AVHRR qui sont une mesure du rayonnement atmosphérique dans l'infrarouge lointain et souvent utilisées dans la prévision des précipitations; ii.) des données de pluies estimées à partir de la plateforme METEOSAT, et enfin iii.) des images NDVI issues du capteur SPOT- VEGETATION (1km x 1km). En 2008, ces systèmes d'alerte ont montré leur efficacité en termes de prédiction d'épidémies de RVF, mais en termes de prévention/gestion, malheureusement peu de choses ont été mises en place auprès des populations.

1.3.2 En Afrique de l'Ouest

En Afrique de l'Ouest les modèles statistiques (a) n'ayant pas donné de résultats aussi probants qu'en Afrique de l'Est, les recherches se sont élargies aux études des processus (b).

a) Les modèles statistiques

Pour l'Afrique de l'Ouest, les études menées sur la recherche de corrélations entre les surplus pluviométriques et l'occurrence de foyer de FVR n'ont pas montré de relation significative entre ces deux variables (Ndione et al., 2003), suggérant ainsi que d'autres facteurs interviennent dans l'émergence de la maladie dans cette région. Des études ont alors été menées sur la variabilité intra-saisonnière de la pluviométrie. C'est ainsi que N'Dione et al. (2008) observent que les profils pluviométriques des années de circulation virale coïncident avec une pluie tardive dans la saison des pluies précédée par une longue période de sécheresse. On peut néanmoins regretter que dans cette étude les profils pluviométriques des autres années n'aient pas été également étudiés. L'hypothèse émise par cette étude est que ces pluies tardives maintiennent à un niveau élevé les populations de *Cx. poicilipes* mais aussi l'éclosion tardive d'œufs d'*Ae. vexans*, favorisant ainsi l'émergence de foyers en fin de saison des pluies. En exploitant les conclusions de ces travaux, Caminade et al. (2010) utilisent les données de modèles climatiques régionaux pour identifier les événements climatiques à risque de FVR et ainsi cartographier les zones géographiques à risque d'occurrence de FVR sur l'ensemble de l'Afrique de l'Ouest. Dans cette étude, un événement climatique à risque de FVR est défini comme l'occurrence d'un épisode sec de dix jours consécutifs suivi d'un pic de pluie durant la période septembre-octobre-novembre. La superposition de la distribution des hôtes et de la carte de risque climatique ainsi obtenue suggère que le nord du Sénégal et le sud de la Mauritanie sont des zones à risque de FVR en Afrique de l'Ouest. Cependant, les auteurs soulignent les limites des résultats calculés dans une grille de 50 km². En effet, les résolutions spatiales des données pluviométriques et de températures (GPCP, NCEP et ERAINTERIM) utilisées dans l'étude ne peuvent être confrontées à des observations à l'échelle régionale et locale. De ce fait, et compte tenu du caractère hétérogène de la distribution des foyers de FVR en Afrique de l'ouest, ces cartes ne peuvent être finement validées avec les données sérologiques de terrain.

Les relations entre la pluviométrie et l'abondance des moustiques vecteurs de la FVR au Sénégal ont été étudiées par Bicout et Sabatier (2004) à partir de données entomologiques collectées durant les saisons des pluies de 1991 à 1996 (Fontenille et al., 1998). Les résultats de cette étude sont à prendre avec précaution, puisque les données de captures de

moustiques utilisées pour le modèle sont discutables du fait que les lieux de captures n'étaient pas identiques d'une année sur l'autre ainsi que les types de pièges. De plus, par manque de données, il n'y a pas eu de validation externe du modèle. Néanmoins, les auteurs proposent d'améliorer le modèle en intégrant des variables environnementales comme l'intensité de la pluie, la nature du sol, l'évapotranspiration, la température et l'humidité.

A une échelle nationale, celle du Sénégal, Clements et al. (2007) ont réalisé une carte des zones à risque d'occurrence de FVR en testant la relation entre différentes variables environnementales et les résultats de plus de 16 000 prélèvements sérologiques provenant d'animaux de 211 sites. Parmi les quatre variables climatiques et environnementales testées, c'est l'abondance des pluies hivernales (le total des pluies tombées entre décembre et février, c'est-à-dire en dehors de la saison des pluies) qui fut la variable la plus significative permettant de prédire les zones à haut risque de circulation virale de la FVR. Néanmoins, cette variable ne correspondant pas aux connaissances actuelles sur la bio-écologie des vecteurs de la FVR au Sénégal (Fontenille et al., 1998 ; Lancelot et al., 1989 ; Mondet et al., 2005b), ce modèle ne peut pas être utilisé dans un but prédictif. Un autre type d'approche a été utilisée par Clements, l'analyse multicritère, qui permet d'effectuer un choix entre plusieurs familles de facteurs en décomposant une grille d'analyse en plusieurs variables pondérées par un coefficient. Dans leur étude, Clements et al. commencent par identifier les variables environnementales et climatiques pertinentes pour la FVR relevées dans la bibliographie, puis ils affectent à chaque critère un coefficient selon son importance relative. La combinaison des différents critères permet ainsi de hiérarchiser les niveaux de risques de présence du virus de la FVR et aboutit à des cartes de risques de transmission à l'échelle de l'Afrique.

A une échelle locale, des enquêtes de terrain (mesures sérologiques, campagnes de piégeages entomologiques) effectuées dans le village de Barkedji au Sénégal ont montré une hétérogénéité spatiale de la distribution de la prévalence de la FVR ainsi que des moustiques vecteurs. Pour expliquer cette hétérogénéité, Chevalier et al. (2005 ; 2004 ; 2009) ont réalisé plusieurs études statistiques utilisant l'information environnementale. Des variables environnementales ont ainsi été testées afin d'expliquer les résultats de captures entomologiques effectuées sur des ovins dans différents campements, plusieurs jours consécutifs et plusieurs fois durant la saison des pluies de l'année 2003 (Chevalier et al., 2004). Les résultats de l'étude ont montré une relation forte entre la densité de moustiques capturés sur les ovins et la localisation de la mare hors ou dans le lit du Ferlo. En revanche, la distance entre le campement et la mare n'est pas ressortie comme une variable

significative. Ces résultats ont été confirmés par une étude similaire réalisée avec les données de moustiques capturés en 2004 (Chevalier et al., 2009).

Selon cette même approche, Chevalier et al. (2005) ont mené une étude à l'échelle de l'unité pastorale de Barkedji afin d'expliquer les différences d'incidence sérologique observées à partir de prélèvements effectués sur 610 animaux en provenance de 16 campements. Les résultats ont montré que l'incidence sérologique était plus élevée dans les campements situés dans le lit principal du fleuve Ferlo et que les plus fortes incidences étaient observées dans les campements proches des petites mares.

Ces différents résultats démontrent ainsi que la présence et les caractéristiques des points d'eau structurent la distribution spatiale des principaux vecteurs de la FVR et du risque de transmission dans le nord Sénégal.

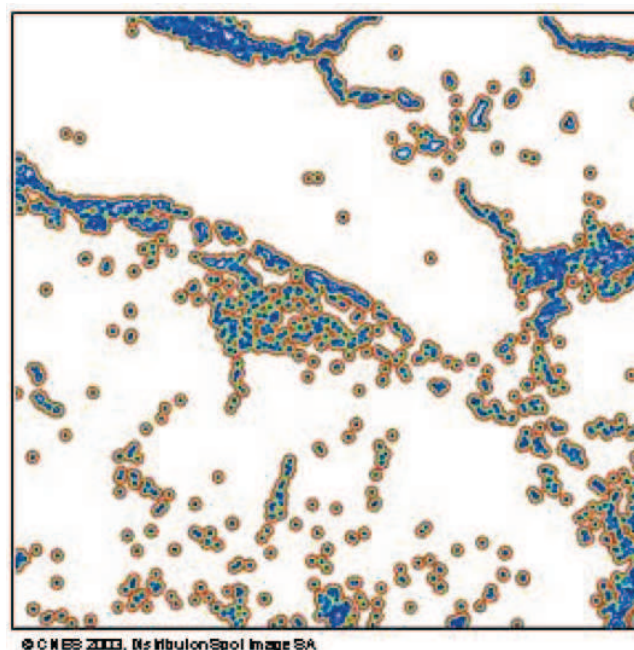


Figure 8 : Détection des mares et Zones de Présence pOtentielle de Moustiques (ZPOM) du 26/08/2003, Barkedji, Sénégal (Extrait de Marechal et al. 2008)

De ce fait, plusieurs études ont été dédiées à l'étude de ces mares et de leur environnement. La plupart de ces études ont exploité les potentialités des images satellites optiques ou radar qui permettent non seulement de cartographier les plans d'eau, mais également d'en dresser une typologie en fonction de leur surface et de leur qualité ainsi que du type et de la densité de la végétation alentour. C'est ainsi que Lacaux et al. (2007) ont mis au point une méthode combinant au sein d'un arbre de décision un indice de détection d'eau, le NDPI (Normalized Difference Pond Index), un indice de turbidité de l'eau, le NDTI (Normalized Difference Turbidity Index) et le NDVI calculés à partir des bandes spectrales de SPOT5 pour extraire

de façon automatique toutes les surfaces en eau supérieures à 0,5 ha. L'étude montre que l'acquisition de plusieurs images permet un suivi mensuel de ces mares. Par la suite, cette même équipe a mis au point un modèle multicritères (Marechal et al., 2008) basé sur les différents niveaux de turbidité de l'eau et sur les distances de déplacement des moustiques vecteurs de la FVR permettant de cartographier les Zones de présence POtentielle des Moustiques (ZPOM) (Figure 7).

La méthode est très intéressante mais l'absence de validation de ce modèle ne permet pas son utilisation. On peut se demander si une simple zone tampon en fonction de l'estimation de la distance maximale de parcours des moustiques n'aurait pas suffi pour cartographier les zones à risque puisque toutes les mares sont classées à risque contredisant ainsi les observations et les résultats des recherches précédentes (Chevalier et al., 2004 ; 2005 ; 2009).

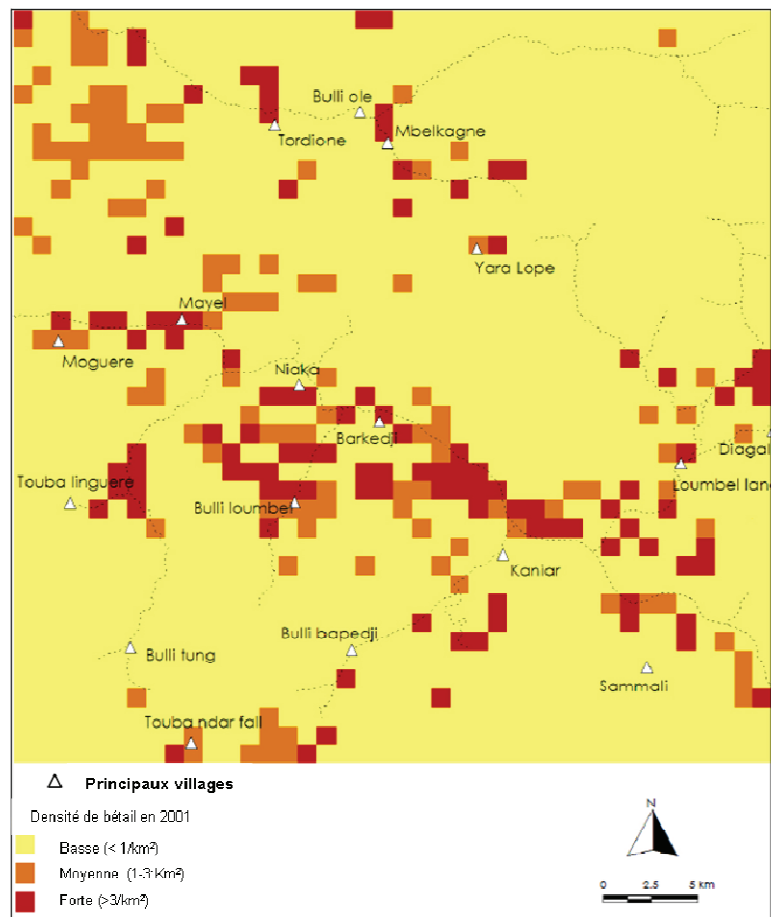


Figure 9 : Modèle hôte - Densité de troupeaux prédite à partir de données d'Observation de la Terre, Barkedji, Sénégal (Extrait Pin-Diop et al, 2007)

Les images satellites ont également été utilisées pour caractériser les paysages favorables aux hôtes de la maladie. C'est ainsi, que Pin-Diop et al. (2007) ont montré dans une étude comment la télédétection pouvait contribuer à élaborer un modèle de répartition des hôtes

suivant l'hypothèse que les campements sont installés en fonction des ressources et des grands paysages pastoraux. Le croisement des données de terrain sur la distribution des troupeaux et des données issues des images satellites Landsat TM (NDVI et carte d'occupation du sol) par une analyse statistique multi-variée, a permis d'élaborer un modèle prédictif de la densité des troupeaux (Figure 8) et de la distribution spatiale des campements dans l'unité pastorale de Barkedji. Les résultats de la validation ont montré des résultats significatifs avec 71 % des densités d'hôtes correctement simulées et 14 campements sur 20 correctement distribués dans la zone d'étude.

b) Les modèles de processus

Nous présenterons ici deux modèles basés sur les processus qui ont été développés pour la FVR : le premier est un modèle SEIR classique dont l'approche est temporelle, le second est un modèle de simulation intégrant à la fois les aspects temporel et spatial.

Le modèle développé par Gaff et al. (2007) est un modèle à compartiments SEIR (Sensible, Exposé, Infecté, Résistant) permettant de simuler l'évolution de l'infection avec un pas de temps journalier. Le modèle SEIR permet de simuler l'évolution de la maladie à la fois chez l'hôte et les vecteurs principaux (*Aedes spp.* et *Culex spp.*) de la maladie, et de calculer le taux de reproduction de base de la maladie (R_0) (Figure 9).

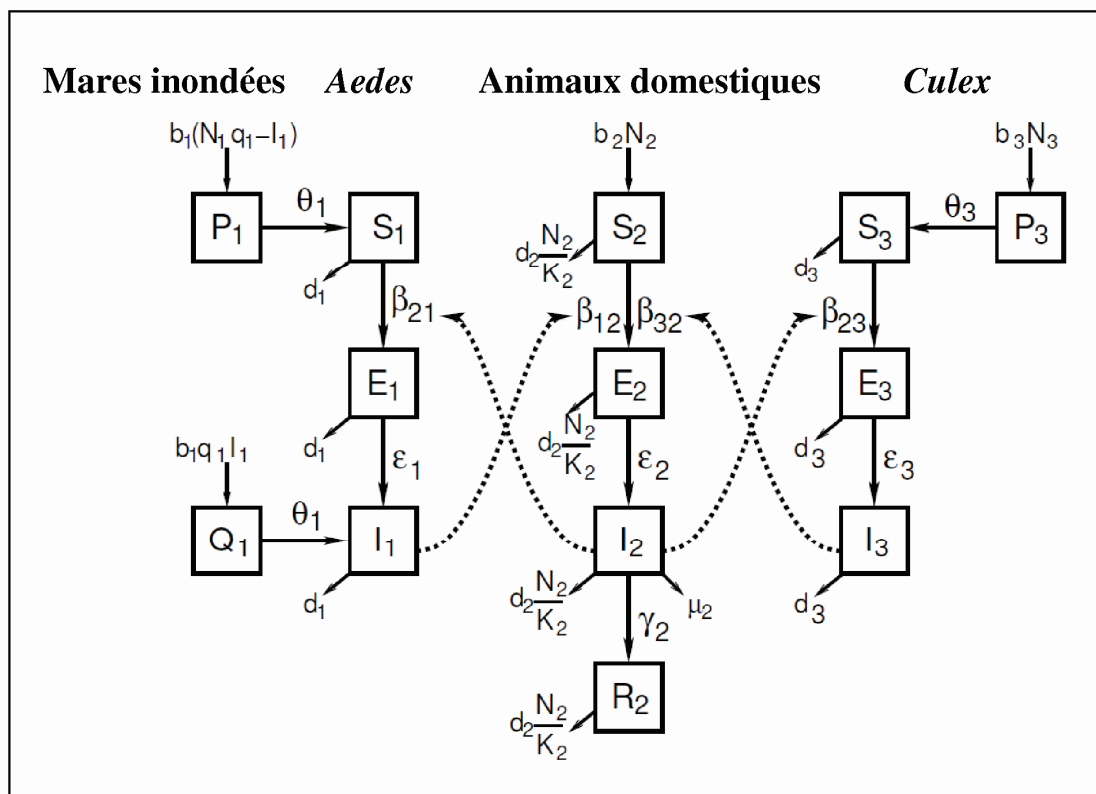


Figure 10 : Modèle SEIR appliqué à la FVR (Extrait de Gaff et al., 2007)

Dans cette étude, la dynamique des gîtes de ponte n'est pas prise en compte, et l'initialisation se fait par l'attribution d'un nombre d'œufs infectés. Une analyse de sensibilité a été réalisée et a ainsi permis d'identifier le taux de contact, la durée de période infectieuse, et la durée de vie des moustiques comme étant les paramètres les plus sensibles du modèle.

Le modèle de Favier va plus loin en spatialisant un modèle SIR (Favier et al., 2006). Ce modèle, dit en « métapopulation » prend en compte la transmission verticale par les œufs d'*Ae. vexans*, l'impact des précipitations sur la dynamique des populations de moustiques *Ae. vexans* et le taux de contact des animaux hors et pendant la transhumance. Les résultats des simulations suggèrent que les mouvements d'animaux sont nécessaires pour maintenir le cycle enzootique de la FVR à une échelle régionale et mettent en évidence l'impact de différents profils pluviométriques sur la circulation du virus à une échelle locale. Afin de convertir ce modèle explicatif en modèle prédictif, les auteurs suggèrent de 1) mieux quantifier la relation entre pluviométrie et abondance de moustiques, en prenant en compte les caractéristiques des mares ; 2) prendre en compte les différents mécanismes de transmission (directe et indirecte) lors d'une épizootie ; 3) estimer les taux de transmission inter-troupeau et 4) prendre en compte l'organisation spatiale de la transhumance des troupeaux.

Conclusions du chapitre 1

Cet état de l'art met en évidence le potentiel de la télédétection et de la modélisation pour l'étude des maladies vectorielles et en particulier de la FVR, ainsi que l'intérêt de lier ces deux approches afin de rendre les simulations plus réalistes. Pour le cas de l'Afrique de l'Ouest, les modèles présentés montrent l'intérêt des études paysagères à l'échelle locale, et la nécessité de prise en compte des facteurs environnementaux et humains dans les modèles mathématiques. Avant de présenter une telle approche (chapitre 3), le chapitre 2 est consacré à la présentation détaillée de la situation géographique et épidémiologique de la FVR au Sénégal et plus particulièrement à Barkedji situé dans la région du Ferlo sénégalais, ainsi que des différentes données utilisées.

Chapitre 2 : Contexte de l'étude et données utilisées

Dans ce chapitre sont présentés le contexte épidémiologique (2.1) et géographique (2.2) du Sénégal et de Barkedji qui constitue notre zone d'étude, et les données utilisées dans ce travail de thèse (2.3).

2.1 Contexte épidémiologique

2.1.1 La Fièvre de la Vallée du Rift au Sénégal

La FVR a fait son apparition au Sénégal suite à l'importante épidémie de 1987 (Figure 10) qui a éclaté dans la région de Rosso au sud de la Mauritanie (Digoutte et Peters, 1989 ; Jouan et al., 1988). On estime que l'épidémie a été responsable de 200 à 300 décès, principalement suite à des fièvres hémorragiques (Lefèvre et al., 2003). Deux aires épidémiques ont été définies : l'une centrée sur Rosso (entre Keur Massène et Boghé) et l'autre située aux alentours du barrage de Foum-Gléïta, la ville de Kaédi ayant été épargnée. L'aire épizootique a certainement atteint toute la rive droite du fleuve Sénégal et a débordé sur la rive gauche, entre Saint-Louis et Podor (Jouan et al., 1990). Les pertes en bétail, en particulier lors d'avortements, ont été considérables (Saluzzo et al., 1989). Depuis cette épidémie sans précédent, on observe en Afrique de l'Ouest une circulation active et régulière du virus qui se caractérise par une distribution spatiale très hétérogène (Figure 10).

En octobre 1993, une transmission active du virus a été détectée chez les petits ruminants dans plusieurs régions du sud de la Mauritanie, associée à une augmentation du nombre d'avortements (Zeller et al., 1995). A Barkedji, la même année, une enquête entomologique a permis d'isoler le virus à plusieurs reprises chez le moustique *Ae. vexans*, mais aucun cas clinique n'a été constaté chez les animaux (Zeller et al., 1997). En 1998, une deuxième épizoo-épidémie a sévi entre les mois de septembre et décembre dans la région du Hodh El Gharbi, au sud-est de la Mauritanie (Nabeth et al., 2001), n'ayant pas atteint le Sénégal. Six décès ont été enregistrés à l'hôpital d'Aïoun. Les analyses virologiques et sérologiques ont montré que 16,7 % des hommes prélevés avaient été infectés récemment (Nabeth et al., 2001). Parmi les animaux touchés par la maladie (chèvres, moutons et bovins), ce sont les moutons qui ont été les plus touchés avec une prévalence en IgM de 34,8 % sur 381 moutons testés (Nabeth et al., 2001). Enfin, en 2003, de nombreux troupeaux de petits ruminants ont été touchés par la maladie dans le delta et la vallée du fleuve Sénégal (Source OIE). A Barkedji, des enquêtes sérologiques ont montré que le virus circulait activement cette année là, ayant entraîné de nombreux avortements chez les animaux (Chevalier et al., 2005).

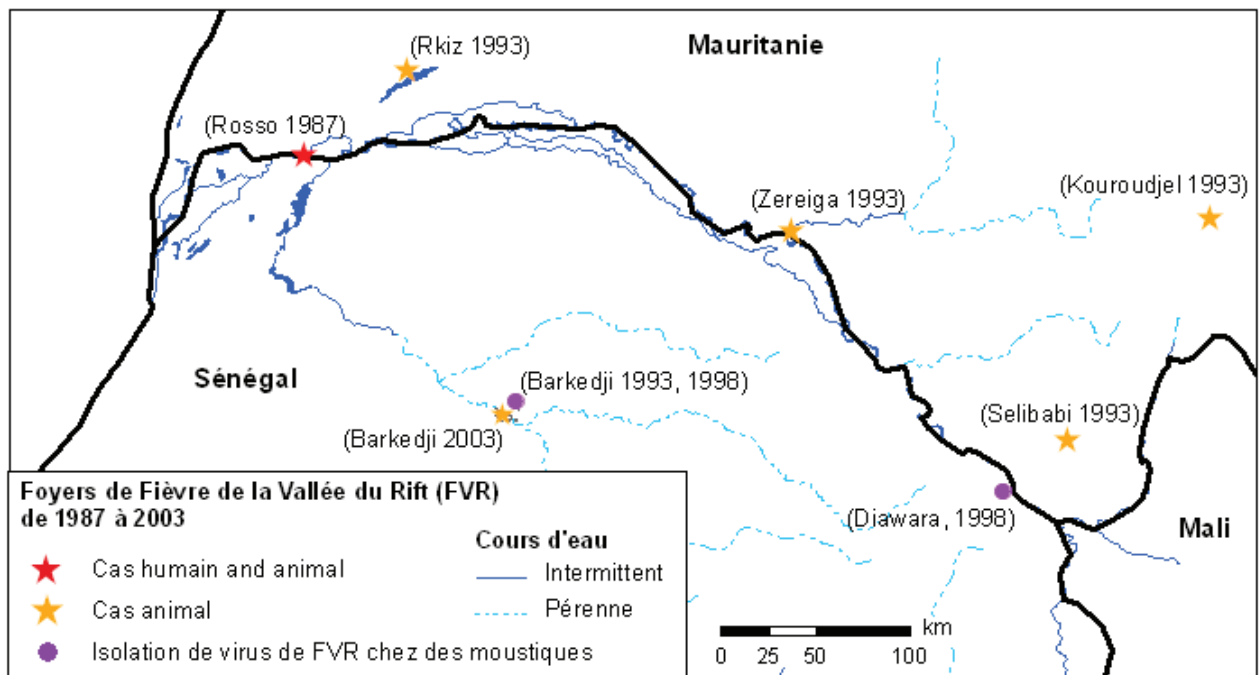


Figure 11 : Localisation des principales épizooties observées au Sénégal et au sud-ouest de la Mauritanie. Dans nos travaux, un foyer est qualifié d'épizootie lorsque des cas cliniques sont constatés

2.1.2 Bio-écologie et cycle de vie des vecteurs de la FVR au Sénégal

Des campagnes entomologiques ont permis d'isoler le virus de la FVR pour la première fois au Sénégal sur *Aedes dalzielli* en 1974 puis en 1983 (Fontenille et al., 1998). Par la suite, d'autres collectes ont permis d'isoler le virus chez d'autres moustiques à plusieurs reprises chez *Aedes (Aedimorphus) vexans arabiensis* (Fontenille et al., 1998 ; Mondet et al., 2005b) et *Cx. poicilipes* (Diallo et al., 2000 ; Diallo et al., 2005) incriminés depuis comme étant les principaux vecteurs de la FVR au Sénégal.

a) Description du cycle de vie des moustiques

Les femelles moustiques pondent leurs œufs dans des zones humides appelées gîtes larvaires. Une fois éclos, l'œuf commence son processus de transformation pour atteindre le stade adulte. La vitesse d'éclosion sera conditionnée par la température de l'eau mais aussi par la qualité de l'eau. Les mâles meurent assez rapidement alors que les femelles ont une espérance de vie de l'ordre du mois (Clements, 1992). Une fois accouplée, la femelle va devoir prendre un repas de sang pour pouvoir pondre. Une fois le repas de sang pris et après un temps de repos, elle va chercher un endroit propice à la ponte (Figure 11). Le cycle gonotrophique des deux espèces de moustiques étudiées, c'est-à-dire le temps écoulé entre deux pontes, est estimé à 3-4 jours (Mondet et al., 2005a).

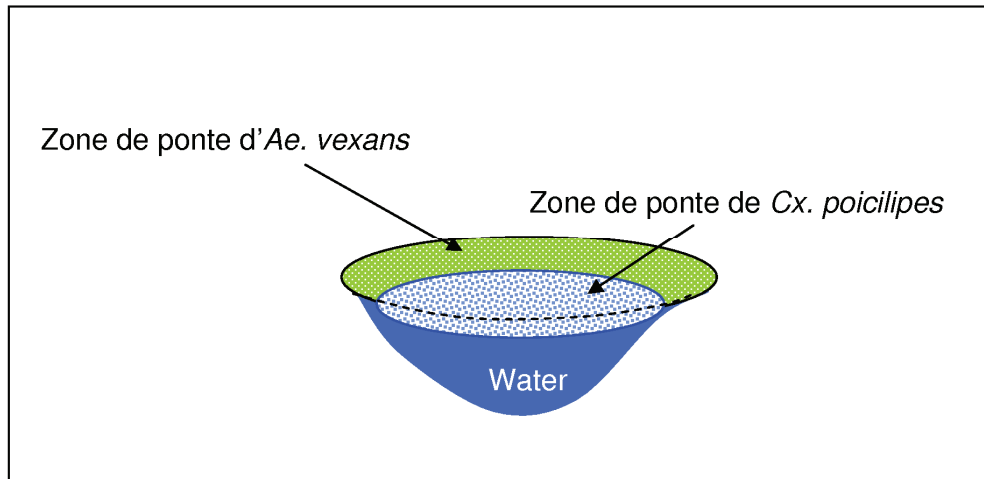


Figure 12 : Zone de ponte des moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*

b) Bio-écologie des *Aedes vexans*

Le moustique *Ae. vexans* pond ses œufs au bord de l'eau (Mondet et al., 2005b) à l'interface eau/air (Figure 11) et de préférence dans des zones ombragées (Becker, 1989). La femelle pond environ 150 œufs (Clements, 1992). Les œufs d'*Aedes* ont la caractéristique d'être résistants à la sécheresse, pendant plusieurs jours à plusieurs années (Horsfall, 1955). Pour éclore, ces œufs nécessitent au minimum 7 jours consécutifs à l'état sec, puis 4 à 15 jours en immersion dans l'eau (Fontenille et al., 1998 ; Mondet et al., 2005b) sont nécessaires pour la transformation de l'état d'œuf à larve, nymphe, puis adulte. La durée de développement larvaire de 4 jours concerne les *Ae. vexans* vivant dans les zones arides dont la biologie s'est adaptée à des conditions climatiques spécifiques (Fontenille et al., 1998). Le stimulus d'éclosion des œufs le plus efficace est la désoxygénation de l'eau de pluie qui se réalise au moment où celle-ci entre en contact avec le sol (Borg et Horsfall, 1953). L' *Ae. vexans* adulte apparaît généralement juste après les premières pluies, le temps que les œufs en diapause pondus lors de la saison des pluies précédente éclosent. D'après Clements (1999) on sait que *Ae. vexans* aime rester dans des zones boisées côtoyant des zones ouvertes. Le jour, il reste plutôt dans les zones protégées et la nuit, il n'hésite pas à se déplacer dans les zones ouvertes. C'est un moustique zoophile qui pique rarement l'homme, avec une préférence marquée pour les chevaux et les ruminants (Ba et al., 2005).

c) Bio-écologie des *Culex poicilipes*

Contrairement à *Ae. vexans*, les œufs de femelles *Cx poicilipes* ne supportent pas la dessiccation. La femelle pond directement environ 200 à 300 œufs (Clements, 1999) directement sur l'eau (Figure 11) et le temps d'immersion nécessaire pour passer de l'état d'œuf à adulte est d'environ 10 jours (Beaty et Marquardt, 1996 ; Porphyre et al., 2005). Les populations de *Culex* apparaissent plutôt dans la deuxième moitié de la saison des pluies

(Mondet et al., 2005a). Les préférences trophiques de *Cx. poicilipes* sont plus larges, il pique à la fois les hommes et les animaux (Ba et al., 2005) avec des préférences pour le veau (53,6 %), le mouton (16,7%), l'homme (12,6%) puis le poulet (11,6%). A la fin de la saison des pluies, les femelles se mettent en diapause dans un abri pouvant garder une certaine humidité, dans le creux d'un arbre par exemple. Dans le contexte du Ferlo, *Cx. poicilipes* est généralement décrit comme un moustique sédentaire qui ne s'éloigne pas trop de son lieu de ponte, sa distance maximal de dispersion est estimée à environ 250 m (Diallo et al., 2000). Cela dit, pour des questions de survie il peut aussi développer des capacités de dispersion active.

Les dynamiques des populations d'*Ae. vexans* et de *Cx. poicilipes* sont étroitement liées au fonctionnement des mares qui constituent les gîtes larvaires principaux des deux espèces. Plus la mare est pérenne, plus elle est favorable à la production de *Culex*. Cette pérennité est favorisée par le colmatage et la couverture végétale de la mare. Il est probable que d'autres facteurs favorisent cette production, tels que la qualité de l'eau (Lacaux et al., 2007). Les mares dont les variations de niveaux d'eau sont importantes seraient plutôt favorables aux *Aedes* (Mondet et al., 2005b).

2.2 Contexte géographique

2.2.1 Cadre général

Cette étude a été menée à Barkedji, village situé dans la vallée fossile du Ferlo (15,28° N – 14,87° W), au nord du Sénégal. Barkedji est un grand village entouré de quelques hameaux un peu éloignés (plus d'un kilomètre) et habité par une à deux familles. Il compte environ 700 habitants dont 70 % sont des éleveurs, l'ethnie majoritaire étant représentée par les Peulhs (85 %). Barkedji est le chef-lieu de l'arrondissement du même nom, le plus important du département de Linguère appartenant à la région administrative de Louga (Figure 12). Avec un peu plus de 13000 habitants, Linguère fait figure de grande ville dans cette zone.

Barkedji fait partie de la zone sylvo-pastorale (ZSP) semi-désertique du nord-est du Sénégal qui doit son nom à un cours d'eau, le Ferlo, qui était un affluent du fleuve Sénégal avant de devenir une vallée fossile. Pour les éleveurs de la zone, le Ferlo est la partie orientale de la ZSP, les autres parties étant le Djoloff et le Walo lesquelles se différencient par la nature du substrat et par la pluviosité. Depuis toujours, les systèmes de production de cette zone combinent trois activités économiques principales : l'élevage, l'agriculture et la cueillette (Toure, 1997). Caractérisée par un climat semi-aride, les paysages de cette région sont ceux de la savane sèche, de la steppe, de la dune. Les épineux y survivent plus facilement que d'autres espèces. On y trouve plusieurs variétés d'acacias, *Acacia seyal* et surtout *Acacia senegal* – celui dont on extrait la gomme arabique – mais aussi des anacardiés. A la saison

des pluies, la région se couvre d'un fin tapis herbacé, mais le reste de l'année les sols sont à nu et particulièrement vulnérables.

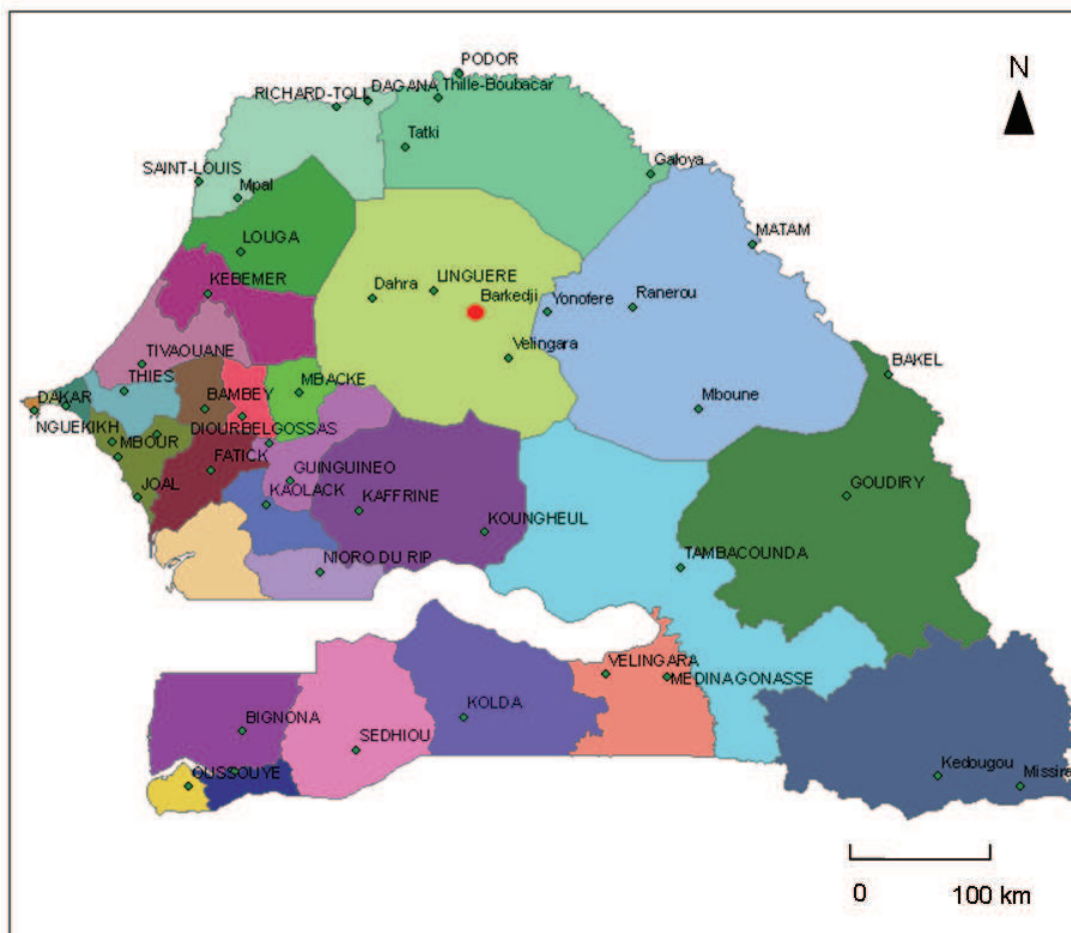


Figure 13 : Départements et villes principales du Sénégal (Source CIRAD- PPZS)

2.2.2 Climat

La zone d'étude, située entre les isohyètes 300 mm et 500 mm (Figure 13), se caractérise par un climat de type sahélien ponctué par trois périodes contrastées : une période sèche et froide de novembre à mars, une période sèche et chaude d'avril à juin et enfin une saison chaude et pluvieuse de juin à novembre (Ndiaye, 2006). D'Amato et Lebel (1998) ont estimé l'intensité moyenne des pluies au Sahel autour de 15 mm/jour durant la saison humide.

Dans cette région, les événements pluvieux sont liés à des phénomènes convectifs (Lebel et al., 2003) d'où une forte hétérogénéité spatiale et temporelle caractérisant cette région (D'Amato et Lebel, 1998 ; Vischel et Lebel, 2007 ; Wheeler et al., 2007). Cette variabilité intra-annuelle se caractérise entre autre par la présence de longues pauses pluviométriques de plus de 5 jours entre deux événements pluvieux (Frappart et al., 2009). Balme et al (2006) ont réalisé une étude afin de caractériser les pluies sahéliennes à partir de données pluviométriques journalières sur 13 ans relevées sur 30 stations météorologiques localisées

dans la région de Niamey (zone de $110 \times 160 \text{ km}^2$). Les résultats ont montré que 20 % des pluies annuelles tombées avaient une intensité supérieure à 78 mm/h, et 50 % une intensité supérieure à 35 mm/h.

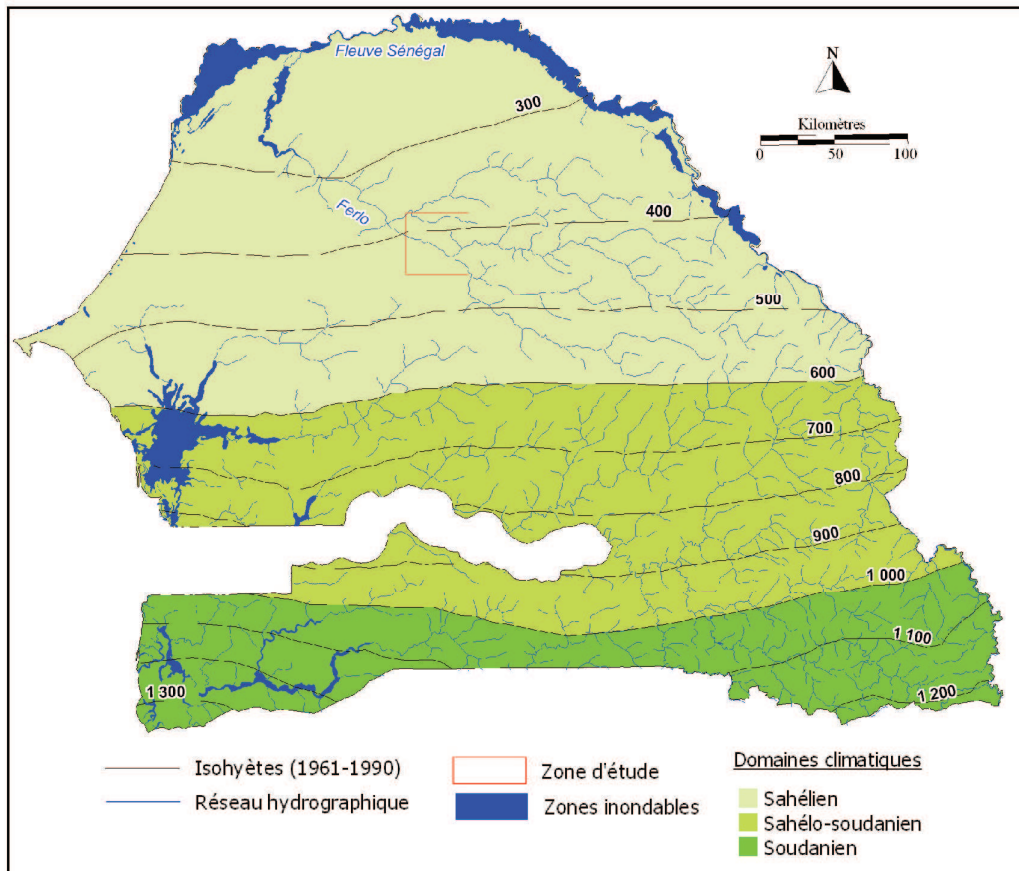


Figure 14 : Carte climatique du Sénégal (Source Pin-Diop, 2006)

A Barkedji, les températures annuelles varient de 21,2°C à 36,6°C avec une moyenne de 29,6°C. Les températures maximales s'observent au mois de mai et au mois d'octobre, et les mois les plus froids sont janvier et août (Diop et al., 2004). La moyenne annuelle d'humidité relative est de 47 % avec un maximum en général au mois d'août autour de 73 % et un minimum au mois de février autour de 10 %. Les pertes en eau dues à l'évaporation ont une moyenne mensuelle de 6,4 mm/jour à Linguère (Diop et al., 2004).

2.2.3 Hydrologie

Bordée au nord par la rivière du fleuve Sénégal, la région du Ferlo est composée pour l'essentiel de plateaux de faibles altitudes (25 m d'altitude en moyenne) entaillés par un réseau hydrographique fossile. A la saison des pluies, les bras de l'ancien fleuve se remplissent pour former un chapelet de mares temporaires qui deviennent les principales ressources en eau pour les hommes et pour les troupeaux sédentaires et transhumants durant la saison des pluies. Pendant la saison des pluies, la région parsemée de mares

favorise la dispersion et l'éparpillement de la charge humaine et animale, mais aussi une exploitation des meilleurs pâturages. En effet, dès les premières pluies, les pasteurs désertent les forages. Ainsi les mares jouent un rôle essentiel dans la structuration des axes de transhumance, mais aussi des lieux de stationnement (Diop et al., 2004 ; Sy 2009). Ces mares sont de faible profondeur et de faible superficie, excepté celles situées dans le lit majeur de la vallée fossile. Elles connaissent des variations de surface très importantes lors de la saison des pluies. Les petites mares se vident et se remplissent à plusieurs reprises. Les grandes mares quant à elles ne s'assèchent qu'à la fin de la saison des pluies. On peut compter une centaine de mares temporaires de faible taille sur une zone d'environ 121 km² autour du village de Barkedji, 33 % ont une superficie inférieure à 1000 m² et 64 % inférieures à 2600 m². La plus petite mare de la zone possède une surface maximale de 74 m² pleine et la plus grande mare, appelée aussi Barkedji, a une taille d'environ 347 400 m² (Soti et al., 2009).

2.2.4 Contexte socio-économique

a) L'Unité Pastorale de Barkedji

Barkedji est le chef-lieu d'une unité pastorale (UP) regroupant une vingtaine de villages dans un rayon de 20 km environ (Figure 14). Les UP ont été créées pour responsabiliser les communautés dans la gestion de leurs ressources naturelles.

Chaque unité pastorale se doit de rédiger un plan de gestion qui édicte les règles devant être suivies par tous les utilisateurs des ressources de l'UP, la finalité étant d'établir un équilibre entre le cheptel, les pâturages et les ressources en eau. Ce plan de gestion décrit les modalités de gestion de l'espace divisé en zones d'activités distinctes : zones de cultures, zones de parcours, zone de parcelles de reboisement. La délimitation de l'espace en zone de culture et en zone de parcours se fait à l'approche de chaque hivernage, de juin à septembre, par les responsables de l'UP. L'unité pastorale de Barkedji possède sur son territoire 7 puits et 6 forages, une centaine de mares naturelles, 2 mares artificielles. L'élevage constitue l'activité la plus importante, et l'agriculture (arachide, mil, niébé) vient en appoint comme activité secondaire. Le village dispose d'un poste de santé humaine et vétérinaire, d'une école élémentaire et d'un forage ; il est équipé d'un château d'eau qui pallie le manque d'eau pendant la saison sèche. Barkedji abrite aussi le plus grand marché hebdomadaire de la zone.

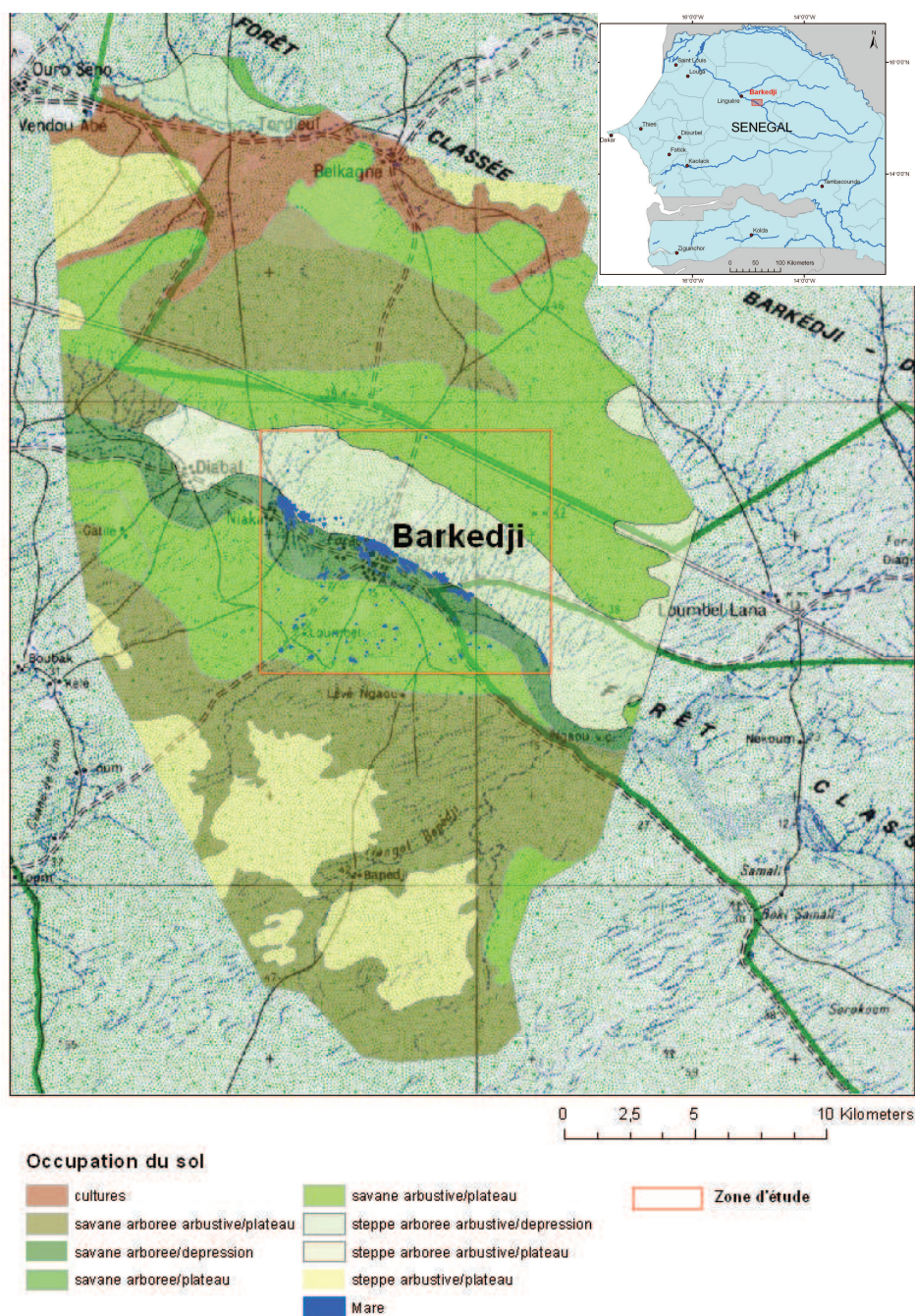


Figure 15 : Carte de l'Unité Pastorale de Barkedji (Source Cirad - PPZS)

b) Les activités d'élevage

De par sa position géographique dans le lit du Ferlo et de la présence d'un réseau de mares important et dense, Barkedji possède des potentialités pastorales très prisées à la fois par les éleveurs sédentaires venant de la commune mais aussi des communes voisines, et des transhumants saisonniers. Le village constitue ainsi un pôle d'attraction cyclique saisonnier pour les troupeaux de la région et de la sous-région et est situé au carrefour des couloirs de transhumance et des pistes de commercialisation du bétail.

A l'arrivée des premières pluies, la mise en eau des mares et l'apparition d'un pâturage de bonne qualité provoquent un afflux massif de populations humaines transhumantes accompagnées de leurs troupeaux. La densité de troupeaux dans la zone de Barkedji double entre juin et août (Pin, 2002). Ces transhumants s'installent dans des campements près des mares et repartent avant que les mares ne soient complètement asséchées à la fin du mois d'août (Pin, 2002). Les ruminants se nourrissent aux pâturages le jour ; la nuit ils sont enfermés dans des enclos à palissade épineuse (*ngaalgu*), encore appelés « parcs de nuit ». L'élevage extensif est l'activité principale de Barkedji et plus largement de la ZSP, activité pratiquée par l'ethnie Peulh dont le mode de vie traditionnel est basé sur la transhumance du bétail.

Toutefois, les politiques hydrauliques pastorales menées dans les années 1950 ont encouragé la sédentarisation de la population qui s'est regroupée autour des points d'eau permanents que constituent les lieux de forage. Les grandes migrations saisonnières nord-sud entre le Waalo (zone alluviale de la vallée du fleuve Sénégal) et le Jeeri (zone de pâturage en période d'hivernage) ont ainsi laissé place à des terroirs polarisés par les forages et favorisé l'apparition d'une nouvelle forme de mobilité, le « micro-nomadisme » (Barral, 1982). La multiplication des forages sur l'ensemble de la zone et l'amélioration de la couverture sanitaire a entraîné une augmentation importante des effectifs animaux. Entre 1950 et 1975, le cheptel bovin a triplé (Toure, 1997). Cet accroissement de la charge animale rapporté à la surface a entraîné une dégradation de l'environnement, et des systèmes de production de plus en plus fragilisés.

C'est ainsi qu'un grand nombre de Peulhs se sont sédentarisés avec leurs animaux autour des points d'eau permanents (forages et puits) dont la consommation est facturée. Leurs troupeaux sont constitués essentiellement de troupeaux de petits ruminants et de bovins. Même si l'agriculture est devenue une part non négligeable de leur subsistance, l'élevage est resté la base de leur système de production. Le lait produit est destiné à l'autoconsommation, au troc ou à la commercialisation. Les bêtes, quant à elles, ne sont jamais consommées par les éleveurs. Un éleveur se séparera d'un de ses animaux uniquement s'il a besoin de liquidités ou encore à l'occasion de mariages ou de baptêmes. En effet le troupeau, outre le prestige social qu'il confère, constitue l'épargne de son propriétaire.

Les Peulhs transhumants, quant à eux, arrivent dès premières pluies, lorsque les ressources fourragères et les ressources en eau sont suffisantes. On assiste alors à un afflux massif de troupeaux transhumants provenant de zones agro-écologiques différentes et des zones frontalières (Figure 15), ce qui crée une concentration d'animaux de toutes espèces. Tout transhumant qui arrive au niveau de l'UP est accueilli et installé par le « Comité d'accueil des transhumants » qui existe au niveau de chaque secteur (neuf en tout). Après accord du

responsable de l'UP, ils s'installent généralement dans des campements loin des villages, où la ressource fourragère est souvent de meilleure qualité. A la fin de la saison des pluies, ils retournent dans les régions plus méridionales du Sénégal. Pendant la saison des pluies, les Peulhs sédentaires vont aussi préférer s'éloigner des points d'eau permanents pour profiter de l'eau des mares dont la consommation n'est pas facturée.

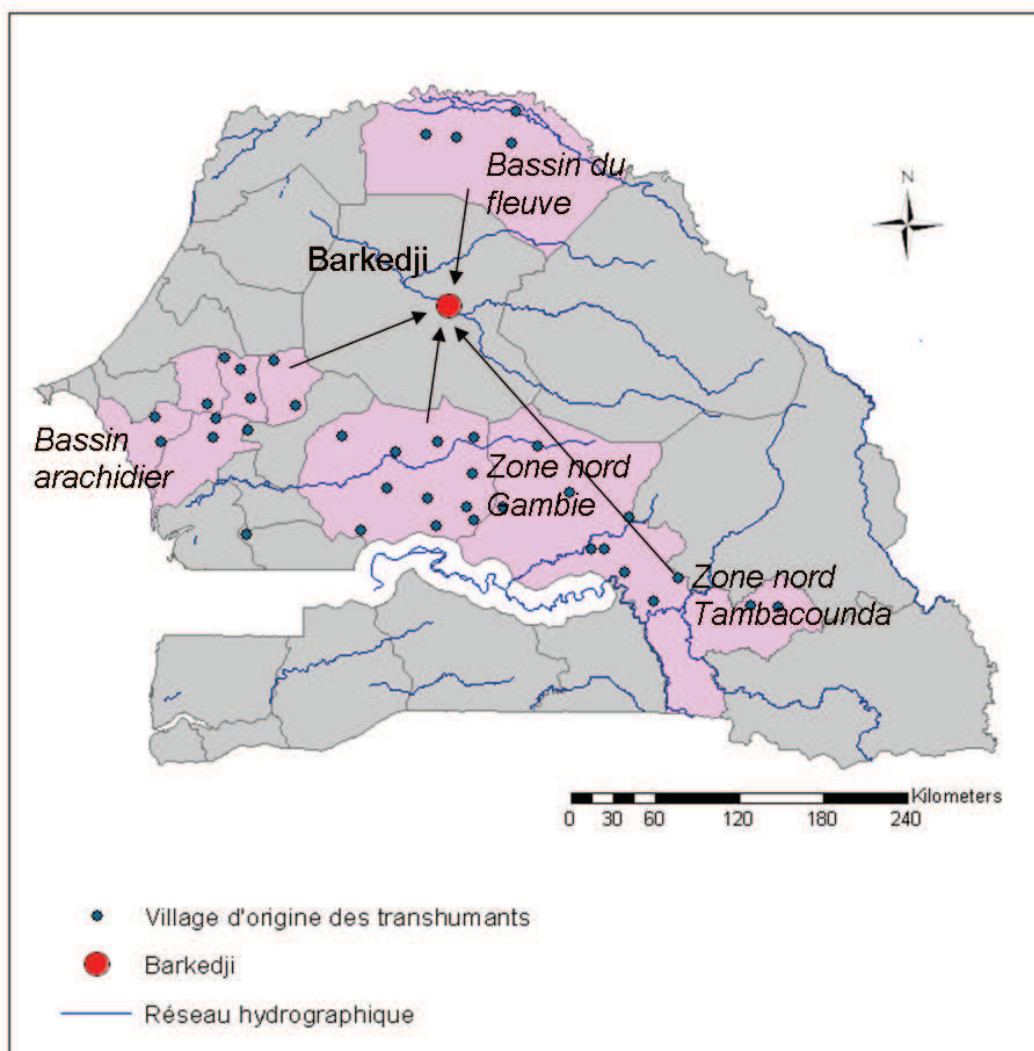


Figure 16 : Cartes des itinéraires des transhumants de Barkedji

Une enquête de terrain menée en 2003 par le Cirad auprès de 101 éleveurs transhumants a montré qu'ils provenaient de quatre zones géographiques : du bassin du fleuve, du bassin arachidier, de la zone nord Gambie et de la zone nord Tambacounda (Figure 15). Dans cette étude, les éleveurs transhumants ont été catégorisés en cinq classes : les grands transhumants qui proviennent du bassin arachidier de l'ouest du Sénégal, du bassin du fleuve Sénégal et de la zone nord Gambie, et les petits transhumants qui sont originaires des communes rurales voisines de Barkedji. D'après cette étude (Kane, 2003), les éleveurs viennent principalement du bassin arachidier, et du nord Tambacounda (Tableau 3).

Parmi les espèces animales en transhumance, les résultats montrent que chez les éleveurs du bassin arachidier, les troupeaux de bovins sont dominants, alors que chez les éleveurs du nord Tambacounda ce sont les troupeaux de petits ruminants qui sont majoritaires, en particulier les populations d'ovins.

Zone agro-écologique	% de troupeaux transhumants	Durée moy. de séjour (jours)	Durée moy. de parcours (jours)	Espèces dominantes
Bassin du fleuve	16	90	10	Ovins/bovins
Bassin arachidier	47	45	55	Bovins/ovins
Zone nord Gambie	1	60	25	Ovins/bovins
Zone nord Tambacounda	37	75	20	Ovins/bovins

Tableau 3 : Provenance, durée de séjour, durée de parcours des troupeaux transhumant de Barkedji (Extrait Kane, 2003)

c) Les activités agricoles

Par tradition les activités agricoles sont pratiquées dans la région par les ethnies Wolof et Sereer. Les Wolofs exercent une agriculture extensive avec une rotation annuelle de culture de mil et d'arachide, interrompue par une courte période de jachère. L'élevage se limite, en général, au petit bétail et n'est pas intégré au système d'exploitation. Les Sereers cultivent essentiellement des produits de subsistance qu'ils combinent avec l'élevage. Le troupeau sert à fumer les parcelles, à l'approvisionnement en lait et fait également office d'épargne (Weicker, 1993). La cohabitation entre éleveurs et agriculteurs posent de nombreux conflits d'intérêts territoriaux. En effet, l'aménagement des forages a non seulement modifié les pratiques ancestrales de la transhumance, mais aussi favorisé l'arrivée de peuples cultivateurs (Wolof et Sereer) qui étaient rares dans cette région avant 1950. Enfin, depuis 1970, on assiste également à l'avancée d'un front pionnier de paysans Mourides producteurs d'arachide, qui s'installent sans considération sur parcours traditionnels des nomades (Weicker, 1993). Pour freiner l'expansion de l'agriculture et préserver les aires pastorales, l'administration fait alors aménager des "réserves sylvo-pastorales" ou "forêts classées", dans lesquelles l'exploitation du bois et les cultures de rente sont interdites. En plus de sa vocation à gérer les ressources naturelles, l'Unité Pastorale de Barkedji est chargée de répartir l'exploitation du territoire entre les différentes ethnies limitant ainsi les conflits territoriaux.

2.3 Données disponibles

2.3.1 Les données géographiques

a) Les images satellites

Pour cette étude, nous disposons d'images satellites de résolutions temporelle et spatiale très différentes (Tableau 4) que nous avons utilisées à différentes étapes de ce travail de recherche en épidémiologie afin d'en évaluer les potentialités et les complémentarités.

Capteur	Acquisition	Taille de pixel (m)	Bandes spectrales*	Source	Site
Quickbird	04-08-2005	2,47	B, V, R, PIR	EDEN (Cirad)	Barkedji
Quickbird	20-08-2007	2,47	B, V, R, PIR	Ripieca (IRD)	Barkedji
Landsat 7 ETM+	12-09-2000	30	B, V, R, PIR, MIR, TIR* et MIR2	USGS	Barkedji
Terra Modis	02-07-2001 à 01-01-2003	231,65	B, R, PIR, MIR, NDVI, EVI	USGS	Ferlo

* B : bleu ; V : vert ; R : rouge ; PIR : proche infra-rouge ; MIR : moyen infra-rouge ; TIR : thermique infra-rouge. NDVI : Normalized Difference Vegetation Index ; EVI : Enhanced Vegetation Index

Tableau 4 : Liste des images satellites disponibles

b) Données environnementales issues d'images satellites

Nous disposons également d'un ensemble de cartes (cartes de typologie des mares, carte d'occupation du sol, carte paysagère) qui ont été réalisées à partir du traitement numérique d'images satellites de résolution décimétrique dans le cadre d'autres projets. La liste des données environnementales qui étaient à notre disposition est donnée dans le tableau 5.

Type	Date	Capteurs	Résolution (m)	Source	Site
Mares	26-08-2003 17-10-2003 27-10-2003 18-11-2003	Spot 5	10 m	Medias-France	Barkedji
Mares	04-08-2005	Quickbird	2,5 m	IRD	Barkedji
Végétation (Fig.16)	04-08-2005	Quickbird	2,5 m	Cirad*	Barkedji
Occupation du sol	2006	SPOT (XS)	20 m	Corine Land Cover	Sénégal
Occupation du sol	25 -11-1999	Landsat 7	30 m	PPZS	Barkedji

* Carte réalisée dans le cadre de la thèse

Tableau 5 : Liste des cartes thématiques issues des données d'OT

Pour les besoins de l'étude, nous avons également réalisé des cartes d'occupation à une échelle fine comprenant une carte des mares et une carte de la végétation (Figure 16) de la zone de Barkedji réalisée à partir de l'image Quickbird acquise en août 2005 et de données de terrain que nous avons collectées en septembre 2005. La moitié du jeu de données a été utilisée pour la phase d'apprentissage de la classification supervisée, l'autre moitié pour la validation des résultats. Les traitements de l'image sont détaillés dans l'article 2 (§ 3.1.2).

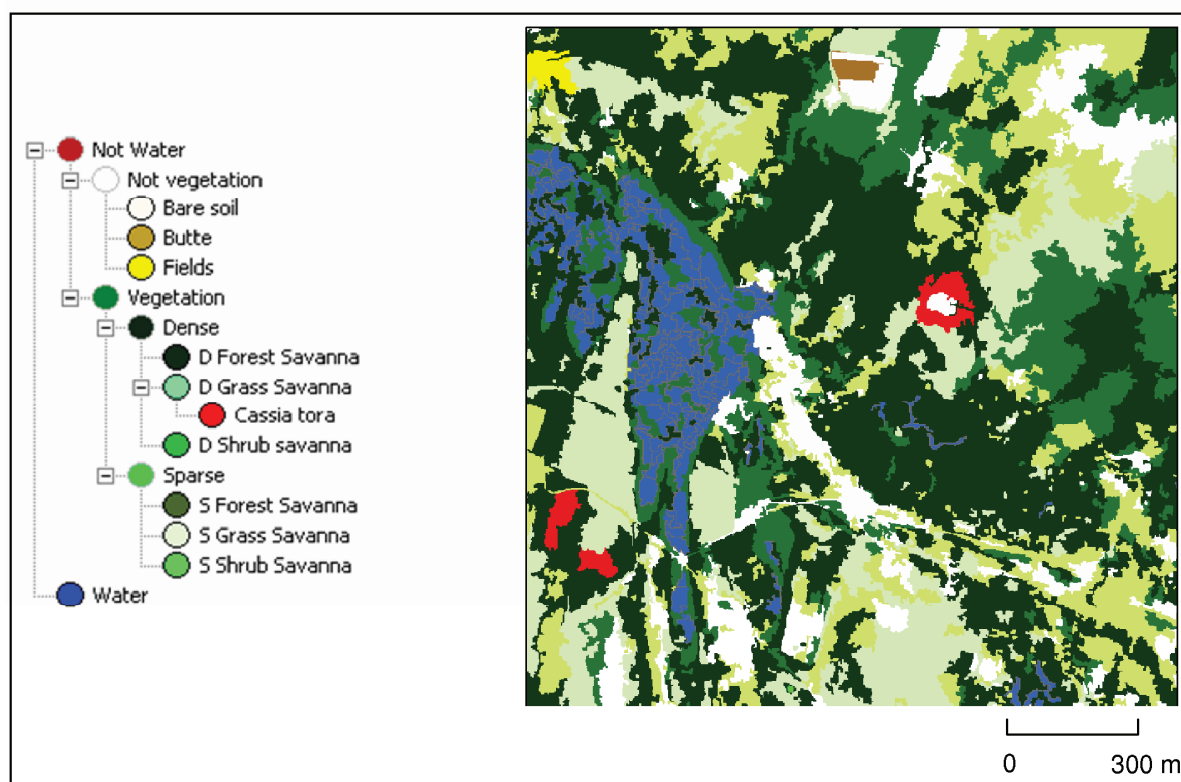


Figure 17 : Extrait de la carte d'occupation du sol réalisée à partir de l'image Quickbird acquise le 04/08/2005 (Extrait de Soti et al. 2011)

c) Données topographiques

Parmi le jeu de données topographiques, nous disposons de données issues de produit d'observation de la terre, tel le MNT (Modèle Numérique de Terrain) SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) ainsi que le MNT ASTER d'une résolution spatiale plus fine. Les données SRTM sont des données altimétriques gratuites qui ont été recueillies en février 2000 par la navette spatiale Endeavour (STS-99) à une altitude de 233 km en utilisant l'interférométrie radar. Le MNT ASTER (Tableau 6), gratuit également, a quant à lui, été créé à partir de paires d'images stéréoscopiques.

Type	Date	Résolution (m)	Source	Couverture
Topographie des mares	2003	2 m	IRD	Niaka, Barkedji, Furdu, Yara lope, Lumbel Lana, Ngao, Kangaedji
MNT SRTM	2000	90 m	NASA	Ferlo
MNT ASTER	2010	30 m	NASA	Ferlo

Tableau 6 : Inventaire des données topographiques disponibles

Enfin, nous disposons également de la topographie fine de sept mares de la zone d'étude dont les mesures ont été réalisées en 2003, à l'aide d'un théodolite électronique (Série T.I 1600) appelé aussi station totale (Tableau 6).

2.3.2 Les données pluviométriques et hydrologiques

Les données climatiques et hydrologiques dont nous disposons sont présentées dans le tableau 7. Nous disposons de trois sources de données pluviométriques couvrant différentes périodes de 1961 à 2007 : des données locales collectées à Barkedji par une station météorologique, des données issues de la station météorologique nationale de Linguère, et enfin des données de pluie estimées par le satellite TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission).

Type	Date	Informations	Source
Pluie journalière	du 01-01-1961 au 31-12-2000	Données collectées par la station météorologique de Linguère	Institut Pasteur de Dakar (Sénégal)
Pluie journalière	du 01-07-2001 au 31-10-2001 du 15-06-2002 au 31-10-2002 du 06-2003 au 31-10-2003	Données collectées au centre du village de Barkedji	IRD (France), Cirad (France), ISRA (Sénégal)
Pluie journalière estimées par TRMM satellite (3B42-V6)	du 01-07-2001 au 31-12-2001 du 15-06-2002 au 31-10-2002 du 01-06-2007 au 31-12-2007	Données une résolution spatiale de 27kmx27 km centrées sur le village de Barkedji	NASA Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center
Hauteur d'eau journalière	du 01-07-2001 au 31-12-2001 du 15-06-2002 au 31-10-2002 15-06-2003 au 31-10-2003	Mares de Furdu, Mous2 et Mous3 Mares de Barkedji, Furdu, Mous2 et Mous3	IRD (France), Cirad (France), ISRA (Sénégal)

Tableau 7 : Liste des données pluviométriques et hydrologiques

Les données de hauteurs d'eau ont été relevées en 2001, 2002 et 2003 à la main par un agent à partir d'échelles limnimétriques placées au centre de plusieurs mares de la zone d'étude (Figure 17).

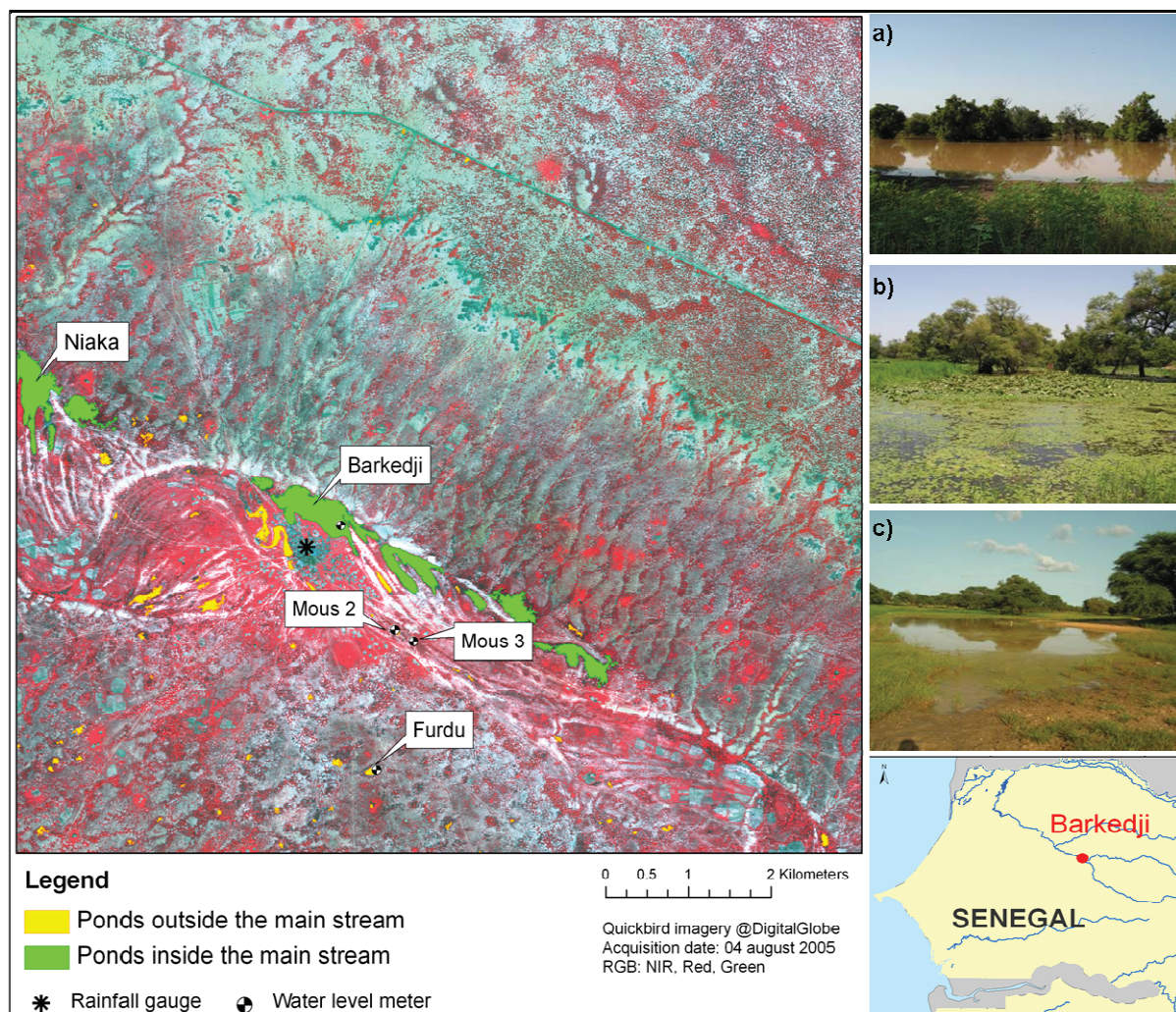


Figure 18 : Visualisation de l'image Quickbird couvrant la zone d'étude de Barkedji avec la représentation des mares et la localisation des instruments de mesure de pluviométrie et de hauteurs d'eau (Région du Ferlo, Sénégal) ; Photos : a) mare de Barkedji, b) mare de Furdu et c) mare de Mous3 en September 2006

2.3.3 Les données entomologiques

Les résultats de différentes campagnes entomologiques menées à Barkedji entre 1991 et 2003 sont disponibles (Tableau 8). Lors de ces campagnes de mesure, les moustiques ont été capturés à l'aide de pièges lumineux à CO_2 et de pièges avec appât (mouton). Selon la campagne entomologique, les pièges étaient placés à proximité et à distance de différentes mares (Figure 18). Les captures ont eu généralement lieu la nuit, entre six heures du soir à six heures du matin, environ une fois par mois durant plusieurs jours consécutifs.

Type	Date de capture	Fréquence	Source
<i>Ae. vexans</i> et <i>Cx. poicilipes</i>	Du 09-07-2002 au 11-11-2002	10 jours consécutifs de capture, une fois par mois	IRD
<i>Ae. vexans</i> et <i>Cx. poicilipes</i>	Du 03-07-2003 au 27-10-2003	10 jours consécutifs de capture, une fois par mois	IRD
Toutes espèces de moustique	1991-1996	3 jours consécutifs de captures par mois durant les mois de juin, juillet, août, septembre de chaque année	IRD / Institut Pasteur (Fontenille et al., 1998)

Tableau 8 : Liste des données de moustiques capturés.

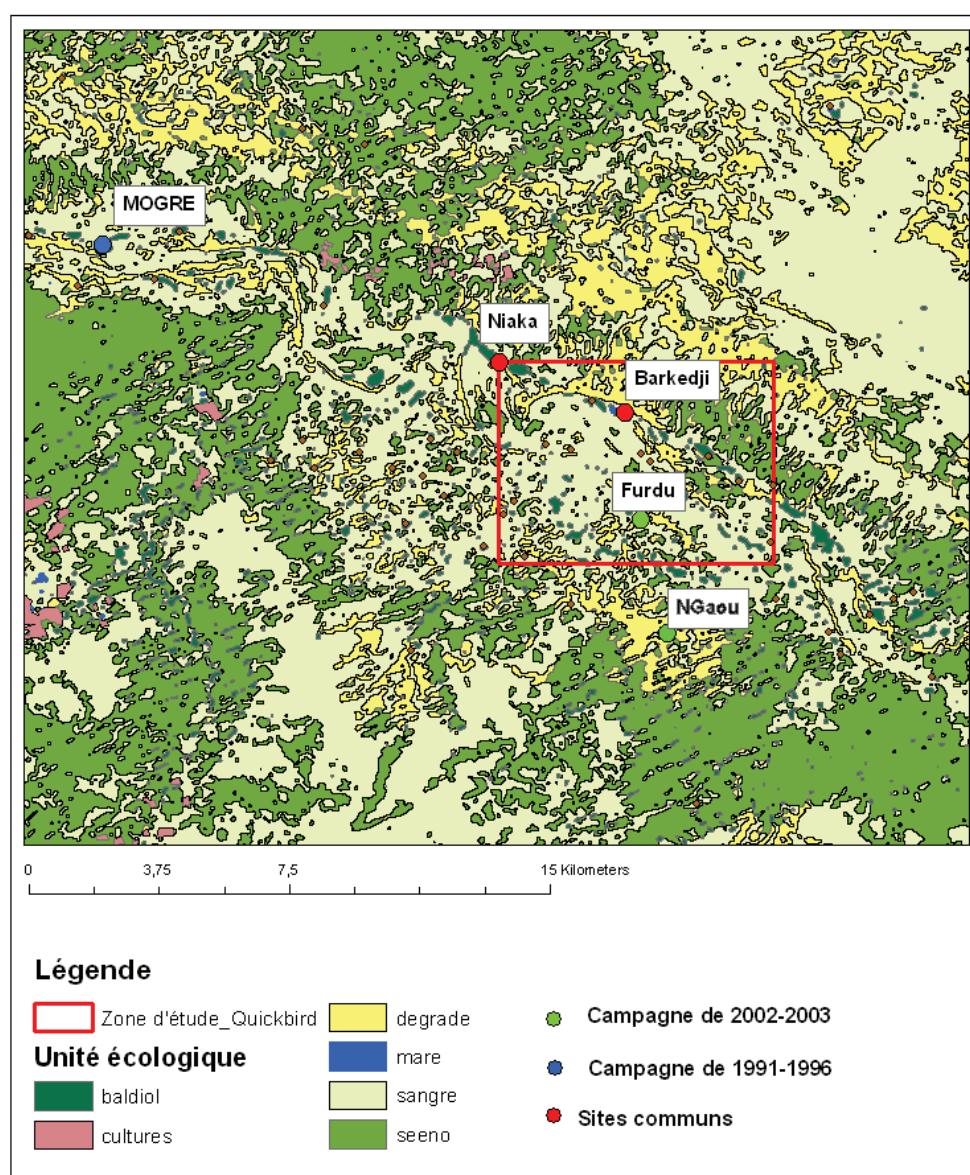


Figure 19 : Localisation des sites des différentes campagnes entomologiques menées à Barkedji, Sénégal, pendant la période de 1991 à 2003 et occupation du sol (Source : Pin Diop, 2007)

2.3.4 Les données sur les hôtes

Des enquêtes de terrain concernant les hôtes ont été menées à proximité des mares en septembre 2003, durant 15 jours consécutifs (Tableau 9). Six mares de Barkedji ont été choisies (Belkagne, Belel Nialbi, Guentou Diabi, Modji Ind, Ngao et Tordione) comme lieu d'enquêtes et un recensement systématique de tous les propriétaires de troupeaux transhumants et/ou sédentaires localisés dans un rayon de 2 km qui se rendaient aux mares a été réalisé. Au total 101 troupeaux transhumants venant hiverner à Barkedji ont été enquêtés et ont permis de dresser un tableau de la mobilité des troupeaux durant la saison des pluies 2003 (Kane, 2003) (§2.2.4.b).

Type	Date	Variables renseignées	Source
Mobilité	2003	Type ethnique ; Provenance ; Trajet estimé (km) ; Temps de séjours, Nom du campement ; Critère de départ, Nb de têtes par troupeau ; Nombre d'animaux malades	Cirad (ACI, Ecologie quantitative)

Tableau 9 : Liste des données sur les troupeaux transhumants de Barkedji

2.3.5 Les données sérologiques

Pour notre étude, nous disposons de deux jeux de données sérologiques (Tableau 10). Nous disposons de données d'incidences sérologiques du VFVR qui ont été estimés à partir de prélèvements réalisés durant l'année 2003 sur des moutons. Ces données de bonne qualité ont été utilisées dans la thèse pour l'étude des déterminants paysagers dans la partie (§ 3.1.2). Les prélèvements ont eu lieu dans les parcs à animaux de Barkedji dont les coordonnées géographiques étaient renseignées. L'échantillonnage a été réalisé une première fois en août et la seconde fois de mi-novembre à mi-décembre 2003 et a permis de calculer l'incidence sérologique, ici la proportion d'animaux ayant fait une séroconversion entre les deux dates, qui a été agrégée au niveau de chaque parc de nuit.

Type	Date	Informations supplémentaires	Source
Incidences sérologiques	2003	L'incidence correspond ici la proportion d'animaux ayant fait une séroconversion entre 2 campagnes de prélèvements réalisés sur des moutons prélevés dans 16 campements	Cirad/ IRD (projet Corus)
Séroprévalence (IgG)	1989 à 2008	Prélèvements faits pendant 10 ans, dans 6 troupeaux sentinelles	FAO / ISRA

Tableau 10 : Liste des données sérologiques collectées à Barkedji

Nous disposons également d'un jeu de données de séroprévalence (Taux d'anticorps IgG) collectées de 1989 à 2008 par la FAO via 10 troupeaux sentinelles composés de petits ruminants distribués le long du fleuve Sénégal. Ces données (Figure 20) ont été utilisées dans cette thèse pour la validation des résultats du modèle de populations de moustiques (§ 3.2.2) avec précaution, du fait qu'elles n'ont jamais permis d'alerter précocement les épizooties (Lancelot, 2009), mais elles n'en restent pas moins des témoignages d'une circulation régulière à bas bruit.

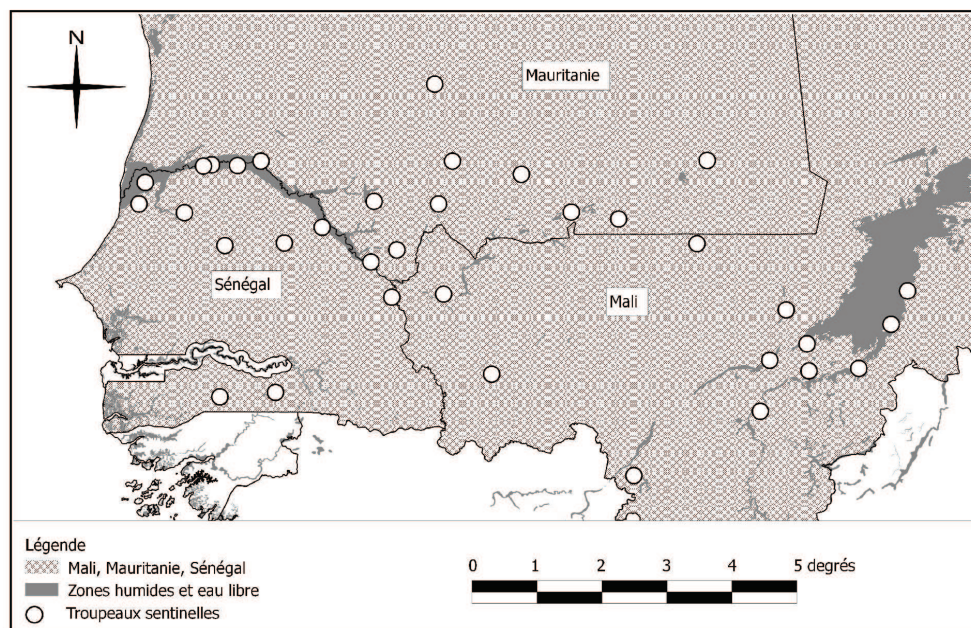


Figure 20 : Distribution géographique des troupeaux sentinelles du système de surveillance de la fièvre de la Vallée du Rift en Afrique de l'Ouest (d'après Thiongane, 2008)

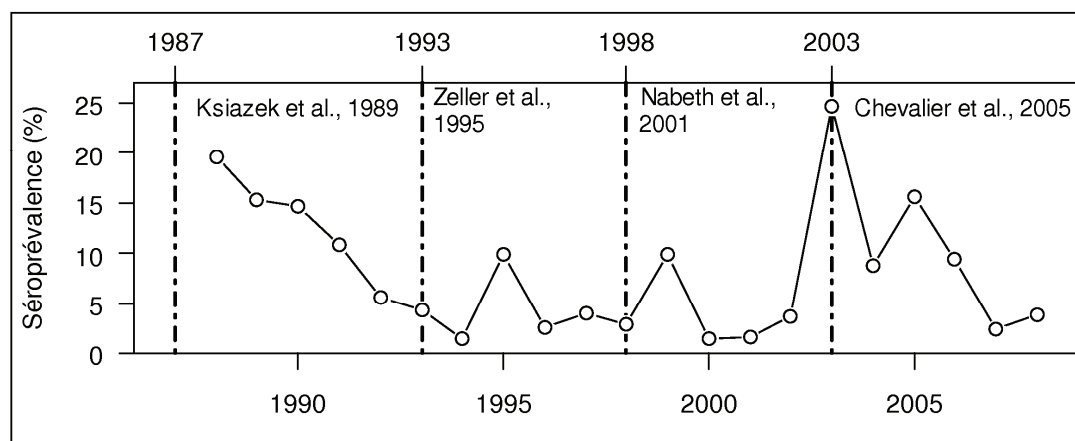


Figure 21 : Correspondance entre les épizooties de FVR observées au Sénégal et en Mauritanie de 1987 à 2008 et les résultats du suivi sérologique des troupeaux sentinelles au Sénégal (d'après Lancelot, 2009)

Données sérologiques : Thiongane, 2009. Les points représentent la prévalence sérologique instantanée (IgG). Les lignes tiretées verticales représentent les épizooties de FVR. Les références rapportant ces épizooties figurent en haut du graphe.

2.3.6 Sélection des jeux de données pour l'analyse

Pour notre site d'étude, Barkedji, nous disposons donc de données environnementales à différentes échelles temporelles et spatiales (cartographie des mares et de leur végétation proche), de données de terrain (données de hauteurs d'eau, données sur les vecteurs et sur les hôtes) et enfin de données sur la circulation du virus de la FVR. De plus les protocoles d'acquisition et du traitement de ces données sont connus. Une des forces de ce jeu de données est qu'il couvre toutes les composantes de la maladie pour des périodes identiques, notamment pour la saison des pluies 2001 et 2002. En revanche, le jeu de données de 2003 n'a pas été utilisé, car il comportait de nombreuses incohérences et manques. Les données de 2001 et 2002 géoréférencées et relativement exhaustives, ont permis d'envisager plusieurs axes de recherche sur les relations « Environnement et Vecteurs », « Environnement et Hôtes » et « Environnement et Pathogène » et cela à différentes échelles spatiales.

Conclusion du Chapitre 2

Dans ce chapitre, les caractéristiques principales de la FVR au Sénégal ainsi que la situation géographique de notre zone d'étude ont été présentées. Dans cette région, l'apparition de foyers de FVR apparaît étroitement liée à la localisation et la dynamique des mares temporaires du fait de leur rôle central dans la dynamique des populations moustiques vecteurs de la maladie et de la distribution des hôtes.

De ce fait, nous avons choisi une approche de modélisation prenant en compte la distribution et la dynamique de ces gîtes larvaires en intégrant des paramètres environnementaux pour identifier les zones et les périodes à risque d'émergence de la FVR dans cette région. A terme, cette étude a pour objectif de développer un outil de simulation pour le contrôle des principaux moustiques vecteurs de la maladie, *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*. Cet outil pourrait aider à anticiper des années de possible émergence de FVR et/ou à améliorer des outils de lutte anti-vectorielle par des opérations plus ciblées dans le temps et l'espace. Cette approche est présentée dans la partie suivante.

Chapitre 3. Travaux personnels

Dans ce chapitre sont présentés les principaux résultats de la thèse sous la forme d'un résumé de chaque publication scientifique réalisée au cours de la thèse, suivi du texte complet de la publication où les méthodes et les résultats sont détaillés et discutés.

Nous présentons d'abord nos résultats relatifs à la localisation des zones à risque de circulation de la FVR, par l'utilisation de la télédétection et d'une approche paysagère (§3.1). Cette première partie est composée de deux études, l'une sur l'évaluation des données d'Observation de la Terre (OT) pour l'inventaire et le suivi de la dynamique des mares temporaires en zone aride (§3.1.1), et l'autre sur la caractérisation des paysages à risque pour la transmission de la FVR (§3.1.2).

Puis nous présentons nos travaux de modélisation de la dynamique de population des deux espèces vectrices de la FVR prenant en compte la dynamique des gîtes de ponte (les mares temporaires) et la connaissance de l'écologie des moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicillipes* (§3.2). Cette deuxième partie comprend un modèle hydrologique de remplissage et vidange des mares à partir de données de pluviométrie et de données de télédétection (§3.2.1) dont les sorties sont ensuite assimilées à un modèle de dynamique de population (§3.2.2).

3.1 L'approche spatiale par l'analyse paysagère : principaux résultats

3.1.1 Potentialités des images satellites pour la cartographie et le suivi de la dynamique des mares temporaires des zones arides

Article 1 : Assessing optical Earth Observation Systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas - V. Soti, A. Tran, J.S. Bailly., C. Puech, D. Lo Seen, A. Bégué. - International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 11 (2009) 344-351.

Résumé

Nous avons étudié les caractéristiques spectrales, spatiales et temporelles des principaux capteurs passifs d'Observation de la Terre (OT), pour localiser et suivre la dynamique des points d'eau temporaires de la région du Ferlo au nord du Sénégal. Pour réaliser cette étude, nous disposons d'images satellites Terra-Modis (taille de pixel : 231m x 231m), d'une image Landsat7-ETM+ (30m x 30m), et d'une image satellite Quickbird à très haute résolution spatiale (2,5m x 2,5m) acquise le 04 Août 2005, centrées sur le village de Barkedji, ainsi que de données de terrain sur les mares et la végétation de la zone d'étude dont les informations ont été collectées à l'aide d'un récepteur GPS. Enfin, nous disposons aussi de données de

hauteurs d'eau journalières de trois mares (Furdu, Barkedji et Mous) relevées durant la saison des pluies 2001 et 2002 (§ Partie 2.3).

- *Information spectrale et détection des mares :*

A partir de l'image satellite Landsat, qui présente une richesse spectrale allant du bleu au moyen infrarouge, nous avons testé tous les indices de l'eau référencés dans la littérature : le MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) de Xu (2006), le NDWI1 (Normalized Difference Water Index) de Hardisky (1983) et Gao (1996), le NDWI2 (Normalized Difference Water Index) de Mac Feeters (1996) et le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) de Tucker (1979). Nous avons évalué la capacité de ces indices à discriminer l'eau libre mais aussi les types d'occupation du sol présents sur l'image, que nous avons validés avec les données collectées sur le terrain à l'aide d'un GPS. Pour évaluer statistiquement les résultats, nous avons utilisé la méthode de la courbe de ROC (Receiver Operating Characteristic) qui permet de représenter la proportion de pixels d'eau bien classés (sensibilité) et celle de pixels « non-eau » bien classés (spécificité) en fonction de différents seuils de détection choisis. Le coefficient AUC (Area Under Curve) mesure la capacité d'un indice à discriminer les pixels « eau » des pixels « non-eau », capacité d'autant meilleure que l'AUC est proche de la valeur 1. Les résultats de l'étude montrent que dans le contexte des zones arides de type sahélien, le MNDWI et le NDWI1, utilisant tous deux la bande du Moyen Infra-Rouge (MIR), sont les plus discriminants avec respectivement une AUC de 0,90 et de 0,85. En revanche, le NDVI et le NDWI2 donnent des résultats peu significatifs avec respectivement des AUC de 0,53 et 0,37.

- *Résolution spatiale et détection des mares :*

Afin d'étudier l'impact de la résolution spatiale sur la détection des plans d'eau libre, nous avons dégradé de façon incrémentale l'image satellite Quickbird de manière à simuler la résolution spatiale des principaux capteurs d'observation de la Terre : Quickbird (non dégradé, 2.5m x 2.5m), Ikonos (4m x 4m), Spot-5 (10m x 10m), Spot-4 (20m x 20m), Landsat (30m x 30m), et Modis (231m x 231m). Pour chaque image ainsi ré-échantillonnée, nous avons dénombré les mares détectées ainsi que la surface de la plus petite mare détectée. Les résultats de cette étude montrent que Quickbird, Ikonos et Spot5 permettent d'extraire correctement des plans d'eau d'une superficie supérieure à 70 m² (correspondant à la taille de la plus petite mare de la zone d'étude). Les résultats permettent ainsi à tout utilisateur de choisir le capteur adapté à la taille de l'objet recherché (Figure 21).

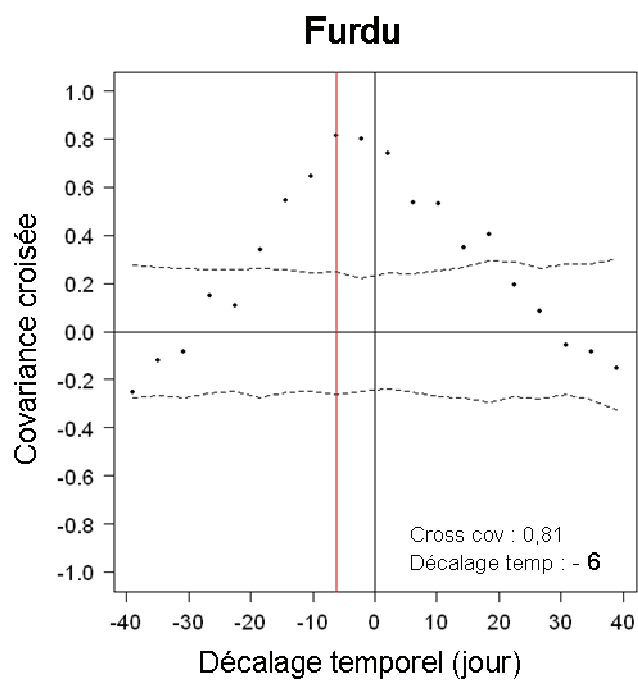


Figure 23 : Coefficients de corrélation croisée entre les valeurs NDVI et les hauteurs d'eau en phase de remplissage en 2001 et 2002. Exemple de la mare de Furdu, Région du Ferlo, Sénégal.

Article 1 (Publié) :

Assessing optical Earth Observation Systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas. *V. Soti, A. Tran, J-S. Bailly., C. Puech, D. Lo Seen, A. Bégué.* International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 11 (2009) 344-351.



Contents lists available at ScienceDirect

International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jag

Assessing optical earth observation systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas

Valérie Soti^{a,b,*}, Annelise Tran^{b,c}, Jean-Stéphane Bailly^d, Christian Puech^e,
Danny Lo Seen^c, Agnes Bégué^c

^aSAS Nevantropic, 16 bis av. du 14 juillet, 97300 Cayenne, French Guiana, France

^bFrench Agricultural Research Center for International Development (CIRAD), Animal and Integrated Risk Management Research Unit, Baillarguet Campus, 34398 Montpellier Cedex, France

^cCIRAD, Territories, Environment, Remote Sensing and Spatial Information Joint Research Unit (UMR TETIS), Maison de la Télédétection, 500 rue J.-F. Breton, 34093 Montpellier Cedex 5, France

^dAgroParisTech, UMR TETIS, F-34093 Montpellier, France

^eCemagref, UMR TETIS, F-34093 Montpellier, France

ARTICLE INFO

Article history:

Received 16 January 2009

Accepted 29 May 2009

Keywords:

Remote sensing
Monitoring
Temporary ponds
Water indices
Arid areas

ABSTRACT

Remote sensing methods for locating and monitoring temporary ponds over large areas in arid lands were tested on a study site in Northern Senegal. Three main results are presented, validated with field data and intended to highlight different spectral, spatial and temporal characteristics of the methods: (1) Among several water indices tested, two Middle Infrared-based indices (MNDWI—Modified Normalized Difference Water Index and NDWI₁—Normalized Difference Water Index) are found to be most efficient; (2) an objective method is given prescribing the necessary sensor spatial resolution in terms of minimal detected pond area; and (3) the potential of multi-temporal MODIS imagery for tracking the filling phases of small ponds is illustrated. These results should assist in epidemiological studies of vector-borne diseases that develop around these ponds, but also more generally for land and water management and preservation of threatened ecosystems in arid areas.

© 2009 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

In West Africa, and particularly in the semi-arid Sahel region, ponds and lakes play a crucial role for the local population and their livestock (Diop, 2007). Temporary water bodies are often the primary water supply for human and animal consumption, along with bores and wells that are periodically made available by the local or national authorities (Diop et al., 2004). Open water surfaces also enable vital ecological functions and provide the necessary natural habitats for a wide range of fauna. However, these are also sites with dense human and livestock populations, which favors the development and transmission of infectious and parasitic diseases. The biological diversity and resources of these fragile aquatic ecosystems are subject to various natural (recurrent drought) or anthropogenic (overexploitation, dams, pollution, drainage) threats that also need to be monitored. However, it is considered particularly challenging to inventory these water bodies as they are generally small, numerous, temporary, and spread over large and often poorly accessible areas.

Data acquired by Earth Observation systems covering a wide range of spectral, spatial, and temporal characteristics can be used for locating these ponds over large areas. For instance, the Near Infrared (NIR) band is theoretically well-suited for detecting open water surfaces from optical images, due to the strong water absorption in the NIR range (Verdin, 1996). However, because of some complicating water characteristics such as turbidity and/or the presence of aquatic vegetation (seaweed, duckweed, and others), the NIR band alone is not sufficient to properly distinguish open water surfaces (Puech, 1994). Indices were therefore developed combining the NIR band with other bands, such as the Normalized Difference Water Index as defined by Gao (1996) (NDWI₁) and the Normalized Difference Water Index as defined by McFeeters (1996) (NDWI₂). The former is a combination of NIR and Green (G) bands, while the latter combines NIR and Middle Infrared (MIR). The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) initially defined for vegetation studies (Tucker, 1979) was also proven useful for detecting water and silt-laden open water from lateritic soils (Caloz et al., 1996). Lastly, the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) was derived from the NDWI₂ by the use of MIR instead of NIR (Xu, 2006). The negative of the MNDWI has also been used in other studies, and is called the Normalized Humidity Index in (Clandillon et al., 1995).

* Corresponding author. Fax: +33 4 67 54 87 00.
E-mail address: vs.nev@ntropic.fr (V. Soti).

or Normalized Difference Pond Index (NDPI) in (Lacaux et al., 2007).

A method using NDVI and NDWI₂ indices was developed by the Global Environment Monitoring Unit of the European Joint Research Centre to map temporary ponds of about 100 ha in size in Sahelian areas with SPOT4-Vegetation (Haas et al., 2006; Haas et al., 2009). Puech (1992) showed that SPOT4-XS images with 20 m pixel resolution could be used for estimating pond areas (>10 ha) in Niger with 95% accuracy, and their water volume with 70% accuracy. Using high spatial resolution data from SPOT5-HRG (10 m pixel resolution), Lacaux et al. (2007) proposed the NDPI to detect small ponds of 0.5 ha.

Several studies have also reported the potential for producing time series images by coarse-scale satellite sensors like AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), and SPOT-Vegetation for vegetation monitoring (Beck et al., 2006; Boles et al., 2004; Maignan et al., 2008; McCloy and Lucht, 2004). Nevertheless, there are relatively few such studies on water body monitoring, as most of them monitor large water areas and are concerned with either flood monitoring (Barton and Bathols, 1989; Sandholt et al., 2003) or water storage in large lakes (Dingzhi et al., 2005). The spatio-temporal dynamics of large water bodies can be monitored every 10 days using SPOT-Vegetation images time series (Haas et al., 2006), whereas the follow-up of small ponds derived from high spatial resolution images was only possible with 5 images/year (Lacaux et al., 2007).

When facing the problem of detecting and monitoring temporary ponds over large areas, the task of choosing among different remote sensing options in terms of spatial and temporal resolutions, spectral indices, or methodological approaches can be quite challenging. A trade-off between spatial and temporal resolutions is often inevitable, but can be based only on *a priori* reasoning due to the lack of appropriate comparative studies. The objective of this study is to address this issue by reviewing available methods for the selection of optical sensors to detect, map, and monitor water bodies in

arid areas. Methods built on radiometric, spatial, and multi-temporal characteristics are applied using different optical remote sensing datasets from the same study area, which is representative of the West African Sahel region, and then comparatively assessed.

2. Study area and data

2.1. Study area

The study was conducted within an area of approximately 11 km × 10 km around the village of Barkedji (15.22°N, 14.86°W) in North Senegal (Fig. 1). Located in the Ferlo Valley, the study area is characterized by a complex and dense network of ponds that are filled during the rainy season (from July to September). These temporary ponds provide water to semi-nomadic and nomadic populations that herd their flocks on the surrounding arid lands. The arid climate causes the water level of these ponds to fluctuate and decrease from July to September, via infiltration favored by sandy-loam soil, high evapotranspiration, and human and animal consumption (Diop et al., 2004). All ponds in the study area, dry out during the dry season (Fig. 1).

2.2. Pond locations

In total, 98 ponds were located using a Global Positioning System receiver (GPS), then surveyed and described in detail in terms of water quality and vegetation type (September 2006). The GPS points collected at the pond boundary were later manually relocated to the center of the pond by photo-interpretation, using a very-high spatial resolution Quickbird image (see the remote sensing data section). This field survey showed that most of the ponds in the study area are small ponds (33% of ponds with an area less than 1000 m² and 64% with less than 2600 m²), with the smallest covering only 74 m² and the biggest being the Barkedji pond with ~347,400 m².

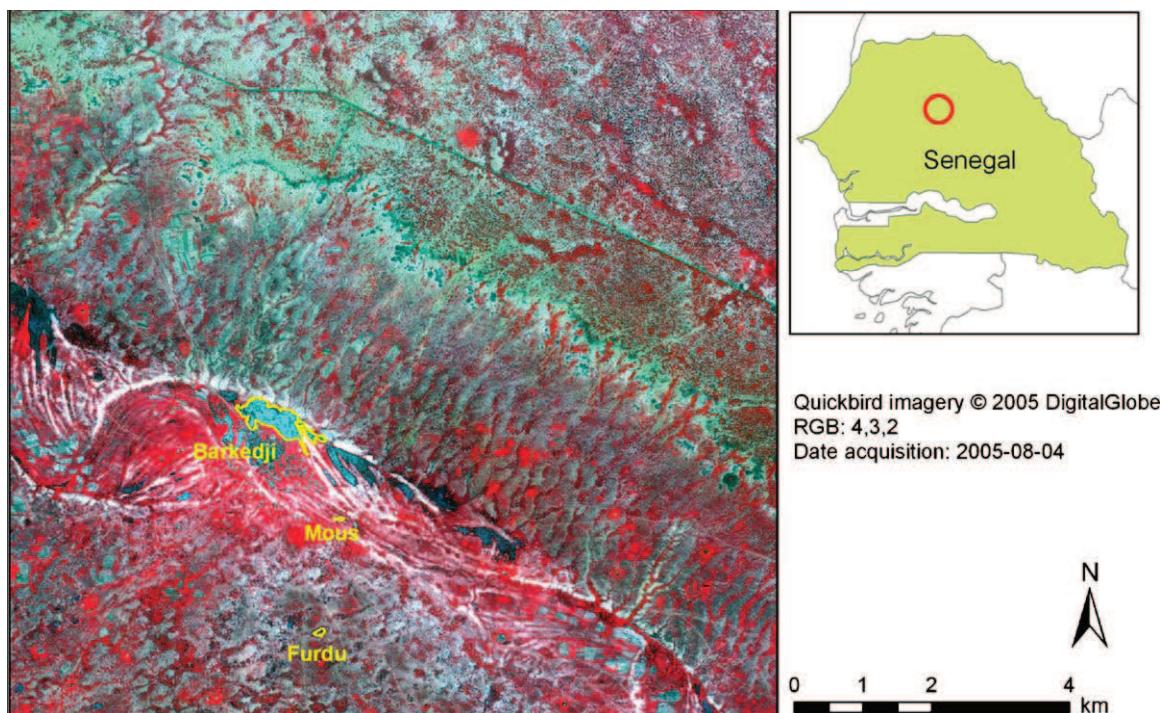


Fig. 1. Part of the study area (~11 km × 10 km), centered on the Barkedji village, Ferlo Region, Senegal. The yellow line indicates the contours of Barkedji, Mous, Furdu ponds.

Table 1

Characteristics of the satellite data used in the study.

Satellite/Sensor	Acquisition date	Bands and indices available ^a	Pixel width (m)	Number of images
Quickbird	2005-08-04	B, G, R, NIR	2.47	1
Landsat7/ETM+	2000-09-12	B, G, R, NIR, MIR,	30	1
Terra/MODIS ^b	July to December 2001 and 2002	B, R, NIR, MIR, NDVI, EVI	231	24
	2005-08-10	B, R, NIR, MIR, NDVI, EVI	231	1

^a B: Blue; G: Green; R: Red; NIR: Near Infrared; MIR: Middle Infrared; NDVI: Normalized Difference Vegetation Index; EVI: Enhanced Vegetation Index.^b Product 'MOD13Q1 MODIS Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V005' (Land Processes Distributed Active Archive Center, <http://lpdaac.usgs.gov/datapool/datapool.asp>).

2.3. Hydrological and meteorological data

We used water height data from the 2001 and 2002 rainy seasons and beyond (July–December), collected daily from water level meters placed at the center of three ponds: Mous, Furdu and Barkedji (Fig. 1). Rainfall data was collected daily during the same time period from a rain gauge located in the village of Barkedji.

2.4. Remote sensing data

Optical Earth Observation System (EOS) sensors data with different spectral and spatial resolutions were acquired between 2001 and 2005 (see Table 1). Quickbird, Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM+) and MODIS images used for the spectral analysis and the spatial resolution study were acquired during the peak of the rainy season, which corresponds to the time when the pond location ground survey was made. For the temporal study, 16-day composite images of NDVI (MOD13Q1/V05) were acquired for the period corresponding to the hydrological data survey (rainy seasons of 2001 and 2002). We verified the homogeneity of the acquisition dates within our study area using the “250m 16 days composite day of the year” product. As a result, 2 of the 24 initially selected MODIS NDVI composite images were removed from the analysis because the NDVI values were acquired on different days.

3. Method

3.1. Spectral analysis

We used the ETM+ image (radiance values) to assess the capacity of different spectral indices to correctly map the ponds within our study area. Indeed, with six spectral bands, the ETM+ sensor enabled us to compare the main water indices described in the scientific literature (Table 2).

From the 98 GPS-located ponds, we used the center of the 30 largest ponds ($>3000 \text{ m}^2$) as ground-truth reference (“pond pixels”). Thirty additional pixels were randomly selected outside of the ponds (“non-pond pixels”) using Geographic Information System (GIS) functionalities (GIS software: ESRI ArcGISTM).

The predictive accuracy of the indices was assessed using the ROC (Receiver Operating Characteristic) curve method (Park et al., 2004). The ROC curve represents variations in the sensitivity (% of pond pixels properly classified) and the specificity (% of non-pond

pixels properly classified) of an index with varying threshold value. The AUC (Area Under Curve) of the ROC curve and its 95% confidence interval was calculated for the four indices. The greater the AUC, the more discriminating the index is and the closer the predictions are to the observed data.

We completed this analysis by studying the spectral signatures of the primary land cover types represented in the study area. The values of the four water indices were extracted from 15 samples of “water”, “water colonized by aquatic vegetation”, “active vegetation”, and “bare soil and lateritic soil”. Then the mean and standard deviations were calculated on the 15 index values for each land cover type.

3.2. Spatial resolution analysis

The impact of spatial resolution on pond detection was studied using the Quickbird image. To reduce the resolution of the very high resolution image from 2.44 m initial pixel size to 1 km Spot Vegetation pixel size, we used the “image degradation” tools of the Erdas 9.2 software. Pixel values were averaged over $n \times n$ windows, n being an integer between 2 and 409, which correspond to images of pixel sizes ranging from 4.88 m to 998 m. We obtained 159 images in order to create a continuous spatial resolution gradient. NDVI was derived from the NIR and R bands (in radiance unit) from each image. The ponds were detected in each image by radiometric thresholding. A threshold value of 0.041 was chosen according to the spectral analysis results. For each spatial resolution, we then calculated the number of detected ponds and their mean area.

Finally, the Landsat image (12 September 2000) and a MODIS image (10 August 2005) acquired at the peak of the rainy season were processed to detect the water bodies with the same method (NDVI/threshold 0.041) in order to compare the results obtained from the Quickbird image when resampled at 30 m and 232 m, with results from real EOS data.

3.3. Times series analysis

The ability of optical EOS to monitor temporary ponds was assessed using a time series of MODIS NDVI images. Due to their simplicity, we used the MODIS NDVI layer. NDVI mean values were extracted within a 3×3 pixel window at the Mous, Furdu and Barkedji ponds (Fig. 1) to avoid geometric transformation

Table 2

Spectral indices from the scientific literature used for water body detection.

Index	Band ratios ^a	Reference
NDVI = Normalized Difference Vegetation Index	$(\text{NIR} - \text{R})/(\text{NIR} + \text{R})$	Tucker (1979); Townshend and Justice (1986)
NDWI ₁ = Normalized Difference Water Index	$(\text{NIR} - \text{MIR})/(\text{NIR} + \text{MIR})$	Gao (1996); Hardisky et al. (1983)
NDWI ₂ = Normalized Difference Water Index	$(\text{G} - \text{NIR})/(\text{G} + \text{NIR})$	McFeeters (1996)
MNDWI = Modified Normalized Difference Water Index	$(\text{G} - \text{MIR})/(\text{G} + \text{MIR})$	Xu (2006)
NHI = Normalized Humidity Index NDPI = Normalized Difference Pond Index	$(\text{MIR} - \text{G})/(\text{MIR} + \text{G})$	Clandillon et al. (1995); Lacaux et al. (2007)

^a NIR: Near Infrared; R: Red; G: Green; MIR: Middle Infrared.

uncertainty. Because of the MODIS spatial resolution and the small size of the ponds, this value reflects the state of the water area and of its surrounding environment (*i.e.*, vegetation and soils).

To evaluate and quantify the relationship between NDVI and the water heights time series, we used an empirical temporal cross-correlation (see Appendix A), which is useful for comparing two temporal series with different temporal steps (*i.e.*, 16 days for the MODIS NDVI data, 1 day for the water height measurements). The temporal cross-correlation was computed for each pond between the MODIS NDVI and the water height original time series, for Δt ranging from -40 to $+40$ days with a temporal step of 4 days. To test the statistical significance of the results, we followed a Monte-Carlo procedure, independently randomizing the values of the temporal series 1000 times. The cross-correlation was computed on each simulated dataset to obtain 95% confidence intervals of cross-correlation value under the assumption of randomness. The statistical analysis was performed using R (R Development Core Team, 2006).

We applied this analysis to the entire time series (from July to December) and to time series corresponding to only the rainy season (from July to September) in order to exclude the emptying phase of the ponds. Indeed, since NDVI indicates the chlorophyll

activity of the vegetation, the NDVI index may remain high at the end of the rainy season even while precipitation is rare and ponds are empty (Schmidt and Karnieli, 2000).

Finally, we used the same test to evaluate the relationships between cumulative rainfall and water heights and between cumulative rainfall and MODIS NDVI values.

4. Results

4.1. Spectral analysis

According to the ROC analysis, the two indices using the MIR band, *i.e.*, the MNDWI and the NDWI₁, are the more discriminating indices for the detection of water bodies, with AUC values of 0.90 and 0.85, respectively (Fig. 2). The two other spectral indices, the NDVI and the NDWI₂, are less appropriate according to our study area, with AUC values of 0.53 and 0.37, respectively.

Studying the spectral signatures of the primary land cover types allowed us to interpret these results, highlighting confusion between some land cover types (Fig. 3). The MNDWI appears to be the most efficient at isolating free water areas, which return positive MNDWI values whereas all others land cover types return

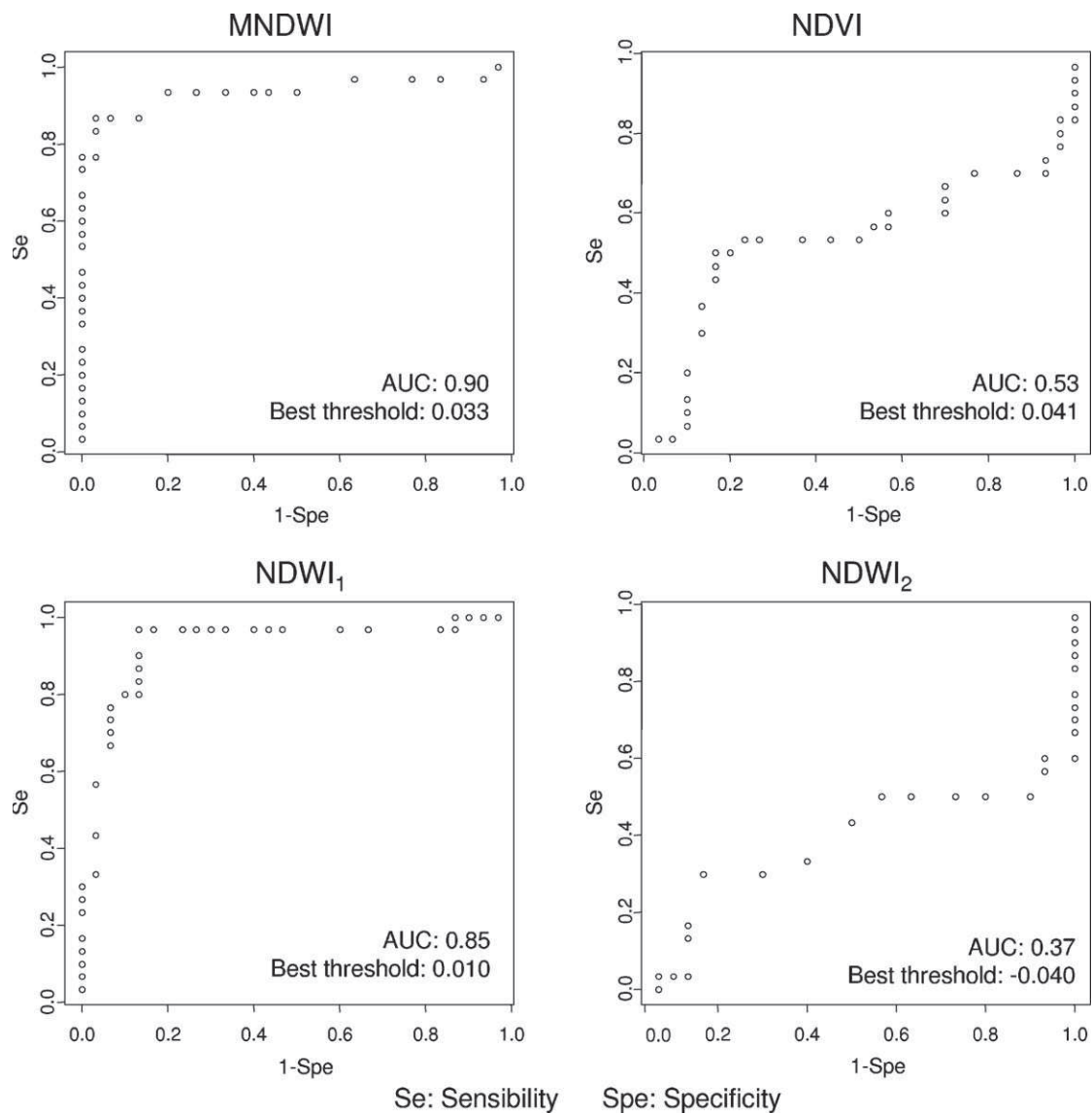


Fig. 2. Results of the ROC (Receiver Operating Characteristic) analysis of four spectral indices used for water body detection in a Sahelian area.

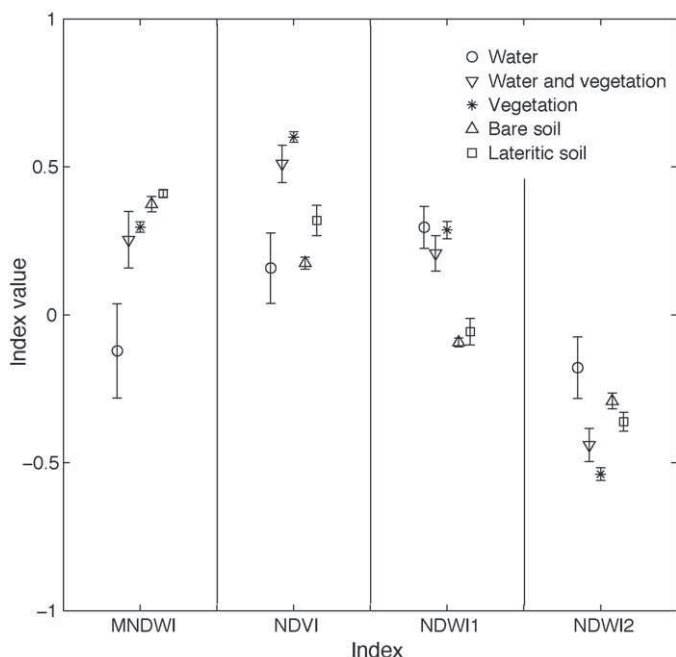


Fig. 3. Values of MNDWI, NDVI, NDWI₁ and NDWI₂ indices derived from a Landsat ETM+ image for different land cover types, Ferlo region, Senegal.

negative values. However, this index does not distinguish water with vegetation from vegetation alone.

The NDWI₁ allows proper distinction of bare and lateritic soils from other land cover types, but does not separate water bodies from vegetation areas.

The NDVI has a low level of free water detection, often confusing bare soils with free water. The fact that most water ponds are turbid in the Sahel region leads to misinterpretation of turbid water bodies as bare soils.

Lastly, the NDWI₂ appears to be inadequate for discriminating between the different land cover types in our study area, as they all return very similar index values.

4.2. Spatial resolution analysis

As expected, the results of the spatial resolution analysis showed that higher image resolution corresponded to a higher number and smaller size of detected ponds (Fig. 4).

The shape of the curve highlights a quasi-linear relationship between the spatial resolution and the size of the detected ponds for ponds less than 26,500 m² in size. Above this threshold value, the size/resolution relationship is more difficult to interpret, since there are very few large ponds (2) within the study area.

The number of ponds detected using real EOS data from Landsat and MODIS imagery (32 and 3, respectively) were in agreement with the number of ponds detected using the resampled Quickbird images at 30 and 232 m (31 and 1, respectively).

4.3. Times series analysis

A significant correlation was observed between the MODIS NDVI series and the water heights measured in the field for the three ponds of Mous, Furdu and Barkedji (Fig. 5). The cross-correlation maxima (Barkedji: $\text{cor} = 0.64$, $p < 0.05$; Furdu: $\text{cor} = 0.71$, $p < 0.05$; Mous: $\text{cor} = 0.55$, $p < 0.05$) were observed for different time lags (Barkedji: $\Delta t = +6$ days; Furdu: $\Delta t = -6$ days; Mous: $\Delta t = -2$ days), indicating that MODIS NDVI increases a few days before the rise in water height in the smaller ponds (Furdu

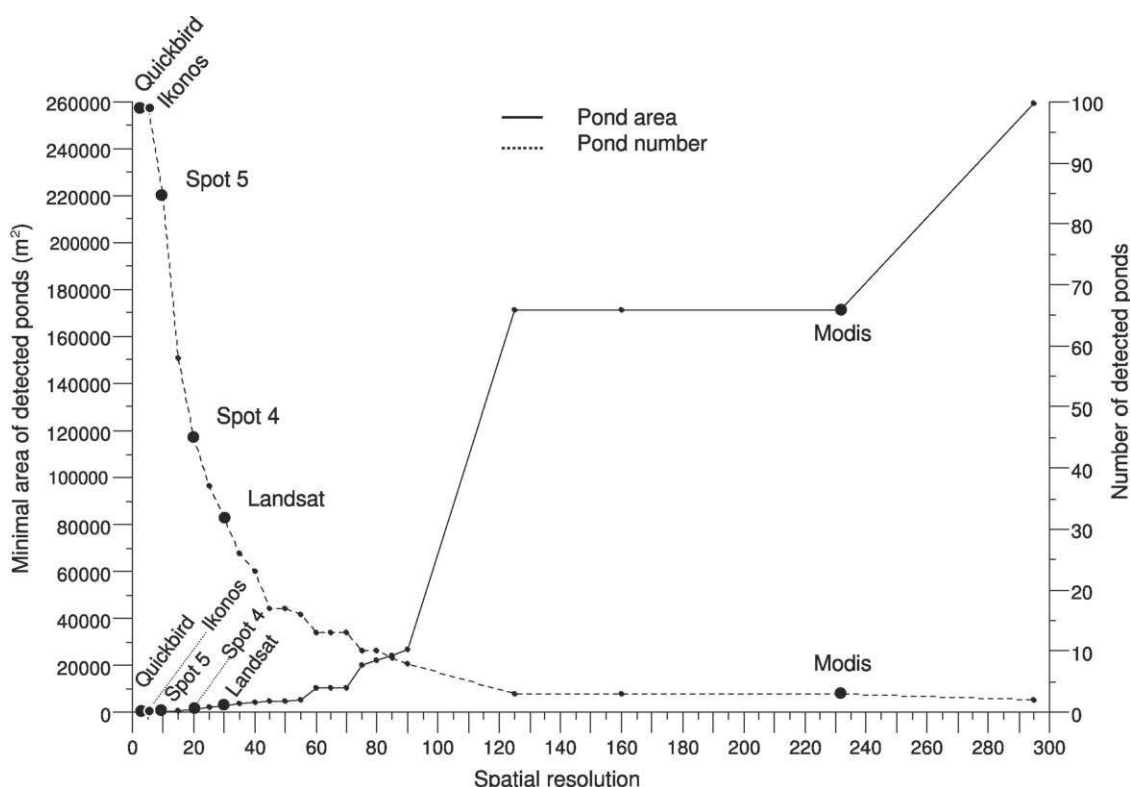


Fig. 4. Relationship between spatial resolution of remote sensing images and the characteristics of detected ponds (area and number). The line corresponds to the simulated values (degradation of the Quickbird image spatial resolution). The dots indicate the spatial resolution of the main optical EOS (QuickBird, Ikonos, SPOT4, SPOT5, Landsat, Modis, SPOT Vegetation).

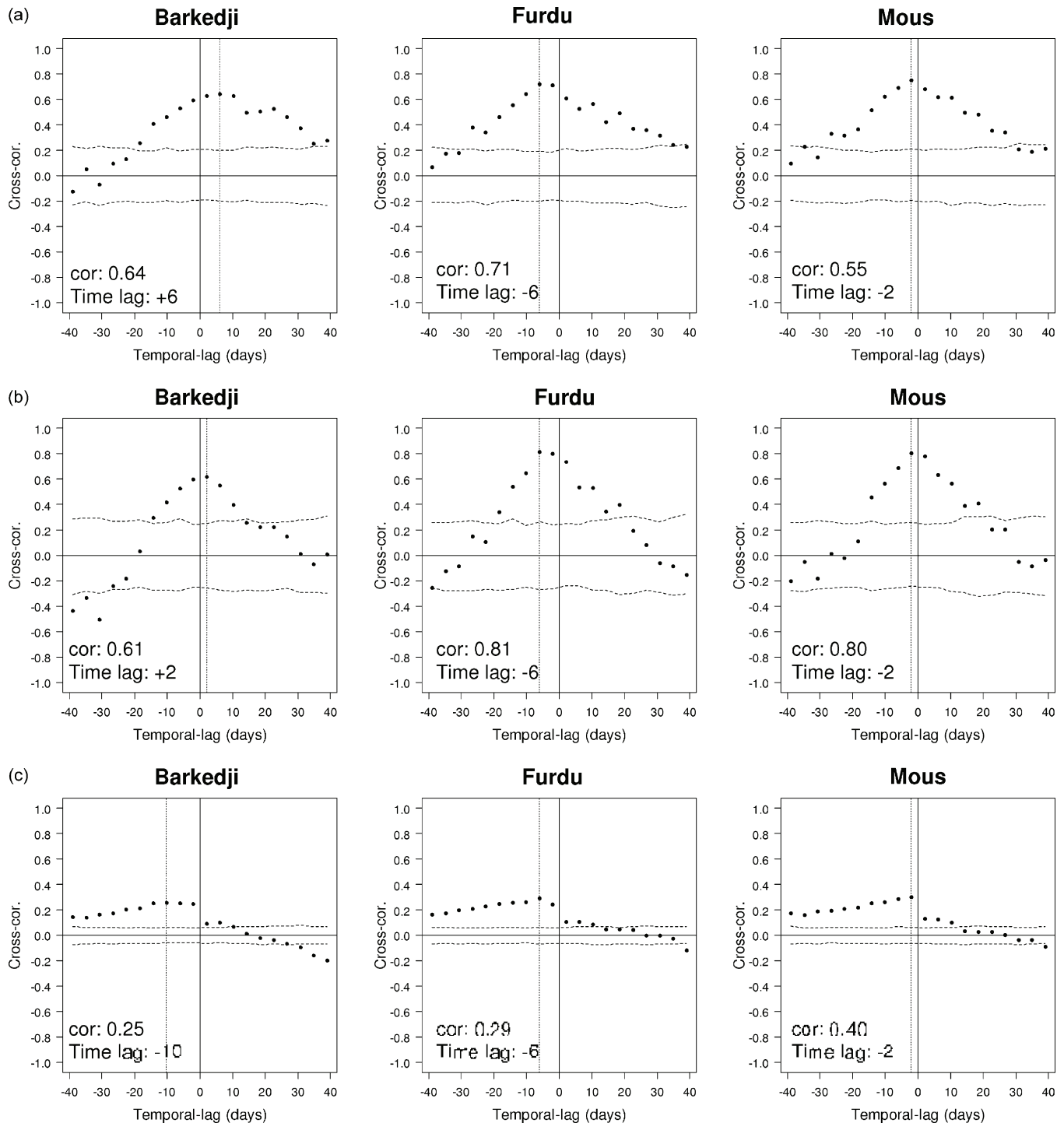


Fig. 5. Cross-correlation of (a) water-levels and MODIS NDVI data, (b) water-levels and MODIS NDVI from July to December and (c) rainfall and water-levels. The Mous, Furdu, and Barkedji ponds, in the Ferlo region, Senegal, 2001–2002. The dot-lines indicates the temporal-lag with the maximum value for the cross-variance index. Dashed lines are envelopes of the 95% confidence interval of the cross-correlation, under the assumption of randomness.

and Mous), whereas that relationship is inverse for the larger pond (Barkedji pond).

When the emptying phase water height values are removed from the analysis, the results show a higher correlation between MODIS NDVI values and water heights for the Furdu and Mous ponds (Furdu: $\text{cor} = 0.81$, $p < 0.05$ and Mous: $\text{cor} = 0.80$, $p < 0.05$), and no change for the Barkedji pond ($\text{cor} = 0.61$, $p < 0.05$) except for a shortened time lag.

On the other hand, water heights are poorly correlated with cumulative rainfall data (Barkedji: $\text{cor} = 0.25$, $p < 0.05$; Furdu:

$\text{cor} = 0.29$, $p < 0.05$; Mous: $\text{cor} = 0.40$, $p < 0.05$), with short time lags ranging from -2 days to -10 days, meaning that the increase in water height occurs a few days after the increase in rainfall.

5. Discussion

Unlike a review article, the results presented above pertain to one particular study area for which significant baseline, or ground-truthing, work had also been carried out. This ensures that different methods or indices can be compared directly for identical

situations, and their relative performances can thus be quantitatively assessed. In this way, the present work brings useful new information that may help substantiate the choice of an appropriate remote sensing option for monitoring water bodies in arid areas.

The study on spectral indices showed that the indices using the MIR band as the MNDWI (Xu, 2006) and the NDWI₁ (Gao, 1996; Hardisky et al., 1983) are the most efficient indices for detecting water bodies in arid areas. According to our results, the MNDWI is particularly suited to the detection of free water (Xu, 2006). Neither of those two indices enables the distinction of aquatic vegetation from the vegetation surrounding the ponds. However, this may not limit the use of remote sensing for the detection of water bodies in Sahel areas, as in such areas ponds are typically surrounded by land with sparse vegetation cover, which is a symptom of continuous over-use, trampling, and overgrazing. The two other indices tested in our study, the NDVI (Tucker, 1979) and NDWI₂ (McFeeters, 1996), showed a low capacity for detecting free water bodies at the spatial resolution of Landsat ETM+, but they appeared more suitable for separating “water with vegetation” from “vegetation”. Nevertheless, higher scores might be expected if these indices were to be derived from higher spatial resolution data.

The results of the spatial analysis highlighted the strong impact of the spatial resolution on the characteristics of the detected ponds. Moreover, the results lead to a recommendation in terms of sensor system choice for a given minimal pond area. According to our results (see Fig. 4), very high spatial resolution imagery such as Quickbird, Ikonos and SPOT5 sensors may be useful to detect small ponds with an area of as low as 70 m² (one pond in our study area). High-resolution satellite data such as SPOT4-HRVIR and Landsat ETM+ allows the identification of ponds with sizes ranging from about 1100 m² to 2500 m² (27% of the number of ponds). Medium spatial resolution sensors like MODIS allow the detection of ponds greater than 170,000 m² (3). Finally, the SPOT Vegetation sensor, with a pixel size of 1 km × 1 km, is found inappropriate for identifying the ponds in the study area.

Since optical EOS allows the detection of water bodies in arid areas at different spatial resolutions as assessed in the previous section, the monitoring of the ponds' temporal dynamics may be performed using the same type of imagery. Nevertheless, because of a common compromise between EOS spatial and temporal resolutions, high spatial resolution sensors may only provide a punctual information, such as about 5 images/year for one given site covered by SPOT5-HRG data (Lacaux et al., 2007).

Thus, the utility of medium spatial resolution image time series for monitoring the hydrologic dynamics of water bodies in arid areas with a high temporal frequency appears very promising. Our results show a strong correlation between MODIS NDVI values and water heights collected in the field. Further, the MODIS NDVI time series data seem to be efficient at identifying the filling phases of the ponds. Indeed, the statistical relationship between MODIS NDVI and the water height time series was strengthened by removing all water height data corresponding to the emptying phase of the ponds.

These results highlight the added value of using remotely sensed data over meteorological data for monitoring ponds in arid areas. The shortened time lag (−2 to −6 days) between the NDVI value and the water height is in agreement with hydrological studies showing that the filling of ponds in arid areas is mainly due to water streaming, and not to direct rain contribution (Desconnets et al., 1993). In the Sahelian context of the study, the vegetation indices such as the NDVI are good proxies for detecting variations in humidity and water heights, as they are linked to the chlorophyllian activity of the vegetation surrounding the ponds.

Moreover, it is interesting to note that water heights could be monitored with MODIS imagery not only for larger ponds as Barkedji (347,400 m²), but also for smaller ponds of about 2000 m² such as Furdu and Mous, which were not detected as ponds using a single date of MODIS imagery according to the results of the spatial resolution analysis. This suggests a complementary use of optical EOS for water body detection and monitoring in arid areas. Indeed, for the MODIS sensor to be efficient in the monitoring temporal dynamics of smaller ponds, they must be geo-located beforehand. If the monitoring begins just before the beginning of the rainy season, an initial reference state can be obtained from which it would be possible to track successive filling phases of each pond during the rainy season. Even if the water height cannot be directly obtained, the hydrological phasing of the water bodies is in itself an interesting parameter that could be useful to various disciplines.

6. Conclusion

In this paper, we reviewed available methods of locating and monitoring temporary water areas, in terms of their spatial and temporal resolutions and spectral indices, over large areas in arid lands. The study highlights three main results that are validated with field data. Until now, among the water indices tested (MNDWI, NDWI₁, NDWI₂ and NDVI) from a Landsat ETM+ image, the MNDWI and the NDWI₁, both of which use the MIR band, are found to be more efficient for detecting water bodies in arid areas. However, our study of the effects of resolution on detection of temporary ponds showed that the resolution could improve a less efficient index like the NDVI or the NDWI₂. Herein we have provided detailed criteria to help any user choose the optical sensor best fitted to the minimum size of ponds that need to be located. Finally, the results of the temporal study demonstrated the potential of EOS, like MODIS, to monitor small ponds dynamics; the analysis of MODIS data time series enables the identification of important rainfall events, and thus enables estimation of the filling phases of small ponds, even if they have not been detected in MODIS images.

Results concerning the location and the monitoring of water bodies using EOS should prove interesting for a large array of applications: in epidemiology, for the prevention of vector-borne diseases, and especially to study and assess ponds known to be favorable mosquito breeding sites (Mondet et al., 2005); in pasture land management, for water resource assessment; and in ecology, to contribute to the preservation of threatened ecosystems that natural habitats to a variety of species.

Acknowledgments

This research was funded by the EDEN (Emerging diseases in a changing European environment—<http://www.eden-fp6project.net>) project. It is officially cataloged by the EDEN Steering Committee as EDEN0124. The contents of this publication are the sole responsibility of the authors and do not necessarily reflect the views of the European commission.

Water height data were obtained from Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD), Institut Sénégalais de la Recherche Agricole (ISRA) and Institut de Recherche pour le développement (IRD) supported by the EMERCASE Project (“ACI Télémédecine” grant), funded by the French Ministry of Research. Authors thank Eva Haas from the Joint Research Centre of the European Union Commission for her visit and collaboration to the remote sensing centre in Montpellier/France. Thanks to Gustave Gintzburger (Badia Consulting) and Camille Lelong (CIRAD) for their contributions to this study, and to Yaya Thiongane and Diam Abdou Sow (ISRA), Thomas Manga (Senegalese Veterinary services), and the farmers and local authorities of Barkedji.

Appendix A

The cross-correlation is defined by:

$$\text{cor}[A(t), B(t + \Delta t)] = \frac{1}{n} \frac{\sum_{i=1}^n [A(t) - \bar{A}][B(t + \Delta t) - \bar{B}]}{\sigma_A \cdot \sigma_B} \quad (1)$$

where $A = (a_1, a_2, \dots, a_{na})$ and $B = (b_1, b_2, \dots, b_{nb})$ are the two series to be compared (with $na \neq nb$), $\bar{A}$, $\bar{B}$, σ_A and σ_B their respective mean-values and standard deviations and n the number of pairs (a_i , b_j) with a temporal distance $< \Delta t$.

This statistical index allows for the test of whether two temporal series are correlated with a given temporal time-lag. It returns values ranging from -1 (negative correlation) to $+1$ (positive correlation). A maximum of cross-correlation observed for $\Delta t = \Delta t_{\max}$ indicates that the values of the first time series at time t are correlated with the data of the second temporal series at time $t + \Delta t_{\max}$.

References

- Barton, I.J., Bathols, J.M., 1989. Monitoring floods with AVHRR. *Rem. Sens. Environ.* 30, 89–94.
- Beck, P.S.A., Atzberger, C., Hogda, K.A., Johansen, B., Skidmore, A.K., 2006. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: a new method using MODIS NDVI. *Rem. Sens. Environ.* 100, 321–334.
- Boles, S.H., Xiao, X., Liu, J., Zhang, Q., Munkhtuya, S., Chen, S., Ojima, D., 2004. Land cover characterization of temperate East Asia using multi-temporal VEGETATION sensor data. *Rem. Sens. Environ.* 90, 477–489.
- Caloz, R., Puech, C., Ecole Polytechnique Federale Lausanne, C.H.E. and Cemagref Montpellier, T., 1996. Hydrologie et imagerie satellitaire. in: BONN F. (Ed.), *Précis de télédétection: vol.2: applications thématiques*, p. 161–195.
- Clandillon, S., De Fraipont, P., Yésou, H., 1995. Assessment of the future SPOT4 MIR for wetland monitoring and soil moisture analysis: simulation over the Ried Centre Alsace (France). *SPIE* 2585, 112–111.
- Desconnets, J.C., Taupin, J.D., Lebel, T., 1993. Le rôle des mares dans le bilan hydrologique d'une région sahélienne. In: Bolle, H.J., Feddes, R.A., Kalma, J. (Eds.), *Proceedings of Yokohama Symposium on Exchange Processes at the Land Surface for a Range of Space and Time Scales*. pp. 299–314.
- Dingzhi, P., Lihua, X., Shenglian, G., Ning, S., 2005. Study of Dongting Lake area variation and its influence on water level using MODIS data. *Hydrol. Sci. J.* 50, 31–44.
- Diop, A.T., 2007. Dynamique écologique et évolution des pratiques dans la zone sylvopastorale du Sénégal: perspectives pour un développement durable. *Faculté des Sciences Economiques et de Gestion (FASEG)*.
- Diop, A.T., Diaw, O.T., Diémé, I., Touré, I., Sy, O., Diémé, G., 2004. Mares de la zone sylvopastorale du Sénégal: tendances évolutives et rôle dans les stratégies de production des populations pastorales. *Revue Elev. Méd. vét. Pays trop.* 57, 77–85.
- Gao, B.C., 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Rem. Sens. Environ.* 58, 257–266.
- Haas, E., Bartholomé, E., Combal, B., 2009. Time series analysis of optical remote sensing data for the mapping of temporary surface water bodies in sub-Saharan western Africa. *J. Hydrol.* 370, 52–63.
- Haas, E., Combal, B., Bartholomé, E., 2006. A Map of Temporary Water Bodies in Western Africa. *GlobWetland: Looking at Wetlands from Space* ESA Publications Division, Frascati, Italy.
- Hardisky, M.A., Klemas, V., Smart, R.M., 1983. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina alterniflora* canopies. *Photogramm. Eng. Rem. Sens.* 49, 77–83.
- Lacaux, J.P., Tourre, Y.M., Vignolles, C., Ndione, J.A., Lafaye, M., 2007. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal. *Rem. Sens. Environ.* 106, 66–74.
- Maignan, F., Breon, F.-M., Bacour, C., Demarty, J., Poirson, A., 2008. Interannual vegetation phenology estimates from global AVHRR measurements: comparison with in situ data and applications. *Rem. Sens. Environ.* 112, 496–505.
- McCloy, K.R., Lucht, W., 2004. Comparative evaluation of seasonal patterns in long time series of satellite image data and simulations of a global vegetation models. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 42, 140–153.
- McFeeters, S.K., 1996. The use of the normalised difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Rem. Sens.* 17, 1425–1432.
- Mondet, B., Diaite, A., Ndione, J.A., Fall, A.G., Chevalier, W., Lancelot, R., Ndiaye, M., Poncon, N., 2005. Rainfall patterns and population dynamics of *Aedes (Aedimorphus) vexans arabiensis*, Patton 1905 (Diptera: Culicidae), a potential vector of Rift Valley Fever virus in Senegal. *J. Vector Ecol.* 30, 102–106.
- Park, S.H., Goo, J.M., Jo, C.-H., 2004. Receiver operating characteristic (ROC) curve: practical review for radiologists. *Korean J. Radiol.* 5, 11–18.
- Puech, C., 1992. Evaluation des capacités d'exploitation des plans d'eau sahéliens par imagerie SPOT, Actes de colloque, VIIIèmes Journées Hydrologiques de l'ORS-TOM, Montpellier, pp. 195–202.
- Puech, C., 1994. Plans d'eau sahéliens et imagerie SPOT: inventaire et évaluation des capacités d'exploitation. Colloque international "Eau, environnement et développement" Université de Nice/Sophia-Antipolis et de l'Institut Mauritanien de la Recherche Scientifique (IMRS), 68–83.
- R Development Core Team, 2006. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Sandholt, I., Nyborg, L., Fog, B., Lø, M., Bocoum, O., Rasmussen, K., 2003. Remote sensing techniques for flood monitoring in the Senegal River Valley. *Geografisk Tidsskrift* 103, 71–81.
- Schmidt, H., Karnieli, A., 2000. Remote sensing of the seasonal variability of vegetation in a semi-arid environment. *J. Arid Environ.* 45, 43–59.
- Tucker, C.J., 1979. Remote Sensing of Leaf Water Content in the Near Infrared. US National Aeronautics and Space Administration, Goddard Space Flight Center, Greenbelt, Md, NASA-TM-80291.
- Townshend, J.R.G., Justice, C.O., 1986. Analysis of the dynamics of African vegetation using the normalized difference vegetation index. *Int. J. Rem. Sens.* 7, 1555–1570.
- Verdin, J.P., 1996. Remote sensing of ephemeral water bodies in Western Niger. *Int. J. Rem. Sens.* 17, 733–748.
- Xu, H.Q., 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Rem. Sens.* 27, 3025–3033.

3.1.2 Déterminants paysagers du risque de transmission de la Fièvre de la Vallée du Rift à partir d'image THRS. Etude de cas réalisée à Barkedji (Ferlo, Sénégal)

Article 2 : Landscape characterization of Rift Valley Fever risk areas using very high spatial resolution imagery - Case study in Barkedji, Ferlo region in Senegal. V. Soti, V. Chevalier, J. Maura, A. Begue, C. Lelong, R. Lancelot, D. Sow, A. Tran.

Revue visée : International Journal of Health Geographics

Résumé

L'objectif de cette étude est d'explorer le potentiel des images à très haute résolution spatiale pour expliquer l'hétérogénéité spatiale de l'incidence de la Fièvre de la Vallée du Rift (FVR) chez les petits ruminants (chèvres et moutons) à l'échelle locale. Nous proposons une approche basée sur l'extraction de variables paysagères issues d'une image satellite Quickbird afin de cartographier les biotopes favorables aux moustiques vecteurs de la maladie. Nous proposons ensuite une analyse statistique pour identifier parmi ces variables paysagères celles qui pourraient expliquer les valeurs d'incidences sérologiques de FVR dans la zone d'étude de Barkedji, région du Ferlo au Sénégal.

Pour réaliser cette étude, nous disposons d'une image satellite Quickbird acquise le 4 août 2005 centrée sur le village de Barkedji, en pleine saison des pluies. Nous avons également des données d'incidence sérologique de la FVR obtenues à partir de prélèvements sur des moutons et des chèvres effectués en 2003 en deux temps : au mois d'août, puis de la mi-novembre à la mi-décembre. Les prélèvements ont été réalisés dans plusieurs parcs de nuit à animaux. Pour l'étude, nous avons utilisé les données de huit parcs de nuit répartis autour de six mares incluses dans la zone couverte par l'image satellite Quickbird.

- *Cartographie des biotopes favorables aux moustiques*

Une carte des biotopes favorables aux moustiques a été réalisée à partir de l'image Quickbird à 2,4m x 2,4m de résolution spatiale. Pour cela, nous avons d'abord extrait les mares, ce qui nous a permis de réaliser une carte des gîtes potentiels de ponte favorables aux vecteurs de la maladie. Dans un second temps, nous avons réalisé deux cartes de végétation de la zone d'étude à des niveaux d'échelle de précision différentes : une carte de végétation « générale » réalisée sur l'ensemble de l'image, pour laquelle un paramètre d'échelle d'une valeur de 200 a été choisi et une carte de végétation « fine » avec un paramètre d'échelle de 50, réalisée dans et à proximité des mares dans un rayon de 100 m. Ce paramètre d'échelle est défini comme l'hétérogénéité maximale autorisée (au sein des objets). Elle influence indirectement la taille moyenne de l'objet. Plus l'échelle est grande, plus la taille des objets à identifier est importante. Pour réaliser ces cartes, une classification

supervisée orientée objet a été réalisée à partir de données de terrain qui ont été collectées en septembre 2005. Sur 293 points de données collectés sur les mares et la végétation, 100 points ont été utilisés pour réaliser la classification, et les points restant ont servi à la validation. Les deux cartes ont ensuite été fusionnées et onze classes d'occupation du sol ont été obtenues avec des résultats de validation satisfaisants (coefficient Kappa de 0,83).

- *Calcul d'indices paysagers*

A partir de la carte d'occupation du sol fusionnée, nous avons calculé des variables environnementales dans le but d'expliquer l'hétérogénéité spatiale de la distribution des vecteurs. Cinq indices environnementaux ont ainsi été choisis après analyse bibliographique, puis adaptés à notre étude de cas et calculés :

- un indice de fermeture paysagère (*IF*) calculé à partir des classes d'occupation du sol regroupées en trois types de milieu : ouvert, semi ouvert ou fermé. L'indice de fermeture (*IF*) a été calculé pour trois tailles de zones tampons autour des mares (100 m, 500 m et 1000 m), permettant ainsi de prendre en compte différentes capacités de déplacement des moustiques dans leur environnement, avec l'hypothèse que les moustiques préfèrent se déplacer dans les milieux fermés (végétation dense) que dans les milieux ouverts.

- un indice de densité de végétation aquatique qui est défini comme le rapport entre la surface de végétation aquatique et la surface en eau de la mare. L'hypothèse étant que les mares dont la couverture végétale est importante constituent des habitats très favorables aux moustiques (Becker, 1989 ; Clements, 1999), pour la ponte et pour le repos des femelles.

- un indice de densité de mares calculé dans un rayon de 1 km autour de chaque mare que nous avons défini comme étant la zone de dispersion moyenne pour les moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicillipes*.

- la localisation des mares (à l'intérieur ou à l'extérieur de l'ancien lit du Ferlo).

- la taille des mares exprimées en hectares.

Les deux dernières variables, localisation et taille des mares, ont été retenues car elles avaient été identifiées comme variables significatives dans une étude méthodologiquement proche menée par Chevalier et al (2005) à Barkedji.

- *Etude des relations statistiques entre les indices paysagers et les mesures d'incidence sérologique*

Nous avons étudié les effets des variables paysagères sur l'incidence sérologique de FVR. Ces cinq variables paysagères et leurs interactions ont ainsi été testés au sein d'un modèle de régression bêta-binomiale. En tout, vingt-quatre modèles ont été calculés sur les 8

campements. Le critère d'information d'Akaike corrigé (AIC_c) a été utilisé pour sélectionner le meilleur modèle. Une carte des taux d'incidence estimés pour l'ensemble des mares de la zone d'étude a été réalisée à partir du modèle présentant la valeur d' AIC_c la plus faible.

Les résultats de l'analyse statistique montrent que l'indice paysager de fermeture du milieu calculé dans une zone tampon de 500 m était le plus discriminant ($AIC_c=25,4$), montrant une corrélation positive entre la surface couverte par les milieux fermés (les savanes arborées et arbustives denses) et les taux d'incidence (Figure 23). Ce résultat appuie l'hypothèse que les mares à végétation dense seraient plus favorables à la présence des moustiques, cette végétation constituant des gîtes de repos appréciés par les moustiques femelles mais aussi, des couloirs de circulation privilégiés pour se déplacer de la mare aux campements de nuit où sont parqués les animaux.

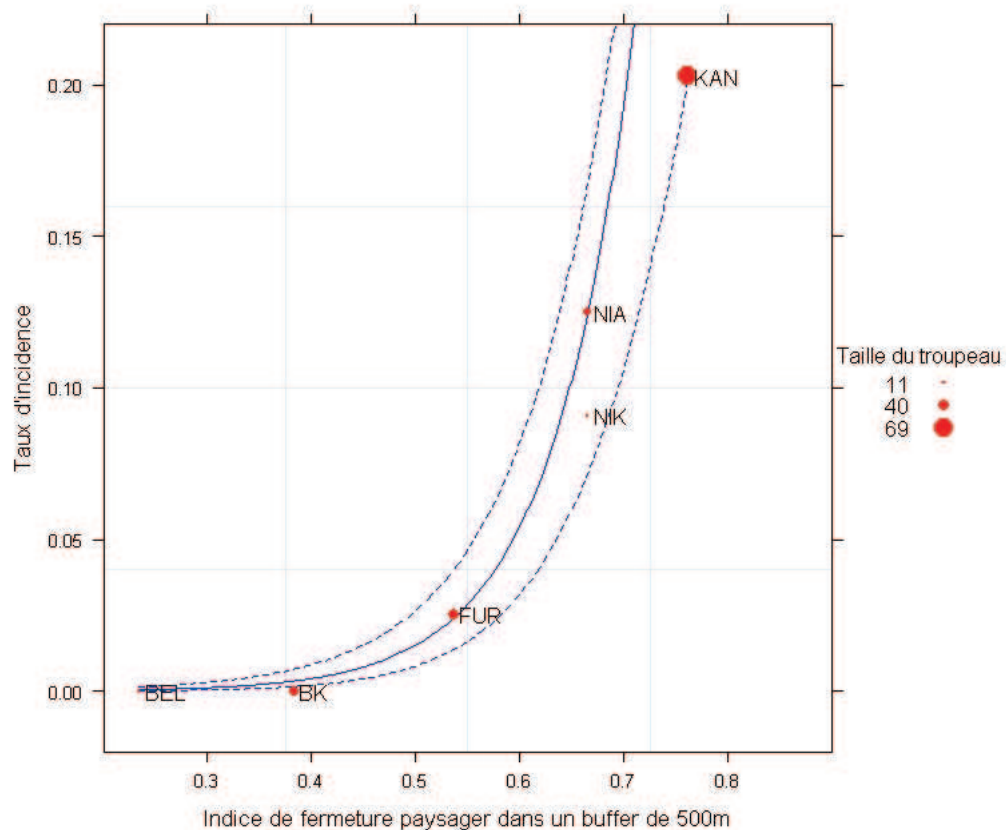


Figure 24 : Taux d'incidence sérologique de la FVR chez les petits ruminants en fonction de l'indice de fermeture du paysage. (La ligne pleine représente le calcul du modèle, les lignes en pointillées représentent l'enveloppe de confiance)

- *Réalisation d'une carte de mare potentiellement à risque de transmission.*

L'inversion du modèle permet de prédire les valeurs d'incidence pour chaque mare. Ces valeurs sont représentées sous forme de carte des mares potentiellement à risque de transmission du virus (Figure 24). Les résultats montrent une forte hétérogénéité spatiale du

risque de transmission liée à la densité de végétation autour de la mare et non à la taille ou à la localisation de la mare.

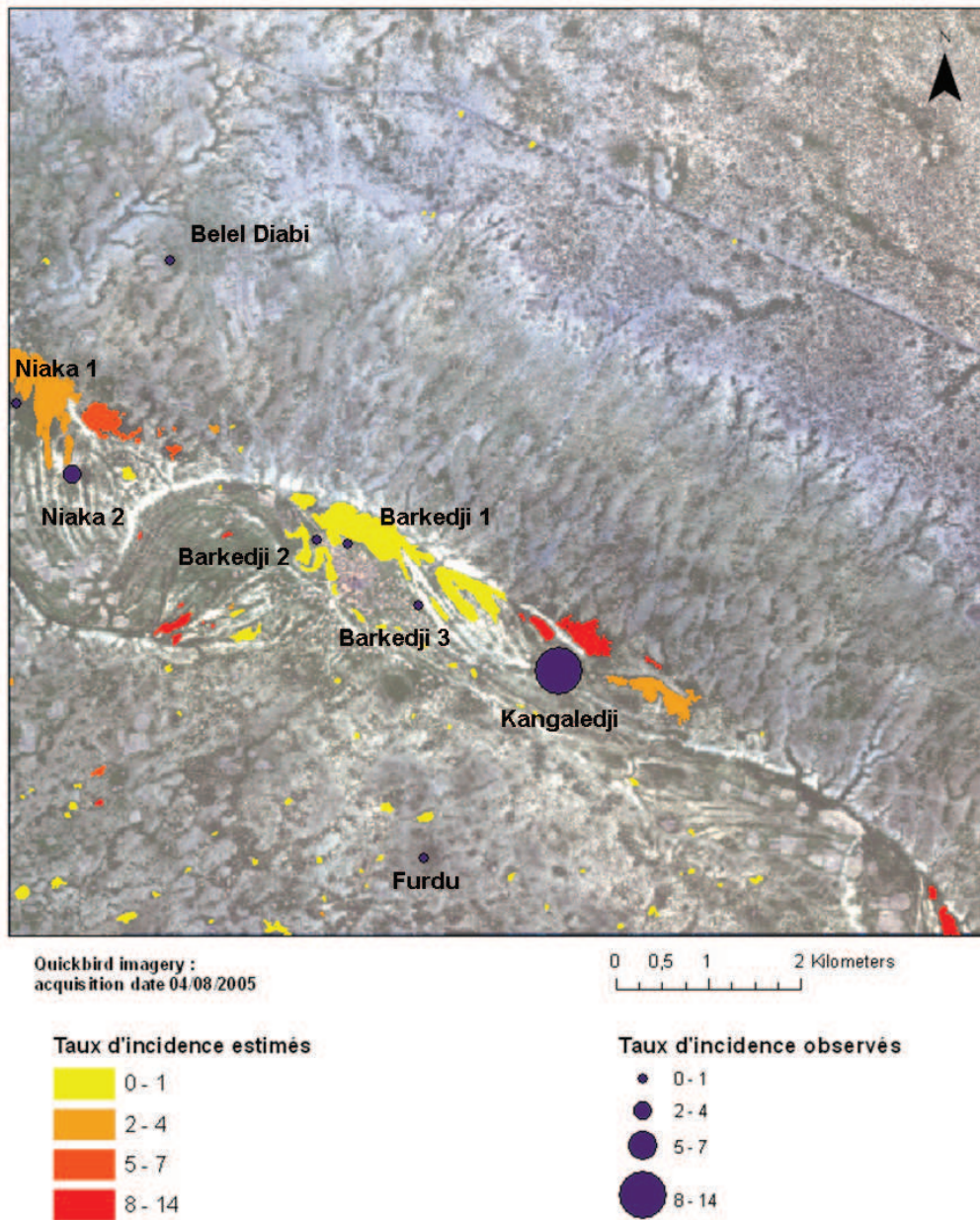


Figure 25 : Carte des taux d'incidence sérologiques de la FVR chez les petits ruminants estimés et observés par mare en 2003 à Barkedji, Sénégal

Cette étude montre ainsi les potentialités des images à très haute résolution spatiale pour l'extraction de variables paysagères utiles à la compréhension des maladies transmises par les moustiques et à l'identification des paysages à risque de transmission.

Article 2 (en préparation) :

Déterminants paysagers du risque de transmission de la Fièvre de la Vallée du Rift à partir d'image THRS. Etude de cas réalisée à Barkedji (Ferlo, Sénégal).

V. Soti, V. Chevalier, J. Maura, A. Begue, C. Lelong, R. Lancelot, D. Sow, A. Tran.

Déterminants paysagers du risque de transmission du virus de la fièvre de la Vallée du Rift à partir d'image à très haute résolution spatiale. Etude de cas réalisée à Barkedji (Ferlo, Sénégal)

V. Soti^{1,2}, V. Chevalier², J. Maura^{2,3}, D. Sow.⁴, A. Begue³, C. Lelong³, Lancelot R.², A. Tran^{2,3}

1. Nev-antropic SA, Cayenne, French Guiana.

2. Cirad, AGIRs, Campus international de Baillarguet, 34 398 Montpellier Cedex 5, France.

3. Cirad, UMR TETIS, Maison de la Télédétection, 500 rue Jean-François Breton, 34 093 Montpellier Cedex 5, France.

4. ISRA, Institut Sénégalais de Recherche Animale de Dakar, Sénégal

Résumé

L'objectif de cette étude est d'explorer le potentiel des images à très haute résolution spatiale pour expliquer l'émergence et la distribution spatiale des occurrences de la fièvre de la Vallée du Rift observée à l'échelle locale chez les petits ruminants domestiques. Nous proposons une approche écologique basée sur l'extraction de variables paysagères issues des images satellites afin d'expliquer les incidences de FVR dans la zone d'étude de Barkedji, région du Ferlo, Sénégal.

Dans un premier temps, nous avons dressé une carte des biotopes favorables (mares et végétation) aux moustiques vecteurs du virus de la FVR (VFVR) à partir d'une image Quickbird acquise le 4 août 2005 (2,4 m x 2,4m de taille de pixel) en saison des pluies. Pour réaliser ces cartes, une classification supervisée orientée objet a été réalisée à partir de données de terrain collectées à cet effet. En tout, onze classes d'occupation du sol ont été créées, avec des résultats de validation corrects (coefficient Kappa de 0,83). Lors de la seconde étape, cinq indicateurs environnementaux pertinents ont été calculés pour expliquer la distribution spatiale des moustiques potentiellement vecteurs du VFVR : 1) Un indice de fermeture paysager décliné en trois classes « fermé », « semi-ouvert » et « ouvert », calculées dans trois zones tampons de 100, 500 et 1000 m à partir du bord de la mare. 2) Un indice de densité de végétation aquatique; 3) Un indice de densité de mares dans un rayon de 1 km ; 4) La localisation de la mare dans et hors du lit du Ferlo; 5) La taille de la mare.

Une fois les indices paysagers calculés, nous avons étudié les effets des variables paysagères sur l'incidence sérologique de FVR. Ces cinq facteurs et leurs interactions ont ainsi été testés au sein d'un modèle logistique. Le critère d'information d'Akaike corrigé (AICc) a été utilisé pour sélectionner le meilleur modèle. Les résultats ont montré que l'indice paysager traduisant un milieu fermé calculé dans un buffer de 500 m était le plus significatif avec $p < 0.05$. Cette relation traduit l'influence d'un type de végétation à risque (les savanes arborées et arbustives denses) sur l'incidence de la FVR dans les troupeaux de petits ruminants pendant la période d'étude.

Mots clefs : capteur Quickbird, moustiques, vecteur, fièvre de la Vallée du Rift, mares, variables paysagères.

1. INTRODUCTION

La fièvre de la Vallée du Rift (FVR) est une zoonose due à un arbovirus de la famille des *Bunyaviridae* et du genre *Phlebovirus* qui affecte de nombreuses espèces animales domestiques et sauvages (Peters et Meegan, 1981), et transmise par des moustiques. Isolée pour la première au Kenya en 1930 (Daubney et al., 1931), le virus de la FVR affecte aujourd'hui un grand nombre de pays africains et de la péninsule arabe, causant des épidémies majeures comme en 1997-1998 au Kenya et en Somalie (Source OIE), et au sud de la Mauritanie en 1987 (Jouan et al., 1989). Au Sénégal, depuis l'épidémie de 1987 qui avait touché la vallée du Fleuve Sénégal, une transmission enzootique et des épizooties s'observent au nord du Sénégal (Chevalier et al., 2005 ; Chevalier et al., 2009 ; Diallo et al., 2005 ; Marrama et al., 2005 ; Thonnon et al., 1999 ; Zeller et al., 1997). Contrairement à l'Afrique de l'Est, où l'apparition des foyers coïncide avec des surplus pluviométriques (Davies et al., 1985), les facteurs permettant d'expliquer l'émergence de la maladie en Afrique de l'Ouest sont encore mal connus (Fontenille et al., 1998 ; Zeller et al., 1995). Les moustiques *Aedes vexans arabiensis* et *Culex poicilipes* (Diptera : Culicidae) ont été identifiés comme des candidats vecteurs de la FVR au Sénégal (Fontenille et al., 1998 ; Zeller et al., 1997). Pour ces deux espèces, dans la zone sahélienne du nord Sénégal les mares temporaires constituent des gîtes de ponte et des lieux favorables à la recherche d'hôtes sur lesquels les femelles moustiques prennent un repas de sang nécessaire à la réalisation du cycle trophogonique et à la ponte des œufs. En effet, ces mares sont des ressources en eau fréquentées par les troupeaux de ruminants durant toute la saison des pluies (juillet à septembre). De fait, les zones à risque de transmission de la FVR sont souvent des « cartes de risque » simplifiées centrées sur les mares se basant sur l'étendue de la mare, de la couverture végétale et des zones à risque qui diminuent avec la distance à la mare (Lacaux et al., 2007 ; Pin, 2006). Mais ces cartes, ne traduisent pas correctement l'hétérogénéité spatiale de la maladie observée sur le terrain ou dans d'autres études (Chevalier et al., 2005 ; Lacaux et al., 2007), notamment à Barkedji, sous-préfecture du Sénégal située dans la vallée fossile du Ferlo. Ces études ont montré que la variabilité spatiale de l'incidence sérologique observée dans des troupeaux ovins pouvait être expliquée par des indicateurs environnementaux comme la taille des mares et leur localisation dans ou en dehors du lit du Ferlo (Chevalier et al., 2005). Néanmoins, une part de la variabilité des données observées restaient liée à un effet aléatoire lié à la mare.

Dans la continuité de ces travaux, nous proposons ici de tester, en plus des ces deux variables significatives (taille de mare et localisation des mares), d'autres variables paysagères dérivées d'une image satellite à très haute résolution spatiale (THRS). En effet, l'analyse des données d'observation de la Terre permet de cartographier les zones en eau (Soti et al., 2009), mais également de caractériser les habitats favorables aux moustiques candidats vecteurs du VFVR (Beck et al., 1994 ; Guis et al., 2007 ; Hay et al., 1998 ; Masuoka et al., 2003 ; Tran et al., 2008). Les objectifs de cette étude sont de tester si des éléments du paysage, liés notamment à la couverture végétale dans et autour des mares, permettent d'expliquer l'hétérogénéité spatiale du risque d'occurrence de la FVR dans cette zone et de

produire une carte des paysages à risque. Après avoir décrit la zone d'étude, les méthodes de traitement d'images satellites, d'estimation des variables paysagères et d'analyse statistique sont détaillées. Les résultats sont discutés en dernière partie et des perspectives sont proposées.

2. SITE D'ETUDE ET DONNEES UTILISEES

2.1 La zone pastorale de Barkedji

Cette étude a été réalisée dans une zone d'environ 110 km² autour du village de Barkedji (15.22° N, 14.86° W) situé dans la région du Ferlo au nord du Sénégal (Figure 1). Soumise à un climat semi-aride, la zone étudiée, qui appartient à l'ancienne vallée fossile du Ferlo, se caractérise par un réseau dense et complexe de mares temporaires qui se remplissent à la saison des pluies, de juin à octobre, et s'assèchent ensuite. Au cours de la saison des pluies, elles connaissent d'importantes fluctuations de niveau d'eau, dues à l'infiltration et à l'évapotranspiration de la végétation. Ces mares constituent des ressources en eau importantes pour une population humaine tournée presque exclusivement vers l'élevage extensif, ainsi que des gîtes de ponte et de repos favorables aux espèces de moustiques candidats vecteurs de la FVR.

2.2 Les données environnementales

Une image du capteur Quickbird couvrant la zone d'étude a été acquise le 4 août 2005. Cette image offre une résolution spatiale de 2,44 m pour le mode multispectral et 0,61 m pour le mode panchromatique. La date d'acquisition a été volontairement choisie au mois d'août, correspondant au pic de la saison des pluies, et donc au moment où les mares temporaires sont à leur niveau d'eau maximal.

Au cours d'une mission de terrain (septembre 2005), 293 relevés d'occupation du sol ont été collectés à l'aide d'un récepteur GPS (Figure 1). La localisation des points a été définie par un échantillonnage stratifié prioritairement centré sur la végétation présente autour des mares. A partir d'une carte d'occupation du sol issue d'une image Landsat acquise le 16 novembre 1999 (Source : PPZS), nous avons préalablement choisi 293 sites à explorer proches des points d'eau temporaires en fonction des types d'occupation du sol et de la distance à la mare (de 100, 500, 1000, 1500, 2000, et 3000 m à partir de la mare). La distance maximum de 3000 m a ainsi permis de balayer les zones éloignées des mares et de collecter des échantillons suffisamment représentatif de l'occupation du sol de l'ensemble de la zone d'étude. Nous avons essayé d'établir des classes d'objets homogènes (environ 40 points par classes d'objets) à visiter. Sur le terrain, pour chaque lieu visité, était noté le type d'occupation du sol caractérisée par le type d'espèces végétales présentes (arborées/arbustives/ herbeuses) et par leur densité relative.

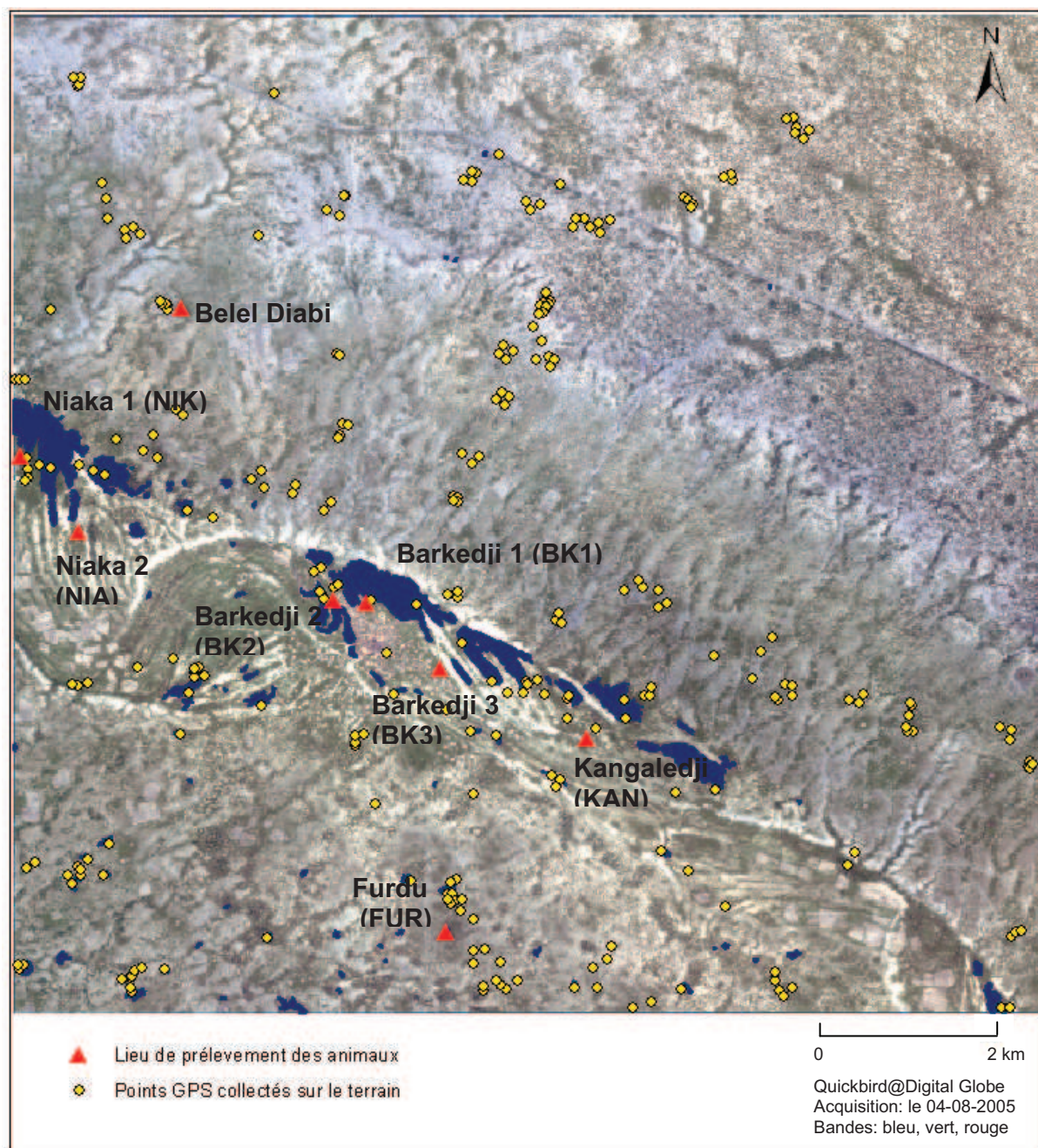


Figure 1 : Zone d'étude et localisation des relevés d'occupation du sol et des prélèvements des sérologies de FVR sur animaux.

2.4 Les données épidémiologiques

Nous disposons de données sérologiques prélevées sur des ovins durant la saison des pluies 2003 (Chevalier 2005). Les prélèvements ont eu lieu dans les parcs à animaux de Barkedji dont les coordonnées géographiques étaient renseignées. L'échantillonnage a été réalisé une première fois en août (610 animaux prélevés) et la seconde fois de mi novembre à mi décembre 2003 (38 % des animaux prélevés lors du premier échantillonnage ont été perdus de vue). Sur la zone couverte par l'image satellite, nous disposons de 8 points d'enquêtes sérologiques répartis autour de quatre mares : Barkedji, Kangaedji, Furdu et Niaka (Figure 1). Les animaux prélevés appartenaient à des troupeaux

de petits ruminants sédentaires, et passaient la nuit dans un enclos situé à proximité de l'habitation des éleveurs. Compte tenu de l'activité essentiellement crépusculaire et nocturne des espèces de moustiques impliquées (Mondet et al., 2005b), l'éventuelle transmission du VFVR s'est donc vraisemblablement produite dans cet enclos.

3. METHODE

3.1 Traitement des données de télédétection

La production de la carte d'occupation des sols s'est faite par classification « orientée objet » en trois étapes successives : élaboration de la typologie, traitement de l'image et validation des résultats. Compte tenu du nombre d'objets à extraire et de la finesse de la résolution spatiale de l'image Quickbird, l'approche « orientée objet » comme méthode de classification d'image a été utilisée (Blaschke et Strobl, 2001 ; Townshend et al., 2000). En effet, appliquée aux images à très haute résolution spatiale, elles fournissent *a priori* de meilleurs résultats que les méthodes uniquement basées sur les valeurs spectrales (Harken et Sugumaran, 2005 ; Kamagata et al., 7-11 novembre 2005. ; Rego et Koch, 2003).

3.1.1 Elaboration de la typologie

La typologie des classes de végétation élaborée comprend onze classes d'occupation du sol principales identifiées sur le terrain et considérées pertinentes pour l'étude des moustiques vecteurs de la FVR. Ces onze classes d'occupation du sol peuvent être divisées en trois groupes thématiques : le groupe « eau » composé essentiellement de mares temporaires, le groupe « sol dénudé » où l'on a distingué la classe « sols nus » et la classe « Buttes de cuirasse », enfin le groupe « végétation » composé de huit classes d'occupation du sol. Parmi ces huit classes d'occupation du sol, nous avons les savanes « arborées », « arbustives » et « herbeuses » déclinées en deux modes « végétation dense » et « végétation claire » (soit 6 classes), nous avons également isolé la classe de formations végétales à « *cassia tora* » (Caesalpinaceae : Caesalpinioideae), végétation herbeuse de haute taille que l'on trouve souvent à proximité des parcs à animaux et qui grâce à son abondance, se distingue très bien sur une image satellite, et enfin la classe « culture » a été distinguée.

3.1.2 Traitement de l'image

- L'extraction des mares

Pour extraire les mares de l'image Quickbird, nous avons utilisé l'indice NDWI (Normalized Difference Water Index) (Mac Feeter, 1996), qui combine l'information contenue dans les canaux 2 (Vert/V) et 4 (Proche infra-rouge/PIR) de l'image Quickbird comme suit :

$$NDWI = [V - PIR] / [V + PIR] \quad (1)$$

Cet indice permet en effet de discriminer l'eau libre des autres types de végétation (Soti et al 2009).

Après seuillage du NDWI (seuil= -0.040), les mares ont été extraites, puis un nettoyage manuel a été appliqué lorsque des confusions étaient observées, notamment entre le bâti et l'eau.

A partir des objets mares, nous avons calculé une zone tampon de 100 m à partir du bord dans laquelle a été appliquée une segmentation plus précise afin d'y extraire la végétation dans et autour de la mare.

- La segmentation de l'image

Nous avons utilisé la méthode de multi-résolution pour la segmentation de l'image satellite Quickbird avec le logiciel de traitement d'image satellite E-cognition. Deux échelles de segmentation ont été choisies : un premier niveau a permis d'extraire les grands types de végétation au sol sur l'ensemble de la scène (niveau 1), et un deuxième niveau plus fin centré sur les mares permettant d'extraire la végétation à proximité et dans les mares temporaires (niveau 2). Ce deuxième niveau de segmentation a été appliqué dans une zone tampon de 100 m calculée à partir du bord des mares temporaires. Le tableau 1 recense l'ensemble des fonctions d'appartenance (critères de taille, de forme, de compacité) appliquées à l'image multispectrale, utilisé pour les deux niveaux de segmentation.

Classification	Critère de taille	Critère de forme	Critère de compacité
Niveau 1	50	0,8	0,3
Niveau 2	200	1	0

Tableau 1 : Critères de la segmentation

- La classification

Les mêmes règles de classification ont été appliquées aux deux niveaux de segmentation. Ces règles ont été fixées après analyse des signatures spectrales des objets étudiés qui nous ont permis de déterminer un certain nombre de critères spectraux et texturaux discriminants permettant de limiter au mieux les confusions entre les classes d'objet. A partir de 100 parcelles d'entraînement, la méthode de classification plus proche voisin (PPV) a été appliquée prenant en compte les critères spectraux (moyenne spectrale et écart type sur les canaux vert, rouge, proche infra-rouge et indice de végétation à différence normalisée - NDVI), et des critères de texture d'Haralick (dissymétrie, entropie, homogénéité dans toutes les directions) calculés à partir du canal panchromatique. Une fois les classifications réalisées, les deux classifications issues des deux échelles de segmentation (niveau 1 et niveau 2) ont été fusionnées au sein d'un SIG afin d'obtenir la carte finale d'occupation des sols.

3.1.3 Validation de la classification

La qualité de la carte de végétation a été évaluée par le calcul du coefficient Kappa (Congalton, 1991) à partir de 93 points de vérités terrain qui n'ont pas été utilisés pour la classification. Ce coefficient prend des valeurs comprises entre -1 et +1, la concordance entre la classification et les données de validation étant d'autant meilleure que la valeur du coefficient Kappa est proche de 1. Les confusions entre les classes ont été étudiées par la réalisation d'une matrice de confusion.

3.2 Extraction des variables paysagères

En se basant sur les connaissances de la biologie des moustiques *Ae. vexans arabiensis* et *Cx poicilipes*, la deuxième partie de l'étude a consisté à définir des indicateurs paysagers pertinents à partir des cartes d'occupation du sol. Trois d'indicateurs ont été retenus : (i) un indice de fermeture / ouverture du milieu calculé dans des zones tampon de 100 m, 500 m et 1000 m de largeur à partir du bord de la mare ; (ii) un indice de taux de couverture végétal dans la mare, et (iii) un indice de densité de mares. Nous y avons ajouté la surface des mares et leur localisation dans ou en dehors du lit principal du Ferlo variables qui avaient précédemment été identifiées comme les deux variables explicatives les plus significatives pour expliquer la distribution des incidences sérologiques sur la zone d'étude (Chevalier et al 2005).

3.2.1 L'indice de fermeture du paysage

A partir de la carte d'occupation du sol de niveau 1, nous avons défini trois classes d'indice d'ouverture/fermeture du paysage. En effet, la végétation est connue pour jouer un rôle dans la présence et le déplacement des moustiques (Clements, 1999 ; Raffy et Tran, 2005), ce qui nous a orientés sur le choix d'un indicateur basé sur la densité de la végétation, avec l'hypothèse que les moustiques se déplacent plus loin dans les milieux fermés (végétation dense) aux milieux ouverts. D'après Clements (1999) on sait que *Ae. vexans* aime rester dans des zones boisées côtoyant des zones ouvertes. Le jour, il reste plutôt dans les zones protégées et la nuit il n'hésite pas à se déplacer dans les zones ouvertes. Concernant *Cx poicilipes*, on le sait plutôt sédentaire, il reste proche de la mare et des zones boisées et sa distance maximal de dispersion est estimée à environ 250 m (Diallo et al., 2000). Trois classes d'ouverture/fermeture du milieu ont été dérivées des classes d'occupation du sol de la manière suivante :

- Les savanes arborées et arbustives denses ont été réunies dans la classe de milieu fermé ;
- La savane herbeuse dense et le *cassia tora* dans la classe de milieu semi fermé ;
- Les savanes claires/les sols dans la classe de milieu ouvert.

L'indice de fermeture (IF) a été calculé pour trois tailles de zones tampons autour des mares différentes (100 m, 500 m et 1000 m), permettant ainsi de prendre en compte différentes aires de perception par les moustiques de leur environnement. Il représente la proportion de surface occupée par un milieu fermé par rapport à celle occupée par des milieux semi-fermé et ouvert dans la zone tampon calculé pour chaque mare i :

$$IF_i = \frac{MF_i}{MO_i + MSF_i} \quad (2)$$

MF_i : surface de milieu fermé dans la zone tampon autour de la mare i

MO_i : surface milieu ouvert dans la zone tampon autour de la mare i

MSF_i : surface milieu semi-fermé dans la zone tampon autour de la mare i

3.2.2 L'indice de densité de végétation dans la mare

L'hypothèse liée à cet indice est que les mares dont la couverture végétale est importante constituent des habitats très favorables aux moustiques (Becker, 1989 ; Clements, 1999), notamment pour la ponte. A partir de la carte de végétation de niveau 2 centrée autour des mares, nous avons calculé un indice de couverture végétale dans la mare (ICV) qui correspond à la proportion de surface de végétation par rapport à la surface totale en eau de la mare, i :

$$ICV_i = \frac{SV_i}{SM_i} \quad (3)$$

SV_i : Surface de la mare i couverte par la végétation

SM_i : Surface de la mare i

3.2.3 L'indice de densité des mares

A partir de la carte des mares, nous avons calculé pour chaque mare, un indice de densité de mares, IDM , prenant en compte l'effet de la surface de la manière suivante :

$$IDM_i = \sum_{j=1}^n \frac{1}{SM_j} \quad (4)$$

avec SM_i = Surface de la mare i et n le nombre de mares comprises dans un rayon de 1 km autour de la mare i .

Cet indice a été calculé dans un rayon de 1 km que nous avons défini comme étant la zone de dispersion maximale pour les moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*. Les différentes ouvrages et études donnent des valeurs assez variées sur la distance maximale pouvant être parcourue par un moustique : 8 km pour *Ae. vexans*, d'après Brust (1980), environ 1 km quelque soit le vecteurs (Causey et al., 1950 ; Reisen et Mahmood, 1981.), entre 8 et 12, 8 km pour *Ae. vexans* d'après (O'Malley, 1990). Enfin, en contraste avec ces valeurs, des distances de dispersion journalière beaucoup moins importantes pour Jensen et Washino (1990), environ 400 m pour *Ae. vexans* et pour Ba Yamar et al. (2005), des distances de parcours maximales de 620 m pour *Ae. vexans* et 550 m pour *Cx. poicilipes*. L'indice IDM sera d'autant plus grand qu'il y a de petites mares, identifiées comme zones à risque de transmission de FVR. L'indice sera d'autant plus grand qu'il y a de petites mares, identifiées comme zones à risque de transmission de FVR (Chevalier et al., 2005)..

3.3 Analyse statistique

Pour évaluer le rôle des variables paysagères sur l'incidence sérologique de la FVR, un modèle de régression bêta-binomiale a été utilisé, avec le taux d'incidence sérologique agrégé au niveau du campement comme variable à expliquer (R, package aod). Ce taux d'incidence par campement a été

estimé en tenant compte du nombre d'animaux perdus de vue durant le suivi entre les deux périodes de prélèvement (Chevalier et al. 2005).

A chacun des huit campements correspondant aux points d'enquête sérologique de la zone d'étude (Figure 1) ont été attribuées les caractéristiques de la mare la plus proche. Huit variables regroupées en cinq familles ont été testées dans la partie fixe du modèle : (1) l'indice de fermeture du paysage, (2) l'indice de densité de végétation dans la mare, (3) l'indice de densité des mares, (4) la localisation de la mare (à l'intérieur ou à l'extérieur de l'ancien lit du Ferlo) et (5) la taille de la mare exprimée en hectares (ha).

Compte tenu du petit nombre de campements considérés, seuls les modèles incluant une ou deux variables explicatives ont été testés. Dans ce dernier cas, seuls les modèles incluant des paires de variables ne présentant pas de corrélation entre elles (matrice de corrélation de Pearson pour les variables quantitatives et test exact de Fisher) étaient testés.

En tout, quatorze modèles ont été estimés sur les 8 campements.

Pour sélectionner le meilleur modèle, nous avons choisi le critère d'information d'Akaike corrigé (*AICc*) :

$$AIC = -2 \log(L) + 2 * k * [1 + (k+1)/(n-k-1)] \quad (5)$$

où L est la vraisemblance maximisée, k le nombre de paramètres dans le modèle et n le nombre d'observations n . Quand le nombre de paramètres k est grand par rapport au nombre d'observations n , il est recommandé d'utiliser l'*AICc* (Hurvich et Tsai, 1995). Cette méthode permet de classer les variables par ordre d'importance, d'après la valeur d'*AICc* la plus faible (Burnham & Anderson, 2002). Une carte des taux d'incidence estimés pour l'ensemble des mares de la zone d'étude a été réalisée à partir du modèle présentant la valeur d'*AICc* la plus faible.

4. RESULTATS

4.1 La carte de végétation

La classification a abouti à une carte de végétation comprenant onze classes (Figure 2) dont la valeur du coefficient Kappa (0,83) indique une très bonne concordance entre la carte obtenue et les relevés de terrain. Les confusions les plus importantes concernent la classe de végétation « *Cassia Tora* » souvent classée dans la classe « Savane herbeuse dense » ; la classe « Culture » dont 33 % est classée en « Sol nu » et 12 % en « Savane arborée claire » ; la classe de « savane arborée claire » classée à 18 % en sol nu et 10 % en « Savane arborée dense » et enfin, dans la classe « Savane arbustive claire » classée à 42% en « Savane herbeuse claire » et 7 % en sol nu. En revanche, les classes de végétation dense ont été bien discriminées ainsi que la « savane herbeuse claire » et les sols nus. Pour ce qui est des mares, elles ont été correctement classées (100 % de bonne classification). Le nettoyage manuel

par interprétation visuelle, entre « bâti » et « eau » a permis d'éliminer toute confusion entre ces deux classes. En tout, 98 mares ont ainsi été cartographiées.

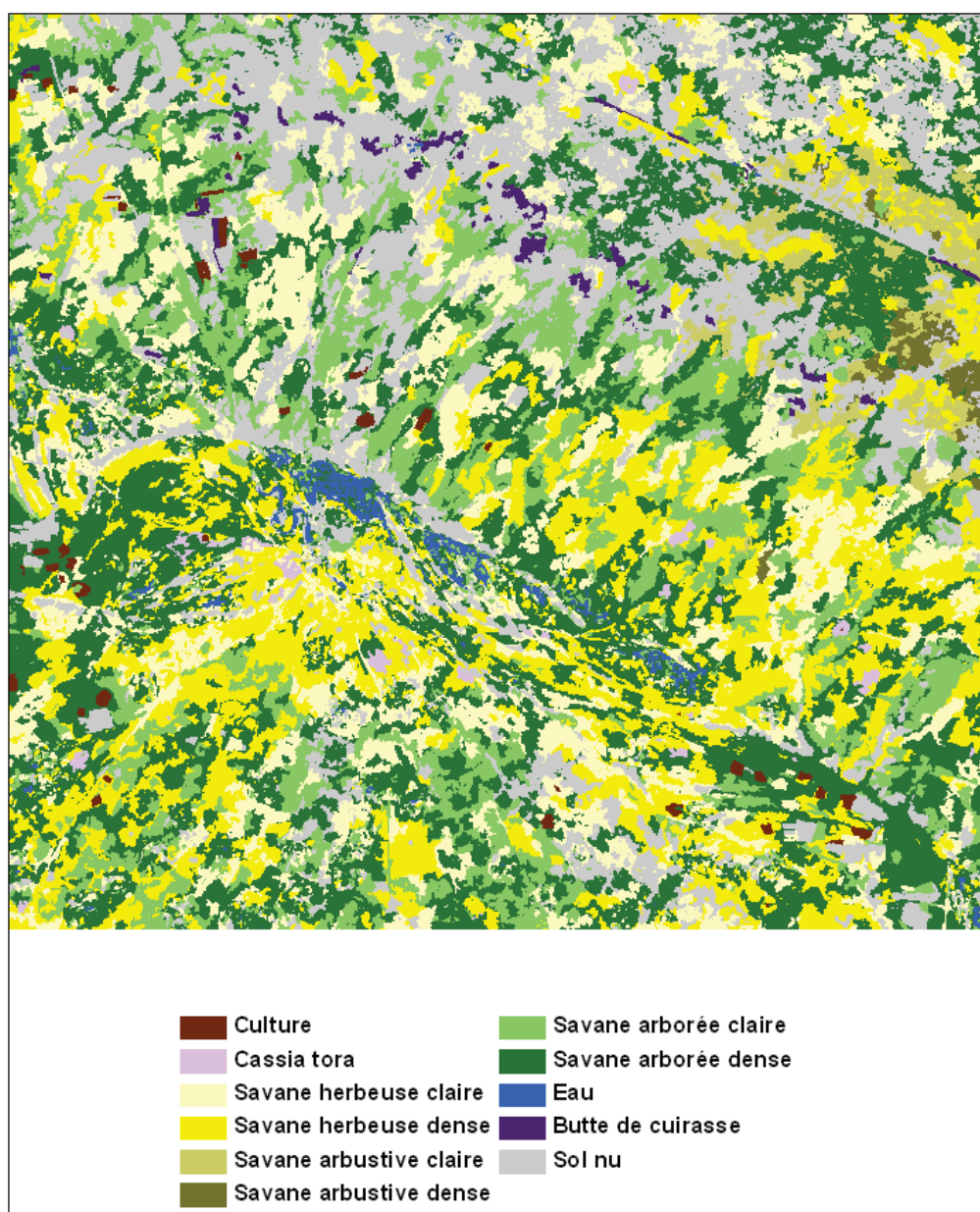


Figure 2 : Carte d'occupation du sol fusionnée (niveau 1 + niveau 2)

4.2 L'extraction de variables paysagères

En tout, sept variables paysagères ont été calculées pour chacune des mares de la zone d'étude à partir de la carte d'occupation du sol fusionnée (Tableau 2) : les trois indices de fermeture paysager dans les trois zones tampons de 100, 500 et 1000 m, l'indice de densité de végétation dans la mare, l'indice de densité des mares, la superficie de la mare et enfin la localisation des mares dans ou en dehors du lit du Ferlo.

	Indice	Variable	Moy.	Min.	Max.
1	Indice de fermeture paysager dans buffer de 100 m	IF_100m	0,57	0,43	0,76
2	Indice de fermeture paysager dans buffer de 500 m	IF_500m	0,50	0,23	0,76
3	Indice de fermeture paysager dans buffer de 1000 m	IF_1000m	0,47	0,26	0,68
4	Surface des mares (m ²)	Superficie	140999	345	347368
5	Indice de densité de mare	IDM	0,045	0,010	0,092
6	Indice de densité de végétation dans la mare	ICM	0,37	0,10	0,72
7	Localisation	Ferlo	Dans le lit du Ferlo 2	En dehors du lit du Ferlo 6	

Tableau 2 : Tableau de synthèse des variables paysagères et de leurs valeurs statistiques dans la zone d'étude de Barkedji (Ferlo, Sénégal).

Parmi les 98 mares, on observe une grande variabilité de taille de mare évoluant entre 345 m² et 347 368 m² (34,7 ha) de superficie pour la mare de Barkedji. Les indices de fermeture paysager sont à peu près équivalents avec des valeurs maximum plus importantes pour les zones tampons de 100 et 500 m. Concernant les indices de densité de mare (IDM) dans un rayon de 1 km, on voit que les valeurs sont très variables tout comme pour l'indice de couverture végétale dans l'eau (ICM).

4.3 Identification de facteurs de risque

Les résultats de l'analyse statistique des huit variables paysagères montrent que parmi les modèles calculés, les modèles basés sur les indices de fermeture du paysage expliquent le mieux les valeurs d'incidence observées (Tableau 3). Le meilleur modèle selon le critère de la plus faible valeur d'*AICc* est le modèle basé sur l'indice de fermeture paysager calculé dans une zone tampon de 500 m autour des mares, (*AICc*=25,4). Dans ce modèle, l'indice de fermeture du paysage à 500 m est hautement significatif ($p < 0.001$) et est positivement corrélé avec l'incidence de FVR (Tableau 4).

Le modèle utilisant l'indice de fermeture calculé dans une zone tampon de 100 m peut également être considéré comme un bon modèle ($\Delta AICc < 2$). Les indices seuls de couverture végétale dans la mare, de densité des mares, de surface et de localisation de la mare dans ou en dehors du lit du Ferlo, apparaissent comme étant les variables les moins discriminantes. En revanche, les modèles combinant des paramètres comme la surface des mares et leur localisation, avec des indices de fermeture du milieu à 500 m et à 1000 m deviennent discriminants (Tableau 3).

	Model	Déviante	Nombre de paramètres	AICc	$\Delta AICc$
1	IF_500m	2,76	3	25,4	0
2	IF_100m	3,71	3	26,3	0,95
3	IF_1000m	7,43	3	30,1	4,67
4	IF_500m + IDM	1,81	4	33,8	8,39
5	IF_500m + Surface	2,41	4	34,4	8,98
6	IF_500m + Ferlo	3,09	4	35,1	9,66
7	Ferlo + IVM	3,29	4	35,3	9,87
8	IF_100m + IDM	3,85	4	35,8	10,43
9	IF_100m + Surface	4,04	4	36	10,61
10	IF_1000m + IDM	4,17	4	36,1	10,75

Tableau 3 : Valeurs d'AICc et $\Delta AICc$ pour les 10 meilleurs modèles d'incidence sérologique de FVR chez les petits ruminants, Barkedji, Sénégal, 2003

	Paramètre	Ecart-type	<i>p</i>
Intercept	-9,56	2,263	$2,391 \cdot 10^{-5}$
IF_500m	11,31	3,135	$3,081 \cdot 10^{-4}$
Coefficient de surdispersion	$3,31 \cdot 10^{-4}$	$2 \cdot 10^{-13}$	1

Tableau 4 : Paramètres du meilleur modèle bêta-binomial selon le critère d'Akaike corrigé de l'incidence sérologique de la FVR chez les petits ruminants, Barkedji, Sénégal, 2003

La figure 3 présente les taux d'incidence prédits par le modèle en fonction de l'indice de fermeture paysager dans une zone tampon de 500 m. Elle met en évidence la relation positive entre indice de fermeture et incidence, et la correspondance des valeurs d'incidence prédites et observées pour les 8 campements. L'enveloppe de confiance du modèle a été calculée par simulations de Monte Carlo (Zeger & Karim, 1991; Browne & Draper, 2000).

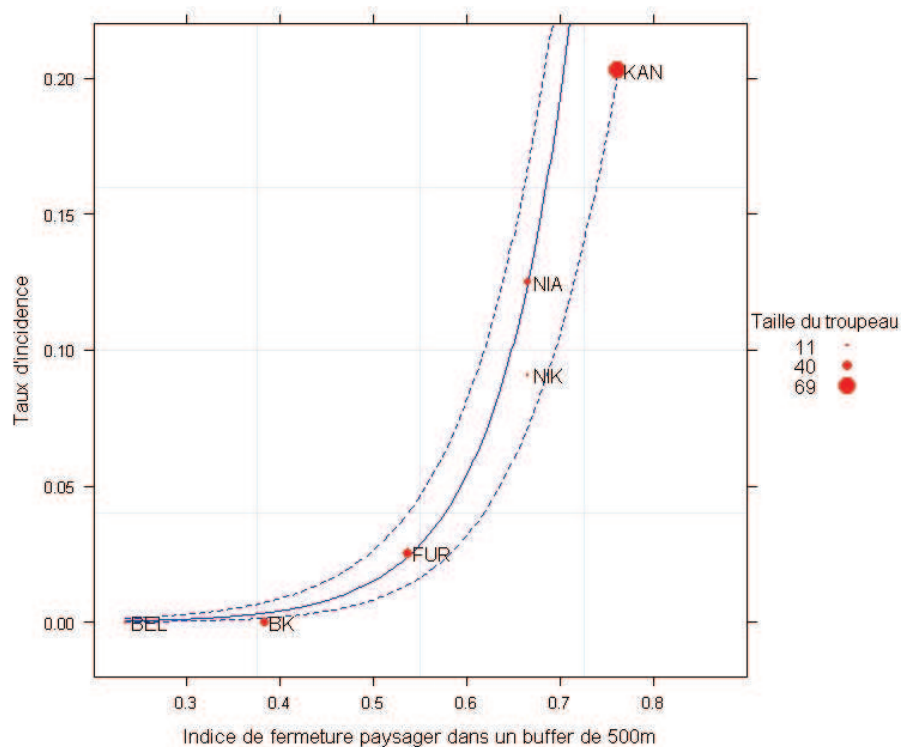


Figure 3 : Taux d'incidence sérologique chez les petits ruminants observés (en rouge) et prédits (en noir) en fonction de l'indice de fermeture du paysage (les lignes en pointillées représentent l'enveloppe de confiance).

L'inversion du modèle a permis de prédire les valeurs d'incidence pour chaque mare, que nous avons représentées sous forme de carte des mares potentiellement à risque de transmission du virus (Fig.3). On observe sur la figure une hétérogénéité spatiale des taux d'incidence et une forte adéquation des valeurs estimées avec les valeurs observées. On observe que la mare de Barkedji présente une très faible incidence, en comparaison avec les autres grandes mares et que la plus forte incidence concerne le campement « Kangaledji ». On remarque également que le plus faible taux concerne la mare de « Belel Diabi ».

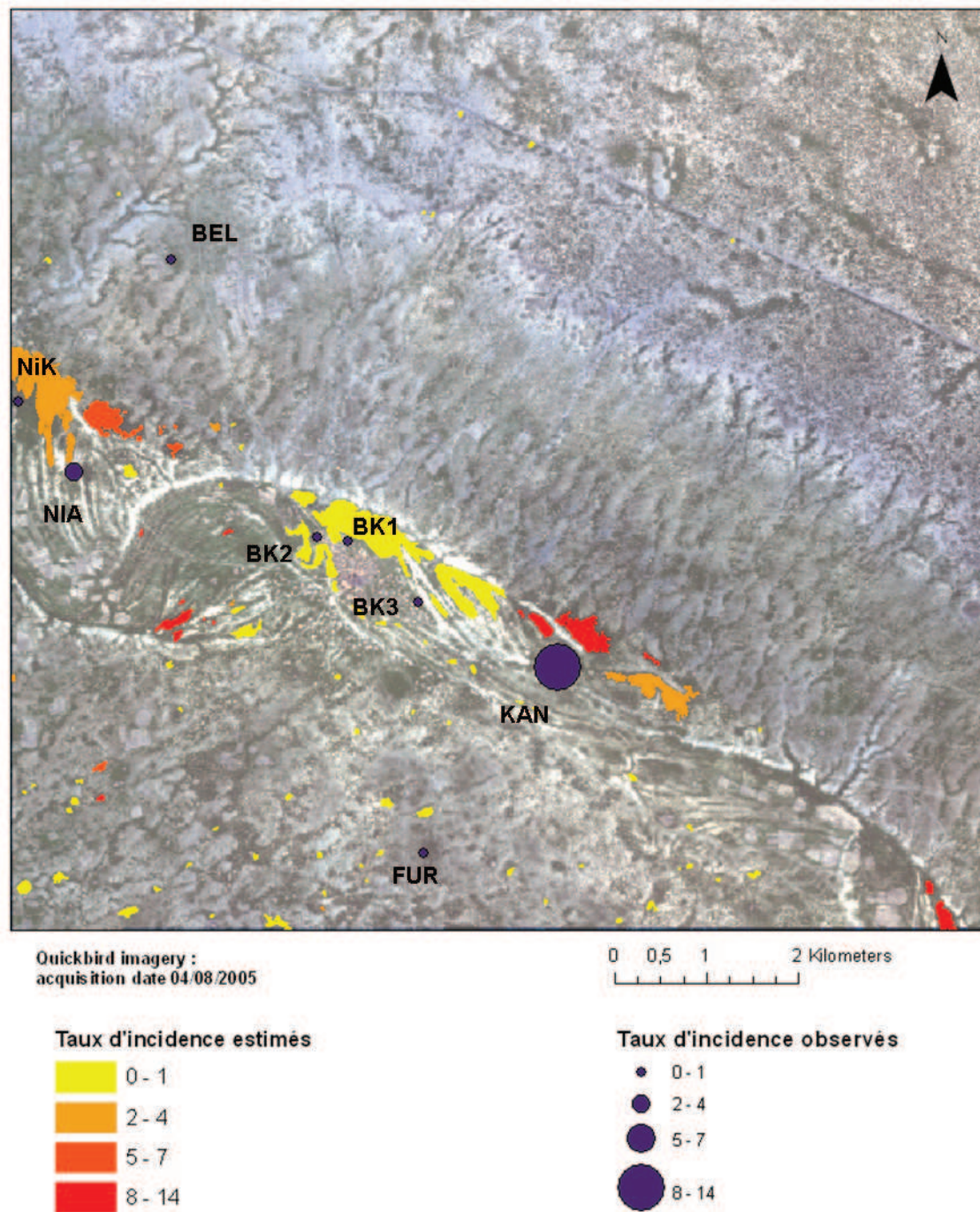


Figure 4 : Carte des taux d'incidence sérologique de FVR chez les petits ruminants estimés et observés par mare en 2003 à Barkedji, Sénégal

5. DISCUSSION ET CONCLUSION

La résolution spatiale de l'image Quickbird a permis d'extraire des indicateurs paysagers à une échelle fine adaptés à l'aire de vie des moustiques dans le contexte aride de notre zone d'étude, sachant que *Cx. poicilipes* est sédentaire, avec donc des déplacements très limités, et qu'*Ae. vexans* se déplace rarement au-delà de 1 km (Causey et al., 1950 ; Clements, 1999). Les résultats de la validation de la classification sont satisfaisants avec un indice Kappa de 0.83. Les confusions observées concernent

des classes d'objet qui ont été par la suite regroupés dans la classe « milieu semi-fermé » pour le calcul de l'indice de fermeture du paysage. De ce fait, la qualité de la classification peut être considérée comme acceptable pour la détermination des variables paysagères du risque d'incidence. L'indice de l'eau utilisé pour la cartographie, le NDWI, s'est révélé adapté puisque toutes les mares de la zone d'étude ont été détectées, avec un petit nombre de confusions eau/bâti pour lesquelles un nettoyage « manuel » basé sur l'interprétation de l'image a suffi pour éliminer ces confusions.

Les résultats de notre étude montrent que les indices de fermeture du paysage autour des mares constituent un facteur de risque déterminant sur l'incidence sérologique des petits ruminants de la FVR dans notre zone d'étude. En effet, les trois meilleurs modèles sont ceux basés sur le taux de couverture végétale aux trois échelles (100, 500 et 1000 m) avec l'indice de fermeture à 500 m comme étant le meilleur modèle. Ces résultats suggèrent que la végétation dense autour des mares est favorable à la présence des moustiques et à leur dispersion autour de la mare. Contrairement aux résultats de l'étude de Chevalier et al. (2005), la surface des mares et leur localisation dans et en dehors du lit du Ferlo sont peu discriminantes au regard des indices de fermeture paysagère. En revanche, le modèle explique toute la variabilité observée, sans avoir à intégrer un effet aléatoire lié à la mare.

Nos résultats permettent ainsi de réaliser une première carte de risque de transmission de la FVR dans la région de Barkedji, carte qui pourrait être utilisée pour mieux cibler des protocoles de surveillance épidémiologique ou entomologique.

Ces premiers résultats permettent également de faire de nouvelles propositions pour affiner la méthode. En premier lieu, il apparaît qu'une classification de l'image ciblée sur une zone de 500 m autour des mares serait suffisante. On pourrait ainsi y appliquer une segmentation de niveau 2 avec des temps de calcul raisonnables, ce qui reste limitant dans notre étude (plusieurs jours de calcul pour la classification de niveau 2). Cette contrainte technique a limité les expérimentations visant à déterminer l'apport de l'information satellitaire acquise à très haute résolution spatiale.

Concernant la classification, le calcul d'un indice de végétation comme le NDVI pour estimer le taux de couverture dense reste à tester car il pourrait s'avérer être un indicateur suffisant pour en déduire l'indice de fermeture paysager pour chaque mare.

Compte tenu du nombre limité d'échantillons d'incidence sérologique et du décalage temporel entre les années de prélèvements sérologiques et l'année d'acquisition de l'image, une validation de ces résultats serait nécessaire. N'ayant pas pu exploiter toutes les données sérologiques disponibles car situées en dehors de la prise de vue de l'image Quickbird, l'achat d'autres images satellites Quickbird couvrant l'ensemble des données (12 campements) pourrait être la solution la plus rapide.

Enfin, il serait intéressant de confronter les zones à risque identifiées par cette méthodologie avec des données de captures de moustiques. L'idéal serait de pouvoir collecter des moustiques de façon

homogène sur l'ensemble de la zone d'étude en fonction des différents types d'occupation du sol. Cette démarche permettrait ainsi de tester directement la relation entre les unités écologiques à risque de transmission de la FVR et la présence ou la probabilité de présence des moustiques, comme cela a été déjà réalisé avec succès pour l'étude d'autres maladies vectorielles comme la trypanosomiase (Bouyer et al., 2006 ; Guerrini et al., 2008) ou la malaria (Beck et al., 1997 ; Beck et al., 1994).

Remerciements

Cette étude a été financée par le projet EDEN (Emerging Diseases in a changing European eNvironment) et par la Société Nevantropic. Nous tenons à remercier Yaya Thiongane et l'ISRA (Institut Sénégalais de Recherche Animale) de Dakar pour l'accueil et le support matériel sur place. Merci à Diam Abdoul Sow et à Mousse pour leur aide sur le terrain, mais aussi un grand merci à Manga, vétérinaire de Barkedji et aux habitants du village qui nous ont chaleureusement accueillis durant la mission de terrain.

Référence

- Ba Y., Diallo D., Kebe C. M. F., Dia I. & Diallo M. (2005) Aspects of bioecology of two Rift Valley fever virus vectors in Senegal (West Africa): *Aedes vexans* and *Culex poicilipes* (Diptera: Culicidae). *J Med Entomol* 42: 739-750.
- Beck L. R., Rodriguez M. H., Dister S. W., Rodriguez A. D., Rejmankova E., Ulloa A., Meza R. A., Roberts D. R., Paris J. F., Spanner M. A. & et al. (1994) Remote sensing as a landscape epidemiologic tool to identify villages at high risk for malaria transmission. *Am J Trop Med Hyg* 51: 271-280.
- Becker N. (1989) Life strategies of mosquitoes as an adaptation of their habitats. *Bull. Soc. Vector Ecol.* 14: 6-25.
- Blaschke T. & Strobl J. (2001) What's wrong with pixels ? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GeoBIT/GIS* 6: 12-17.
- Brust R. A. (1980) Dispersal behaviour of adult *Aedes sticticus* and *Aedes vexans* (Diptera: Culicidae) in Manitoba. *Can Entomol* 112.
- Causey O. R., Kumm H. W. & Laemmert V. (1950) Dispersal of forest mosquitoes in Brazil: further studies. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 30: 301-312.
- Chevalier V., Lancelot R., Thiongane Y., Sall B., Diaite A. & Mondet B. (2005) Rift Valley fever in small ruminants, Senegal, 2003. *Emerg Infect Dis* 11: 1693-1700.
- Chevalier V., Thiongane Y. & Lancelot R. (2009) Endemic transmission of RVF in sénégal *Transboundary and Emerging Diseases* 56: 372-374.
- Clements A. N. (1999) *The Biology of Mosquitoes: Sensory, Reception, and Behaviour*. CABI Publishing, Eastbourne.
- Congalton R. (1991) A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 37 35-46.

- Daubney R., Hudson J. R. & Garnham P. C. (1931) Enzootic hepatitis or Rift Valley fever: an undescribed disease of sheep, cattle and man from east Africa. *Journal of Pathology and Bacteriology* 89: 545-579.
- Davies F. G., Linthicum K. J. & James A. D. (1985) Rainfall and epizootic Rift Valley fever. *World Health Org Rep* 63: 941-943.
- Diallo M., Lochouart L., Ba K., Sall A. A., Mondo M., Girault L. & Mathiot C. (2000) First isolation of the Rift Valley fever virus from *Culex poicilipes* (Diptera : Culicidae) in nature. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 62: 702-704.
- Diallo M., Nabeth P., Ba K., Sall A. A., Ba Y., Mondo M., Girault L., Abdalahi M. O. & Mathiot C. (2005) Mosquito vectors of the 1998-1999 outbreak of Rift Valley Fever and other arboviruses (Bagaza, Sanar, Wesselsbron and West Nile) in Mauritania and Senegal. *Medical and Veterinary Entomology* 19: 119-126.
- Fontenille D., Traore-Lamizana M., Diallo M., Thonnon J., Digoutte J. P. & Zeller H. G. (1998) New vectors of Rift Valley fever in west Africa. *Emerging Infectious Diseases* 4: 289-293.
- Guis H., Tran A., de La Rocque S., Baldet T., Gerbier G., Barrague B., Biteau-Coroller F., Roger F., Viel J. F. & Mauny F. (2007) Use of high spatial resolution satellite imagery to characterize landscapes at risk for bluetongue. *Veterinary Research* 38: 669-683.
- Harken J. & Sugumaran R. (2005) Classification of Iowa wetlands using an airborne hyperspectral image : a comparison of the spectral angle mapper classifier and an object-oriented approach. *Canadian Journal of remote sensing* 31: 167-174.
- Hay S. I., Snow R. W. & Rogers D. J. (1998) From predicting mosquito habitat to malaria seasons using remotely sensed data : practice, problems and perspectives. *Parasitology Today* 14: 306-312.
- Hurvich C. M. & Tsai C.-L. (1995) Model selection for extended quasi-likelihood models in small samples. *Biometrics* 51: 1077-1084.
- Jouan A., Coulibaly I., Adam F., Philippe B., Riou O., Leguenno B., Christie R., Ould Merzoug N., Ksiazek T. & Digoutte J. P. (1989) Analytical study of a rift valley fever epidemic. *Research in Virology* 140: 175-186.
- Kamagata N., Akamatsu Y., Mori M., Qing Li Y., Hoshino Y. & Hara K. (7-11 novembre 2005.) Comparison of pixel-based and object-based classifications of high resolution satellite data in urban fringe areas". In: *26th Asian Conference on Remote Sensing*, pp. 6 p., Hanoi.
- Lacaux J. P., Tourre Y. M., Vignolles C., Ndione J. A. & Lafaye M. (2007) Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: Application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal. *Remote Sensing of Environment* 106: 66-74.
- Marrama L., Spiegel A., Ndiaye K., Sall A. A., Gomes E., Diallo M., Thiongane Y., Mathiot C. & JP G. (2005) Domestic transmission of Rift Valley fever virus in Diawara (Senegal) in 1998. *Microbes Infect* 7: 682-687.
- Masuoka P. M., Claborn D. M., Andre R. G., Nigro J., Gordon S. W., Klein T. A. & Kim H.-C. (2003) Use of IKONOS and Landsat for malaria control in the Republic of Korea. *Remote Sensing of Environment* 88: 187-194.

- Mondet B., Diaite A., Ndione J. A., Fall A. G., Chevalier W., Lancelot R., Ndiaye M. & Poncon N. (2005) Rainfall patterns and population dynamics of *Aedes (Aedimorphus) vexans arabiensis*, Patton 1905 (Diptera : Culicidae), a potential vector of Rift Valley Fever virus in Senegal. *Journal of Vector Ecology* 30: 102-106.
- O'Malley C. M. (1990) *Aedes vexans* (Meigen): an old foe. *Proc. N. J. Mosquito Control Assoc*: 90-95.
- Peters C. J. & Meegan J. M. (1981) Rift Valley fever. In: *Viral zoonoses, section B* (ed. S. J. Beran GW). CRC press, Florida.
- Pin R. (2006) Spatialisation du risque de transmission de la fièvre de la Vallée du Rift en milieu agropastoral sahélien du Sénégal septentrional pp. 236. Géographie, environnement, aménagement, Orléans.
- Raffy M. & Tran A. (2005) On the dynamics of flying insects populations controlled by large scale information. *Theor Popul Biol* 68: 91-104.
- Rego F. L. & Koch B. (2003) Automatic classification of land cover with high resolution data of the Rio de Janeiro city Brazil comparison between pixel and object classification *J. (réd.) Remote Sensing of Urban Areas*: 153-157.
- Reisen W. K. & Mahmood F. (1981.) Relative abundance, removal sampling, and mark-recapture estimates of population size of *Anopheles culicifacies* and *An stephensi* at diurnal resting sites in rural Punjab province, Pakistan. *Mosq. News* 41: 22-30.
- Soti V., Tran A., Bailly J.-S., Puech C., Lo Seen D. & Bégué A. (2009) Assessing optical Earth Observation Systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas *International journal of applied earth observation and geoinformation* 11: 344-351.
- Thonnon J., Picquet M., Thiongane Y., Lo M. A., Sylla R. & Vercruysse J. (1999) Rift valley fever surveillance in lower Senegal river basin: update 10 years after the epidemic. *Tropical Medicine & International Health* 4: 580-585.
- Townshend J. R. G., Huang C., Kalluri S. N. V., DeFries R. & Liang S. (2000) Beware of per-pixel characterization of landcover. *International Journal of remote sensing, vol. 21, no. 4, p. 839-843*. 21: 839-843.
- Tran A., Ponçon N., Toty C., Linard C., Guis H., Ferré J.-B., Seen D. L., Roger F., Rocque S. d. l., Fontenille D. & Baldet T. (2008) Using remote sensing to map larval and adult populations of *Anopheles hyrcanus* (Diptera: Culicidae) a potential malaria vector in Southern France. *International Journal of Health Geographics*: 7-9.
- Zeller H. G., Akakpo A. J. & Ba M. M. (1995) Rift Valley fever epizootic in small ruminants in southern Mauritania (October 1993): risk of extensive outbreaks. *Ann Soc Belg Med Trop* 75: 135-140.
- Zeller H. G., Fontenille D., Traore-Lamizana M., Thiongane Y. & Digoutte J. P. (1997) Enzootic activity of Rift Valley fever virus in Senegal. *Am J Trop Med Hyg* 56: 265-272.

3.2 L'approche temporelle par la modélisation : principaux résultats

Cette partie est composée de deux études : la première correspond à la description d'un modèle hydrologique de remplissage et vidange des mares temporaires à partir de données de pluviométrie et de données de télédétection (§3.2.1) ; la deuxième concerne le modèle de dynamique de population des moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes* et son utilisation pour l'étude des épisodes à risque de FVR de 1961 à 2003 (§3.2.2).

3.2.1 *Le potentiel de la télédétection et de la modélisation hydrologique pour le suivi spatio-temporel des mares de la région du Ferlo (Sénégal)*

Article 3 : The potential for remote sensing and hydrologic modelling to assess the spatio-temporal dynamics of ponds in the Ferlo Region (Senegal).- V. Soti, C. Puech, D. Lo Seen, A. Bertran., C. Vignolles, B. Mondet, N. Dessay, A. Tran - Hydrological Earth System Science, 14, (2010) 1449-1464.

Résumé

Dans la région du Ferlo au Sénégal, caractérisée par un climat aride, la mare tient une place centrale. La mare est un gîte larvaire favorable aux moustiques vecteurs de la FVR dont la présence et la dynamique est fortement dépendante de la disponibilité et des variations des surfaces en eau. C'est dans ce contexte que nous avons développé un modèle hydrologique permettant de simuler les variations journalières de niveau d'eau de l'ensemble des mares d'une zone de 11 km x 10 km autour du village de Barkedji à partir des données de pluies journalières.

- *Le modèle hydrologique*

Nous avons développé un modèle hydrologique combinant un modèle de bilan hydrique à une relation « Surface-Hauteur-Volume » (« S-H-V »). Le modèle de bilan hydrique permet d'estimer le volume de la mare à un pas de temps journalier, en prenant en compte les apports d'eau (pluie directe et ruissellement) auxquels sont soustraites les pertes (infiltration et évaporation). Les apports et les pertes dépendent des paramètres que sont la taille du bassin versant, le coefficient de ruissellement, le coefficient de pluie antérieure et le seuil de ruissellement. Une fois le volume estimé, nous utilisons une relation « S-H-V » qui nécessite deux coefficients de forme de la mare, la pente α et la taille S_0 , déduits de la topographie des cuvettes. La relation mathématique permet de convertir une surface d'eau en hauteur d'eau, puis en volume d'eau, et vice-versa. Deux jeux de paramètres du modèle ont été estimés : un jeu de paramètres pour les petites mares, situées hors du lit du Ferlo et dont le remplissage est dû uniquement à la pluie directe, et un jeu de paramètres pour les grandes

mares situées dans le lit du Ferlo, pour lesquelles le remplissage est la combinaison des eaux de ruissellement et de la pluie directe.

Pour calculer l'apport des eaux de ruissellement, nous avons préalablement calculé les bassins versants contributifs de chaque mare appartenant au lit du Ferlo à partir du MNT ASTER (§2.3.1.c).

Pour l'estimation des coefficients de forme, α et S_0 , nous avons utilisé un MNT fin (2,5 m x 2,5 m de résolution) des cuvettes des mares de Niaka (dans le lit du Ferlo) et de Furdu (hors du lit du Ferlo) mesuré avec un théodolite (§2.3.1.c).

- *Calibration du modèle*

Pour l'estimation des paramètres hydriques Kr (coefficient de ruissellement), $Gmax$ (seuil de ruissellement), k (coefficient de pluie antérieure) et L (les pertes), nous avons réalisé deux calibrations en parallèle : la première pour les mares situées en dehors du lit du Ferlo à partir des données de hauteur d'eau de Furdu collectées en 2001 et la seconde pour les mares situées dans le lit du Ferlo, à partir des données de hauteurs d'eau journalières de la mare de Barkedji collectées en 2002. Nous avons choisi un plan d'expérimentation exhaustif pour lequel toutes les combinaisons possibles ont été testées et évaluées à partir du critère Nash dont les valeurs varient entre 0 (pour une relation nulle) et 1 (pour une relation forte). Les jeux de paramètres ayant le meilleur critère Nash ont été choisis pour les mares situées dans et hors du lit du Ferlo (Tableau 11 et Figure 25).

Paramètres	Barkedji (set 1)	Furdu (set 2)
Kr	0,21	0,19
$Gmax$ (mm/jour)	15	15
k	0,4	0,5
L (mm/jour)	15	12
n^*	-	10
Nash coef.	0,82	0,87

Tableau 11 : Valeurs des paramètres obtenues après calibration des modèles dédiés aux mares situées dans (set 1) et en dehors (set 2) du lit du Ferlo

* n = rapport du bassin versant par rapport à la surface de la mare

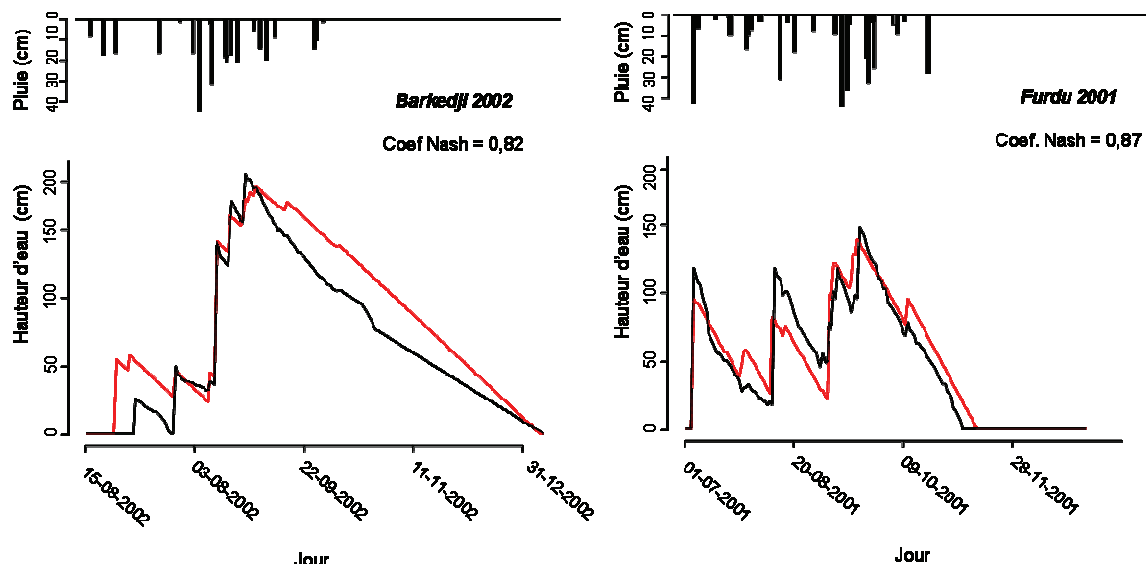


Figure 26 : Résultats de la calibration des modèles pour les mares situées dans le lit (à gauche) et hors du lit du Ferlo (à droite). En rouge, les hauteurs d'eau simulées et en noir les hauteurs d'eau observées.

- *Application et validation des sorties du modèle*

Une fois les paramètres calculés, nous avons appliqué le modèle à l'ensemble des 98 mares de la zone d'étude à partir (i) des données de pluie journalière collectées sur le terrain durant la saison des pluies 2001 et 2002, et (ii) des données de pluie estimées par le satellite TRMM pour 2001, 2002 et 2007.

Les sorties du modèle ont ensuite été validées temporellement à partir des hauteurs d'eau collectées en 2001 et 2002 pour les mares de Furdu, Mous 2 et Mous 3, et spatialement à partir d'une image satellite Quickbird acquise le 20-08-2007 (§2.3.1.a).

Les hauteurs d'eau simulées en utilisant les pluies locales sont correctes (coefficients Nash supérieurs à 0,7) et homogènes dans le temps (Tableau 12). En revanche, les résultats obtenus à partir des simulations faites avec les pluies TRMM sont peu satisfaisants (coefficients Nash entre 0,3 et 0,61) et de qualité très différente selon l'année (Tableau 12).

Mare	Superficie max. (m ²)	Données de pluies collectées sur le terrain			Données de pluie issues de TRMM		
		2001-2002	2001	2002	2001-2002	2001	2002
Barkedji	336211	-	-	<i>0,82</i>			0,66
Furdu	10005	0,87	<i>0,87</i>	0,83	0,61	0,39	0,73
Mous 2	500	0,70	0,67	0,66	0,30	0,06	0,42
Mous 3	3340	0,83	0,84	0,73	0,40	0,06	0,55

Tableau 12 : Comparaison entre les hauteurs d'eau estimées et simulées au travers du coefficient Nash. (Les valeurs en italique représentent les jeux de données utilisés pour la calibration)

La validation des surfaces des mares simulées le 20 août 2007 à partir des pluies TRMM avec l'image satellite Quickbird acquise le même jour, donne des résultats satisfaisants ($R^2 = 0.89$) surtout pour les mares situées dans le lit du Ferlo dont les surfaces sont sous-estimées par modèle.

- *Analyse de sensibilité du modèle*

Enfin, une analyse de sensibilité a été réalisée afin d'évaluer la robustesse et la sensibilité des paramètres du modèle. Cette analyse de sensibilité a été conduite avec la méthode Morris OAT (one-factor-at-a-time) révisée par Campolongo (1999). Les résultats montrent que le modèle est nettement moins sensible aux paramètres liés à la topographie, qu'aux paramètres hydrologiques.

Article 3 (Publié) :

The potential for remote sensing and hydrologic modelling to assess the spatio-temporal dynamics of ponds in the Ferlo Region (Senegal).

V. Soti, C. Puech, D. Lo Seen, A. Bertran, C. Vignolles, B. Mondet, N. Dessay, A. Tran. Hydrological Earth System Science, 14, (2010) 1449 -1464.

The potential for remote sensing and hydrologic modelling to assess the spatio-temporal dynamics of ponds in the Ferlo Region (Senegal)

V. Soti^{1,2,3}, C. Puech⁴, D. Lo Seen³, A. Bertran², C. Vignolles⁵, B. Mondet⁶, N. Dessay^{7,8}, and A. Tran^{2,3}

¹SAS Nevantropic, 97300 Cayenne, French Guiana

²CIRAD, UPR AGIRs, 34398, Montpellier, France

³CIRAD, UMR TETIS, 34093, Montpellier, France

⁴CEMAGREF, UMR TETIS, 34093, Montpellier, France

⁵CNES, 31401, Toulouse, France

⁶IRD, UR 178, 34093, Montpellier, France

⁷IRD, UMR LTHE, 38400, Grenoble, France

⁸IRD, US ESPACE, 34093, Montpellier, France

Received: 16 December 2009 – Published in Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.: 12 January 2010

Revised: 23 June 2010 – Accepted: 6 July 2010 – Published: 4 August 2010

Abstract. In the Ferlo Region in Senegal, livestock depend on temporary ponds for water but are exposed to the Rift Valley Fever (RVF), a disease transmitted to herds by mosquitoes which develop in these ponds. Mosquito abundance is related to the emptying and filling phases of the ponds, and in order to study the epidemiology of RVF, pond modelling is required. In the context of a data scarce region, a simple hydrologic model which makes use of remote sensing data was developed to simulate pond water dynamics from daily rainfall. Two sets of ponds were considered: those located in the main stream of the Ferlo Valley whose hydrological dynamics are essentially due to runoff, and the ponds located outside, which are smaller and whose filling mechanisms are mainly due to direct rainfall. Separate calibrations and validations were made for each set of ponds. Calibration was performed from daily field data (rainfall, water level) collected during the 2001 and 2002 rainy seasons and from three different sources of remote sensing data: 1) very high spatial resolution optical satellite images to access pond location and surface area at given dates, 2) Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Digital Elevation Model (DEM) data to estimate pond catchment

area and 3) Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) data for rainfall estimates. The model was applied to all ponds of the study area, the results were validated and a sensitivity analysis was performed. Water height simulations using gauge rainfall as input were compared to water level measurements from four ponds and Nash coefficients >0.7 were obtained. Comparison with simulations using TRMM rainfall data gave mixed results, with poor water height simulations for the year 2001 and good estimations for the year 2002. A pond map derived from a Quickbird satellite image was used to assess model accuracy for simulating pond water areas for all the ponds of the study area. The validation showed that modelled water areas were mostly underestimated but significantly correlated, particularly for the larger ponds. The results of the sensitivity analysis showed that parameters relative to pond shape and catchment area estimation have less effects on model simulation than parameters relative to soil properties (rainfall threshold causing runoff in dry soils and the coefficient expressing soil moisture decrease with time) or the water loss coefficient. Overall, our results demonstrate the possibility of using a simple hydrologic model with remote sensing data to track pond water heights and water areas in a homogeneous arid area.



Correspondence to: V. Soti
(vs.nev@ntropic.fr)

1 Introduction

Ponds and lakes are essential for life in the semi-arid Sahel region of Africa. Besides hosting a considerable biodiversity, these water bodies can be filled during the rainy season, and often remain the primary water supply for human and animal consumption. While being crucial for increasing aquifer recharge, these fragile aquatic ecosystems are subject to various natural (recurrent drought) or anthropogenic (over-exploitation, dams, pollution, drainage) threats. Another major concern is that these water bodies are focal points where humans and livestock accede to water (Diop et al., 2004), and are at the same time favourable breeding sites for mosquitoes (Linthicum et al., 1985) that transmit various arboviruses, including those responsible for the Rift Valley Fever (RVF). RVF is an acute illness that affects humans and domestic ungulates (e.g. Wilson et al., 1994), and has an impact on the economy of the livestock sector. Water bodies in these regions therefore need to be closely monitored, not only as a resource in itself, but also in relation to the economy and public health of the region.

It is considered particularly challenging to characterize and survey water bodies located in these arid areas, because of the difficulty to obtain good quality data records of temporary and episodic floods in time and space (Lange et al., 1999). Numerous studies for monitoring water bodies have been conducted on large water areas using remote sensing, particularly in flood monitoring (Barton and Bathols, 1989; Sandholt et al., 2003; Montanari et al., 2009) or water storage in large lakes (Dingzhi et al., 2005). In arid areas, the potential of time series from coarse-scale satellites images like NOAA-AVHRR (Verdin, 1996), SPOT-Vegetation (Haas et al., 2006) or Terra-MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) to survey large ponds and lakes at a broad spatial scale was demonstrated. Nevertheless, in the Sahel region, the spatial resolution of those sensors is inappropriate (Soti et al., 2009) for identifying water bodies with a surface area of less than 170 000 m² (Soti et al., 2009), which is the case for most of the ponds there. Recently, it was shown that the new generation of high and very high spatial resolution remote sensing data (Landsat Enhanced Thematic Mapper, SPOT5 and Quickbird images) is suitable for the detailed mapping of temporary water bodies at a local scale (Liebe et al., 2005; Lacaux et al., 2007; Soti et al., 2009). The potential of radar satellite images (Annor et al., 2009; Di Baldassarre et al., 2009; Schumann et al., 2009) for water body inventory have also been improved, with the advantage of being independent of cloud cover (Horritt et al., 2001; Herold et al., 2004). Thus, an efficient and simple method to study the spatial dynamics of temporary ponds would consist in mapping the ponds using satellite images acquired at different dates (Lacaux et al., 2007; Tourre et al., 2008). However, a daily follow-up is not possible with this approach, given the strong inverse relationship between spatial resolution and revisit time.

In order to access additional temporal information on pond dynamics, hydrologic models have been developed at the pond scale (Desconnets, 1994; Desconnets et al., 1997; Martin-Rosales and Leduc, 2003). Applications at a regional scale to monitor states of daily water bodies have been tested with success. These studies were generally based on volume-area-depth ($V-h-A$) mathematical relations (O'Connor, 1989; FAO, 1996; Hayashi and Van der Kamp, 2000; Liebe et al., 2005; Nilsson et al., 2008) and require a detailed bathymetry. The possibility of using remote sensing to improve water area estimation with these mathematical relations has also been investigated. Puech (1994) and Puech and Ousman (1998) showed that SPOT4 satellite images could be used with volume-area-depth relations to accurately estimate the volume of small water bodies of more than 10 ha, in the Tillabery region of North Niger. Recently, Liebe et al. (2005) and Annor et al. (2009) used similar relations but with radar images (ENVISAT ASAR) for water volume estimations of 21 small reservoirs (<30 ha) in East Ghana.

In this paper, we explore the possibility of developing a simple pond water balance model, requiring few input data and minimal parameterisation, that (i) takes advantage of available remote sensing data in an otherwise data scarce region, (ii) simulates water availability for herds, and (iii) renders pond water dynamics accurately enough to be subsequently used for studying the dynamics of mosquito abundance. The model developed uses three different sources of remote sensing data: 1) very high spatial resolution optical satellite images to access pond location and surface area at given dates, 2) ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) Digital Elevation Model (DEM) data to estimate pond catchment area and 3) TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) data for rainfall estimates. After a brief presentation of the study area and available data sets (meteorological, hydrological, topographic, remote sensing images), a daily water balance model and a volume-area-depth model are described. Then, the paper presents the application of the model to the 98 ponds of the study area using daily field rainfall data (2001 and 2002) and TRMM data (2001, 2002, and 2007). Validations are carried on water height simulations with daily water height data collected for four ponds during the 2001 and 2002 rainy seasons, and also on water area simulations, using a pond map derived from a Quickbird image acquired on 20 August 2007. Results of a sensitivity analysis are also presented and discussed.

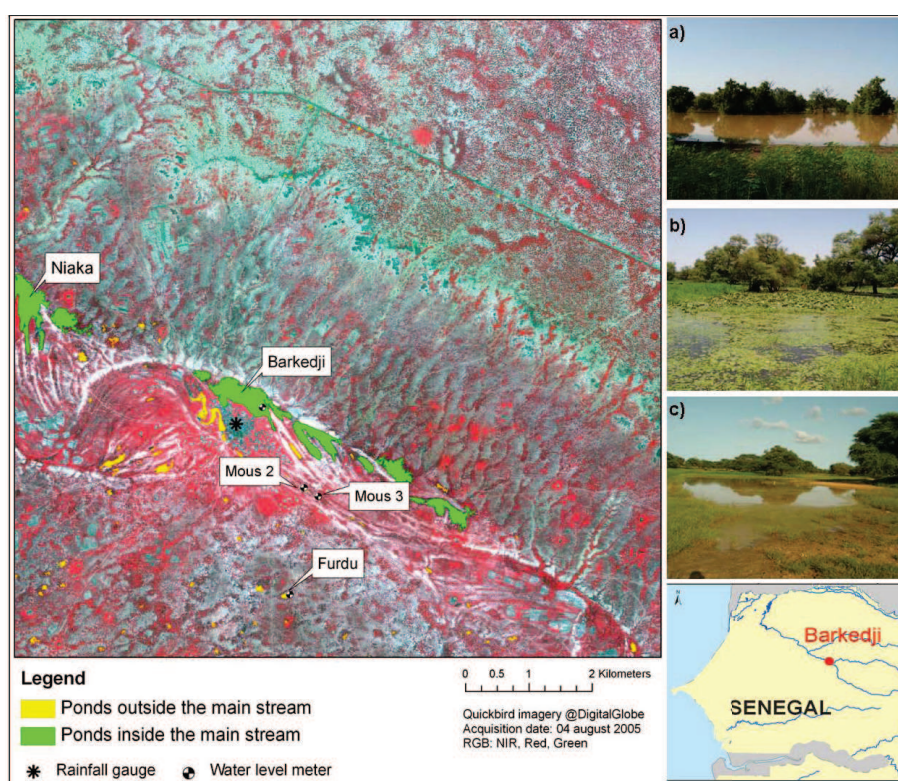


Fig. 1. Quickbird image of the study area showing location of ponds, rain gauge and water level meters near Barkedji village, Ferlo Region, Senegal. (a) Barkedji, (b) Furdu and (c) Mous3 ponds in September 2006.

2 Material and methods

2.1 Study area

The study area (Fig. 1) is located in the Ferlo Valley, North Senegal, and covers an area of 11 km × 10 km around the village of Barkedji (15.28° N–14.87° W). The relief is characterized by low altitude (25 m average) and composed of a lateritic crust partially covered by flattened dunes and stabilised by vegetation (Le Houerou, 1988; Pin-Diop et al., 2007). This plateau was eroded by a former affluent of the Senegal River, the Ferlo River. The study area is located between isohyets 300 mm and 500 mm and has a Sahelian climate characterized by two seasons: a dry season which is dry and cold from November to March, and dry and hot from April to June, and a rainy season from June to November (Ndiaye, 2006). D'Amato and Lebel (1998) estimated that mean rainfall intensity in the Sahel is about 15 mm/day during the rainy season. Nevertheless, in this region, rainfall events have a convective origin (Lebel et al., 2003) and thus are highly variable in space and time (D'Amato and Lebel, 1998; Vischel and Lebel, 2007; Wheeler et al., 2007). The temporal rainfall distribution is extremely irregular and is characterized by local dry spells lasting generally more than 5 days (Frappart et al., 2009). For example, Balme et al. (2006) estimated from 13 year time series of a 30 stations rain gauge network

distributed within an area of 110 × 160 km² in the region of Niamey, that 20% of the total annual rain falls with intensities >78 mm h⁻¹, and 50% with intensities >35 mm h⁻¹. In Barkedji area, annual temperature varies between 21.2 °C and 36.6 °C with an average of 29.6 °C and an average annual evaporation of 4.6 mm/day (Diop et al., 2004). The annual rainfall was 415 mm in 2001 and 296 mm in 2002, with a marked deficit of 30% for the latter.

The study area is characterized by an ensemble of ponds that are filled during the rainy season (from July to mid-October). Generally, the limits of these ponds are delineated by a belt of trees which corresponds to the maximum water extension. Most of the ponds in the study area are small (33% of ponds with an area less than 1000 m² and 64% with less than 2600 m²), with the smallest one covering only 74 m² and the largest one, Barkedji, covering ~347 400 m² (Soti et al., 2009). The larger ponds are located in the main stream of the Ferlo valley and the smaller ones generally outside. During the rainy season, the temporary ponds are quickly filled in successive occasions in the very few hours during and after the shower, whereas the emptying phase lasts longer, between a few days and several months after the last precipitation event (Martin-Rosales and Leduc, 2003). All ponds dry out during the dry season.

Field data that were used to build, calibrate and validate the model were collected on five ponds of the study area. The two larger ponds (Barkedji and Niaka) belong to the main stream, whereas the three smaller ones (Furdu, Mous 2 and Mous 3) are found outside the main stream. The locations of the five ponds are shown in Fig. 1, together with pictures of Barkedji, Furdu and Mous 3 ponds taken during the 2006 rainy season.

2.2 Meteorological data

Two sets of rainfall data were used:

- Daily rainfall data collected from July to December (rainy seasons of 2001 and 2002) using an automatic meteorological collector (WM 918 from Skyview Systems Ltd) and a meteorological station (Weather View Ltd) located in the village of Barkedji.
- Daily TRMM rainfall data (3B42-V6 product) with a $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ spatial resolution. TRMM data corresponding to the study area have been downloaded from the NASA's Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center for the rainy seasons of 2001, 2002 and 2007 (http://disc2.nascom.nasa.gov/Giovanni/tovas/TRMM_V6.3B42_daily.2.shtml).

2.3 Hydrological data

Water height data were collected daily from July to December in 2001 and 2002 from water level meters placed at the deepest point of four ponds, namely Barkedji, Furdu, Mous 2 and Mous 3 (Fig. 1). For the study, we used the Mous 2, Mous 3 and Furdu water height data collected during the two years – 2001 and 2002. For Barkedji, the water level readings for the first season (2001) were unexploitable due to a technical problem (displacement of the meter) that was not detected and corrected early enough. Therefore, only water height data collected during the 2002 rainy season were used for this pond.

2.4 Topographic data

2.4.1 Pond shape data used for the volume-area-depth model

Elevation data was obtained in May 2003 using an electronic Theodolite (T.I 1600 series) during a detailed survey of Niaka pond located in the main stream of the Ferlo valley and Furdu pond located outside (Fig. 1). Points were surveyed with a 2 to 5 m horizontal spacing and then interpolated on a regular 2 m grid.

2.4.2 ASTER Digital Elevation Model (DEM) used for catchment delineation

A DEM with 30 m pixel size covering the whole study area was downloaded from the ASTER Global DEM dataset of the NASA's Warehouse Inventory Search Tool (WIST) website (<https://wist.echo.nasa.gov/wist-bin/api/ims.cgi?mode=MAINSRCH\&JS=1>). The ASTER DEM was used to estimate the catchment area of the bigger ponds, located inside the main stream.

2.5 Pond maps

Two pond maps of the study area were extracted from Quickbird satellite images acquired in 2005 and 2007 (see Table 1). The procedure included thresholding the Normalized Difference Water index (NDWI, McFeeters, 1996) which is known to be suited for water bodies extraction (Soti et al., 2009). The 2005 image was acquired at the peak of a higher than normal rainfall season, when ponds were expected to be at their maximum. It was used for extracting pond parameters, and more specifically the maximum surface area for each pond, in order to estimate catchment areas of the ponds located outside of the main stream. The 2007 image was used to validate the water areas predicted by the model. The 2005 pond delineation had been systematically verified during a field survey (using a Global Positioning System receiver) in September 2006 at the peak of the rainy season (Soti et al., 2007). The data used in the study are summarized in Table 1.

3 Modelling overview and methods

We developed a simple hydrological model that simulates the main pond filling and emptying processes. For the study, we considered two sets of ponds: those located in the main stream of the Ferlo Valley (set 1) whose hydrological dynamics are due essentially to runoff, and the ponds located outside (set 2), which are smaller and whose filling mechanisms are mainly due to direct rainfall (Fig. 1). Then, separate calibrations and validations were performed for each set. The first two parts of this section will be dedicated to the hydrological model description (§3.1 and §3.2). The following parts explain the model parameters estimated from field data (§3.3) and remote sensing data (§3.4). Then, model calibration, model validation and the sensitivity analysis are described in §3.5, §3.6 and §3.7 respectively.

3.1 Hydrologic model description

A daily water balance model is used to predict volume, surface and height of temporary ponds of Barkedji study area (Fig. 2a). The relation between water volume, surface and height of a given pond depends on the 3-D shape of that pond. It is modelled here by two simple volume-depth ($V-h$) and area-depth ($A-h$) empirical equations that are described

Table 1. Summarized characteristics of the data used.

Data	Acquisition date	Complementary information	Sources
Rainfall data from a meteorological station	– From 01/07/2001 to 31/10/2001 – From 15/06/2002 to 31/10/2002	Daily data collected from a station located in the Barkedji village centre	IRD (France), CIRAD (France), ISRA (Senegal)
Rainfall data from TRMM satellite (3B42-V6)	– From 01/07/2001 to 31/12/2001 – From 15/06/2002 to 31/10/2002 – From 01/06/2007 to 31/12/2007	Daily, 27×27 km pixel size Joint US-Japan satellite mission to monitor tropical and subtropical precipitation	NASA Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center
Water height data	– From 01/07/2001 to 31/12/2001 – From 15/06/2002 to 31/10/2002	– Furdu, Mous2 and Mous3 ponds – Barkedji, Furdu, Mous2 and Mous3 ponds	IRD (France), CIRAD (France), ISRA (Senegal)
Pond map	04/08/2005 20/08/2007	Derived from Quickbird images 2.47 m pixel size, Bands: B, G, R, NIR * 2005: used for the extraction of the maximum surface of each pond – $A_{\max}$ 2007: used for validation of pond areas	CIRAD (France), IRD (France), ISRA (Senegal).
DEM (ASTER)	2009	30 m pixel size	METI (Japan), NASA (USA)
Detailed DEM	May 2003	Furdu and Niaka ponds (2 m pixel size)	IRD (France)

* B: Blue; G: Green; R: Red; NIR: Near Infrared.

in more detail in the next paragraph. The general volumetric water balance of a pond is given by:

$$\frac{dV}{dt} = P(t) A(t) + [Q_{\text{in}}(t) - Q_{\text{out}}(t)] - L A(t) \quad (1)$$

The first term is the contribution from direct rainfall, expressed as the product of rainfall $P(t)$ and water body surface area $A(t)$. Q_{in} is the runoff volume of inflows, Q_{out} the runoff volume of outflows and L the water loss per unit surface area through evaporation and infiltration. The model was implemented with a daily time step. For the study, each pond was considered a closed water body, and it was assumed no hydrological connexion between ponds ($Q_{\text{out}} = 0$). Thus

we did not model extensive flood events which are very unusual in the study area. The formulation proposed by Girard (1975) was used for $Q_{\text{in}}(t)$ estimation, as it is considered particularly suited for studying small catchments of less than 100–150 km² located in the Sahel region (Dubreuil, 1986). $Q_{\text{in}}(t)$ is written as the product of a runoff coefficient (K_r), the effective rainfall (P_e) and the catchment area (A_c):

$$Q_{\text{in}}(t) = K_r P_e(t) A_c \quad (2)$$

The soil capacity to runoff was supposed uniform over the study area, and defined by a constant K_r coefficient. This constant takes implicitly into account the losses due to evapotranspiration and infiltration in the catchment area.

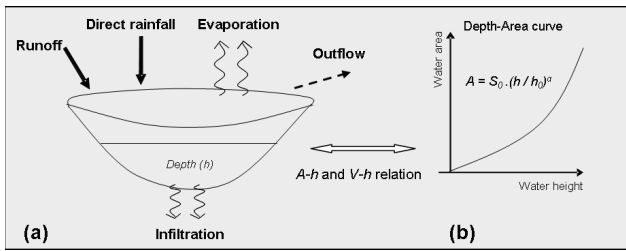


Fig. 2. Schematic representation of the hydrologic model. **(a)** Water balance model. **(b)** Area-depth relation.

The effective rainfall (P_e) corresponds to the part of the precipitation that produces runoff. P_e is calculated as follows:

$$P_e(t) = \max[P(t) - G(t), 0] \quad (3)$$

In Eq. (3), $G(t)$ is a variable which can be interpreted as a threshold rainfall value over which runoff can occur. $G(t)$ is defined by the difference between its maximum value $G_{\max}$ corresponding to a dry soil, and an Antecedent Precipitation Index (I_{ap}):

$$G(t) = \max[G_{\max} - I_{ap}(t), 0] \quad (4)$$

The I_{ap} Index (Kohler and Linsley, 1951) is a weighted summation of past daily precipitation amounts, used as an indicator of the amount of water in the soil and calculated as follows:

$$I_{ap}(t) = [I_{ap}(t-1) + P(t-1)]k \quad (5)$$

where $I_{ap}(t-1)$ is the I_{ap} index at the time step $(t-1)$, k is a dimensionless coefficient between 0 and 1 expressing the soil moisture decrease with time, and $P(t-1)$ is the rainfall at time step $(t-1)$. Because of the high spatial variation of the precipitation events in the Sahel, the $I_{ap}(t)$ index is also spatially variable within this region and, as such, cannot be compared between sites (Ancil et al., 2004).

Except during important rainfall events, water losses in such areas are known to be mainly due to evaporation (Puech, 1994). During rainfall events, infiltration could be important only when water level rises above the clogged area located at the bottom part of the pond (Diop et al., 2004; Porphyre et al., 2005). In this study, we followed Joannes (1986) and Puech (Puech, 1994) in assuming that water losses can be simply summarized through a constant L . All parameters and variables of the model are summarized in Table 2.

3.2 The volume-area-depth model

We used two simple volume-depth ($V-h$) and area-depth ($A-h$) equations to assess the volume-area-depth relations of the ponds of the study area (Fig. 2b). Such mathematical relations have been used with efficiency during modelling studies on temporary ponds (Puech, 1994; Hayashi and Van der Kamp, 2000; Nilsson et al., 2008; Annor et al., 2009)

and lakes (Gates and Diessendorf, 1977; O'Connor, 1989; Bengtsson and Malm, 1997).

The empirical relation between pond area A and water depth h , and that between pond volume V and water depth h , are given in Eqs. (6) and (7) respectively:

$$A(t) = S_0 \left(\frac{h(t)}{h_0} \right)^\alpha \quad (6)$$

$$V(t) = V_0 \left(\frac{h(t)}{h_0} \right)^{\alpha+1} \quad \text{with } V_0 = \frac{S_0 h_0}{\alpha+1} \quad (7)$$

where $A(t)$ is the pond area at time t ,

$h(t)$ is the pond water height at time t ,

S_0 is the water area for $h_0 = 1$ m water height in the pond (Table 2),

α is a shape parameter representative of the slope profile (Table 2),

$V(t)$ is the volume of the pond at time t ,

V_0 is the volume for $h_0 = 1$ m water height in the pond.

3.3 Estimation of pond shape parameters

The parameters α and S_0 were estimated for each of the two sets of ponds using the detailed bathymetry from Niaka and Furdu ponds, assuming that they are representative of the ponds of set 1 and set 2 respectively. Using a Geographic Information System (GIS) water area and water volume were calculated for several depths from the detailed DEM (Nilsson et al., 2008) of the two ponds. S_0 and α parameters were then estimated by fitting Eqs. (6) and (7) with the DEM derived water area and water volume. As error function to be minimized, we used the root-mean-squared error (RMSE) A_{err} defined as:

$$A_{\text{err}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (A_{\text{obs}}(i) - A_{\text{sim}}(i))^2} \quad (8)$$

where A_{obs} is the area calculated from DEM, and A_{sim} is the area given by the power function, and m is the number of data points.

3.4 Estimation of catchment areas

For each pond of the main stream (set 1) characterized by an important runoff, we calculated the catchment area from the ASTER DEM using a GIS.

Outside the main stream, where ponds are generally smaller (set 2), slopes were too flat to be detected in the available DEM. For these ponds the catchment areas were empirically estimated as n times the maximum water surface area ($A_{\max}$) of the ponds (Table 2) as follows:

$$A_c = n A_{\max} \quad (9)$$

Table 2. Parameters and variables of the hydrologic pond model.

	Parameters and variables	Value/Range of values/ equation	Unit	Reference
Input variables				
P	Rainfall	$0 < P < 0.045$	m day^{-1}	Field survey
State variables				
V	Pond volume	Eq. (1)	m^3	
A	Pond surface area	Eq. (6)	m^2	
h	Pond water height	Eq. (7)	m	
Parameters				
A_c	Catchment area	0–150	km^2	(Dubreuil, 1986)
K_r	Runoff coefficient	0.15–0.40	dl^*	(Girard, 1975)
α	Water body shape factor	1–3	dl	(FAO, 1996; Puech and Ousmane, 1998)
S_0	Water body scale factor	Depending on the water bodies	m^2	(D'At de Saint Foulc et al., 1986)
$G_{\max}$	Rainfall threshold value to start runoff in dry soils	10–20	mm day^{-1}	(FAO, 1996)
L	Water losses per day	5–20	mm day^{-1}	(Piaton and Puech, 1992)
k	Dimensionless coefficient expressing the soil moisture decrease in time	0–1	dl	(Heggen, 2001)
n	Number of times the catchment area of a small pond is larger than the maximum pond surface area	1–20	dl	See calibration

* dl : dimensionless

3.5 Model calibration

For set 1, the model was calibrated using 2002 gauge rainfall and water height field data of 2002 from Barkedji pond. For set 2, the model was calibrated using 2001 gauge rainfall and water height field data from Furdu. The model was computationally not expensive and it was possible to perform a systematic exploration of the input parameter space (Table 3). All possible combinations of parameter values in a range of values based on published literature (Table 2) but pertaining to similar sahelian regions, were considered.

For the calibration criteria, we used the coefficient of efficiency (Nash and Sutcliffe, 1970) which is expressed as follows:

$$C_{\text{eff}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (X_{\text{obs}}(i) - X_{\text{cal}}(i))^2}{\sum_{i=1}^m (X_{\text{obs}}(i) - \bar{X}_{\text{obs}})^2} \quad (10)$$

with m = number of observed data

where X_{obs} is the observed water height data; X_{cal} is calculated with the model and $\bar{X}_{\text{obs}}$ is the average of the observed

Table 3. Calibration experimentation plan.

Total number of runs: 832 000				
Parameters	Min	Max	Step	Nb
K_r	0.17	0.30	0.01	26
$G_{\max}$ (mm day^{-1})	13	16	1	10
k	0.1	0.6	0.1	10
L (mm day^{-1})	10	16	1	16
n	1	20	1	20

water height data. Nash-Sutcliffe efficiencies can range from $-\infty$ to 1. The closer the coefficient of efficiency is to 1, the more accurate the model is.

3.6 Model validation

The model was run for 2001 and 2002 rainy seasons both from rain gauge and TRMM rainfall data. For the year 2007,

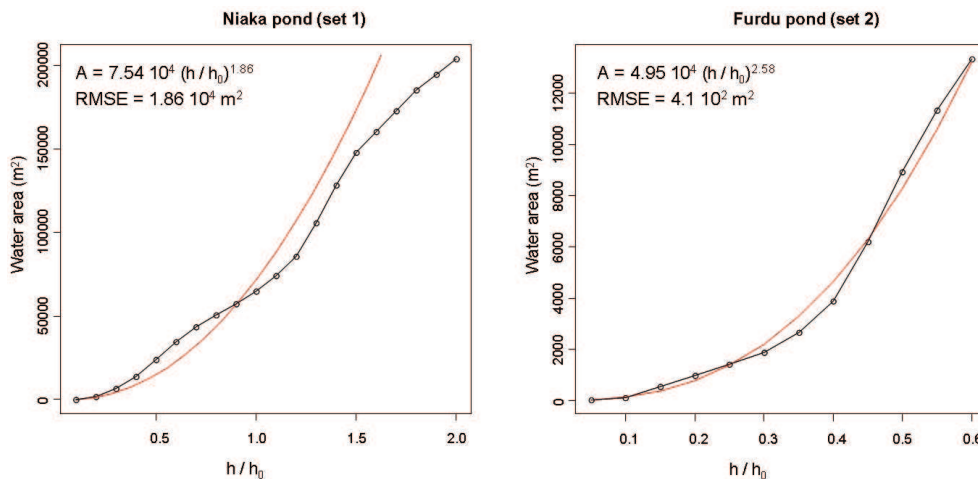


Fig. 3. Water area and water height relations for Niaka and Furdu ponds, Barkedji area, Ferlo region, Senegal.

rain gauge data were unavailable, and model simulation was run only with TRMM rainfall data, from 1 June 2007 to 31 December 2007.

The validations were carried out in two steps. First, on water height, internal validation was performed on Barkedji pond, and external validations on Furdu, Mous 2 and Mous 3 ponds, with 2001 and 2002 water level and rain gauge daily measurements. Then, simulated water areas were compared to water areas obtained from the 20 August 2007 Quickbird image. To evaluate the quality of the simulations, Nash coefficients (Eq. 10) were computed from simulated and observed water height temporal profiles, and a RMSE (Eq. 8) was calculated between simulated and observed water areas of the 98 ponds, on the date the Quickbird image was acquired.

3.7 The sensitivity analysis

A sensitivity analysis (SA) was carried out to assess the sensitivity of the model to the main model parameters, namely, the size of the catchment area A_c (and indirectly n for ponds of set 2), the pond shape parameters (S_0 and α) and the other parameters obtained by calibration (K_r , $G_{\max}$, k , L). The method used is the OAT (one-factor-at-a-time) Morris method (Morris, 1991), as revised by Campolongo (1999). The new method, in addition to the “overall” sensitivity measures already provided by the traditional Morris method, offers estimates of the two-factor interaction (Campolongo and Braddock, 1999; Saltelli et al., 2004). The parameters and their ranges used in the analysis are shown in Table 3. The variation space of the pond shape parameters S_0 and α was defined by their value estimated from field data (see §3.3) $\pm 10\%$ and a uniform distribution.

Sensitivity estimates of the total effects due to a single parameter are produced by sampling the whole parameter space and obtaining a distribution of the elementary effects of a

given parameter on the simulations. A mean (μ^* , calculated on absolute values) and variance (σ) can then be calculated from that distribution. A high mean indicates a parameter with an important effect on the output, whereas a large variance indicates either a factor interacting with another factor, or a factor whose effect is non-linear. Three outputs have been tested: (1) the cumulated water height, (2) the maximum water height and (3) the occurrence of the first peak in water height.

4 Results

4.1 S_0 and α estimations for V - A - h relation

The power functions that approximate the A - h relations of the Furdu and Niaka ponds are shown in Fig. 3. The two ponds are small and that is reflected in the range of the scaling constant S_0 . The parameter α has low values, 1.86 for Niaka and 2.58 for Furdu pond which indicate that the depressions have a reasonably smooth and near-parabolic shape. In Niaka slopes are weaker than in Furdu. Errors between the observed data and values calculated by the power function are much more important for Niaka pond especially for water levels above 1.5 m.

4.2 Catchment areas (A_c)

The catchment areas of the largest ponds of the study area (set 1) were delineated using the ASTER DEM (Fig. 4). In total, 6 catchments have been extracted, with sizes ranging from 30 to 1107 ha. All catchments are located on the northern side of the valley where slopes are higher, around 5–8%. In the southern part, slopes are around 0–1% and the small ponds are numerous.

For the ponds located outside of the Ferlo main stream (set 2), the catchment areas were empirically estimated as n

Table 4. Model parameters values resulting from the calibration phase.

Parameters	Barkedji (set 1)	Furdu (set 2)
K_r	0.21	0.19
$G_{\max}(\text{mm day}^{-1})$	15	15
k	0.4	0.5
$L(\text{mm day}^{-1})$	15	12
n	–	10
Nash coef.	0.82	0.87

times the maximum water surface area of the ponds. A value of $n=10$ was obtained during the calibration phase (Table 4). Thus, the mean catchment size was 42 m^2 with a maximum of 381 m^2 .

4.3 Model calibration results

The K_r , $G_{\max}$, k and L parameter values were estimated from model calibration for the two sets of ponds. High Nash-Sutcliffe values were obtained (Table 4). The result of the calibration gave an optimal Nash-Sutcliffe coefficient of 0.82 (set 1) for Barkedji pond in 2002 and 0.87 (set 2) for Furdu pond in 2001. It could be observed that parameter values obtained for the two sets are very similar.

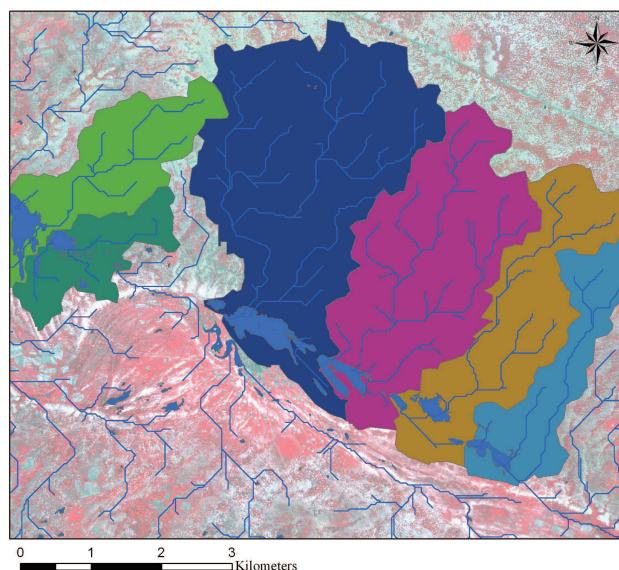
Figure 5 compares model simulations of the different filling and emptying phases with water level records. It could be observed that the model simulates well the first rain events for Furdu, whereas the first peak rainfall is overestimated for Barkedji pond. Moreover, the water losses seem to be underestimated for the emptying phase for Barkedji.

4.4 Model validation results

4.4.1 Pond water height estimations

Because of the lack of water level records for Barkedji in 2001, only an internal validation was possible. For set 2 ponds, validation of model simulations using rain gauge inputs showed high Nash-Sutcliffe coefficients for both rainy seasons 2001 and 2002, with higher values in 2001. These values are given in Table 5, which summarizes the validation of model simulations using either rain gauge or TRMM as input. Higher Nash-Sutcliffe coefficients were obtained for the larger Furdu and Mous 3 ponds with respectively 0.83 and 0.73 in 2002. A lower correlation was observed for Mous 2, the smaller pond, with 0.67 in 2001 and 0.66 in 2002.

With TRMM rainfall estimates as model input, water height was not well simulated for all ponds during year 2001 and particularly for the smaller Mous 2 and Mous 3 ponds. However, for the rainy season 2002, results were acceptable with Nash-Sutcliffe coefficients of 0.73, 0.66 and 0.55 for Furdu, Barkedji and Mous 3 ponds respectively. Again, the

**Fig. 4.** Catchment area delineation using ASTER DEM. Ferlo valley, Senegal.

correlation was not significant for the smallest pond, Mous 2 with a Nash-Sutcliffe coefficient of 0.42. Rain gauge measurements and TRMM estimates of 2002 are compared in Fig. 6, which also shows water height simulations obtained for Furdu and Barkedji. Rainfall statistics of rain gauge data and TRMM estimates are compared and shown in Table 6 and Fig. 6. TRMM is found to underestimate maximum and total rainfall, whereas rain gauge may miss rain events that are captured by TRMM.

4.4.2 Pond water area estimations

Pond areas simulated for 20 August 2007 were compared with pond surface areas obtained from the QuickBird image of the same date. That image did not cover the whole study area, and only 71 ponds were concerned. The result (Fig. 7a) shows significant correlations with a coefficient of determination (r^2) of 0.89. A better fit was observed for the larger ponds of the study area. In Fig. 7b, surface area underestimation for some ponds could be observed.

4.5 Sensitivity analysis results

From the graphs shown in Fig. 8, different groups of parameters can be distinguished: a first group of parameters with low μ^* and σ values indicating a low effect on the outputs and a linear relation without interaction; a second group with intermediate μ^* values around 0.5 and with low σ values indicating a linear relation without interaction; and a last group with high μ^* and σ values in which the parameters have a significant effect on outputs and show some interactions or non-linear effects. Overall, it can be observed that all parameters

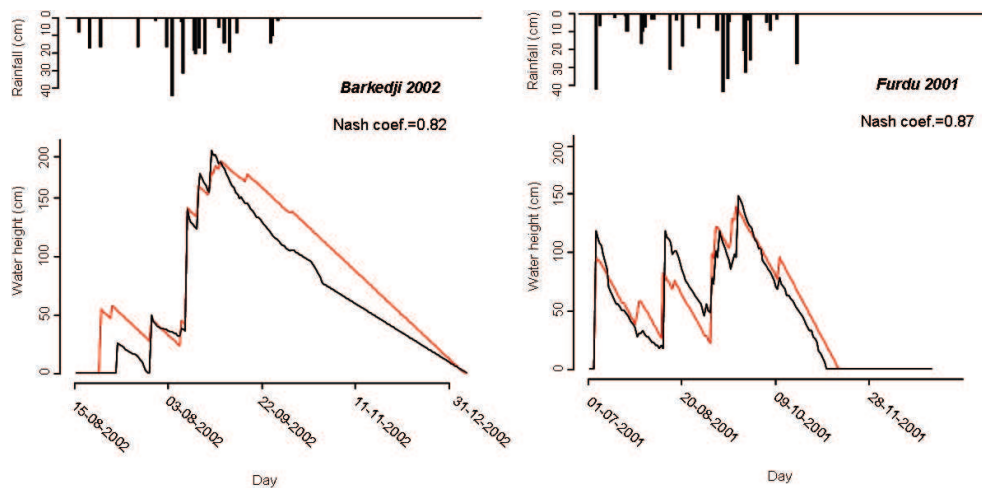


Fig. 5. Comparison of pond water height simulation (in red) using input parameters obtained from calibration, with water level records (in black) for Barkedji pond in 2002 (left) and Furdu pond in 2001 (right).

have an influence on outputs, meaning that the model reacts consistently with the hydrological processes modelled and that it could not be simplified with the elimination of more parameters. For the three outputs considered, A_c , K_r and S_0 are the parameters having the least effects, whereas those having more significant effects are k , $G_{\max}$ and L .

On the output sum of simulated water height (Fig. 8a), three groups of parameters can be identified: those with less effects (A_c , S_0 and K_r), or with moderate effects ($G_{\max}$, L , α), and k having the most effect on the output, with no interaction with other parameters. For the maximum of simulated water height output (Fig. 8b), parameter groupings are almost the same, except for $G_{\max}$ being the parameter with the most effect on the output and no interaction with other parameters. For the third output (Fig. 8c) which is the date of the first peak in water height, the influence of the parameters are negligible or low, except for k and the $G_{\max}$. These two parameters related to runoff have an important effect on the output, with high values of μ^* and σ . These suggest that the two parameters may be correlated or have a non-linear effect on the output. Conversely, parameters related to the pond shape have no influence.

5 Discussion

In this paper, a simple hydrological model was used to simulate daily water level variations. With the use of remote sensing data (Quickbird imagery, ASTER DEM, and rainfall data from TRMM satellite), the application of the model to the ponds (98) of the study area gave fair results both for water height and water area predictions.

5.1 Model calibration

The runoff coefficient (K_r), the rainfall threshold value to start runoff in dry soils ($G_{\max}$), the coefficient expressing the soil moisture decrease in time (k) and the water losses per day (L) were separately estimated from model calibration for the two sets of ponds: those inside (1) and outside (2) the main stream of the Ferlo River. The values of k is lower (0.4 and 0.5 for set 1 and set 2, respectively) than the usual values ranging between 0.80 and 0.98 (Heggen, 2001). This result is consistent with the work of Girard (1975), who showed that this parameter takes lower values in the Sahelian region because of a high evapotranspiration potential (around 250 mm per month). Moreover, the values obtained were very similar between the two sets of ponds. The main difference was obtained for L , which is lower for set 2. An explanation could be that because the ponds located outside the main stream are smaller, when water decreases, the clogged area located at the bottom part of the pond, where infiltration is less important (Diop et al., 2004; Porphyre et al., 2005), is reached more rapidly.

5.2 Estimation of pond shape parameters

The shape of any pond of our study area was summarized by the two parameters of a power law, S_0 and α . These parameters were estimated from the detailed DEM of two ponds, Niaka and Furdu, which were assumed to be representative of set 1 and set 2, respectively. This assumption could not be verified with appropriate DEM data. However, validation results carried out with water level records on several ponds, combined with a sensitivity analysis that reveals a low to moderate effect of S_0 and α on model outputs, suggest that the assumption was acceptable. In this way, the model could be applied to all the remaining ponds for which

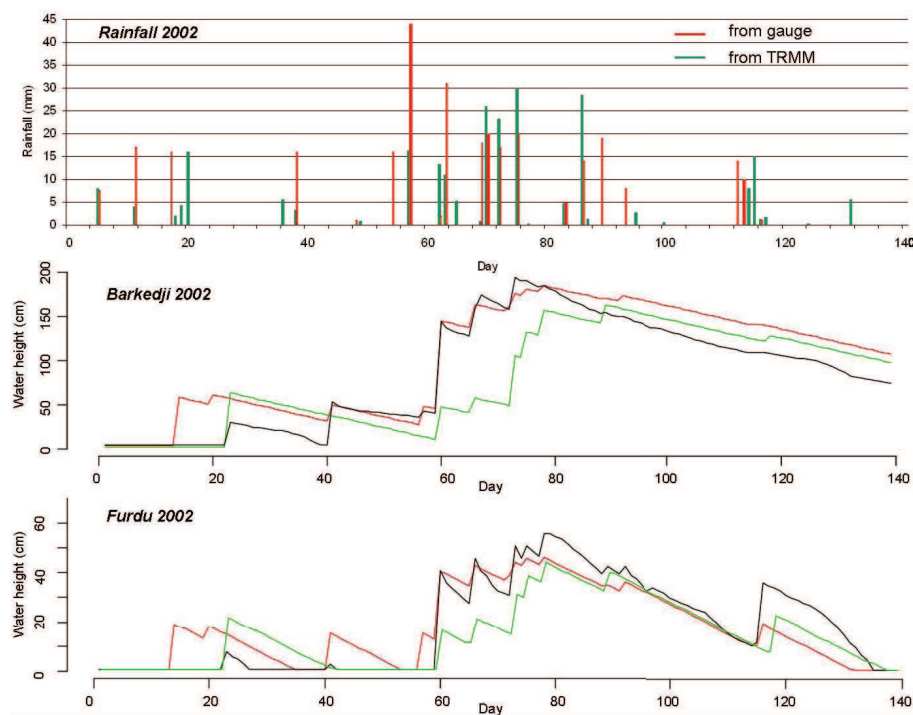


Fig. 6. Comparison of water heights field data (in black) with water heights simulated data from gauge rainfall (in red) and TRMM rainfall data (in green). Day 1 = 15 June 2002.

Table 5. Nash coefficients for comparing water height simulations and measurements (in *italic*: values obtained when measurements were also used for calibration).

Pond name	Max area (m ²)	Rainfall data from gauge			Rainfall data from TRMM		
		2001–2002	2001	2002	2001–2002	2001	2002
Barkedji	336 211	–	–	0.82			0.66
Furdu	10 005	0.87	0.87	0.83	0.61	0.39	0.73
Mous 2	500	0.70	0.67	0.66	0.30	0.06	0.42
Mous 3	3340	0.83	0.84	0.73	0.40	0.06	0.55

a detailed DEM/bathymetry were not available. The differences between the observed data and values calculated by the power function are low for Furdu pond (set 2). They are more important for Niaka pond, where the error induced in the estimation of the surface from the height estimation may reach 5 ha for Niaka pond for water heights of about 2 m. However, for this pond, maximum water height is about 1.2 m (height observed in 2003 which was a particularly wet year), implying that at 2 m water height, we are probably outside Niaka pond.

5.3 Sensitivity analysis

The sensitivity analysis (SA) was very useful to point up which factors are to be more accurately estimated on the

field. Overall, the SA showed that $G_{\max}$, k and L are the parameters with the most effects on model outputs, and which have to be well estimated. Conversely, topographic parameters (catchment area estimation and pond shape parameters) have less influence, suggesting that the errors in estimating catchment area from ASTER DEM, or from pond maximum surface area, may not be too penalising. Moreover, as stated above, this justified the application of the shape parameters (S_0 and α) to all ponds of the study area, although they were estimated from field data only for two ponds assumed representative.

Table 6. Comparison between rain gauge and TRMM estimates for 2001 and 2002.

	Daily max (mm)	Total (mm)	Number of rainy days (> 1 mm)	Nash	R
TRMM 2001	44	360	27	0.03	0.58
Gauge 2001	45	416	27		
TRMM 2002	30	239	23	0.28	0.46
Gauge 2002	44	297	20		

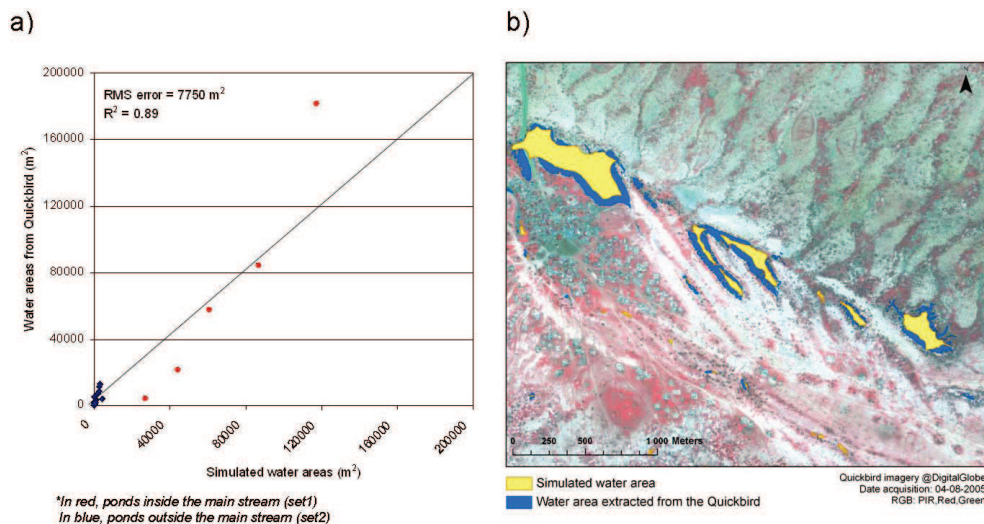


Fig. 7. Comparison of observed (Quickbird imagery, 20 August 2007) and modelled water areas; **(a)** Graphical representation of the observed water area derived from Quickbird imagery versus modelled water areas, and **(b)** Map of the observed (in blue) and modelled (in yellow) water areas, Barkedji, Senegal. To represent simulated pond surface areas on the map, a buffer was applied to the observed pond polygons to trim them to the simulated surface area. The thickness of the buffer to be applied for each pond was determined by calculating the pond radius as $\sqrt{(A/\pi)}$, with A the simulated surface of the pond.

5.4 Model validation

The validation phase showed good agreements between model outputs (water levels and water areas) and observed data. For the years 2001–2002, water height simulations from rain gauge data showed good results for Furdu (Nash=0.87) and Mous 3 (Nash=0.83) which are ponds of similar size, and also for Barkedji (Nash=0.82) the largest pond. For Mous 2 which is much smaller (500 m²), the result is less significant but still acceptable with a Nash coefficient of 0.70. The simulations using TRMM rainfall data are acceptable for the rainy season 2002 for Furdu pond (Nash=0.73), Barkedji (Nash=0.66) but very poor for the rainy season 2001. This difference may be due to an important underestimation of the rainfall TRMM satellite, especially for the year 2001 (−100 mm recorded by TRMM compared with the gauge) and missed rain events due to rainfall spatial heterogeneity that characterize the Sahel region (Ali et al., 2005). At the rain-event scale, over an area corresponding to a square degree, D’Amato and Lebel (1998)

have estimated that on average, 26% of the surface area do not receive rain. The rain events missed by the satellite have an important impact on water height estimations and particularly during the filling phase (see Fig. 6) which determine the maximum volume of the pond for one rainy season. As shown in the sensitivity analysis, the model is sensitive to k and $G_{\max}$ which are used in the calculation of inflow runoff. This could explain that less rain or missed events could have important consequence on the water height simulations.

When comparing with pond water area extracted from the 20 August 2007 Quickbird satellite image, model simulations are found to underestimate observed values (Fig. 7a). One explanation could be that, as for the 2001 and 2002 rainy seasons, daily rainfall is underestimated in TRMM data. However, good correlations were obtained for the ponds inside the main stream (set 1) and weak ones for the ponds outside the main stream (set 2), especially those with maximum water areas less than 4000 m². That could partly be explained by the uncertainty related to the watershed delineation and to the pond shape parameters. But, regarding the

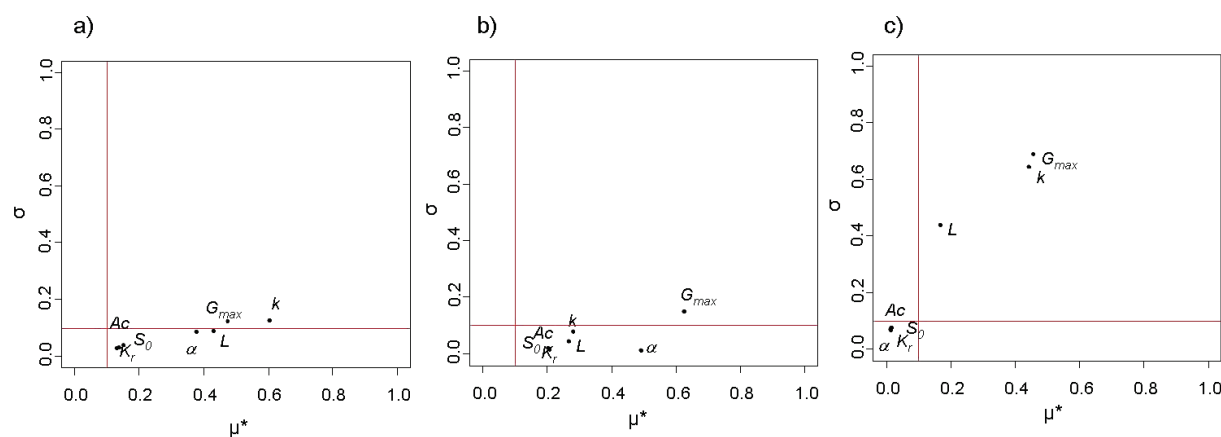


Fig. 8. Results of the Morris OAT sensitivity analysis for three model outputs: **(a)** cumulated water height, **(b)** maximum water height and **(c)** occurrence of the first peak in water height. The graph represents the average of elementary effects in absolute values (μ^*) according to their standard deviation (σ) to model outputs. The red lines delimit the space in three types of parameters: i) those with negligible effects ($\mu^* < 0.1$), ii) those with linear effects on the output, and without interaction between parameters ($\sigma < 0.1$), iii) those with interactions and/or nonlinear relationship ($\mu^* > 0.1$ and $\sigma > 0.1$).

results of the SA (Fig. 8), the analysis shows that those factors have a small influence on outputs, whereas other factors such as the threshold runoff value have much more influence. The model shows that the smallest ponds are empty while they were not supposed to be, suggesting that the $G_{\max}$ value could be too high for these ponds.

5.5 Model simplifications and possible improvements

Our objective was to develop a simple and robust model in a context of data poor areas; thus, different simplifications have been made. In particular, the pond emptying model is extremely simple as it assumes that the water level decreases constantly with time. If additional data were available our model could be refined to take into account temporal changes in evapotranspiration which is affected by air temperature, humidity and wind speed. Another improvement could be to take into account the infiltration decrease in the clogged area (Porphyre et al., 2005). Nevertheless, this would imply estimating the height of this area for each pond, depending on soil properties. In our study, we assumed that the rainfall was uniformly distributed over the study area; this assumption is obviously not justified, but, again, this simplification is compatible with the simplicity of the model and the available data. Rainfall measurements from only one rain gauge were used. All the ponds were within 8 km from the rain gauge location. But ponds for which water level measurements were made, and on which validations were carried out, were within 3 km. By using a dense network of rain gauges near Niamey (Niger), Taupin (1997) showed that rainfall variability in the Sahel could in fact be high even at a sub-kilometre scale. This simplification may explain some of the discrepancies between observed and simulated water heights.

5.6 The use of remote sensing data

In our study area, the use of very high spatial resolution imagery (Quickbird) was required to locate and estimate pond surface area, including the smallest ponds $< 1100 \text{ m}^2$ (Soti et al., 2009). But because of a common compromise between spatial and temporal resolution of Earth Observation Systems, such sensors may only provide few images a year and are inappropriate for a daily follow-up of water areas. Our results however showed that coupling hydrologic modelling with remote sensing is relevant when assessing the spatio-temporal dynamics of water bodies in the Sahelian region. The SA showed that the catchment area parameter did not have a large effect on model simulations. Nevertheless, the use of ASTER data (pixel size $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$) for catchment area estimation of the larger ponds significantly improved the simulations in comparison with those obtained previously (not shown) with the Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM) DEM (pixel size $90 \text{ m} \times 90 \text{ m}$). For such areas characterized by low elevation, it was almost impossible to extract pond catchment area with the SRTM DEM.

The model was first run using gauge rainfall measurements as input, but because of the difficulty to have gauge measurements wherever necessary, we tested rainfall estimated from satellite as model input. Given the spatial heterogeneity of the rain events (Balme et al., 2005, 2006) that characterizes the study area, an under- or overestimation of TRMM rainfall (Fig. 6) against the rain gauge is not surprising because TRMM data averages rain events occurring in a $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ grid. Climate model are far from resolving the small scale variability of rainfall (Balme et al., 2006) and results of the simulation with 2001 rain TRMM data showed that rain estimates by TRMM satellite are yet too inaccurate to be directly used to force fine scale hydrological models (Vischel

et al., 2009). Our simulations showed mixed and irregular results especially for water heights with clearly better results for year 2002.

5.7 Application of the model

This pond modelling work was carried out within the context of a wider study on the Rift Valley Fever, a mosquito-borne disease that affects ruminant herds which rely mostly on ponds for water in the semi-arid Sahelian zone of northern Senegal. The dynamics of water height and surface area of the ponds largely determine the dynamics of mosquito abundance around the ponds. Thus, the need to develop a simple model was to be able to simulate pond water dynamics accurately enough (i) to subsequently help understand the dynamics of mosquito abundance, and (ii) to better assess changing water availability for moving herds. With respect to these objectives, the results of the validation phase can be considered promising. The outputs of the model (changes in water surface area during the rainy season) can be fed into a population dynamics model and be applied on all the ponds of the study area. Although TRMM data tend to underestimate rainfall, the timing is usually correct. For this reason, it is expected that model simulation of mosquito abundance would not suffer a lot from this underestimation problem. These first results may also be useful for other disciplines with specific questions in relation to the assessment of water resource dynamics. In ecology, for instance, it may be interesting to use the model to better understand fauna spatial distribution and mobility in areas with temporary ponds (Redfern et al., 2003) or to support water resources management.

Overall, our results show that it is possible to apply the model to all the ponds of the Ferlo Valley, of which the study area is representative. Moreover, the methodology developed is simple, and could be implemented in other areas. This would require the following data i) water heights and rainfall field data collected daily at least during two rainy seasons ii) one high spatial resolution satellite image acquired at the peak of the rainy season to locate and estimate the maximum area of the water bodies iii) a DEM to estimate the catchment areas. Pond shape parameters S_0 and α require detailed ground survey for their estimation, and may therefore be more difficult to obtain. However, the simple geometric relationship has been in use for a long time, and S_0 and α values for very different water bodies exist in the literature (e.g. Piaton and Puech, 1992; Nilsson et al., 2008). The present study suggests that pond shape parameters estimated for a given pond could also be used for other similar ponds.

6 Conclusions

In this paper, a simple hydrologic pond model was developed and applied to all ponds of the study area located in the Ferlo Valley, North Senegal. Remote sensing data were used to estimate some of the model parameters: a Quickbird image was used to locate and estimate the maximum surface area of water bodies and the ASTER DEM was used to delineate the watershed of the larger ponds. Rainfall estimated from satellite (TRMM data) as model input was also tested in comparison with gauge rainfall measurements. Results showed the possibility of successfully assessing the spatial and temporal dynamics of pond water levels and water areas in a homogeneous area with a simple hydrologic model coupled with satellite imagery. Our method is particularly suited to the context of remote and data poor areas.

Acknowledgements. This research was funded by the EDEN (Emerging diseases in a changing European environment – <http://www.eden-fp6project.net/>) project. It is officially catalogued by the EDEN Steering Committee as EDEN0124. The contents of this publication are the sole responsibility of the authors and do not necessarily reflect the views of the European commission. Water height, rainfall and bathymetric survey data were obtained from Centre de coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD), Institut Sénégalais de la Recherche Agricole (ISRA) and Institut de Recherche pour le Développement (IRD) supported by the EMERCASE Project (“ACI Télémédecine” grant), funded by the French Ministry of Research. The pond map derived from the Quickbird imagery acquired the 20 August 2007 were obtained from the IRD supported by the API-AMA Project. The authors wish to thank Christian Baron, Véronique Chevalier, Pascal Degenne, Raphael Duboz, Agnès Bégué (CIRAD), Flavie Cernesson (CEMAGREF) and Guillaume Jubelin (SAS Nevantropic) for their help and fruitful discussions during this study. We also thank G. Di Baldassarre and three anonymous reviewers for their comments and suggestions on the earlier version of the manuscript. They significantly contributed to its amelioration.

Edited by: G. Blöschl

References

- Ali, A., Lebel, T., and Amani, A.: Rainfall Estimation in the Sahel. Part I: Error Function, *J. Appl. Meteorol.*, 44, 1691–1706, 2005.
- Anctil, F., Michel, C., Perrin, C., and Andréassian, V.: A soil moisture index as an auxiliary ANN input for stream flow forecasting, *J. Hydrol.*, 286, 155–167, 2004.
- Annor, F. O., van de Giesen, N., Liebe, J., van de Zaag, P., Tilmant, A., and Odai, S. N.: Delineation of small reservoirs using radar imagery in a semi-arid environment: A case study in the upper east region of Ghana, *Phys. Chem. Earth*, 34, 309–315, 2009.
- Balme, M., Galle, S., and Lebel, T.: Analysis of the variability of the onset of the rainy season in the Sahel at hydrological and agronomical scales, based on EPSAT-Niger data, *Secheresse*, 16, 15–22, 2005.

- Balme, M., Vischel, T., Lebel, T., Peugeot, C., and Galle, S.: Assessing the water balance in the Sahel: Impact of small scale rainfall variability on runoff: Part 1: Rainfall variability analysis, *J. Hydrol.*, 331, 336–348, 2006.
- Barton, I. J. and Bathols, J. M.: Monitoring floods with AVHRR, *Remote Sens. Environ.*, 30, 89–94, 1989.
- Bengtsson, L. and Malm, J.: Using rainfall-runoff modeling to interpret lake level data, *J. Paleolimnol.*, 18, 235–248, 1997.
- Campolongo, F. and Braddock, R.: The use of graph theory in the sensitivity analysis of the model output: a second order screening method, *Reliability Engineering and System Safety*, 1–12, 1999.
- D'At de Saint Foulc, J., Gilard, O., and Piaton, H.: Petits barrages en terre au Burkina Faso. Bilan et analyse critique, CIEH, Ouagadougou, 180, 1986.
- D'Amato, N. and Lebel, T.: On the characteristics of rainfall events in the Sahel, with a view to the analysis of climatic variability, *Int. J. Climatol.*, 18, 955–974, 1998.
- Desconnets, J. C.: Typologie et caractérisation hydrologique des systèmes endoréiques en milieu sahélien (Niger, degré carré de Niamey), University of Montpellier, 326 pp., 1994.
- Desconnets, J. C., Taupin, J. D., and Leduc, C.: Hydrology of the HAPEX-Sahel Central Super-Site: surface water drainage and aquifer recharge through the pool systems, *J. Hydrol.*, 188–189, 155–178, 1997.
- Di Baldassarre, G., Schumann, G., and Bates, P. D.: A technique for the calibration of hydraulic models using uncertain satellite observations of flood extent, *J. Hydrol.*, 367, 276–282, doi:10.1016/j.jhydrol.2009.01.020, 2009.
- Dingzhi, P., Lihua, X., Shenglian, G., and Ning, S.: Study of Dongting Lake area variation and its influence on water level using MODIS data, *Hydrol. Sci. J.*, 50, 31–44, 2005.
- Diop, A. T., Diaw, O. T., Diémé, I., Touré, I., Sy, O., and Diémé, G.: Ponds of the Sylvopastoral Zone of Senegal, *Revue Élev. Méd. Vét. Pays trop.*, 57, 77–85, 2004.
- Dubreuil, P. L.: Review of Relationships between Geophysical Factors and Hydrological Characteristics in the Tropics, *J. Hydrol.*, 87, 201–222, 1986.
- FAO: Crue et apports. Manuel pour l'estimation décennal et des apports annuels pour les petits bassins versants non jaugés de l'Afrique sahélienne et tropicale sèche, Bulletin FAO d'irrigation et de drainage, Rome, 1996.
- Frappart, F., Hiernaux, P., Guichard, F., Mougin, E., Kergoat, L., Arjounin, M., Lavenue, F., Koité, M., Paturel, J.-E., and Lebel, T.: Rainfall regime across the Sahel band in the Gourma region, Mali, *J. Hydrol.*, 375, 128–142, 2009.
- Gates, D. J. and Diessendorf, M.: On the fluctuations in levels of closed lakes, *J. Hydrol.*, 33, 267–285, 1977.
- Girard, G.: Les modèles hydrologiques pour l'évaluation de la lame d'eau écoulée en zone sahélienne et leurs contraires, Cahier de l'Orstom, Paris, 189–221, 1975.
- Haas, E., Combal, B., and Bartholomé, E.: A map of temporary water bodies in Western Africa. GlobWetland: Looking at Wetlands from Space, ESA Publications Division, Frascati, Italy, 2006.
- Hayashi, M. and Van der Kamp, G.: Simple equations to represent the volume–area–depth relations of shallow wetlands in small topographic depressions, *J. Hydrol.*, 237, 74–85, 2000.
- Heggen, R. J.: Normalized antecedent precipitation index, *J. Hydrol. Eng.*, 6, 377–381, 2001.
- Herold, N. D., Haack, B. N., and Solomon, E.: An evaluation of radar texture for land use/cover extraction in varied landscapes, *Int. J. Appl. Earth Obs.*, 5, 113–128, 2004.
- Horritt, M. S., Mason, D. C., and Luckman, A. J.: Flood boundary delineation from synthetic aperture radar imagery using a statistical active contour model, *Int. J. Remote Sens.*, 22, 2489–2507, 2001.
- Joannes, H., Parnot, J., Rantrua, F., and Sow, N.: Possibilité d'utiliser la télédétection dans le domaine de l'eau en Afrique, CIEH Série hydrologie, 141, 1986.
- Kohler, M. A. and Linsley, R. K.: Predicting runoff from storm rainfall, US Weather Bureau Research Paper, 34, 1951.
- Lacaux, J. P., Tourre, Y. M., Vignolles, C., Ndione, J. A., and Lafaye, M.: Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: Application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal, *Remote Sens. Environ.*, 106, 66–74, 2007.
- Lange, J., Leibundgut, C., Greenbaum, N., and Schick, A. P.: A noncalibrated rainfall-runoff model for large, arid catchments, *Water Resour. Res.*, 35, 2161–2172, 1999.
- Le Houerou, H. N.: Introduction au Projet Ecosystèmes pastoraux sahéliens, FAO, Rome, 42, 1988.
- Lebel, T., Diedhiou, A., and Laurent, H.: Seasonal cycle and inter-annual variability of the Sahelian rainfall at hydrological scales, *J. Geophys. Res.*, 108, 8389, doi:10.1029/2001JD001580, 2003.
- Liebe, J., van de Giesen, N., and Andreini, M.: Estimation of small reservoir storage capacities in a semi-arid environment, *Phys. Chem. Earth*, 30, 448–454, 2005.
- Linthicum, K. J., Kaburia, H. F., Davies, F. G., and Lindqvist, K. J.: A blood meal analysis of engorged mosquitoes found in Rift Valley fever epizootics area in Kenya, *J. Am. Mosq. Control Assoc.*, 1, 93–95, 1985.
- Martin-Rosales, W. and Leduc, C.: Variability of the dynamics of temporary pools in a semiarid endoreic system (southwestern Niger), *Hydrology of Mediterranean and Semiarid Regions*, 174–178, 2003.
- McFeeters, S. K.: The use of the normalised difference water index (NDWI) in the delineation of open water features, *Int. J. Remote Sens.*, 17, 1425–1432, 1996.
- Montanari, M., Hostache, R., Matgen, P., Schumann, G., Pfister, L., and Hoffmann, L.: Calibration and sequential updating of a coupled hydrologic-hydraulic model using remote sensing-derived water stages, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 13, 367–380, doi:10.5194/hess-13-367-2009, 2009.
- Morris, M.: Factorial sampling plans for preliminary computational experiments, *Technometrics*, 33, 161–174, 1991.
- Nash, J. E. and Sutcliffe, J. V.: River flow forecasting through conceptual models. Part I: A discussion of principles, *J. Hydrol.*, 10, 282–290, 1970.
- Ndiaye, P. I.: Modélisation de la dynamique de population des moustiques Aedes en zoe sahélienne. exemple des Aedes vexans arabiensis (Diptera: ciliidae) vecteurs de la fièvre de la vallée du Rift en Afrique de l'ouest, PHD, Metz University and Gaston Berger de Saint Louis University, 125 pp., 2006.
- Nilsson, K. A., Ross, M. A., and Trout, K. E.: Analytic method to derive wetland stage-storage relationships using GIS areas, *J. Hydrol. Eng.*, 13, 278–282, 2008.
- O'Connor, D. J.: Seasonal and long-term variations of dissolved solids in lakes and reservoirs, *J. Environ. Eng.*, 115, 1213–1234, 1989.
- Piaton, H. and Puech, C.: Apport de la télédétection pour

- l'évaluation des ressources en eau d'irrigation pour la mise en valeur des plans d'eau à caractère permanent ou semi-permanent au Niger. Rapport de synthèse, Comité Interafricain d'Etudes Hydrauliques, 150, 1992.
- Pin-Diop, R., Touré, I., Lancelot, R., Ndiaye, M., and Chavernac, D.: Remote sensing and geographic information systems to predict the density of ruminants, hosts of Rift Valley fever virus in the Sahel, *Vet. Ital. Ser.*, 42, 675–686, 2007.
- Porphyre, T., Bicout, D. J., and Sabatier, P.: Modelling the abundance of mosquito vectors versus flooding dynamics, *Ecol. Model.*, 183, 173–181, doi:10.1016/j.ecolmodel.2004.06.044 2005.
- Puech, C.: Plans d'eau sahéliens et imagerie SPOT: inventaire et évaluation des capacités d'exploitation, Colloque international "Eau, environnement et développement", Nouakchott, Mauritanie, 68–83, 1994.
- Puech, C. and Ousmane, A.: Gestion régionale de plans d'eau sahéliens par télédétection : courbes de fonctionnement, suivi annuel et reconstitution de chroniques hydrologiques, *Eau et développement durable : témoignages de la société civile*, Paris, 42–44, 1998.
- Redfern, J. V., Grant, R., Biggs, H., and Getz, W. M.: Surface-water constraints on herbivore foraging in the Kruger National Park, *Ecology*, 84, 2092–2107, 2003.
- Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., and Ratto, M., *Sensitivity Analysis in Practice: A Guide to Assessing Scientific Models*, John Wiley & Sons publishers, 232, 2004.
- Sandholt, I., Nyborg, L., Fog, B., Lô, M., Bocoum, O., and Rasmussen, K.: Remote sensing techniques for flood monitoring in the Senegal River Valley, *Geogr. Tidsskr.*, 103, 71–81, 2003.
- Schumann, G., Bates, P. D., Horritt, M. S., Matgen, P., and Pappenberger, F.: Progress in Integration of Remote Sensing-Derived Flood Extent and Stage Data and Hydraulic Models, *Rev. Geophys.*, 47, RG4001, doi:10.1029/2008RG000274, 2009.
- Soti, V., Chevalier, V., Maura, J., Tran, A., Etter, E., Lelong, C., Sow, D., Ndiaye, M., Sall, B., Thiongane, Y., Lancelot, R., and De Laroque, S.: Landscape characterization of Rift Valley Fever risk areas using very high spatial resolution imagery: case study in the Ferlo area, Senegal, *GIS Vet*, Copenhagen, Denmark, 2007.
- Soti, V., Tran, A., Bailly, J.-S., Puech, C., Lo Seen, D., and Bégue, A.: Assessing optical Earth Observation Systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas, *Int. J. Appl. Earth Obs.*, 11, 344–351, doi:10.1016/j.jag.2009.05.005, 2009.
- Taupin, J.-D.: Caractérisation de la variabilité spatiale des pluies aux échelles inférieures au kilomètre en région semi-aride (région de Niamey, Niger), *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences – Series IIA - Earth and Planetary Science*, 325, 251–256, 1997.
- Tourre, Y. M., Lacaux, J. P., Vignolles, C., Ndione, J. A., and Lafaye, M.: Mapping of zones potentially occupied by *Aedes vexans* and *Culex poicilipes* mosquitoes, the main vectors of Rift Valley fever in Senegal, *Geospatial Health*, 3, 69–79, 2008.
- Verdin, J. P.: Remote sensing of ephemeral water bodies in Western Niger, *Int. J. Remote Sens.*, 17, 733–748, 1996.
- Vischel, T. and Lebel, T.: Assessing the water balance in the Sahel: Impact of small scale rainfall variability on runoff. Part 2: Idealized modeling of runoff sensitivity, *J. Hydrol.*, 333, 340–355, 2007.
- Vischel, T., Lebel, T., Massuel, S., and Cappelaere, B.: Conditional simulation schemes of rain fields and their application to rainfall-runoff modeling studies in the Sahel, *J. Hydrol.*, 375, 273–286, 2009.
- Wheater, H., Sorooshian, S., and Sharma, K. D., *Hydrological Modelling in Arid and Semi-Arid Areas*, University Press, Cambridge, 195, 2007.
- Wilson, M. L., Chapman, L. E., Hall, D. B., Dykstra, E. A., Ba, K., Zeller, H. G., Traorelamizana, M., Hervy, J. P., Linthicum, K. J., and Peters, C. J.: Rift-Valley Fever in Rural Northern Senegal - Human Risk-Factors and Potential Vectors, *Am. J. Trop. Med. Hyg.*, 50, 663–675, 1994.

3.2.2 Un modèle hydrologique combiné à un modèle de dynamique de population de moustiques pour prédire les foyers de la Fièvre de la Vallée du Rift en Afrique de l'Ouest

Article 4 : Combining habitat based and mosquito population modelling for predicting RVF outbreaks in West Africa - V. Soti, A. Tran, V. Chevalier, D. Fontenille, P. Degenne, D. Lo Seen, J-F. Guégan

Revue visée : Nature

Résumé

Dans cette étude, nous avons développé un modèle d'abondance de populations de moustiques prenant en compte les conditions hydriques des gîtes de ponte. Pour cela, nous avons combiné un modèle de dynamique de population au modèle hydrologique de vidange et de remplissage de mare décrit précédemment (§3.2.1), qui nous a permis de prendre en compte l'influence des conditions hydriques du gîte larvaire sur l'évolution du moustique, du stade d'œuf à imago. A partir de données de pluie journalières, le modèle hydrologique calibré et validé à partir de données de terrain (Soti et al., 2010) permet de simuler les variations d'eau de l'ensemble des mares de la zone d'étude de Barkedji, Ferlo, Sénégal. Les surfaces en eau ainsi simulées viennent ensuite alimenter le modèle de population de moustiques qui calcule le nombre de moustiques *Aedes vexans* et *Culex poicilipes* à un pas de temps journalier. Le modèle d'abondance de moustiques est adapté de celui de Porphyre et al (2005) qui décrit les principaux stades aquatiques et aériens du moustique.

Les paramètres décrivant la biologie des moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes* ont été exclusivement renseignés à partir de la littérature. L'originalité du modèle est de prendre en compte les spécificités de chaque espèce pour l'oviposition (les femelles *Culex* et *Aedes* déposant leurs œufs à la surface de l'eau et au bord de l'eau, respectivement) et le développement des œufs (les œufs d'*Aedes* nécessitant une période d'assèchement minimale et parfois plusieurs mises en eau, alors que les œufs de *Culex* ne résistent pas à la dessiccation).

- *Validation du modèle*

Les résultats des simulations ont été comparés à des données terrain d'abondance de moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes* capturés à proximité des mares de Furdu et de Niaka durant les saisons des pluies 2002 et 2003. Le modèle reproduit correctement les variations de dynamiques de populations des deux espèces, avec des coefficients de corrélation croisée entre 0,40 et 0,81.

Les meilleurs résultats sont obtenus pour la mare de Furdu (Figure 26), avec un coefficient de corrélation croisée de 0,81 pour *Cx. poicilipes* et de 0,60 pour *Ae. vexans*.

Pour la mare de Niaka, les résultats sont moins satisfaisants, avec un coefficient de corrélation croisée de 0,40 pour les simulations de *Cx. poicilipes*, et de 0,51 pour *Ae. vexans*.

Néanmoins, pour les deux mares on remarque que les pics d'abondance sont bien représentés et que le modèle décrit bien les variations d'abondance observées entre les deux années.

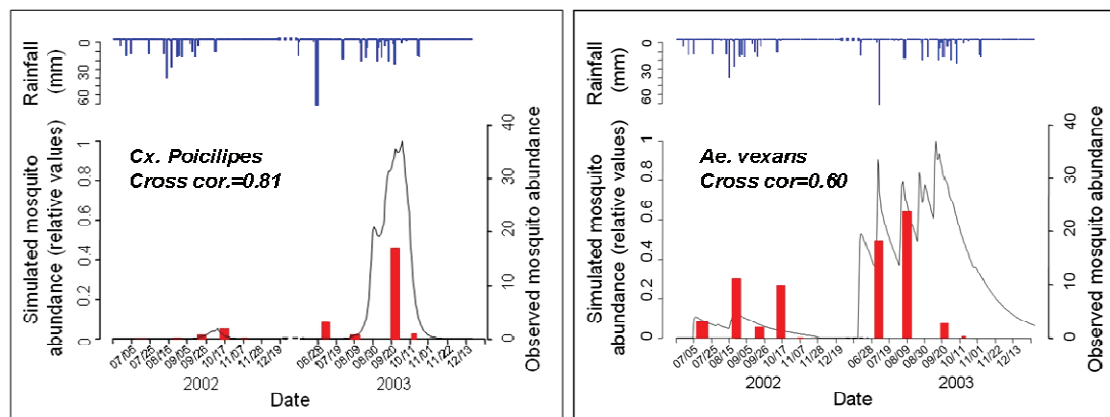


Figure 27 : Validation des simulations d'abondance de moustiques *Cx. poicilipes* (à gauche) et *Ae. vexans* (à droite) en 2002 et 2003 à la mare de Furdu (en rouge, les moustiques observés ; en noir, les moustiques simulés)

- *Exploitation du modèle : comparaison des dynamiques inter-annuelles d'abondance de moustiques et occurrence de la FVR au Sénégal*

Une fois le modèle validé, nous avons simulé l'abondance d'*Ae. vexans* et de *Cx. poicilipes* de 1961 à 2000 à partir de données de pluie journalières collectées par la station météorologique de Linguère, située à une trentaine de kilomètre de la zone d'étude, et des données de pluie collectées à Barkedji pour les années 2001 à 2003. Nous avons ensuite comparé les résultats d'abondance de moustiques aux données d'occurrence de la FVR relevées dans la région depuis 1987 ainsi qu'aux données de prévalence de la FVR collectées par la FAO depuis 1989 (Figure 27).

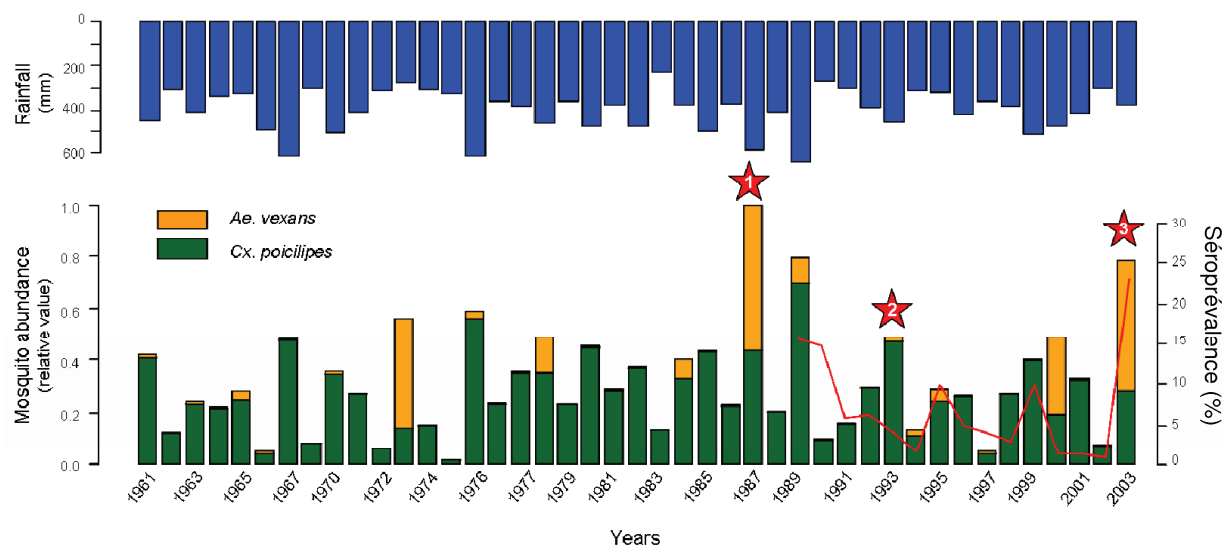


Figure 28 : Résultats des simulations d'abondance de populations de moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicillipes* de 1961 à 2003 à Barkedji, Senegal. La ligne rouge représente le pourcentage de prévalence de virus de FVR calculés à partir des suivis sérologiques des troupeaux sentinelles mis en place dans la région (FAO). Les étoiles correspondent aux années de foyers de FVR observés depuis 1987 : 1) Epidémie de 1987 en Mauritanie en Nord du Ferlo ; 2) Circulation virale importante sans épizootie à Barkedji ; 3) Epizootie à Barkedji

Excepté pour l'année 1989, les résultats des simulations montrent que les années à forte densité de moustiques coïncident bien avec les trois années de forte circulation virale de FVR (1987, 1993 et 2003), en particulier lorsque les deux espèces sont en nombre important (1987 et 2003). Comme souligné par différents auteurs (Mondet et al., 2005b ; Ndione et al., 2008), on remarque aussi que les années à forte densité ne correspondent pas aux années à fort cumul pluviométrique. Enfin, lorsque l'on compare les résultats des simulations avec les courbes de séroprévalence ($R^2 = 0,53$) collectées par la FAO, on remarque en 1989 un fort taux d'anticorps IgG qui pourrait être lié à une forte immunité des animaux liée à la circulation de 1987. Pour ce qui est du fort taux de prévalence observé en 2003, compte tenu du faible taux de l'année précédente, ce fort taux serait sans doute lié à l'apparition de foyers dans la zone d'étude.

En résumé, les résultats de cette étude sembleraient confirmer que la circulation de la FVR est essentiellement liée à la dynamique de la population des deux vecteurs de la maladie et que les deux espèces de moustiques doivent être présentes, ce qui correspond aux observations faites à Barkedji en 1993 et 2003 par Mondet *et al.* (2005b), années de forte circulation virale (Chevalier et al., 2005). Pour cela, les conditions hydrologiques dans la mare doivent satisfaire les exigences biologiques des deux moustiques, ce qui, d'après les courbes, arrive rarement.

Article 4 (en préparation) :

Combining hydrology and mosquito population models to predict Rift Valley Fever circulation in West Africa. *V. Soti, A. Tran, V. Chevalier, D. Fontenille, P. Degenne, D. Lo Seen, J-F Guégan.*

Combining hydrology and mosquito population models to predict Rift Valley Fever emergence in West Africa

V. Soti^{1,2}, A. Tran^{2,3}, V. Chevalier², D. Fontenille⁴, P. Degenne³, D. Lo Seen³ & J-F Guegan⁴

Summary (150-200 words)

Rift Valley Fever (RVF) is a major vector-borne viral zoonosis of increasing global importance. Although RVF outbreaks in East Africa are closely associated with heavy rainfall, the drivers of RVF emergence in West Africa remain poorly understood.

We combined a spatio-temporal hydrological model with a model of mosquito population dynamic to predict the abundance of the two main mosquito species (*Aedes vexans* and *Culex poicilipes*) involved in RVF virus transmission in Senegal. The study area is an agropastoral zone located in the Ferlo Valley, characterized by a dense network of temporary water ponds which constitute mosquito larval breeding sites.

The hydrological model uses daily rainfall as input data to simulate the variations of the pond surface area. Once validated using hydrological and entomological field data, the model was used to simulate the abundance dynamics of the two mosquito species over a 42 years period (1961-2003). We analysed the predicted dynamics of mosquito populations regarding to the years of the main outbreak occurrence. The results showed that the main RVF outbreaks occurred the years with high abundances of both species throughout the rainy season. This provides for the first time mechanistic insight on RVF transmission in West Africa.

1. SAS Nevantropic, 16 bis Avenue du 14 juillet, 97300 Cayenne, French Guiana

2. CIRAD, UR AGIRs, , Baillarguet Campus, 34398 Montpellier Cedex 5, France

3. CIRAD, UMR TETIS, Maison de la Télédétection, 500 rue J.-F. Breton, 34093 Montpellier Cedex 5, France

4. IRD, MIVEGEC, 34394 Montpellier Cedex 05, France

Main (1500 words)

Rift Valley Fever (RVF) is a vector borne disease caused by Rift Valley Fever virus (RVFV) belonging to the Bunyaviridae family, genus Phlebovirus, affecting domestic livestock (*e.g.* sheep, cattle and goats) and humans. In livestock, it causes abortion and high mortality of new-borns and thus induces direct and indirect important economical impacts (Abdo-Salem et al., 2010b). In humans, the symptoms of RVF can take different forms. Most of human cases present no symptoms or develop only a mild fever. In its most severe form, the illness can progress to hemorrhagic fever, encephalitis or ocular disease with significant death rate.

Since the first isolation of RVFV in Kenya in 1930 (Meegan et Bailey, 1988), major RVF outbreaks have been reported in Egypt in 1977-1978 (Hoogstraal et al., 1979 ; Meegan et al., 1979b) and 1993 (Abu-Elyazeed et al., 1996), in Senegal River Valley in 1987 (Jouan et al., 1989 ; Saluzzo et al., 1987), in Madagascar in 1990 (Morvan et al., 1991) and 1992 (Morvan et al., 1992), in northern Kenya and Somalia in 1997, 1998 and 2007 (<http://www.who.int/csr/don/en/>). In 2000, RVF cases were reported for the first time outside the African continent, in Saudi Arabia and Yemen (Shoemaker et al., 2002). Recently, a new wave of RVF epidemics occurred in 2006 and 2007 in East Africa (Kenya, Somalia and Tanzania), in Sudan in 2007, in Madagascar in 2008 and in Southern Africa in 2010 (FAO).

RVFV is transmitted by i) the direct transmission from infected ruminants to healthy ruminants or humans, (ii) indirect transmission by a large number of mosquito species, potential vectors of the disease, and (iii) the transovarian transmission in some mosquito species. The number of mosquito species potentially involved in RVFV transmission is very large (more than 30 species), the main vectors belonging to the *Aedes* (Linthicum et al., 1985a ; Zeller, 1997) and *Culex* genus (Diallo et al., 2000). Given that their respective bio-ecology is different, these two species probably play different roles in the transmission and emergence of the disease (Mondet et al., 2005b). The ecological areas associated to RVFV transmission are flooded areas (Linthicum et al., 1984) which are known to be favourable mosquitoes larval breeding sites and focal points where humans and livestock have access to water (Chevalier et al., 2005). These flooded areas are generally temporary ponds filling during the rainy season where *Aedes* and *Culex* species reproduce. These breeding sites are temporary ponds in West Africa, known as “Dambos” in East Africa, or floodplains known as “Wadi” in Yemen, or “Panveld” in South Africa. These are found principally in the bushed and wooded grasslands and semi-arid zones, which occur throughout the African continent to the north and south (Chevalier et al., 2008).

Numerous climate based models have been developed to predict RVF outbreaks in Eastern Africa (Anyamba et al., 2010 ; Linthicum K. J., 1987). Indeed, a strong correlation was demonstrated between extreme rainfall events and RVF outbreak occurrence in the Horn of Africa. Nevertheless, such relationship does not seem to be valid in West Africa (Lancelot R., 1989 ; Ndione et al., 2003) where the drivers of RVF dynamics remain poorly understood (Diallo et al., 2000).

We used a modelling approach to better understand the dynamics of RVF in West Africa, in relationship to the population dynamics of its two main mosquito vectors in Senegal, *Aedes (Aedimorphus) vexans arabiensis* (Fontenille et al., 1998 ; Mondet et al., 2005b) and *Culex poicilipes* (Diallo et al., 2000). The vector population dynamic models combine a hydrological model (Soti et al., 2010) requiring rainfall data as input with models of mosquito population dynamics describing each event of the mosquito life cycle using all current knowledge on the biology of these two mosquito species (See the method section). Indeed, in semi-arid areas, the mosquito population dynamics mainly depend on the availability and dynamic of temporary water bodies (Beaty et Marquardt, 1996 ; Linthicum et al., 1990) which are driven by rainfall events (Mondet et al., 2005a). We used entomological field data collected during two periods (1991-1996 and 2002-2003) in an area surrounding Barkedji village (15.22°N, 14.86°W) in Northern Senegal (Fig.1) to assess the quality of the population dynamics models for both *Aedes* and *Culex* species. Then, we run the model over a 62 years period, from 1961 to 2003, using rainfall historical records by a meteorological station. Finally, we compared and discussed the outputs of the model with the dates of occurrence of RVF outbreaks reported in Northern Senegal and Southern Mauritania between 1987 and 2003 (Fig. 2) and with the annual prevalence rates recorded until 1989 by the FAO sentinel herd system (Thiongane et al., 1991).



Figure 1: Location of the study area, Barkedji, Senegal. The study area is an agropastoral zone characterized by a complex and dense network of ponds (in blue) that are filled during the rainy season (from July to mid-October). These water bodies are focal points where humans and livestock have access to water during the rainy season and are also favourable mosquitoes larval breeding sites. Background: Quickbird imagery, 2005/08/04 ©DigitalGlobe.

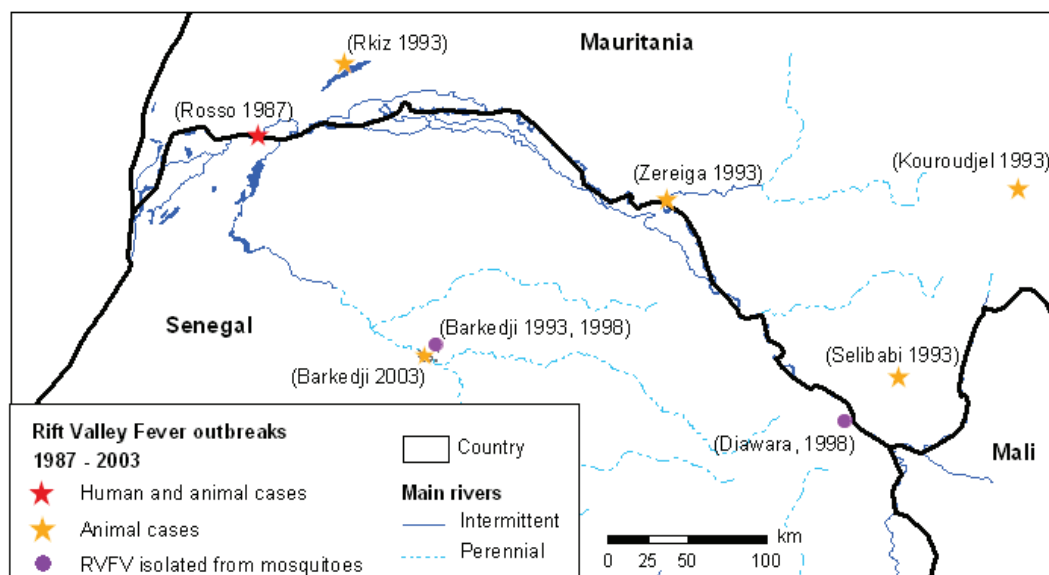


Figure 2: Location of Rift Valley Fever outbreaks reported in Senegal (Chevalier et al., 2005 ; Diallo et al., 2000 ; Fontenille et al., 1998 ; Zeller et al., 1997) and Mauritania (Jouan et al., 1988 ; Zeller et al., 1995) (1987-2003)

The comparison between *Cx. poicilipes* and *Ae. vexans* observed abundances in 2002-2003 and outputs of the model showed that the model, driven only by rainfall data, reproduces well the major trends in the population intra and inter annual fluctuations (Fig. 3 and 4). With fair cross-correlation values, the results of the simulations regarding the dates of the peaks and the proportion of abundance are consistent with entomological field data. Considering *Ae. vexans*

populations, the model reproduces well for both years, the first abundance peak of population occurring at the beginning of the rainy season (July) generally after the first effective rainfall (Mondet et al., 2005b). Moreover, the model catches well the dates of maximum abundance at the end of the rainy season for *Cx. poicilipes* mosquito in 2002 and 2003. Finally, the model simulates very well the difference of maximum abundance between the two years for the two species (higher *Cx. poicilipes* and *Ae. vexans* densities in 2003 than in 2002) (Fig. 3 and 4).

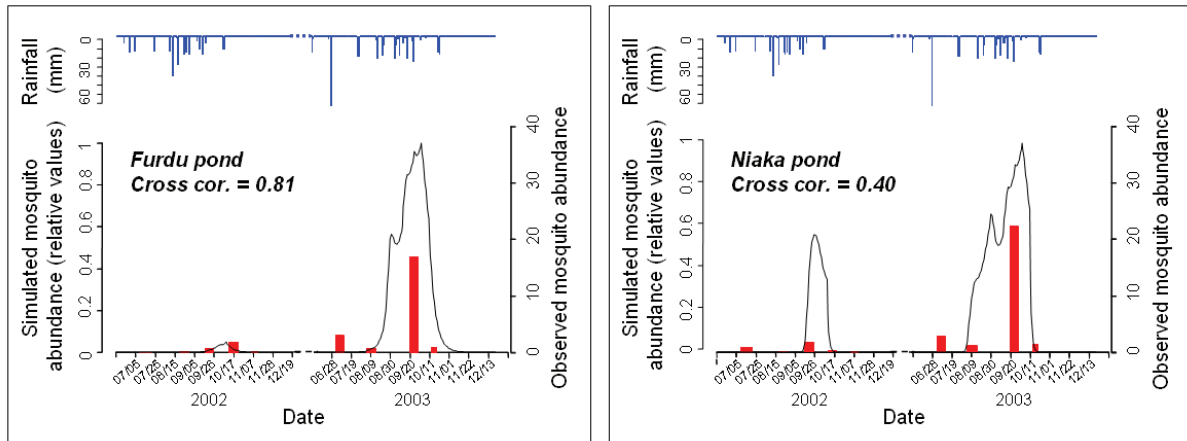


Figure 3: Simulated and observed *Cx. poicilipes* mosquito abundance in the vicinity of two ponds, Barkedji village, Senegal, rainy seasons 2002 and 2003. Observed mosquito data are in red colour, the simulated mosquito data are represented in black and the rainfall in blue.

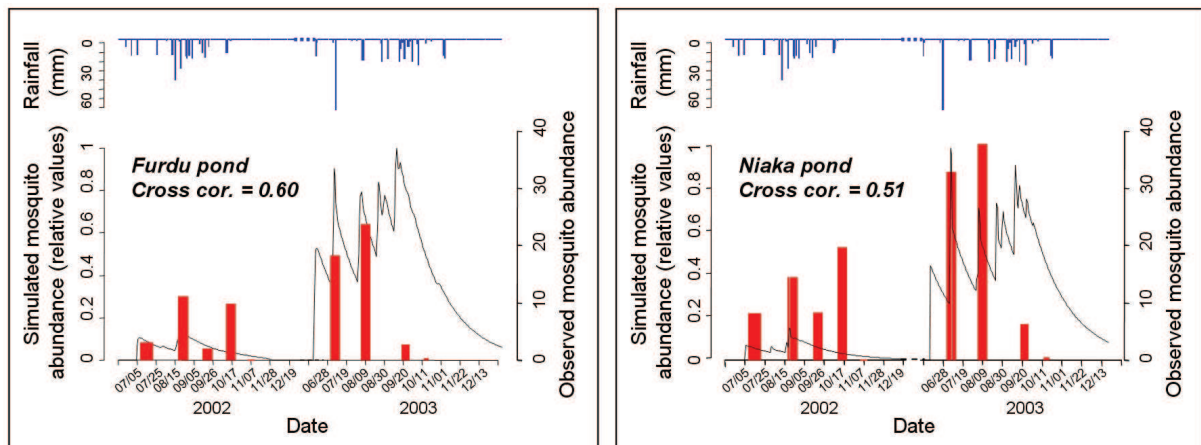


Figure 4: Simulated and observed *Ae. vexans* mosquito abundance in the vicinity of two ponds, Barkedji village, Senegal, rainy seasons 2002 and 2003. Observed mosquito data are in red colour, the simulated mosquito data are represented in black and the rainfall in blue.

Using daily rainfall data collected by the Linguere meteorological station, a synthetic index of *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* abundances was computed using the above-mentioned model of mosquito population dynamics from 1961 to 2003 (See Material section). The comparison of observed and simulated mosquito abundances for the 1991-1996 period confirmed the capacity of the model to assess the inter-annual variability of *Cx. poicilipes* populations

(Fig. 5). Indeed, the year of highest abundance of *Cx. poicilipes* observed during this six years period (1993) was clearly identified by the model. However, it failed simulating the high abundances of *Ae. vexans* populations observed in 1991 and 1996 (Fig. 5), suggesting that the model only detect very high inter-annual variations in *Ae. vexans* abundances, like between 2002 and 2003 or 1994 and 1995.

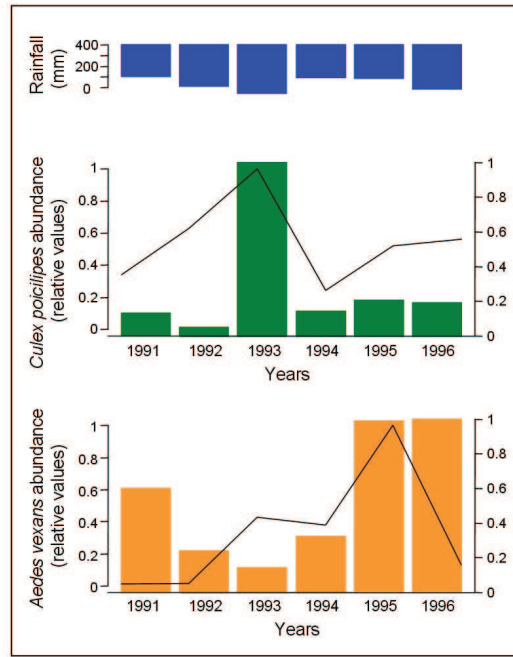


Figure 5: Simulated and observed *Cx. poicilipes* and *Ae. vexans* mosquito yearly abundance in Barkedji, Senegal, rainy seasons 1991-1996. Observed *Cx. poicilipes* data are in green, observed *Ae. vexans* are in orange, the simulated mosquito data are represented in black and the rainfall in blue.

The modelled abundance index depicts a high inter-annual variability over the studied period (Fig. 6). The two major outbreaks recorded in northern Senegal and southern Mauritania, in 1987 (Jouan et al., 1988) and 2003 (Chevalier et al., 2005) occurred the two years for which the model predicted the highest abundance index values of *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* populations. To a lesser extend, 1989, 1993 and 2000 appear as years of abundant mosquitoes populations (Fig.6). Serosurveys in small ruminants performed in 1988 showed an active transmission of RVFV till 1989 (Zeller et al., 1995). In October 1993, an active RVFV transmission was detected in several locations of southern Mauritania (Fig. 2), in association with an increase of abortions in small ruminant populations (Zeller et al., 1995). Between 1993 and 1998, no epizootic event was observed but virus circulation was detected: in Barkedji village in 1993, RVF virus (10 strains) was isolated from *Ae. vexans* and *Ae. ochraceus* species and one sheep (Zeller et al., 1997); in 1998, 36 strains were isolated from *Cx. poicilipes*. Nevertheless, no particular event related to RVFV transmission was reported in 2000 (Diallo et al., 2000).

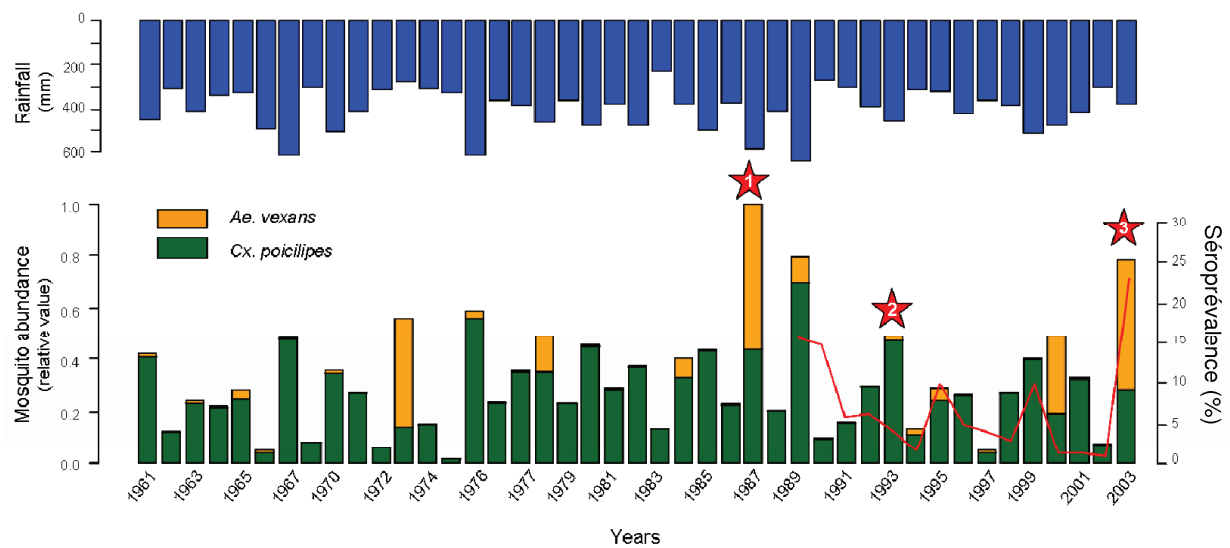


Figure 6: Modelled *Ae. vexans* (orange) and *Cx. poicilipes* (green) index abundances from 1961 to 2003, Barkedji village, Ferlo region, Senegal. Total rainfall per year is represented in blue. Red line indicates the prevalence rate in sentinel herd reported by the RVF surveillance system (FAO). The stars indicate the years with reported RVF outbreaks in Northern Senegal and Southern Mauritania: 1) In 1987, the RVF epizootic led to an epidemic among humans who are exposed to diseased animals. More than 200 human deaths were recorded and many abortions in livestock (Jouan et al., 1988); 2) In 1993, increase of seroprevalence rates in livestock along the Senegal River was recorded; 3) In 2003, five RVF outbreaks were reported in the Senegal River valley by the national RVF surveillance network and in Barkedji, Ferlo region (Chevalier et al., 2005).

The results of our modelling approach are consistent with the conclusions of previous studies (Davies et al., 1985 ; Diallo et al., 2000 ; Fontenille et al., 1998 ; Mondet et al., 2005a) : the two vector species *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* play a major role in RVFV transmission in Senegal and the years of high level virus circulation coincide with years of high abundances of both species. Since 1961, the model shows that the years of RVF outbreaks are not coinciding with highest total of rainfall (Fig.6). This result supports observations that in West Africa (Lancelot R., 1989)(Ndione et al., 2003), that the relationship between *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* abundance and the total of rainfall is not correlated, and suggests that in Senegal, the rainfall variability appears to be more important than the total amount of rainfall for mosquito populations. Indeed, the number of *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* generations is depending of the alternation of rainy and dry periods(Mondet et al., 2005b). According to the yearly simulations, exceptional high *Aedes* population densities were present in 1987 and 2003 (Fig. 6). This result strengthens the hypothesis of a possible vertical transmission of RVFV in *Aedes* populations, which might explain the maintenance of the virus during inter-epizootic periods (Chevalier et al., 2005 ; Fontenille et al., 1998 ; Zeller et al., 1997) and an amplification of the virus relayed by the *Cx. poicilipes* species(Mondet et al., 2005b). To a lesser extent, the same pattern can be observed in 2000 (Fig. 6), though no RVFV activity

was reported this year by the national surveillance system (Lancelot, 2009). Nevertheless, due to the limited number of monitored animals, this system showed limited capacities to detect correctly RVFV circulation and may have failed to detect animal cases (Chevalier et al., 2005 ; Lancelot, 2009) (Lancelot, Chevalier 2005). In 1993, RVF outbreaks were reported in Mauritania (Zeller et al., 1995), whereas according to the surveillance system based on sentinel herds, only one sheep was found infected in Barkedji in Senegal (Zeller et al., 1997). Confirmed by observed data (Fontenille et al., 1998), the smaller simulated *Ae. vexans* population may explain that no clinical cases were reported that year in Barkedji, suggesting again that *Ae. vexans* population play a major role in the amplification of the virus.

In 1987, the modelled mosquito abundances were the highest for the 1961-2003 period. In 2003, the abundance index was very high as well, but the epizootic event did not led to an epidemic as occurred in 1987. Thus, although the simulated inter-annual variations in mosquito populations may explain the dates of RVF outbreaks observed between 1961 and 2003, others factors may drive the transition from an epizootic to an epidemic event, as the date of the Eid al-Kabir celebration, occasioning very high ruminant concentrations (Abdo-Salem et al., 2010a) and numerous contacts between humans and potentially viremic animals.

Given the huge and dramatic socio-economic impact of RVF as well as its increasing global importance, there is a great need to develop appropriate tools for surveillance(Lancelot, 2009). Our modelling approach, integrating all available knowledge on RVF vector biology, is a first step towards the development of a climatic-based early-warning system in Senegal.

Concluding remarks

We developed a rainfall-driven model of RVF vectors populations in Senegal, which gives for the first time mechanistic insight of RVF reported outbreaks in Northern Senegal. A hydrological model simulating daily water variations of mosquitoes larval breeding site and combined with a mosquito population model is able to reproduce the major trends of population dynamics of the two main vectors of RVFV in Senegal, *Ae. vexans* and *Cx poicilipes*. Results showed that RVF occurs the years when both species are present in high densities resulting from water variations in the pond favorable for the reproduction of both mosquitoes. However, to perform the model, data related to the virus circulation have to be better estimated, more particularly through the sentinel herd system which hasn't until now detect any epizootic events (Lancelot et al., 1990b).

Methods summary (300 words)

General methodology description. We modeled the dynamics of the two main RVF vectors in Senegal, *Aedes vexans arabiensis* and *Cx. poicilipes*, combining a hydrological model of the dynamics of the water bodies (Soti et al., 2010) with a mosquito population model representing all the steps of the mosquito life cycle. Indeed, in our study area, temporary water bodies constitute the main oviposition sites of both species (Beaty et Marquardt, 1996 ; Mondet et al., 2005b) and the water level variations of those ponds determine the mosquito dynamics (Fontenille et al., 1998). Biological parameter values were determined from the literature and expert knowledge (Table 1).

We compared field data collected in 2002 and 2003 of mosquito abundances with the simulated abundance computed by the model. The degree of association between the temporal series was assessed by the calculation of a cross-correlation coefficient.

Then, we defined entomological indices based on the calculation of the total abundance of *Ae. vexans* and *Cx poicilipes* populations per year and assumed these indices to be related to the risk of RVFV circulation within the Ferlo Valley, of which the study area is representative. These indices were computed from 1961 to 2003 and compared with the occurrence of RVF outbreaks in the Ferlo region.

Data description. The hydrological model (Soti et al., 2010) simulates the daily water surface of a pond, which is then fed into the mosquito population model to predict the daily mosquito abundance of the two considered species. We used as input of the hydrological model two rainfall data sets: *i*) daily rainfall data recorded during the rainy seasons (July-December) 2002 and 2003 with an automatic meteorological collector located in Barkedji village; *ii*) daily rainfall data recorded from January 1961 to December 2001 by the Linguere meteorological station located at 30 km from Barkedji. Mosquito data were collected during the rainy seasons 2002 and 2003 every 20 days using human bait located close to three ponds surrounding Barkedji village (Fig. 1) (Mondet et al., 2005a).

Methods sections (1000 words)

Hydrologic model overview. A simple hydrologic model was developed to simulate pond water dynamics from daily rainfall in the Ferlo region, Senegal. The output of interest for modeling mosquito population dynamics is S_t^P , the surface in water of pond P at time t. All details of the model are given in (Soti et al., 2010).

Mosquito biology. The mosquito life cycle involves aquatic (egg, larva and pupa) and aerial (adult) stages. It begins with an egg, which hatches as a larva. Depending on the species and environmental conditions, hatching may occur immediately or may be delayed. The larvae then mature through several stages before entering pupation. After pupation, the mosquito emerges as an adult (imago) at the surface of water. Adults rapidly mate after emergence and females then seek a blood meal necessary to develop their eggs. After biting and their eggs fully developed, the females lay eggs on specific humid surfaces (oviposition sites) and proceed to perform a new gonotrophic cycle.

The bioecology of *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* differs. *Cx. poicilipes* eggs are deposited directly on water surface and immediately proceed through development into larvae; they do not survive dessication. In contrast, *Ae. vexans* females lay their eggs on the soil above the water level depressions (Mondet et al., 2005b). To hatch, the eggs must first dry out for a minimum number of days before being submerged in water. Moreover, in the dry sahelian regions, *Culex poicilipes* populations may survive the unfavorable conditions of the dry period as adults in dormancy (diapause) whereas *Ae. vexans* survive as eggs in desiccated mud, which will hatch the next rainy season.

The mosquito population model. In the context of data scarce region, we developed a simple minimal model that captures the main features of *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* dynamics at the pond level, with as sole dynamic input the water surface of the pond P , S_t^P , with a daily time step t . Only female mosquitoes are modeled and the mosquito populations of the ponds are supposed independent. For *Cx. poicilipes* populations, we followed the theoretical framework proposed by Porphyre et al. (Porphyre et al., 2005) and modified their model to take into account the specificities of the bioecology of *Ae. vexans* species.

The dynamics of the number of adult female mosquitoes of pond P , time step t , M_t^P , is described by:

$$M_{t+1}^P = M_t^P - \alpha_t \cdot M_t^P + \sigma^P(T) \cdot \chi_t^P(T) \cdot E_{t-T}^P, \quad (1)$$

where α_t is the daily mortality rate, T the developmental period, *i.e.* the elapsed time during which a newly hatching egg undergoes its development until the emergence of an adult, and E_t^P the number of hatching eggs in the pond P , time step t . The production rate of new adults from a pool of hatching eggs is expressed as the product of the mosquito production capacity of the larval breeding site, $\sigma^P(T)$, and of the availability function of the pond P , $\chi_t^P(T)$.

The production rate

From a pool of hatching eggs at earlier time $t-T$, a proportion $\phi(T)$ survives the maturation and transformation stages up to the time of emergence t , with $\phi(T)$ the pre-imago survival probability depending on the developmental period T and the daily larval survival rate γ :

$$\phi(T) = \gamma^T \quad (2)$$

Simultaneously to the maturation and transformation phases, the larval breeding site (pond P) undergoes changes from a surface S_{t-T}^P to $S_{t|t-T}^P$, where $S_{t|t-T}^P$ represents the smallest surface during the developmental period that still contains stages susceptible of leading to emergence of adults:

$$S_{t|t-T}^P = \min(S_{t'}^P) \quad \text{for } t-T \leq t' \leq t \quad (3)$$

Thus, at time t , only a fraction $S_{t|t-T}^P / S_{t-T}^P$ of surviving pupa $\phi(T)$ have a chance β of giving rise to emergence of adults, out of which a proportion κ are females.

As a result, the production rate of new mosquitoes from a pool of hatching eggs is given by

$$\sigma^P(T) \cdot \chi_t^P(T) = \kappa \beta \phi(T) S_{t|t-T}^P / S_{t-T}^P \quad (4)$$

$$\text{With } \sigma^P(T) = k \beta \phi(T) \quad (5)$$

$$\text{and } \chi_t^P(T) = S_{t|t-T}^P / S_{t-T}^P. \quad (6)$$

Culex hatching eggs

Considering the very high rate of hatching eggs of *Cx. poicilipes* mosquitoes (Van der Linde et al., 1990), the number of hatching eggs E_t^P is calculated as the number of eggs laid by the female mosquitoes at time t on pond P.

Let τ be the length of the gonotrophic cycle. At each time step t , only a fraction $1/\tau$ of the adult female mosquito population oviposits, with λ eggs laid per female. The success of oviposition at pond P is derived from the fraction $f_t^P S_t^P / S_{\max}^P$ of the pond surface available for mosquito laying, $f_t^P = f(d, S_t^P)$ being a scaling factor to take into account that females only oviposit at a given inner distance d from the pond border. Considering $E_{\max}$ the maximum egg density and that *Cx. poicilipes* female stop laying eggs after entering diapause, the number of *Cx. poicilipes* hatching eggs is calculated as:

$$E_t^P = \begin{cases} \max\left(\frac{\lambda}{\tau} \frac{f_t^P S_t^P}{S_{\max}^P} M_t^P; E_{\max} f_t^P S_t^P\right) & \text{if } t < T_{\text{diapause}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

Aedes hatching eggs

As for *Cx. poicilipes*, the number of eggs laid by *Ae. vexans* female mosquitoes in the humid surface surrounding the pond at time t depends on the number of female mosquitoes M_t^P , the number of eggs laid by female λ and the length of the trophogonic cycle τ . But these eggs will die if they are submerged in water before achieving the minimum desiccation period T_d :

$$El_t^P = \begin{cases} \frac{\lambda}{\tau} M_t^P & \text{if } S_k^P \leq S_t^P \forall k \in [t; t + T_d] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

These eggs only hatch if $\Delta S_t^P = S_t^P - S_{t-1}^P$, the pond surface variation between t and $t-1$, is positive. In that case, the potential hatching surface is $S_t^P - S_{t-t'}^P$, with t' defined such as $S_{t-k}^P \leq S_{t-t'}^P$ for $1 \leq k \leq t'$. The number of hatching eggs from a pool of eggs laid by *Ae.* female mosquitoes at time $t-k$, Eh_{t-k}^P , will be null if k is less than T_d . Otherwise, Eh_{t-k}^P can be derived from El_{t-k}^P using a normal distribution to describe the distribution of the eggs around the pond:

$$Eh_{t-k}^P = \begin{cases} 0 & \text{if } k < T_d \\ \varphi^k El_{t-k}^P \frac{2}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_0^u e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x}{\sigma}\right)^2} dx & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

with φ the daily survival rate of eggs in desiccation phase, $u = S_t^P - S_{t-k}^P$ and $\sigma = S_{t-k-1}^P - S_{t-k}^P$.

Finally, the dynamics of the *Aedes* hatching eggs E_t^P is described by:

$$E_t^P = \begin{cases} 0 & \text{if } \Delta S_t^P > 0 \\ \sum_{k=1}^{t'} Eh_{t-k}^P & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

***Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* annual abundances indices.** We first computed for each year, each species and each pond the total annual abundance of mosquitoes normalized by the maximum value of total abundance simulated for the 1961-2003 period. To take into account the effects of small and larger ponds, we then computed for each year and each species the mean value of these relative abundances calculated for Furdu and Niaka ponds. Finally, we normalized these values by the maximum of the sum of *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* mean relative abundances simulated for the 1961-2003 period.

Table1: Biological parameters of the mosquito population model

		<i>Cx. poicilipes</i>		<i>Ae. vexans</i>	
	Parameters	Value/function	References	Value/function	References
α	Mortality rate	0.15	[26]	0.10	[26]
κ	Sex ratio	0.5	[(Clements, 1992)]	0.5	[37]
λ	Number of eggs laid/female/day	150	[37]	100	[37]
τ	Gonotrophic cycle duration (days)	3	[13]	3	[13]
β	Transition probability from pupae to imago emergence	0.75	[38]	0.60	[39]
γ	Larval survival rate	0.90	[38]	0.80	[39]
ϕ	Daily survival rate of <i>Ae.</i> eggs in desiccation phase			0.84 after 10 days	[40]
Td	Minimal length of desiccation period (days)	-	-	6	[20]
T	Transformation time(days)	10	[28]	8	[20]
E_{max}	Eggs maximum density / m ²	1000000			
d	Inner distance (m) from the pond border defining the laying area on the water surface	1	[37]		
$T_{diapause}$	Date of diapause	1st October	[38]		
	Initial adults/ m2	1		Initial eggs/m2	1000000

References

1. Abdo-Salem, S. et al. Risk assessment of the introduction of Rift Valley fever from the Horn of Africa to Yemen via legal trade of small ruminants. *Trop Anim Health Prod* (2010).
2. Meegan, J. M. & Bailey, C. L. Rift Valley fever. In *Arboviruses Epidemiology and Ecology*. IV, 51-76 (1988).
3. Hoogstraal, H., Meegan, J. M., Khalil, G. M. & Adham, F. K. The Rift Valley fever epizootic in Egypt 1977-1978 2. Ecological and entomological studies. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene* 73, 624-629 (1979).
4. Meegan, J. M., Hoogstraal, H. & Moussa, M. I. An epizootic of Rift Valley fever in Egypt in 1977. *Vet Rec* 105, 124-125 (1979).
5. Abu-Elyazeed, R. et al. Prevalence of anti-Rift-Valley-fever IgM antibody in abattoir workers in the Nile delta during the 1993 outbreak in Egypt. *Bull World Health Organ* 74, 155-8 (1996).
6. Jouan, A. et al. Analytical study of a rift valley fever epidemic. *Research in Virology* 140, 175-186 (1989).
7. Saluzzo, J. F., Digoutte, J. P., Chartier, C., Martinez, D. & Bada, R. Focus of Rift Valley fever virus transmission in southern Mauritania. *Lancet* 1, 504 (1987).
8. Morvan, J., Saluzzo, J. F., Fontenille, D., Rollin, P. E. & Coulanges, P. Rift-Valley Fever on the East-Coast of Madagascar. *Research in Virology* 142, 475-482 (1991).
9. Morvan, J., Rollin, P. E., Laventure, S., Rakotoarivony, I. & Roux, J. Rift Valley fever epizootic in the central highlands of Madagascar. *Res Virol* 143, 407-15 (1992).
10. Shoemaker, T. et al. Genetic analysis of viruses associated with emergence of Rift Valley fever in Saudi Arabia and Yemen, 2000-2001. *Emerg Infect Dis* 8, 1415-1420 (2002).
11. Linthicum, K. J., Davis, F. G. & Kairo, A., Bailey, C.L. Rift Valley fever virus. Isolations from *Diptera* collected during an inter-epidemic period in Kenya. *Journal of Hygiene, Epidemiology and Immunology 'Prague'* 95, 197-209 (1985).
12. Zeller, H. La fièvre hémorragique de Crimée-Congo. *Annales de l'Institut Pasteur / actualités* 8, 257-266 (1997).
13. Diallo, M. et al. First isolation of the Rift Valley fever virus from *Culex poicilipes* (Diptera : Culicidae) in nature. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 62, 702-704 (2000).
14. Mondet, B. et al. Rainfall patterns and population dynamics of *Aedes* (*Aedimorphus*) *vexans arabiensis*, Patton 1905 (Diptera : Culicidae), a potential vector of Rift Valley Fever virus in Senegal. *Journal of Vector Ecology* 30, 102-106 (2005).
15. Linthicum, K. J., Davies, F. G. & Kairo, A. Observations of the biting activity of mosquitoes at a flooded Dambo in Kenya. *Mosquito News* 44, 595-598 (1984).
16. Chevalier, V. et al. Rift Valley fever in small ruminants, Senegal, 2003. *Emerg Infect Dis* 11, 1693-700 (2005).
17. Chevalier, V., Martin, V., De la Rocque, S. & Roger, F. Combating and predicting Rift Valley fever: a scientific and geopolitic challenge for the future? *Am. Soc Microbiol.. Emerging Infection* 8. Editors: W. Michael Scheld, University of Virginia Health System, Scott M. Hammer, Columbia University

- College of Physicians and Surgeons, James M. Hughes, ASM Press, Chapt 10, 468 (2008).
18. Linthicum K. J., B. C. L., Davies F. G., Tucker C. J. Detection of Rift Valley fever viral activity in Kenya by satellite remote sensing imagery. *Science* 235, 1656-9 (1987).
 19. Anyamba, A. et al. Prediction, Assessment of the Rift Valley Fever Activity in East and Southern Africa 2006-2008 and Possible Vector Control Strategies. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 83, 43-51 (2010).
 20. Lancelot R., G. J.-P., Le Guenno B., Diallo B.C., Gandega Y., Guillaud M. Epidémiologie descriptive de la fièvre de la vallée du Rift chez les petits ruminants dans le Sud de la Mauritanie après l'hivernage 1988. *Revue d'Elevage et de Médecine Vétérinaire des Pays Tropicaux* 42, p. 485-491. (1989).
 21. Ndione, J. A., Besancenot, J. P., Lacaux, J. P. & Sabatier, P. Environnement et épidémiologie de la fièvre de la vallée du Rift (FVR) dans le bassin inférieur du fleuve Sénégal. *Environnement, Riques et Santé* 2, 176-182 (2003).
 22. Fontenille, D. et al. New vectors of Rift Valley fever in west Africa. *Emerging Infectious Diseases* 4, 289-293 (1998).
 23. Soti, V. et al. The potential for remote sensing and hydrologic modelling to assess the spatio-temporal dynamics of ponds in the Ferlo Region (Senegal). *Hydrological Earth System Science* 14, 1449-1464 (2010).
 24. Beaty, B. J. & Marquardt, W. C. *The biology of disease vectors* (University Press of Colorado, Niwot, 1996).
 25. Linthicum, K. J. et al. Application of polar-orbiting, meteorological satellite data to detect flooding of Rift Valley Fever virus vector mosquito habitats in Kenya. *Med Vet Entomol* 4, 433-8 (1990).
 26. Mondet, B., Diaïté, A., Fall, A. G. & Chevalier, V. Relations entre la pluviométrie et le risque de transmission virale par les moustiques: cas du virus de la Rift Valley fever (RVF) dans le Ferlo (Sénégal). *Environnement, Risques et Santé* 4, 125-129 (2005).
 27. Thiongane, Y., Gonzales, J. P., Fati, A. & Akakpo, J. A. Changes in Rift Valley fever neutralizing antibody prevalence among small domestic ruminants following the 1987 outbreak in the Senegal river basin. *Research in Virology* 142, 67-70 (1991).
 28. Zeller, H. G., Fontenille, D., Traore-Lamizana, M., Thiongane, Y. & Digoutte, J. P. Enzootic activity of Rift Valley fever virus in Senegal. *Am J Trop Med Hyg* 56, 265-272 (1997).
 29. Jouan, A. et al. An RVF epidemic in Southern Mauritania. *Annales de l'Institut Pasteur / Virologie* 139, 307-308 (1988).
 30. Zeller, H. G., Akakpo, A. J. & Ba, M. M. Rift Valley fever epizootic in small ruminants in southern Mauritania (October 1993): risk of extensive outbreaks. *Ann Soc Belg Med Trop* 75, 135-40 (1995).
 31. OIE. Rift Valley fever in Senegal. *Disease Information* 16, 256-257 (2003).
 32. Davies, F. G., Linthicum, K. J. & James, A. D. Rainfall and epizootic Rift Valley fever. *World Health Org Rep* 63, 941-943 (1985).
 33. Lancelot, R. Animaux sentinelles en milieu tropical : vers un système intégré de surveillance. *Epidémiologie et santé animale* 56, 27-34 (2009).
 34. Lancelot, R. et al. [Descriptive epidemiology of Rift Valley fever in small ruminants in Southern Mauritania after the 1988 rainy season]. *Rev Elev Med Vet Pays Trop* 42, 485-91 (1990).

35. Porphyre, T., Bicout, D. J. & Sabatier, P. Modelling the abundance of mosquito vectors versus flooding dynamics. *Ecological Modelling* 183, 173-181 (2005).
36. Van der Linde, T. C. D. K., Hewitt, P. H., Nel, A. & Van der Westhuizen, M. C. Development rates and percentage hatching of *Culex (culex) theileri theobald* (Diptera: culicidae) eggs at various constant temperatures. *Journal of the Entomological Society of Southern Africa* 53, 17-26 (1990).
37. Clements, A. N. The biology of mosquitoes: development, nutrition and reproduction (CABI Publishing, Eastbourne, 1992).
38. Vinogradova, E. B. *Culex pipiens pipiens* mosquitoes: taxonomy, distribution, ecology, physiology, genetic, applied importance and control (2000).
39. Carron, A., Bichaud, L., Platz, N. & Bicout, D. Life history traits of *Aedes caspius* (Diptera: Culicidae): a laboratory study of larval stages. *Bulletin of Entomological Research* 98, 431-436 (2008).
40. Sota, T. & Mogi, M. Interspecific variation in desiccation survival time of *Aedes* (*Stegomyia*) mosquito eggs is correlated with habitat and egg size. *Oecologia* 90, 353-358 (1992).

Acknowledgments

This study was funded by EU Grant GOCE-2003-010284 EDEN and Nevantropic SAS. Paper has been catalogued by the EDEN Steering Committee as EDENXXXX. **<http://www.edenfp6project>**. We are grateful to Bernard Mondet (IRD), Mowlouth Diallo (Dakar Pasteur Institut), Stéphane de la Rocque (CIRAD/FAO), Yaya Thiongane and Diam A Sow (ISRA-Dakar/Senegal), Ibra Toure (Cirad-PPZS), Eric Etter (Cirad) partners of the EDEN project who have shared their data. We are also grateful to Thomas Balenghien (Cirad), Gregory Lambert (EID- France), Florence Fouque (Pasteur Institut), Thierry Baldet (Cirad) who have shared their expertises on the mosquito parameters.

Outbreak (OIE definition): Means an occurrence of the disease in question in an agricultural establishment, breeding establishment or premises, including all buildings and all adjoining premises, where animals are present. Where it cannot be defined in this way, the outbreak shall be considered as occurring in the part of the territory in which, taking local conditions into account, it cannot be guaranteed that both susceptible and non-susceptible animals have had no direct contact with affected or suspected cases in that area. For example, in the case of certain parts of Africa, an outbreak means the occurrence of the disease within a sixteenth square degree.

Conclusions du chapitre 3

Les résultats de l'analyse paysagère ont confirmé que les milieux favorables au vecteur et à la maladie pouvaient être caractérisés par télédétection. Ils ont aussi mis en évidence l'importance des mares et de leur environnement et ont permis de cartographier l'hétérogénéité spatiale du risque de circulation de la FVR à une échelle locale.

Les résultats des simulations d'abondance des moustiques ont permis de montrer que les années de circulation active du virus de la FVR coïncidaient avec les années pour lesquelles les deux espèces de moustiques étaient présentes en forte quantité en début de saison des pluies pour les *Ae. vexans*, et à partir du milieu jusqu'à la fin de saison des pluies pour les *Cx. poicilipes*. On observe ainsi deux années à très forte densité des deux espèces de moustiques vecteurs, en 1987 et en 2003, correspondant aux années d'épidémie/épizootie les plus importantes dans la région. Ces résultats confirment le rôle majeur des moustiques, *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes* dans l'émergence et la diffusion de la maladie de la FVR au Sénégal, maladie dont la dynamique est fortement liée à celle des gîtes larvaires, et mettent en évidence les mécanismes sous-jacents à l'impact des profils annuels de pluviométrie sur l'abondance des moustiques.

De manière générale, ces résultats soulignent l'intérêt de l'utilisation de la télédétection et de la modélisation pour l'étude d'une maladie vectorielle comme la FVR pour identifier et caractériser les zones et les périodes à risque ainsi que pour contribuer à une meilleure compréhension des cycles de transmission.

Chapitre 4. Conclusions et perspectives

Dans cette conclusion générale, nous discuterons successivement des apports thématiques (4.1) et méthodologiques (4.2) de ce travail de thèse, et présenterons les perspectives scientifiques et opérationnelles (4.3) qui en découlent.

4.1 Apports thématiques : contribution à l'étude de l'éco-épidémiologie de la FVR au Sénégal

4.1.1 Importance des déterminants paysagers pour expliquer la distribution spatiale de la FVR

Les travaux réalisés sur l'identification des déterminants paysagers (articles 1 et 2) pour expliquer la variabilité spatiale de l'incidence sérologique de FVR à une échelle locale viennent compléter les études successives menées par Chevalier et al. (2004, 2005) dans la même zone d'étude. La détection à une échelle spatiale fine de la totalité des mares de la zone d'étude à partir d'une image Quickbird a permis d'identifier les gîtes larvaires des moustiques vecteurs de la maladie et donc, de façon exhaustive, les zones classiquement décrites comme à risque d'émergence et de transmission de la maladie (Article 1). L'analyse paysagère réalisée par la suite (Article 2), intégrant des variables environnementales relatives à la structure du paysage calculées à partir de la même image Quickbird, a montré que les mares caractérisées par un indice paysager fermé dans un rayon de 500 m (*i.e.* les mares entourées de végétation dense) sont corrélées positivement à une forte incidence sérologique. L'hypothèse explicative la plus probable est qu'une mare entourée d'une couronne de végétation dense est un milieu favorable à la présence et au développement des moustiques. La zone tampon de 500 m correspondrait alors au rayon de diffusion moyen des moustiques dont les déplacements seraient facilités par la présence de végétation dense, notamment entre la mare et le parc de nuit dont la distance est en moyenne de 500 m (Pin, 2004). L'interprétation biologique de ces résultats est bien plus aisée comparée aux variables explicatives (en dehors/dans lit Ferlo, et petites/grandes mares) identifiées dans l'étude de Chevalier et al. (2005), apportant ainsi de nouveaux éléments de compréhension.

Ces résultats ont contribué à une réflexion globale sur les paysages épidémiologiquement dangereux et sur les interactions entre le paysage, les hommes, les vecteurs et les hôtes animaux d'une maladie, dont la synthèse a été publiée récemment (Lambin et al, 2010 : cf annexe 2). Cette synthèse, basée sur une série d'études de différents systèmes épidémiologiques menées à l'échelle du paysage en Europe et en Afrique de l'Ouest dans le

cadre du projet EDEN, a conduit à la formulation d'un ensemble de dix propositions de validité générale pour différentes maladies et différents contextes géographiques, résumées dans la figure 29.

Dans ce cadre conceptuel, nos travaux ont principalement concerné les différents liens entre occupation du sol, paysage, climat, habitats associés, distribution et dynamique des vecteurs, au regard de leurs impacts sur le risque de transmission de la maladie étudiée. Parmi ces dix propositions (figure 29) les résultats de nos travaux ont permis de montrer (a) que les caractéristiques du paysage influencent la transmission d'un pathogène (*proposition 1*, en orange sur la figure 29) ; (b) que l'hétérogénéité spatiale du risque dépend non seulement de la présence ou de la surface d'un habitat critique (dans notre cas, les mares qui sont les gîtes larvaires des moustiques vecteurs) (*proposition 2*), (c) mais aussi de la connectivité de cet habitat avec les lieux de repos des hôtes (*proposition 3*) ; et enfin, (d) que la combinaison de facteurs paysagers et météorologiques peuvent influencer la distribution spatiale et temporelle du risque de transmission (*proposition 7*).

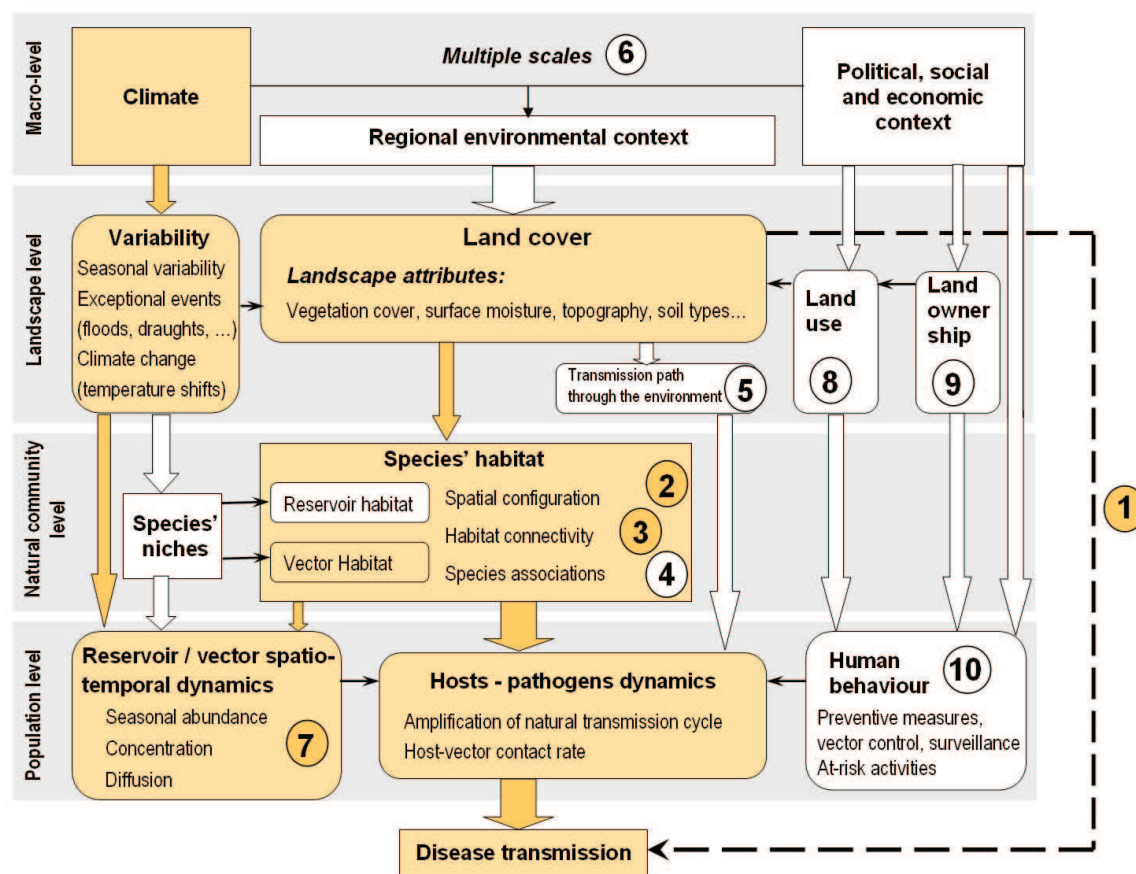


Figure 29 : Représentation graphique des déterminants paysagers de la transmission d'une maladie
(Les numéros font références aux dix propositions de l'article Lambin et al (2010). Les compartiments et numéros en orange correspondent aux points traités dans la thèse).

Le premier point (*proposition 1*) a déjà fait l'objet de nombreuses études, notamment dans le cas des maladies vectorielles (Beck et al., 1994 ; Dister et al., 1997 ; Omumbo et al., 2002 ;

Rogers et Randolph, 2000). Les points concernant l'importance de la structure du paysage (*proposition 2*) et notamment de la connectivité des habitats (*proposition 3*) sur le risque de transmission avaient jusqu'ici été encore peu explorés (Guis et al., 2007 ; Kozakiewicz et al., 2000 ; Langlois et al., 2001). Enfin, la proposition 7 concernant l'étude de l'influence des combinaisons de facteurs paysagers et météorologiques sur la distribution spatiale et temporelle du risque de transmission, a fait l'objet de nombreux travaux (Anyamba et al., 2008 ; Caminade et al., 2010 ; Davies et al., 1985 ; Linthicum, 1999 ; Pope et al., 1992 ; Randolph et al., 2008), mais notre étude est la première du genre à avoir été réalisée à une échelle aussi fine.

Dans le cas de la FVR au Sénégal, la prise en compte des facteurs environnementaux, comme nous l'avons fait à l'échelle du paysage, semble suffisante pour expliquer la variabilité spatiale et temporelle observée du risque de transmission de la maladie aux hôtes animaux. Néanmoins, les questions relatives aux activités humaines ainsi qu'au contexte politique et socio-économique pourront donner un éclairage différent dans d'autres cas. Un des grands enjeux de l'épidémiologie paysagère est d'intégrer de manière dynamique ces différents facteurs environnementaux et humains, en prenant en compte leurs interactions et pas seulement leur recouvrement spatial. Notre travail contribue à la compréhension globale de ces interactions.

4.1.2 Importance de la dynamique des gîtes larvaires pour expliquer l'évolution des populations de moustiques vecteurs de la FVR

Le modèle hydrologique simulant la dynamique des mares temporaires (Article 3) combiné au modèle de dynamique de population de moustiques des principaux vecteurs de la FVR (Article 4) a permis de mesurer l'importance de la prise en compte des mécanismes environnementaux dans la compréhension du cycle de transmission d'une maladie vectorielle comme la FVR. Les travaux de modélisation des mares temporaires présentés dans l'article 3 ne permettent pas de répondre à une question épidémiologique précise, mais ils permettent d'améliorer nos connaissances sur les moustiques vecteurs de la FVR au Sénégal, *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*. Les travaux de Shaeffer (2008) et de Porphyre (2005) avaient déjà montré l'apport de la prise en compte de la dynamique des gîtes de pontes dans les modèles de simulations d'abondance de moustiques. Cependant, l'originalité de notre travail est d'avoir intégré des caractéristiques fines de terrain ainsi que des données estimées par télédétection (qualité hydrique du sol, pente, bassin versant...) pour la modélisation des gîtes de ponte des moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*, et ainsi de prendre en compte les conditions hydromorphiques du gîte larvaire pour la phase aquatique

du cycle de vie de ces moustiques. Le modèle a permis de montrer que ces facteurs avaient un fort impact sur la dynamique des populations de moustiques et également de simuler cette dynamique pour chaque mare de la zone d'étude, complétant ainsi l'approche paysagère par la dimension temporelle. Ce modèle a également permis d'expliquer mécaniquement la variabilité interannuelle des deux espèces vectrices en fonction des patrons pluviométriques.

En comparant les simulations d'abondance de moustiques avec l'occurrence des foyers de FVR déclarés dans la région, on observe que les années à forte circulation virale coïncident avec des années où les deux espèces de moustiques sont présentes, l'*Ae. vexans* en début de saison des pluies et le *Cx. poicilipes* du milieu à la fin de la saison des pluies, et ce, en quantités anormalement importantes. Deux années ressortent particulièrement bien, l'épidémie de 1987 et l'épizootie de 2003, suggérant ainsi que l'abondance des moustiques constitue le principal facteur de l'émergence de la maladie au Sénégal. D'après notre étude, il semblerait donc, comme c'est le cas en Afrique de l'Est (Davies et al., 1985), que les facteurs environnementaux (les patrons pluviométriques) sont déterminants dans l'occurrence de la FVR en Afrique de l'Ouest. Cependant, contrairement au cas de l'Afrique de l'Est où les surplus pluviométriques peuvent être directement reliés à des abondances élevées des moustiques vecteurs et donc au risque de la maladie, la relation entre pluviométrie et risque est plus complexe au Sénégal, et l'approche de modélisation adoptée dans ce travail de thèse permet de mettre en évidence et de mieux comprendre les liens successifs entre patrons pluviométriques, densités de moustiques et risque sanitaires.

Enfin, même si nous avons centré nos travaux sur le rôle des populations de vecteurs dans l'épidémiologie de la FVR au Sénégal, notre étude sur le développement d'un modèle d'abondance de moustiques suggère que d'autres facteurs sont à prendre en compte pour expliquer, par exemple, pourquoi l'épizootie de 2003 n'a pas abouti à une épidémie comme en 1987. Une explication serait le facteur humain et plus précisément la date de la fête de l'Aïd el-Kebir (Tabaski au Sénégal et en Afrique de l'Ouest francophone), fête religieuse fixée en fonction du calendrier musulman et générant les plus importants déplacements et concentrations annuels d'animaux. En effet, en 1987 la fête de Tabaski a eu lieu au milieu du mois d'août, période où les moustiques sont présents en grand nombre, alors qu'en 2003, elle a eu lieu en saison sèche (mois de février). Ainsi, la co-occurrence de deux conditions, l'une environnementale, cause de fortes densités de vecteurs, l'autre socio-économique cause de fortes densités d'hôtes, pourrait expliquer la transition d'une épizootie vers une épidémie, comme cela a été récemment suggéré au Yémen (Abdo-Salem et al., 2010b).

En conclusion, les résultats de l'approche développée durant cette thèse ont montré l'importance des processus environnementaux sur la dynamique de population des moustiques vecteurs de la FVR et, de ce fait, sur le risque d'émergence spatio-temporel de la maladie. Ces processus suffisent à expliquer l'occurrence de la FVR dans la région étudiée. Néanmoins, nos résultats suggèrent d'autres pistes de recherche sur le rôle des facteurs socio-économiques impliqués dans la diffusion de la FVR et son amplification (cf § 4.3), mais aussi sur les cycles de diffusion du virus à bas bruit encore non élucidés.

4.2 Apports méthodologiques : contribution à « l'épidémiologie paysagère »

4.2.1 Approche par l'analyse spatiale

L'article 1 nous a permis de réaliser une synthèse sur les potentialités des images satellites optiques pour l'identification de certains déterminants paysagers de l'émergence de la FVR au Sénégal. Nous montrons que ces potentialités, en termes de détection et de suivi des mares en milieu sahélien, sont liées à la résolution spatiale et aux bandes spectrales du capteur. Concernant la détection des mares, les résultats ont permis (i) de quantifier la relation entre résolution spatiale et taille des zones en eau détectées, et (ii) de montrer que les indices spectraux composés d'une bande dans le Moyen Infrarouge étaient les plus efficaces pour détecter l'eau. Pour le suivi de la dynamique des mares, les résultats ont montré que l'on pouvait suivre quotidiennement les tendances de l'état hydrique des mares à partir de séries d'images NDVI de MODIS. Ces résultats convergent avec les études menées par Linthicum et al. (1990) qui, à partir d'une série temporelle d'images NDVI de NOAA, suivent l'état hydrique général (en eau ou non) des Dambos au Kenya. Dans le contexte de l'Afrique de l'Ouest où les gîtes larvaires des vecteurs de la FVR sont de petite taille, cette information générale sur l'état hydrique est difficilement quantifiable et reste insuffisante pour prédire les densités de vecteurs de la maladie. Néanmoins, ces résultats sur la détection et le suivi de zones en eau sont utiles dans les régions difficiles d'accès où il y a peu de données. En effet, pour les zones reculées, la télédétection est particulièrement pertinente, car elle peut fournir un suivi des variables environnementales, telle que l'occupation du sol ou l'état des ressources naturelles.

Les méthodes de détection et de suivi des plans d'eau développées dans ce travail peuvent être utiles pour étudier d'autres maladies vectorielles comme la fièvre de West Nile où la présence de l'eau et de sa dynamique joue un rôle déterminant sur la dynamique des populations de moustiques vecteurs, mais aussi sur celle des oiseaux migrateurs qui sont à la fois vecteurs et réservoirs du virus de la maladie. Les méthodes de détection de l'eau

peuvent également être utilisées dans d'autres domaines d'application en épidémiologie autres que le suivi des gîtes de ponte des moustiques. Pour l'étude de la grippe aviaire par exemple, les méthodes de détection de l'eau par télédétection sont adaptées au suivi des grandes zones en eau qui constituent des zones de contacts majeurs entre l'avifaune sauvage et l'avifaune domestique (Cappelle, 2010). En effet, ces plans d'eau peuvent également constituer des zones de réservoir du virus (Tran et al., 2010). De même, dans le domaine de l'écologie, les méthodes de suivi des plans d'eau par images satellite peuvent s'avérer utiles pour étudier, par exemple, la distribution spatiale des buffles dans les parcs dont la dynamique semble fortement corrélée à la dynamique des mares (Fryxell et al., 2004 ; Redfern et al., 2003).

Les travaux sur la mise en relation d'indices paysages avec des données sérologiques de FVR (Article 2) ont montré l'intérêt des images satellites et plus spécifiquement de celles acquises à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) pour l'extraction des données environnementales pertinentes pour l'étude de l'épidémiologie de la FVR à une échelle locale. L'utilisation de ces données environnementales comme variables paysagères explicatives au sein de modèles statistiques permet d'apporter une dimension géographique du risque épidémiologique.

Les résultats que nous avons obtenus viennent en complément des travaux de Pin-Diop et al. (2007) et de Lacaux et al. (2007) qui ont développé des méthodes de cartographie du risque de transmission de la FVR s'appuyant sur l'identification de variables paysagères à risque. Comparée à la méthode de cartographie des ZPOM (Zones de présence POtentielle des Moustiques) proposée par Lacaux et al. (2007), la méthode que nous avons développée a deux atouts : une mise en œuvre facile s'appuyant sur l'extraction de deux variables paysagères (les mares et l'indice de fermeture paysager), et une quantification du risque spatialisée basée sur des études statistiques. Néanmoins, avant d'aboutir à une carte de risque de transmission de la FVR pouvant être exploitée pour la surveillance et la prévention de la maladie (cf. §4.3), il y a nécessité de valider ces premiers résultats. Pour cela, des campagnes de collecte de données sérologiques et/ou entomologiques suivant un échantillonnage stratifié en fonction de l'occupation du sol seraient nécessaires.

4.2.2 L'approche par la modélisation temporelle

Les travaux détaillés dans l'article 1 sur le suivi des plans d'eau à partir d'images MODIS, présentent une méthode qui permet de connaître les grandes tendances de l'état hydrique de la mare. L'information reste qualitative et le pouvoir prédictif du modèle à éprouver. Ces travaux ont montré qu'il est difficile, voir impossible de réaliser un suivi temporel journalier

des mares temporaires à partir d'images de télédétection à haute et à très haute résolution. En revanche, le couplage entre la cartographie des mares, dans un premier temps, et le suivi temporel par la modélisation, dans un second temps (Article 2), améliore grandement le suivi des variations d'eau dans les mares temporaires.

Nous avons réussi, malgré un jeu de données limité, à développer un modèle hydrologique de vidange et de remplissage de mare, à la fois simple et robuste, et utilisant des données de télédétection pour l'estimation des paramètres du modèle. En effet, avec des coefficients de corrélation croisée élevés, les simulations de hauteurs d'eau montrent des résultats très satisfaisants, compte tenu des choix de départ effectués dans le contexte d'une zone géographique difficile d'accès et pauvre en données. La robustesse du modèle a également été confirmée par l'analyse de sensibilité des paramètres. Cette étude a montré que l'on pouvait utiliser les résultats des simulations de hauteurs d'eau avec une relative confiance, avec toutefois une contrainte déterminante : l'estimation des précipitations doit être la plus fine possible tant à l'échelle locale que temporelle. En effet, les résultats des simulations faites à partir des données de pluie estimées par télédétection (TRMM) ont donné des résultats mitigés, variables selon les années, probablement en raison de la résolution spatiale du capteur inadaptée à notre échelle d'étude.

Les simulations temporelles d'abondance de populations de moustiques à partir du modèle présenté dans l'article 4 ont montré de bons résultats qui ont été validés par des données de capture de moustiques. La taille du jeu de données de terrain sur les moustiques nous a contraints dès le départ à ne pas envisager de phase de calibration pour l'évaluation des paramètres biologiques des moustiques, et de ne baser leur estimation qu'au travers des références scientifiques. De même, le manque de données climatiques dans la zone d'étude nous a contraints à ne prendre en compte que la pluviométrie dans le modèle. Cela dit, la température n'étant pas limitante pour le développement des moustiques dans notre zone d'étude, l'hypothèse considérant l'eau comme le facteur déterminant dans le cycle de vie des deux espèces de moustiques considérées s'est révélée raisonnable. En dépit de ces limites, le modèle reproduit correctement les variations mesurées de dynamiques de populations des deux espèces, avec des coefficients de corrélation croisée acceptables. Ces résultats ont permis d'envisager de simuler l'abondance des moustiques *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes* sur plusieurs années mettant en évidence une forte variabilité interannuelle des densités de moustiques.

Notre travail confirme donc le potentiel d'une approche de modélisation appliquée à l'épidémiologie des maladies vectorielles. En effet, le développement de modèles simples et robustes, utilisant des données de télédétection pour l'estimation des paramètres, permet de simuler de façon suffisamment réaliste la dynamique des populations de vecteurs et ainsi

d'identifier les périodes à risque de la maladie. Néanmoins pour optimiser le modèle et les résultats, il y a nécessité de calibrer et valider le modèle avec des données entomologiques de terrain à finalité géomatique, c'est-à-dire de réaliser des captures d'insectes exhaustives et homogènes dans le temps et l'espace. Pour évaluer la robustesse du modèle, il serait également utile d'y appliquer une analyse de sensibilité. Enfin, une des améliorations principale du modèle serait la prise en compte de la distribution spatio-temporelle des hôtes, sachant que la densité des troupeaux double entre le mois de juin et le mois août. L'impact de cette dynamique sur les possibilités de transmission devrait considérablement améliorer les prédictions.

En conclusion, les objectifs posés au départ de cette thèse ont été en grande partie remplis. Par rapport à la question relative aux facteurs environnementaux déterminants permettant d'expliquer la distribution spatiale hétérogène de la maladie, l'utilisation d'un image THRS a permis de montrer que les mares entourées de végétation dense étaient bien plus à risque que les autres mares. L'indice de fermeture paysager s'est révélé comme un bon indicateur de l'incidence de la FVR, ce qui est intéressant en termes de prédiction car cette variable est plus accessible que les autres variables comme la taille de la mare qui évolue au jour le jour. Enfin, la modélisation spatiale a permis dans une moindre mesure d'expliquer la distribution temporelle des foyers de FVR, mais des validations et des améliorations restent encore à réaliser avant d'aboutir à un modèle prédictif.

4.3 Perspectives

Dans cette partie sont évoquées les perspectives du travail effectué durant la thèse, en particulier les améliorations scientifiques que l'on pourrait apporter, mais aussi les perspectives opérationnelles qui pourraient en découler.

4.3.1 Perspectives de recherche

Nous avons choisi de présenter essentiellement les perspectives de recherche liées à la modélisation éco-épidémiologique, car nous pensons que c'est le domaine le plus innovant de notre travail et qu'il ouvre de nombreuses pistes de recherche évoquées ci-après.

Pour évaluer la robustesse du modèle de population de moustiques, une analyse de sensibilité du modèle serait nécessaire. En plus d'évaluer la sensibilité des différents paramètres biologiques (taux de mortalité aux différents stades du moustiques et nombre d'œufs) du modèle sur les simulations, et d'estimer leur degré de relations, cette analyse permettrait d'identifier les paramètres les plus sensibles et de cibler des stratégies de contrôle sur les populations de vecteurs. Le modèle peut également permettre de choisir le moment opportun de cette lutte. Par exemple en fonction de la pente et de l'amplitude de la

courbe de population, on choisira le meilleur moment pour rompre cette dynamique. Pour compléter cette analyse de sensibilité, il serait intéressant d'effectuer une analyse inter-modèles afin d'évaluer l'impact du modèle hydrologique sur les réponses du modèle de population de moustiques. Il ne faut cependant pas perdre de vue que la lutte anti-vectorielle est difficile à mettre en œuvre car elle nécessite de gros moyens financiers, et qu'elle peut être à double tranchant : une présence de vecteurs et donc de virus peut assurer une immunité globale (assez classique pour les arboviroses en milieu tropical), et l'élimination des vecteurs de manière temporaire ou de façon incomplète peut conduire à la constitution d'un pool d'animaux naïfs immunologiquement.

Le modèle de population de moustiques que nous avons développé est volontairement simple, et des améliorations pourraient y être apportées. A titre d'exemple, on pourrait inclure dans le modèle la température qui a un effet sur la durée de transformation des larves, mais aussi sur le taux de mortalité adulte. La prise en compte de l'interannualité serait également intéressante, car elle permettrait de tester l'influence du stock d'œufs des *Ae. vexans* et des adultes *Cx. poicilipes* en diapause d'une année, sur la dynamique de population de moustiques de la saison des pluies suivante. Enfin, pour aller plus loin, il serait intéressant de prendre en compte les interactions entre les moustiques d'une mare et ceux des mares voisines, ce qui permettrait par exemple de simuler, à la fin de la saison des pluies, des effets de concentration de moustiques autour des grandes mares lorsque les petites sont vides.

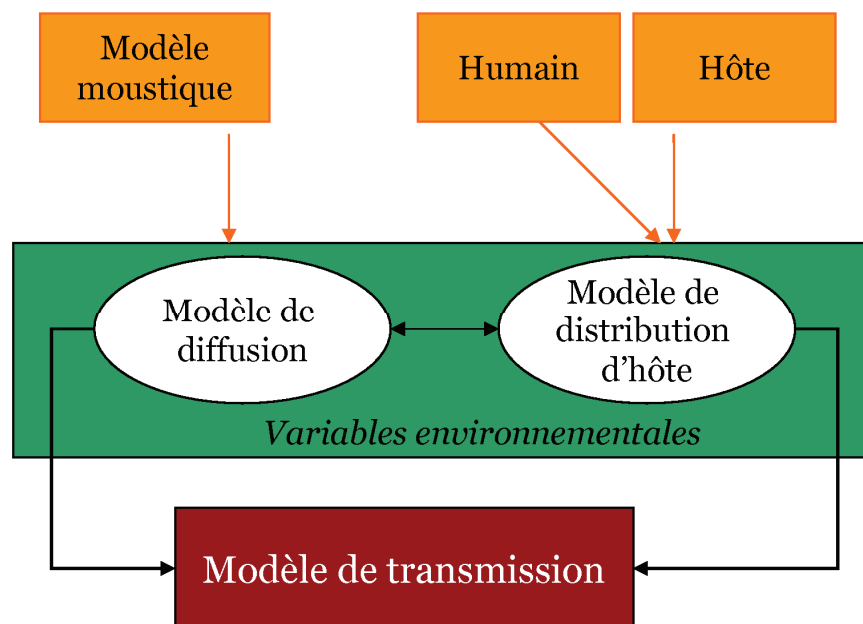


Figure 30 : Schéma des possibles améliorations du modèle de dynamique de population de moustique

La composante spatiale du modèle d'abondance de moustiques pourrait être améliorée en combinant le modèle d'abondance avec un modèle de diffusion spatiale des insectes (Figure 30). Cela permettrait de prendre en compte les relations de voisinage et les interactions entre éléments du paysage et moustiques, relations qui doivent jouer notamment à la fin de la saison des pluies où un « repli » des moustiques sur les grandes mares pourrait être simulé. Pour aller plus loin, on pourrait également introduire l'effet des parcs de nuit des animaux sur le déplacement des moustiques en quête d'un repas de sang. Néanmoins, il est impératif pour valider ces hypothèses de réaliser des campagnes entomologiques.

A terme, ce modèle intégrant la diffusion spatiale des moustiques en fonction des éléments du paysage pourrait être combiné avec un modèle « hôte », et ainsi permettre de calculer la capacité vectorielle ou le risque de transmission R_0 dans le temps et l'espace (Figure 30). Pour le modèle « hôte », on pourrait utiliser le modèle de densité d'hôtes développé par Pin Diop (2007) s'appuyant majoritairement sur un ensemble de variables paysagères dérivées de la végétation (type et richesse) et compléter le modèle en y intégrant les variations de hauteur d'eau journalières calculées par notre modèle hydrologique.

Enfin pour aller plus loin, la prise en compte des facteurs humains (fêtes religieuses...) et économiques (transhumances et circuits commerciaux). Une telle approche multifactorielle permettrait d'évaluer le rôle des différents facteurs (environnementaux, climatiques) et acteurs (insectes, animaux et humains) dans l'introduction, la diffusion et l'amplification du virus, et permettrait peut-être de répondre à la question de la circulation à bas bruit qui demeure encore.

4.3.2 Perspectives opérationnelles

La réalisation d'une carte des mares à risque basée sur le calcul du taux d'incidence à l'échelle du Ferlo permettrait de répondre à un réel besoin pour la surveillance de la FVR dans cette région. En effet, les troupes sentinelles de la région n'ont pas joué leur rôle en terme d'alerte précoce des épizooties mettant ainsi en cause le choix de leur distribution spatiale (Lancelot et al., 1990a). Dans ce contexte, il serait intéressant de proposer des cartes de mares à risque aux décideurs pour les aider dans le choix d'autres zones de surveillance et, plus généralement, pour orienter les activités de surveillance de la FVR dans cette région. Enfin, ces cartes pourraient être utilisées plus en amont, pour la prévention de la FVR, et plus particulièrement pour cibler des campagnes de vaccination sur des zones à risque, compte tenu de l'arrivée de vaccins plus efficaces aux effets secondaires atténués.

Pour une application de cette méthode de cartographie des zones à risque de transmission du virus de la FVR à l'ensemble de la région du Ferlo, il serait intéressant de tester d'autres

produits satellitaires qui ont une résolution spatiale moindre (entre 2,5 m et 5 m) mais suffisante pour la détection des mares, et qui offrent un champ d'acquisition plus large et à moindre coût (à titre d'exemple, les images acquises par le satellite SPOT5 sont facturées 1,5 €/km², alors que les images QuickBird sont à 13€/km²). Ces images permettraient ainsi de couvrir l'ensemble de la vallée à moindre coût et avec des temps de calcul moins longs.

Enfin, une application du modèle de dynamique de population de moustiques à l'ensemble de la vallée du Ferlo pourrait servir d'outil de surveillance des vecteurs de la FVR et d'outil d'alerte des grands foyers de FVR pour le Nord Sénégal. Cependant l'application de ce modèle à l'échelle régionale ou nationale reste difficile à envisager. Dans une optique de généralisation du modèle à l'ensemble de l'Afrique de l'ouest sahélienne, nous proposons de définir des zones éco-climatiques homogènes et d'adapter le modèle aux critères environnementaux et climatiques de ces zones. Dans notre cas, on peut considérer que la zone d'étude de Barkedji est représentative de l'ensemble de la vallée du Ferlo. On pourrait donc envisager, après validation sur un autre site de la vallée, d'appliquer le modèle de population de moustiques à l'unité écologique que constitue la vallée du Ferlo.

Dans une perspective opérationnelle, il serait intéressant de tester le modèle d'abondance de moustiques avec des données de pluie estimées par satellite autres que celles du satellite TRMM. Compte tenu des événements pluvieux particuliers qui caractérisent le milieu sahélien, les tests que nous avons réalisés avec les données TRMM (0,5° x 0,5°) et CMORPH (0,25° x 0,25°) n'ont pas permis de simuler correctement l'état hydrologique des mares. Une meilleure résolution spatiale permettrait de suivre en temps quasi-réel les variations de niveaux d'eau des mares, mais aussi l'abondance des moustiques, *Ae. vexans* et *Cx. poicilipes*. Il serait également intéressant de tester le modèle sur d'autres espèces de moustiques vectrices de maladies vectorielles comme la fièvre de West Nile qui sévit depuis plusieurs années dans notre région d'étude.

Enfin, dans une perspective opérationnelle à plus long terme, le modèle d'abondance de moustique qui dépend des « hauteurs d'eau » dans les mares, et donc de la pluviométrie, pourrait être utilisé pour tester différents scénarii climatiques et permettre ainsi d'étudier leur impact sur l'apparition de foyers de FVR dans le futur.

Enfin, de nombreux travaux en épidémiologie reposent sur de la modélisation pour prédire l'occurrence d'une maladie, et cibler les campagnes de prévention et de surveillance dans le temps et l'espace. Ces travaux sont majeurs pour la compréhension des maladies, mais dans une perspective opérationnelle, il est primordial de réfléchir à l'utilisation de ces modèles par les gestionnaires, afin de les aider à prendre des décisions économiquement réalistes.

Listes des tables

Tableau 1: Isolement viraux de RVF réalisés sur le terrain chez les moustiques lors des principales épidémies au Sénégal	19
Tableau 2 : Exemples d'études utilisant des données issues de la télédétection pour cartographier les maladies vectorielles (liste non-exhaustive).....	30
Tableau 3 : Provenance, durée de séjour, durée de parcours des troupeaux transhumant de Barkedji (Extrait Kane, 2003).....	51
Tableau 4 : Liste des images satellites disponibles.....	52
Tableau 5 : Liste des cartes thématiques issues des données d'OT.....	52
Tableau 6 : Inventaire des données topographiques disponibles	54
Tableau 7 : Liste des données pluviométriques et hydrologiques.....	54
Tableau 8 : Liste des données de moustiques capturés.....	56
Tableau 9 : Liste des données sur les troupeaux transhumants de Barkedji	57
Tableau 10 : Liste des données sérologiques collectées à Barkedji	57
Tableau 11 : Valeurs des paramètres obtenues après calibration des modèles dédiés aux mares situées dans (set 1) et en dehors (set 2) du lit du Ferlo.....	100
Tableau 12 : Comparaison entre les hauteurs d'eau estimées et simulées au travers du coefficient Nash. (Les valeurs en italique représentent les jeux de données utilisés pour la calibration).....	101

Listes des figures

Figure 1 : Schéma de la démarche générale adoptée durant la thèse	13
Figure 2 : Zones climatiques et distribution des principales épizooties/épidémies de Fièvre de la Vallée du Rift sur le continent Africain depuis 1930.....	16
Figure 3 : Schéma des différents modes de transmission de la Fièvre de la Vallée du Rift	17
Figure 4 : Hôtes potentiels du virus de la Fièvre de la Vallée du Rift selon leur sensibilité (les couleurs indiquent le degré de susceptibilité, le rouge représentant la catégorie la plus sensible)	20
Figure 5 : Exemples de paysages favorables aux épidémies/épizooties de FVR en Afrique.....	25
Figure 6 : Série chronologique d'indices NDVI et SST (NOAA-AVHRR) de l'Océan Indien comparés aux foyers de maladie de FVR observés au Kenya de 1982 à 1998 (Extrait de l'article Linthicum et al, 1999)	32
Figure 7 : Carte de risque de foyers de FVR prévue pour décembre 2006 dans la corne de l'Afrique (extraite de l'article Anaymba et al, 2008)	33
Figure 8 : Détection des mares et Zones de Présence potentielle de Moustiques (ZPOM) du 26/08/2003, Barkedji, Sénégal (Extrait de Marechal et al. 2008).....	36
Figure 9 : Modèle hôte - Densité de troupeaux prédite à partir de données d'Observation de la Terre, Barkedji, Sénégal (Extrait Pin-Diop et al, 2007)	37
Figure 10 : Modèle SEIR appliqué à la FVR (Extrait de Gaff et al., 2007).....	38
Figure 11 : Localisation des principales épizooties observées au Sénégal et au sud-ouest de la Mauritanie. Dans nos travaux, un foyer est qualifié d'épizootie lorsque des cas cliniques sont constatés	42
Figure 12 : Zone de ponte des moustiques Ae. vexans et Cx. poicilipes	43
Figure 13 : Départements et villes principales du Sénégal (Source CIRAD- PPZS).....	45
Figure 14 : Carte climatique du Sénégal (Source Pin-Diop, 2006).....	46
Figure 15: Carte de l'Unité Pastorale de Barkedji (Source Cirad - PPZS).....	48
Figure 16 : Cartes des itinéraires des transhumants de Barkedji	50
Figure 17 : Extrait de la carte d'occupation du sol réalisée à partir de l'image Quickbird acquise le 04/08/2005 (Extrait de Soti et al. 2011).....	53
Figure 18 : Visualisation de l'image Quickbird couvrant la zone d'étude de Barkedji avec la représentation des mares et la localisation des instruments de mesure de pluviométrie et de hauteurs d'eau (Région du Ferlo, Sénégal) ; Photos : a) mare de Barkedji, b) mare de Furdu et c) mare de Mous3 en September 2006.....	55
Figure 19 : Localisation des sites des différentes campagnes entomologiques menées à Barkedji, Sénégal, pendant la période de 1991 à 2003 et occupation du sol (Source : Pin Diop, 2007).....	56
Figure 20 : Distribution géographique des troupeaux sentinelles du système de surveillance de la fièvre de la Vallée du Rift en Afrique de l'Ouest (d'après Thiongane, 2008).....	58

Figure 21 : Correspondance entre les épizooties de FVR observées au Sénégal et en Mauritanie de 1987 à 2008 et les résultats du suivi sérologique des troupeaux sentinelles au Sénégal (d'après Lancelot, 2009)	58
Figure 22: Capacité des capteurs à détecter des mares en fonction de leur superficie.....	63
Figure 23 : Coefficients de corrélation croisée entre les valeurs NDVI et les hauteurs d'eau en phase de remplissage en 2001 et 2002. Exemple de la mare de Furdu, Région du Ferlo, Sénégal.....	64
Figure 24 : Taux d'incidence sérologique de la FVR chez les petits ruminants en fonction de l'indice de fermeture du paysage. (La ligne pleine représente le calcul du modèle, les lignes en pointillées représentent l'enveloppe de confiance)	77
Figure 25 : Carte des taux d'incidence sérologiques de la FVR chez les petits ruminants estimés et observés par mare en 2003 à Barkedji, Sénégal.....	78
Figure 26 : Résultats de la calibration des modèles pour les mares situées dans le lit (à gauche) et hors du lit du Ferlo (à droite). En rouge, les hauteurs d'eau simulées et en noir les hauteurs d'eau observées.	101
Figure 27 : Validation des simulations d'abondance de moustiques Cx. poicilipes (à gauche) et Ae. vexans (à droite) en 2002 et 2003 à la mare de Furdu (en rouge, les moustiques observés ; en noir, les moustiques simulés)	122
Figure 28 : Résultats des simulations d'abondance de populations de moustiques Ae. vexans et Cx. poicilipes de 1961 à 2003 à Barkedji, Senegal. La ligne rouge représente le pourcentage de prévalence de virus de FVR calculés à partir des suivis sérologiques des troupeaux sentinelles mis en place dans la région (FAO). Les étoiles correspondent aux années de foyers de FVR observés depuis 1987 : 1) Epidémie de 1987 en Mauritanie en Nord du Ferlo ; 2) Circulation virale importante sans épizootie à Barkedji ; 3) Epizootie à Barkedji	123
Figure 29: Représentation graphique des déterminants paysagers de la transmission d'une maladie. Les numéros font références aux dix propositions de l'article Lambin et al (2010). Les compartiments et numéros en orange correspondent aux points traités dans la thèse.	144
Figure 30 : Schéma des possibles améliorations du modèle de dynamique de population de moustique	151

Listes des annexes

Annexe 1 : Isolations de virus de la FVR sur des vecteurs arthropodes collectés sur le terrain, en Afrique (d'après Fontenille et al., 1998, Linthicum et al., 1985, Diallo et al., 2000, Shimshony et Barzilai, 1983)	168
Annexe 2 : Article de Lambin et al 2010	169

Références bibliographiques

- Abdel-Aziz, A. A., et al., 1980. Rift Valley fever as a possible cause of human abortions. *Trans R Soc Trop Med Hyg* 74, 685-6.
- Abdo-Salem, S., et al., 2010a. Risk assessment of the introduction of Rift Valley fever from the Horn of Africa to Yemen via legal trade of small ruminants. *Trop Anim Health Prod*
- Abdo-Salem, S., et al., 2010b. Risk assessment of the introduction of Rift Valley fever from the Horn of Africa to Yemen via legal trade of small ruminants. *Trop Anim Health Prod* 43, 471-480.
- Abu-Elyazeed, R., et al., 1996. Prevalence of anti-Rift-Valley-fever IgM antibody in abattoir workers in the Nile delta during the 1993 outbreak in Egypt. *Bull World Health Organ* 74, 155-8.
- Ahearn, S. and De Rooy, C., 1996. Monitoring the effects of dracunculiasis remediation on agricultural productivity using satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 17, 917-929.
- Al Qadasi, M. M., 2002. Rift Valley fever outbreak in Yemen, September 2000 to February 2001. *World Veterinary Congress*.
- Anyamba, A., et al., 2008. Prediction of a Rift Valley fever outbreak. *PNAS* 103, 955-959.
- Anyamba, A., et al., 2002. Mapping Potential Risk of Rift Valley Fever Outbreaks in African Savannas Using Vegetation Index Time Series Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* Vol. 68, , 137-145.
- Anyamba, A., et al., 2010. Prediction, Assessment of the Rift Valley Fever Activity in East and Southern Africa 2006-2008 and Possible Vector Control Strategies. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 83, 43-51.
- Ba, Y., et al., 2005. Aspects of bioecology of two Rift Valley fever virus vectors in Senegal (West Africa): *Aedes vexans* and *Culex poicilipes* (Diptera: Culicidae). *J Med Entomol* 42, 739-750.
- Balme, M., et al., 2006. Assessing the water balance in the Sahel: Impact of small scale rainfall variability on runoff: Part 1: Rainfall variability analysis. *Journal of Hydrology* 331, 336-348.
- Barral, H., 1982. Le Ferlo des Forages : gestion ancienne et actuelle de l'espace pastoral. *Orstom*, 85.
- Baylis, M., et al., 2001. Prediction of areas around the Mediterranean at risk of bluetongue by modelling the distributions of its vector using satellite imaging. *Vet. Rec.* 149, 639-643 (+erratum *Vet Rec* 2002 150(13) 404).
- Beck, L., et al., 1997. Assessment of a remote sensing based model for predicting malaria transmission risk in villages of Chiapas, Mexico. *Am J Trop Med Hyg* 56, 99-106.
- Beck, L. R., et al., 1994. Remote sensing as a landscape epidemiologic tool to identify villages at high risk for malaria transmission. *Am J Trop Med Hyg* 51, 271-80.
- Becker, N., 1989. Life strategies of mosquitoes as an adaptation of their habitats. *Bull. Soc. Vector Ecol.* 14, 6-25.
- Berticat, C., et al., 2008. Costs and benefits of multiple resistance to insecticides for *Culex quinquefasciatus* mosquitoes. *BMC Evolutionary Biology*
- Bhardwaj, N., et al., 2010. Vaccination with DNA Plasmids Expressing Gn Coupled to C3d or Alphavirus Replicons Expressing Gn Protects Mice against Rift Valley Fever Virus. *PLoS Neglected Tropical Diseases* 4(6), e725.
- Bicout, D. J. and Sabatier, P., 2004. Mapping Rift Valley Fever vectors and prevalence using rainfall variations. *Vector-Borne and Zoonotic Diseases* 4, 33-42.

- Blaschke, T. and Strobl, J., 2001. What's wrong with pixels ? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GeoBIT/GIS* 6, 12-17.
- Borg, A. F. and Horsfall, W. R., 1953. Eggs of floodwater mosquitoes. II. Hatching stimulus. *Annals Entomological Society of America* 46, 472-478.
- Bouyer, J., 1991. Logistic regression in epidemiology, Part I. *Revue d'Epidémiologie et de Santé Publique* 39, 79-87.
- Bouyer, J. 2002. Epidémiologie et modélisation : Exemple de la fièvre de la vallée du Rift au Sénégal. Thèse de l'Ecole Nationale Vétérinaire, Toulouse.
- Bouyer, J., et al., 2006. Mapping African Animal Trypanosomosis risk from the sky. *Vet Res* 37, 633-645.
- Brust, R. A., 1980. Dispersal behaviour of adult *Aedes sticticus* and *Aedes vexans* (*Diptera: Culicidae*) in Manitoba. *Can Entomol* 112, 31-42.
- Caminade, C., et al., 2010. Mapping Rift Valley fever and malaria risk over West Africa using climatic indicators. *Atmospheric Science Letters*
- Cappelle, J. 2010. Evaluation éco-épidémiologique du risque d'émergence du virus Influenza Aviaire Hautement Pathogène H5N1 dans le Delta Intérieur du Niger au Mali via l'avifaune sauvage. Thèse de l'Université de Montpellier 2, Montpellier.
- Causey, O. R., et al., 1950. Dispersal of forest mosquitoes in Brazil: further studies. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 30, 301-312.
- Chevalier, V., et al., 2005. Rift Valley fever in small ruminants, Senegal, 2003. *Emerg Infect Dis* 11, 1693-700.
- Chevalier, V., et al., 2008. Combating and predicting Rift Valley fever: a scientific and geopolitic challenge for the future? . *Am. Soc Microbiol.. Emerging Infection* 8. Editors: W. Michael Scheld, University of Virginia Health System, Scott M. Hammer, Columbia University College of Physicians and Surgeons, James M. Hughes, ASM Press, Chapt 10 468.
- Chevalier, V., et al., 2004. Exposure of sheep to mosquito bites: possible consequences for the transmission risk of Rift Valley Fever in Senegal. *Medical and Veterinary Entomology* 18, 247-255.
- Chevalier, V., et al., 2009. Endemic transmission of RVF in sénégál *Transboundary and Emerging Diseases* 56, 372-374.
- Clarke, K., et al., 1990. The use of remote sensing and geographic information systems in UNICEF's dracunculiasis (Guinea worm) eradication effort. *Prev Vet Med* 11,
- Clements, A. C. A., et al., 2007. Spatial risk assessment of Rift Valley fever in Senegal. *Vector-Borne and Zoonotic Diseases* 7, 203-216.
- Congalton, R., 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 37 35-46.
- Cross, E., et al., 1996. Use of weather data and remote sensing to predict the geographic and seasonal distribution of *Phlebotomus paptasi* in Southwest Asia. . *Am J Trop Med Hyg* 54, 530-6.
- Curran, P. J., et al., 2000. Linking remote sensing, land cover and disease. *Advances in Parasitology* 47, 37-80.
- D'Amato, N. and Lebel, T., 1998. On the characteristics of rainfall events in the Sahel, with a view to the analysis of climatic variability. *International Journal of Climatology* 18, 955-974.
- Daubney, R., et al., 1931. Enzootic hepatitis or Rift Valley fever: an undescribed disease of sheep, cattle and man from east Africa. *Journal of Pathology and Bacteriology* 89, 545-579.
- Davies, F. G., et al., 1992. Patterns of Rift Valley fever activity in Zambia. *Epidemiol Infect* 108, 185-191.

- Davies, F. G., et al., 1985. Rainfall and epizootic Rift Valley fever. *World Health Org Rep* 63, 941-943.
- Diallo, D., et al., 2008. Utilisation de taurillons traités aux insecticides dans la lutte contre les vecteurs des virus de la fièvre de la vallée du Rift et de la fièvre West Nile au Sénégal. *Bull Soc Pathol Exot* 101, 410-417.
- Diallo, M., et al., 2000. First isolation of the Rift Valley fever virus from *Culex poicilipes* (Diptera : Culicidae) in nature. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 62, 702-704.
- Diallo, M., et al., 2005. Mosquito vectors of the 1998-1999 outbreak of Rift Valley Fever and other arboviruses (Bagaza, Sanar, Wesselsbron and West Nile) in Mauritania and Senegal. *Medical and Veterinary Entomology* 19, 119-126.
- Diello, P., et al., 2005. 'Relations indices de Végétation-Pluie au Burkina Faso: Cas du Bassin Versant du Nakambé/Relationship between Rainfall and Vegetation Indexes in Burkina Faso: A Case Study of the Nakambé Basin',. *Hydrological Sciences Journal* 50, 221.
- Digoutte, J. P. and Peters, C. J., 1989. General aspects of the 1987 Rift Valley fever epidemic in Mauritania. *Res Virol* 140, 27-30.
- Diop, A. T. 2007. Dynamique écologique et évolution des pratiques dans la zone sylvopastorale du Sénégal : perspectives pour un développement durable. *Faculté des Sciences Economiques et de Gestion (FASEG)*,
- Diop, A. T., et al., 2004. Ponds of the Sylvopastoral Zone of Senegal. *Revue Elev. Méd. Vét. Pays trop.* 57, 77-85.
- Dister, S. W., et al., 1997. Landscape characterization of peridomestic risk for Lyme disease using satellite imagery. *Am J Trop Med Hyg* 57, 687-692.
- Favier, C., et al., 2006. Rift Valley fever in West Africa: the role of space in endemicity. *Tropical Medicine & International Health* 11, 1878-1888.
- Fontenille, D., et al., 1998. New vectors of Rift Valley fever in west Africa. *Emerging Infectious Diseases* 4, 289-293.
- Frappart, F., et al., 2009. Rainfall regime across the Sahel band in the Gourma region, Mali. *Journal of Hydrology* 375, 128-142.
- Freier, J., 1993. Eastern equine encephalomyelitis. *Lancet* 342, 1281-1283.
- Fryxell, J. M., et al., 2004. Predictive models of movement by Serengeti grazers. *Ecology* 85, 2429-2435.
- Gaff, H. D., et al., 2007. An epidemiological model of Rift Valley Fever. *Journal of Differential Equations* 115, 1-12.
- Gao, B., 1996. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* 58, 257-266.
- Garrett-Jones, C., 1964. Prognosis for interruption of malaria transmission through assessment of the mosquito's vectorial capacity. *Nature* 204, 1173-1175.
- Grimm, V., 1999. Ten years of individual-based modelling in ecology: what have we learned and what could we learn in the future? *Ecological Modelling* 115, 129-148.
- Guegan, J.-F. and Choisy, M., 2009. Introduction à l'Épidémiologie Intégrative des maladies infectieuses et parasitaires. *De Boeck Université*, p. 522
- Guerrini, L., et al., 2008. Fragmentation analysis for prediction of suitable habitat for vectors: example of riverine tsetse flies in Burkina Faso. *J Med Entomol* 45, 1180-6.
- Guis, H., et al., 2010. Mapping the impacts of climate change on vector-borne diseases: application to Orbiviruses. *GeoVet Conference*.
- Guis, H., et al., 2007. Use of high spatial resolution satellite imagery to characterize landscapes at risk for bluetongue. *Veterinary Research* 38, 669-683.

- Hardisky, M. A., Klemas, V., and Smart, R. M., 1983. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina alterniflora* canopies. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 49, 77–83.
- Harken, J. and Sugumaran, R., 2005. Classification of Iowa wetlands using an airborne hyperspectral image : a comparison of the spectral angle mapper classifier and an object-oriented approach. *Canadian Journal of remote sensing* 31, 167-174.
- Hartemink, N. A., et al., 2009. Mapping the basic reproduction number (R0) for vector-borne diseases: A case study on bluetongue virus. *Epidemics*, 1, 153-161.
- Hassan, A., et al., 1998a. Prediction of villages at risk for filariasis transmission in the Nile Delta using remote sensing and geographic information system technologies. *J Egypt Soc Parasitol* 28, 75-87.
- Hassan, A., et al., 1998b. Spatial analysis of lymphatic filariasis distribution in the Nile Delta in relation to some environmental variables using geographic information system technology. *J Egypt Soc Parasitol* 28, 119-31.
- Hay, S. I., et al., 1998. From predicting mosquito habitat to malaria seasons using remotely sensed data : practice, problems and perspectives. *Parasitology Today* 14, 306-312.
- Herold, N. D., et al., 2004. An evaluation of radar texture for land use/cover extraction in varied landscapes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 5, 113-128.
- Hoogstraal, H., et al., 1979. The Rift Valley fever epizootic in Egypt 1977-1978 2. Ecological and entomological studies. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene* 73, 624-629.
- Horritt, M. S., et al., 2001. Flood boundary delineation from synthetic aperture radar imagery using a statistical active contour model. *International Journal of Remote Sensing* 22, 2489-2507.
- Horsfall, W. R., 1955. Mosquitoes. Their bionomics and relation disease. The Ronald press company 7.
- Hurvich, C. M. and Tsai, C.-L., 1995. Model selection for extended quasi-likelihood models in small samples. *Biometrics* 51, 1077-1084.
- Jacob, B. G., et al., 2007. Remote and field level quantification of vegetation covariates for malaria mapping in three rice agro-village complexes in Central Kenya. 6 21, 13.
- Jouan, A., et al., 1990. Épidémie de Fièvre de la vallée du Rift en République islamique de Mauritanie. Données géographiques et écologiques. *Bulletin de la Société de Pathologie Exotique* 83, p. 611-620.
- Jouan, A., et al., 1989. Analytical study of a rift valley fever epidemic. *Research in Virology* 140, 175-186.
- Jouan, A., et al., 1988. An RVF epidemic in Southern Mauritania. *Annales de l'Institut Pasteur / Virologie* 139, 307-308.
- Jupp, P. G., et al., 2002. The 2000 epidemic of Rift Valley fever in Saudi Arabia : mosquito vector studies. *Med Vet Entomol* 16, 245-252.
- Kamagata, N., et al., 7-11 novembre 2005. Comparison of pixel-based and object-based classifications of high resolution satellite data in urban fringe areas”. 26th Asian Conference on Remote Sensing,. 6 p.
- Kane, I., 2003. Mobilité animale: facteur de risques zoo-sanitaires dans la zone des mares temporaires de Barkedji (zone agro-sylvo-pastorale du Ferlo Nord Sénégal). *Institut Sénégalais de Recherches Agricoles*, pp. 22.
- Kermack, W. O. and McKendrick, A. G., 1927. A contribution to the mathematical theory of epidemics. *Proc. R. Soc. London* p. 700.
- Kitron, U. and Kazmierczak, J., 1997. Spatial analysis of the distribution of Lyme disease in Wisconsin. . *Am J Epidemiol* 145, 558-66.

- Kitron, U., et al., 1996. Spatial analysis of the distribution of tsetse flies in the Lambwe Valley, Kenya, using Landsat TM satellite imagery and GIS. . Journal of Animal Ecology. 65, 372-80.
- Kozakiewicz, M., et al., 2000. Landscape approach to bank vole ecology. Polish Journal of Ecology 48, 149-161.
- Lacaux, J. P., et al., 2007. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: Application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal. Remote Sensing of Environment 106, 66-74.
- Lancelot, R., 2009. Animaux sentinelles en milieu tropical : vers un système intégré de surveillance. Epidémiologie et santé animale 56, 27-34.
- Lancelot, R., et al., 1989. Epidémiologie descriptive de la fièvre de la Vallée du Rift chez les petits ruminants dans le Sud de la Mauritanie après l'hivernage. Rev Elev Med Vet Pays Trop 42, 485-491.
- Lancelot, R., et al., 1990a. Epidémiologie descriptive de la fièvre de la Vallée du Rift chez les petits ruminants dans le Sud de la Mauritanie après l'hivernage. Rev Elev Med Vet Pays Trop 42, 485-491.
- Lancelot, R., et al., 1990b. [Descriptive epidemiology of Rift Valley fever in small ruminants in Southern Mauritania after the 1988 rainy season]. Rev Elev Med Vet Pays Trop 42, 485-91.
- Lancelot R., G. J.-P., Le Guenno B., Diallo B.C., Gandega Y., Guillaud M., 1989. Epidémiologie descriptive de la fièvre de la vallée du Rift chez les petits ruminants dans le Sud de la Mauritanie après l'hivernage 1988. Revue d'Elevage et de Médecine Vétérinaire des Pays Tropicaux 42, p. 485-491.
- Langlois, J., et al., 2001. Landscape structure influences continental distribution of hantavirus in deer mice. . Landscape Ecology 16, 255-266.
- Lasserre, F. and Descroix, L. 2005. Eaux et territoires : Tensions, coopérations et géopolitique de l'eau. . PU du Quebec, Canada.
- Lebel, T., et al., 2003. Seasonal cycle and interannual variability of the Sahelian rainfall at hydrological scales. Journal of Geophysical Research 108, 8389.
- Linard, C., et al., 2009. A multi-agent simulation to assess the risk of malaria re-emergence in southern France. Ecological Modelling 220, 160-174.
- Linthicum K. J., B. C. L., Davies F. G., Tucker C. J., 1987. Detection of Rift Valley fever viral activity in Kenya by satellite remote sensing imagery. Science 235, 1656-9.
- Linthicum, K. J., Anyamba, A., Tucker, C. J., Kelley, P. W., Myers, M. F., Peters, C. J., 1999. Climate and satellite indicators to forecast Rift Valley fever epidemics in Kenya. Science 285, 397-400.
- Linthicum, K. J., et al., 1987. Detection of Rift Valley fever viral activity in Kenya by satellite remote sensing imagery. Science 235, 1656-9.
- Linthicum, K. J., et al., 1991. Towards Real-Time Prediction of Rift-Valley Fever Epidemics in Africa. Preventive Veterinary Medicine 11, 325-334.
- Linthicum, K. J., et al., 1990. Application of polar-orbiting, meteorological satellite data to detect flooding of Rift Valley Fever virus vector mosquito habitats in Kenya. Med Vet Entomol 4, 433-8.
- Linthicum, K. J., et al., 1984. Observations of the biting activity of mosquitoes at a flooded Dambo in Kenya. Mosquito News 44, 595-598.
- Linthicum, K. J., et al., 1985a. Rift Valley fever virus. Isolations from *Diptera* collected during an inter-epidemic period in Kenya. Journal of Hygiene, Epidemiology and Immunology (Prague) 95, 197-209.
- Linthicum, K. J., et al., 1985b. A blood meal analysis of engorged mosquitoes found in Rift Valley fever epizootics area in Kenya. J Am Mosq Control Assoc 1, 93-5.

- Malone, J., et al., 1994. Temperature data from satellite images and the distribution of schistosomiasis in Egypt. *Am J Trop Med Hyg* 50, 714-22.
- Marechal, F., et al., 2008. Satellite imaging and vector-borne diseases: the approach of the French National Space Agency (CNES). *Geospatial Health* 3, 1-5.
- Marrama, L., et al., 2005. Domestic transmission of Rift Valley fever virus in Diawara (Senegal) in 1998. *Microbes Infect* 7, 682-687.
- Masuoka, P. M., et al., 2003. Use of IKONOS and Landsat for malaria control in the Republic of Korea. *Remote Sensing of Environment* 88, 187-194.
- McFeeters, S. K., 1996. The use of the normalised difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17, 1425–1432.
- McIntosh, B. M. and Jupp, P. G., 1981. Epidemiological aspects of Rift Valley fever in South Africa with references to vectors. *Contributions to Epidemiology and Biostatistics* 3, 92-99.
- McMichael, A. J., et al., 1996. Climate Change and Human Health. World Health Organization (WHO),
- McMichael, A. J., et al., 2006. Climate change and human health: present and future risks. *The Lancet* 367, 859-869.
- Meegan, J., et al., 1979a. Spread of Rift Valley fever virus from continental Africa. *The Lancet* 314, 1184-1185.
- Meegan, J. M. and Bailey, C. L., 1988. Rift Valley fever. In *Arboviruses Epidemiology and Ecology*. IV, 51-76.
- Meegan, J. M., et al., 1979b. An epizootic of Rift Valley fever in Egypt in 1977. *Vet Rec* 105, 124-125.
- Meegan, J. M., et al., 1978. Ecological and epidemiological studies of Rift Valley fever in Egypt. *J Egypt Public Health Assoc* 53, 173-5.
- Mondet, B., et al., 2005a. Relations entre la pluviométrie et le risque de transmission virale par les moustiques: cas du virus de la Rift Valley fever (RVF) dans le Ferlo (Sénégal). *Environnement, Risques et Santé* 4, 125-129.
- Mondet, B., et al., 2005b. Rainfall patterns and population dynamics of *Aedes* (*Aedimorphus*) *vexans arabiensis*, Patton 1905 (Diptera : Culicidae), a potential vector of Rift Valley Fever virus in Senegal. *Journal of Vector Ecology* 30, 102-106.
- Morse, S. S., 1995. Factors in the emergence of infectious diseases. *Emerg Infect Dis* 1, 7-15.
- Morvan, J., et al., 1992. Rift Valley fever epizootic in the central highlands of Madagascar. *Res Virol* 143, 407-15.
- Morvan, J., et al., 1991. Rift-Valley Fever on the East-Coast of Madagascar. *Research in Virology* 142, 475-482.
- Nabeth, P., et al., 2001. Rift Valley fever outbreak, Mauritania, 1998: seroepidemiologic, virologic, entomologic, and zoologic investigations. *Emerg Infect Dis* 7, 1052-1054.
- Ndiaye, P. I. 2006. Modélisation de la dynamique de population des moustiques *Aedes* en zoe sahéenne. ewemple des *Aedes vexans arabiensis* (Diptera: cilicidae) vecterus de la fièvre de la vallée du Rift en Afrique de l'ouest. Mathematics, Metz University and Gaston Berger de Saint Louis University,
- Ndione, J.-A., et al., 2008. Variabilite intra-saisonniere de la pluviometrie et emergence de la fievre de la vallee du rift dans la vallee du fleuve Senegal : Nouvelles considerations. *Climatologie* 5. 83–97,
- Ndione, J. A., et al., 2003. Environnement et épidémiologie de la fièvre de la vallée du Rift (FVR) dans le bassin inférieur du fleuve Sénégal. *Environnement, Riques et Santé* 2, 176-182.

- Nicholson, S. E., 1997. An analysis of the ENSO signal in the tropical Atlantic and western Indian Oceans. *Int. J. Climatol.* 17, 345-375.
- O'Malley, C. M., 1990. *Aedes vexans* (Meigen): an old foe. *Proc. N. J. Mosquito Control Assoc* 90-95.
- Omumbo, J. A., et al., 2002. Updating historical maps of malaria transmission intensity in East Africa using remote sensing. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 68, 161-166.
- Penny, M. M., et al., 2003. Use of IKONOS and Landsat for malaria control in the Republic of Korea. *Remote Sensing of Environment* 88, 187-194.
- Pin-Diop, R., et al., 2007. Remote sensing and géographic information systems to predict the density of ruminants, hosts of Rift Valley fever virus in the Sahel. *Veterinaria Italiana* series 42, 675-686.
- Pin, R. 2002. Etude du système pastoral dans la région de Barkedji (Ferlo, Sénégal) : occupation de l'espace par les pasteurs, en relation avec les ressources du milieu et les contraintes sanitaires. DEA "Structures et dynamiques spatiales", Aix-marseille I, Aix en Provence.
- Pin, R., 2004. Etude du système pastoral dans la région sahélienne de Barkédji (Ferlo, Sénégal) : occupation de l'espace par les pasteurs, en relation avec les ressources du milieu et les contraintes sanitaires. CIRAD, 36.
- Pin, R. 2006. Spatialisation du risque de transmission de la fièvre de la Vallée du Rift en milieu agropastoral sahélien du Sénégal septentrional. Thèse d'Université, Géographie, environnement, aménagement, Orléans.
- Pinauldt, G., 2009. Epizooties et géographie du commerce du bétail dans la Corne d'Afrique. *EchoGéo* 8, 8-15.
- Pope, K., et al., 1993. Remote sensing of tropical wetlands for malaria control in Chiapas, Mexico. *Ecological Applications* 4, 81-90.
- Pope, K. O., et al., 1992. Identification of Central Kenyan Rift-Valley Fever Virus Vector Habitats with Landsat Tm and Evaluation of Their Flooding Status with Airborne Imaging Radar. *Remote Sensing of Environment* 40, 185-196.
- Porphyre, T., et al., 2005. Modelling the abundance of mosquito vectors versus flooding dynamics. *Ecological Modelling* 183, 173-181.
- Raffy, M. and Tran, A., 2005. On the dynamics of flying insects populations controlled by large scale information. *Theor Popul Biol* 68, 91-104.
- Randolph, S., et al., 2008. Variable spikes in tick-borne encephalitis incidence in 2006 independent of variable tick abundance but related to weather. *Parasites & Vectors* 1-44.
- Randolph, S. E. and Rogers, D. J., 2000. Satellite data and disease transmission by vectors: the creation of maps for risk prediction. *Bull Soc Pathol Exot* 93, 207.
- Redfern, J. V., et al., 2003. Surface-water constraints on herbivore foraging in the Kruger National Park. *Ecology* 84, 2092-2107.
- Rego, F. L. and Koch, B., 2003. Automatic classification of land cover with high resolution data of the Rio de Janeiro city Brazil comparison between pixel and object classification J. (réd.) *Remote Sensing of Urban Areas*. 153-157.
- Reisen, W. K. and Mahmood, F., 1981. Relative abundance, removal sampling, and mark-recapture estimates of population size of *Anopheles culicifacies* and *An stephensi* at diurnal resting sites in rural Punjab province, Pakistan. *Mosq. News* 41, 22-30.
- Rejmánková, E., et al., 1995. Predictions of adult *Anopheles albimanus* densities in villages based on distance to remotely sensed larval habitats. *Am J Trop Meg Hyg* 53, 482-488.

- Roberts, D., et al., 1996. Predictions of malaria vector distribution in Belize based on multispectral satellite data. *Am J Trop Med Hyg* 54, 304-8.
- Robinson, T., et al., 1997. Mapping tsetse habitat suitability in the common fly belt of Southern Africa using multivariate analysis of climate and remotely sensed data. *Med Vet Entomol* 11, 235-245.
- Roche, B., et al., 2008. Multi-agent systems in epidemiology: A first step for computational biology in the study of vector-borne disease transmission. *BMC BioInformatics*
- Rodríguez, A., et al., 1996. Landscape surrounding human settlements and malaria mosquito abundance in southern Chiapas, Mexico. *J Med Entomol* 33, 39-48.
- Rogers, D., 1991. Satellite imagery, tsetse and trypanosomiasis. *Prev Vet Med* 11, 201-20.
- Rogers, D. and Williams, B., 1993. Monitoring trypanosomiasis in space and time. *Parasitology* 106, 77-92.
- Rogers, D. J. and Randolph, S. E., 1991. Mortality rates and population density of tsetse flies correlated with satellite imagery. *Nature* 351, 739-41.
- Rogers, D. J. and Randolph, S. E., 2000. The global spread of malaria in a future warmer world. *Science* 289, 1763-1766.
- Saluzzo, J. F., et al., 1989. Antigenic and biological properties of Rift Valley fever virus isolated during the 1987 Mauritanian epidemic. *Res Virol* 140, 155-64.
- Saluzzo, J. F., et al., 1987. Focus of Rift Valley fever virus transmission in southern Mauritania. *Lancet* 1, 504.
- Schaeffer, B., et al., 2008. Using a climate-dependent model to predict mosquito abundance: Application to *Aedes* (*Stegomyia*) *africanus* and *Aedes* (*Diceromyia*) *furcifer* (Diptera: Culicidae). *Infection, Genetics and Evolution* 8, 422-432.
- Shoemaker, T., et al., 2002. Genetic analysis of viruses associated with emergence of Rift Valley fever in Saudi Arabia and Yemen, 2000-2001. *Emerg Infect Dis* 8, 1415-1420.
- Smithburn, K. C., et al., 1940. A neutropic virus isolated from the blood of a native of Uganda. *Am J Trop Med Hyg* 20, 471-492.
- Soti, V., et al., 2010. The potential for remote sensing and hydrologic modelling to assess the spatio-temporal dynamics of ponds in the Ferlo Region (Senegal). *Hydrological Earth System Science* 14, 1449-1464.
- Soti, V., et al., 2009. Assessing optical Earth Observation Systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas *International journal of applied earth observation and geoinformation* 11, 344-351.
- Stey, J. J. and Schulz, K. H., 1955. *Aedes* (*Ochlerotatus*) *Caballus* Theobald, The south African vector of Rift Valley Fever. *S.A. Medical journal* pp.1114.
- Swanepoel, R., 1981. Observations on Rift Valley fever in Zimbabwe. *Contributions to Epidemiology and Biostatistics* 3, 83-91.
- Sy, O., 2009. Rôle de smares dans le gestion des systèmes pastoraux sahéliens du Ferlo. *Environnement, Nature, Paysage* 440,
- Thiongane, Y., 2008. Foyers et contrôle de la fièvre de la Vallée du Rift en Afrique de l'Ouest. In: OIE (éd.). *Ré-émergence de la fièvre de la Vallée du Rift en Afrique australe. Comment mieux prédire et réagir ?* Bloemfontein (Afrique du Sud) 29 p.
- Thiongane, Y., et al., 1991. Changes in Rift Valley fever neutralizing antibody prevalence among small domestic ruminants following the 1987 outbreak in the Senegal river basin. *Research in Virology* 142, 67-70.
- Thompson, D., et al., 1996. Bancroftian filariasis distribution and diurnal temperature differences in the southern Nile Delta. *Emerg Infect Dis* 2, 234-5.
- Thomson, M., et al., 1996. The ecology of malaria-as seen from Earth-observation satellites. *Ann Trop Med Parasitol* 90, 243-64.

- Thonnon, J., et al., 1999. Rift valley fever surveillance in lower Senegal river basin: update 10 years after the epidemic. *Tropical Medicine & International Health* 4, 580-585.
- Toure, O., 1997. La gestion des ressources naturelles en milieu pastoral : L'exemple du Ferlo sénégalais. *Développement durable au Sahel*. 125-143.
- Tourre, Y. M., et al., 2008. Mapping of zones potentially occupied by *Aedes vexans* and *Culex poicilipes* mosquitoes, the main vectors of Rift Valley fever in Senegal. *Geospatial Health* 3, 69-79.
- Townshend, J. R. G., et al., 2000. Beware of per-pixel characterization of landcover. *International Journal of remote sensing*, vol. 21, no. 4, p. 839-843. 21, 839-843.
- Tran, A., et al., 2010. Remote sensing and avian influenza: a review of image processing methods for extracting key variables affecting avian influenza virus survival in water from Earth Observation satellites. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation* 2 (1) 1-8.
- Tran, A., et al., 2008. Using remote sensing to map larval and adult populations of *Anopheles hyrcanus* (Diptera: Culicidae) a potential malaria vector in Southern France. *International Journal of Health Geographics* 7-9.
- Trawinski, P. R. a. D. S. M. V.-B. a. Z. D., , 2008. Meteorologically conditioned time-series predictions of West Nile Virus vector mosquitoes. *Vector-Borne and Zoonotic Diseases* 8, 505-522.
- Tucker, C. J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment* 8, 127-150.
- Van der Linde, T. C. D. K., et al., 1990. Development rates and percentage hatching of *Culex (culex) theileri theobald* (Diptera: culicidae) eggs at various constant temperatures. *Journal of the Entomological Society of Southern Africa* 53, 17-26.
- Vischel, T. and Lebel, T., 2007. Assessing the water balance in the Sahel: Impact of small scale rainfall variability on runoff. Part 2: Idealized modeling of runoff sensitivity. *Journal of Hydrology* 333, 340-355.
- Weicker, M., 1993. Nomades et sédentaires au Sénégal. Dakar : ENDA, pp. 161.
- Wilson, M. L., 1994. Rift-Valley Fever Virus Ecology and the Epidemiology of Disease Emergence. *Disease in Evolution* 740, 169-180.
- Xu, H. Q., 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27, 3025-3033.
- Zeller, H., 1997. La fièvre hémorragique de Crimée-Congo. *Annales de l'Institut Pasteur / actualités* 8, 257-266.
- Zeller, H. G., et al., 1995. Rift Valley fever epizootic in small ruminants in southern Mauritania (October 1993): risk of extensive outbreaks. *Ann Soc Belg Med Trop* 75, 135-40.
- Zeller, H. G., et al., 1997. Enzootic activity of Rift Valley fever virus in Senegal. *Am J Trop Med Hyg* 56, 265-272.

Annexes

Annexe 1 : Isolations de virus de la FVR sur des vecteurs arthropodes collectés sur le terrain, en Afrique (d'après Fontenille et al., 1998, Linthicum et al., 1985, Diallo et al., 2000, Shimshony et Barzilai, 1983)

Espèce	Nombre d'isolats	Localisation	Année
<i>Aedes africanus</i>	?	Ouganda	1956
<i>Aedes caballus</i>	?	Afrique du Sud	1953
<i>Aedes cinereus</i>	?	Afrique du Sud	1974-75
<i>Aedes circumluteolus</i>	?	Afrique du Sud	1956
	?	Ouganda	1955
<i>Aedes cumminsii</i>	1	Burkina Faso	1983
	1	Kenya	1981-84
<i>Aedes dalzieli</i>	3	Kédougou, Sénégal	1974
	1	Kédougou, Sénégal	1983
<i>Aedes dentatus</i>	?	Zimbabwe	1969
<i>Aedes dendrophilus</i>	?	Ouganda	1948
<i>Aedes furcifer</i>	1	Burkina Faso	1983
<i>Aedes juppi</i>	?	Afrique du Sud	1974-75
<i>Aedes lineatopennis</i>	?	Zimbabwe	1969
	?	Kenya	1978
	9	Kenya	1981-84
<i>Aedes ochraceus</i>	3	Barkedji, Sénégal	1993
<i>Aedes palpalis</i>	1	République Centrafricaine	1969
<i>Aedes tarsalis</i>	?	Ouganda	1948
<i>Aedes vexans</i>	10	Barkedji, Sénégal	1993
	7	Arabie Saoudite	2000
<i>Anopheles cinereus</i>	?	Afrique du Sud	1974-75
<i>Anopheles christyi</i>	2	Kenya	1981-84
<i>Anopheles coustani</i>	?	Zimbabwe	1969
	?	Kenya	1978
<i>Anopheles pharoensis</i>	2	Kenya	1981-84
<i>Coquillettidia fuscopennata</i>	?	Ouganda	1960
<i>Culex antennatus</i>	1	Nigeria	1967-70
	3	Kenya	1981-84
<i>Culex pipiens</i>	2	Egypte	1978
<i>Culex poecilipes</i>	36	Diawara, Sénégal	1998
<i>Culex rubinotus</i>	1	Kenya	1981-84
<i>Culex theileri</i>	?	Afrique du Sud	1953
	?	Afrique du Sud	1956
	?	Afrique du Sud	1970
	?	Afrique du Sud	1974-75
	?	Zimbabwe	1969
<i>Culex tritaeniorhynchus</i>	6	Arabie Saoudite	2000
<i>Culex vansomerini</i>	1	Kenya	1981-84
<i>Culex zombaensis</i>	1	Kenya	1981-84
<i>Culicoides sp.</i>	2	Nigeria	1967-70
	?	Kenya	1978
<i>Eretmapodites spp.</i>	?	Ouganda	1948
<i>Eretmapodites quinquevittatus</i>	?	Afrique du Sud	1971
<i>Mansonia africana</i>	?	Ouganda	1959
	1	République Centrafricaine	1969
<i>Mansonia uniformis</i>	?	?	?
<i>Simulium spp.</i>	?	Afrique du Sud	1953



RESEARCH

Open Access

Pathogenic landscapes: Interactions between land, people, disease vectors, and their animal hosts

Eric F Lambin^{1,2*}, Annelise Tran^{3,4,5}, Sophie O Vanwambeke¹, Catherine Linard⁶, Valérie Soti³

Abstract

Background: Landscape attributes influence spatial variations in disease risk or incidence. We present a review of the key findings from eight case studies that we conducted in Europe and West Africa on the impact of land changes on emerging or re-emerging vector-borne diseases and/or zoonoses. The case studies concern West Nile virus transmission in Senegal, tick-borne encephalitis incidence in Latvia, sandfly abundance in the French Pyrenees, Rift Valley Fever in the Ferlo (Senegal), West Nile Fever and the risk of malaria re-emergence in the Camargue, and rodent-borne Puumala hantavirus and Lyme borreliosis in Belgium.

Results: We identified general principles governing landscape epidemiology in these diverse disease systems and geographic regions. We formulated ten propositions that are related to landscape attributes, spatial patterns and habitat connectivity, pathways of pathogen transmission between vectors and hosts, scale issues, land use and ownership, and human behaviour associated with transmission cycles.

Conclusions: A static view of the "pathogenecity" of landscapes overlays maps of the spatial distribution of vectors and their habitats, animal hosts carrying specific pathogens and their habitat, and susceptible human hosts and their land use. A more dynamic view emphasizing the spatial and temporal interactions between these agents at multiple scales is more appropriate. We also highlight the complementarity of the modelling approaches used in our case studies. Integrated analyses at the landscape scale allows a better understanding of interactions between changes in ecosystems and climate, land use and human behaviour, and the ecology of vectors and animal hosts of infectious agents.

Introduction

The emergence and re-emergence of vector-borne and zoonotic diseases is controlled by ecosystem changes at the landscape level, in addition to other factors [1]. Spatial (or landscape) epidemiology is defined as the study of spatial variation in disease risk or incidence [2]. An integrated analysis at the landscape scale allows a better understanding of interactions between changes in ecosystems and climate, land use and human behaviour, and the ecology of vectors and animal hosts of infectious agents. Although Hippocrates already recognized the importance of the environment on health, scientists such as Jacques May and Eugene Pavlovsky formalized these ideas in the 20th century. Medical geography was

defined as the study of the distribution of manifested and potential diseases over the earth's surface followed by the study of correlations between these and environmental factors [3]. The Russian epidemiologist Pavlovsky coined the term "landscape epidemiology":

Figuratively speaking, the existence of the natural focus of a transmissible disease depends on a continuous interaction of the quintet (five) of its prerequisites associated with a specific geographic landscape [4].

These five prerequisites were listed as:

(1) Animal donors; (2) vectors; (3) animal recipients; (4) the pathogenic agent itself in an infective state, (5) the influence of factors of the external environments contributing to an unhindered transmission of infection from one organism to another (circulation of pathogenic agent) [4].

* Correspondence: eric.lambin@uclouvain.be

¹Georges Lemaître Centre for Earth and Climate Research, Earth and Life Institute, University of Louvain, 3 place Pasteur, Louvain-la-Neuve, B-1348, Belgium

Full list of author information is available at the end of the article

Spatial interactions between these agents in a landscape explain patterns of infection risk and may contribute to disease emergence. Analysing these complex landscape systems of interacting agents requires an interdisciplinary approach. Data from different sources and collected at different scales need to be linked, using innovative analytic methods.

As part of a broader project on the impact of environmental changes on vector-borne diseases, we conducted a series of landscape scale studies of different disease systems in Europe and West Africa. These studies allowed better understanding of the influence of landscapes on the transmission of each of these infections. Here we present a review of the key findings from these case studies on the impact of land changes on emerging or re-emerging diseases that are transmitted by arthropod vectors and/or have an animal origin (zoonoses). Through an inductive approach, we identify general principles governing spatial epidemiology, outlining a set of propositions of general validity for different diseases and geographic contexts. All these propositions are related to spatial patterns and processes associated with transmission cycles at the landscape scale. Together, they contribute to advance the theory of spatial epidemiology.

Methods

Analytic tools used for the case studies

We developed various methods to understand interactions between land change, vectors, animal and human hosts. It was crucial to develop tools to link the various components of disease systems across space and to model spatial interactions. These innovations in analytic methods were a key component for developing an integrated approach of disease systems. For each site, we produced detailed land cover maps based on remote sensing data at medium to fine spatial resolutions and extracted landscape metrics. We also mapped land surface brightness, greenness, and wetness based on these data. Various spatial statistical models were used. Habitat suitability models relate the presence or abundance of vectors or animal hosts to landscape predictors that represent aspects of the species' habitat- e.g., vegetation cover, landscape configuration, surface moisture, topography, soil types. The spatial units for these models were small plots for which field observations on vector presence or abundance were collected. A variant models infection prevalence among vectors and/or hosts, as measured by field trapping in different landscapes. Another type of spatial statistical models used human cases, as compiled by public health records. Explanatory variables in these models are demographic and socio-economic variables from census data, land use maps including types of settlements, proxy variables for risk

behaviours, climate and land cover. The spatial units of these latter models are administrative units at which census data are aggregated.

The Basic Reproductive Rate (R_0) - which quantifies the average number of new infections that will arise from introducing an infective host into a susceptible population [5] - has been extensively used [6,7]. R_0 is generally estimated at the aggregate level of populations. In estimating R_0 , the degree of contact between people and vectors is an essential factor for disease dynamics. Factors influencing people-vector contacts include the relative population densities and spatial distributions of both vectors and people [2], and their movements and behaviours. Previous studies based on R_0 have often assumed a constant value across space of the human biting rate, given the difficulty in obtaining spatially-explicit and quantitative estimates of this variable. By coupling R_0 models with spatial statistical models, we spatialized R_0 and therefore better represented the spatial heterogeneity in the risk of establishment of an infection. Among the various input variables forming R_0 , the vector-host ratio displays the greatest spatial heterogeneity. By combining fine-scale land cover variables and coarse-scale climatic variables, we predicted the spatial distribution of vectors. This was then integrated with maps of human host distribution to spatialize the vector-host ratio in the R_0 formula [8,9]. A few previous studies attempted to spatialize R_0 [10-12], mostly for diseases that are transmitted directly (e.g., foot-and-mouth disease, avian influenza). These studies identified high-risk areas based on landscape data and explored characteristics of epidemics, such as the spread distance, and the efficacy of control measures. Hartemink et al. [13] investigated a spatial R_0 at district level for the veterinary blue tongue disease in the Netherlands.

We also developed a spatially-explicit modelling approach to represent spatial variations in people-vector contacts at the landscape scale using multi-agent simulations (MAS) [14]. An agent is an autonomous computer entity capable of interacting with other agents and adapting its behaviour to a changing environment [15,16]. Agents can represent heterogeneous entities, e.g. people, animals, institutions, or land parcels, with their specific attributes and decision rules. The agent-based approach allows simulation and understanding of complex systems through the modelling of discrete events [17]. MAS can be used as a virtual laboratory to test hypotheses impossible to test in the field. MAS are particularly well suited to model disease systems as they combine biological, environmental and social processes.

Finally, we developed a spatially-explicit population dynamics model of mosquito populations [18,19], integrating the dynamics of their breeding sites (water bodies in which the females lay their eggs), the presence

of hosts, and landscape attributes controlling the spread of mosquitoes. The model is mechanistic as it uses an *a priori* mathematical description of the main processes determining mosquito population dynamics. It is also deterministic as it represents an average behaviour of the population an approach that is well adapted for large populations, such as mosquito populations.

Method to generalize across the case studies

The set of propositions described below were generated in an inductive manner, by generalisation from the set of empirical studies that we conducted. For each case study, we extracted the main conclusion(s) on the role of land use and land cover in the transmission cycle. The validity of these conclusions was then evaluated for each of the other case studies. In a synthesis table, we identified all the case studies for which a particular conclusion was empirically supported. We also identified disease systems for which the literature suggests that this conclusion may be valid.

The eight case studies

We summarize below and in Table 1 the case studies reviewed here.

West Nile virus (WNV) transmission in the Senegal River basin

Chevalier et al. [20] conducted a serological study on horses in five ecologically contrasted regions of the Senegal River basin (Senegal) to assess WNV transmission. Blood samples were taken from 367 horses from the five regions and screened by ELISA for anti-WNV IgM and IgG. Positive samples were then confirmed by seroneutralization. The seroprevalence rate was 85% overall but it varied significantly between sites. To assess

whether environmental conditions could explain these differences, a land cover map was derived from two satellite images from the dry and wet seasons, and the surface covered by each land-cover type was calculated for each study area. Environmental data were analysed using principal components analysis and generalized linear mixed models.

Tick-borne encephalitis (TBE) incidence in rural parishes of Latvia

Vanwambeke et al. [21] investigated the landscape-level factors influencing TBE incidence in rural parishes of Latvia, distinguishing between land cover, use and ownership. Land cover was used to depict the ecological suitability of the landscape for ticks and their hosts. Landscape composition and configuration were extracted from land cover maps. Land use represented human exposure to ticks, mostly through visits to forests. It was measured using proxy variables extracted from agricultural and household censuses. Land ownership of forests represented the accessibility to vector habitats for the public. Data were analysed using non-spatial and spatial negative binomial regression models.

Sandfly abundance in the French Pyrenees

A spatially-explicit R_0 model was developed for canine leishmaniasis in the French Pyrennées [9]. An important variable for such a model is the density of the vector, which was estimated continuously in space using multivariate regression models. Based on extensive field trapping of sandflies, and using landscape composition and configuration at a medium spatial resolution and remotely sensed climate-related factors at a coarse spatial resolution, the abundance of sandflies was predicted throughout the study area. This was then used as an input for the calculation of a spatially-explicit R_0 .

Table 1 Description of the eight case studies included in the review

	WNV Senegal	TBE Latvia	Sandflies Pyrenees	RVF Senegal	WNV Camargue	PUUV Belgium	Lyme Belgium	Malaria Camargue
<i>Pathogen</i>	flavivirus	flavivirus	protozoan parasite	phlebovirus	flavivirus	hantavirus	spirochetal bacteria	eukaryotic protist
<i>Vector or host</i>	mosquito	tick	sandfly	mosquito	mosquito	rodent	tick	mosquito
<i>Region</i>	Senegal river basin	Latvia/ northeastern Latvia	French Pyrenees	Ferlo, Senegal	Camargue, France	Belgium	Belgium	Camargue, France
<i>Scale</i>	department	country	3 departments	department	ecounit	country	country	ecounit
<i>Spatial resolution</i>	30 m	100-30 m	30 m	2.4 m	30 m	30 m, municipality	municipality	30 m
<i>Climate</i>	semi-arid	temperate	mediterranean	semi-arid	mediterranean	temperate	temperate	mediterranean
<i>Field data</i>	horse serology	human cases	sandfly trapping	ruminant serology	horse & bird serology	rodent serology; human cases	human cases	mosquito trapping
<i>Analyses</i>	statistical	statistical	statistical	statistical; simulation model	simulation model	statistical	statistical	Multi-agent simulation

Rift Valley Fever (RVF) in the semi-arid region of the Ferlo, Senegal

The impact of landscape variables on the transmission of RVF in small ruminants was investigated in the semi-arid region of Barkedji, Ferlo, Senegal [22]. The relationship between landscape features, derived from a very high spatial resolution image, and serologic incidence was analysed statistically using a mixed-effect logistic regression model. A model of mosquito population dynamics was also developed. This model, based on current knowledge on the biology of the two RVF vectors species, *Aedes vexans* and *Culex poicilipes*, takes into account the main events of the mosquito life cycle and climatic fluctuations. Simulations of daily spatial and temporal variations in the area of temporary ponds around a village in Senegal relied on the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) rainfall product [18,19]. Mosquito population dynamics was simulated based on variations in water level and surface.

Animal hosts of West Nile Fever (WNV) in the Camargue region

Based on the seasonal distribution of mosquito and bird populations, simulations of introduction, amplification and emergence of WNV under different realistic scenarios were produced and compared with seroprevalence measured in horse and bird populations [23].

Rodent-borne Puumala hantavirus (PUUV) in Belgium

The link between environmental features and PUUV prevalence in bank vole population was investigated in Belgium. Linard et al. [24] explored the relationship between environmental variables and host abundance, PUUV prevalence in the host, and human cases of nephropathia epidemica. Statistical analyses were carried out on 17 broadleaf forest sites. To understand causal pathways between environment and disease risk, the study distinguished between environmental factors related to the abundance of hosts, such as land-surface attributes, landscape configuration, and climate, and factors that may favour virus survival in the environment, such as climate and soil attributes. A national scale model explained the spatial distribution of PUUV human infections at the municipality level [25].

Geographic distribution of human cases of Lyme borreliosis (LB) in Belgium

The impact of fine-grained landscape patterns on the exposure of people to LB infection was also investigated in Belgium. A combination of factors linked to the vector and host populations, landscape attributes, and socio-economic factors were included in a negative binomial regression to explain the number of LB cases per municipality [25].

Risk of malaria re-emergence in the Camargue

A larval index for the main potential vector of malaria in the Camargue area, *Anopheles hyrcanus*, was defined as

the probability of observing its larvae in a given site at least once over a year. It was mapped by associating in a statistical model environmental indices that were derived from high spatial resolution imagery and entomological field data (Figure 1) [26]. Linard et al. [14] developed a spatially-explicit multi-agent simulation representing the spatio-temporal dynamics of interactions between the agents that could influence malaria transmission in the Camargue: people, mosquitoes, animal hosts and landscape. This model integrates movements and behaviours of people and vectors, and factors influencing transmission risk spatially. The model allowed testing potential drivers of malaria re-emergence such as changes in biological attributes of vectors, agricultural practices, land use, tourism activities and climate. Scenarios of possible futures varied the value of exogenous variables (e.g., tourist population visiting the area), initial conditions (e.g., land cover, in response to changes in land use policies or market forces) or parameters (e.g., level of protection of visitors against mosquito bites) [27].

The ten propositions

1. Landscape attributes may influence the level of transmission of an infection

This general proposition applies to all our studies (Table 2). The distribution, density, behaviour, and population dynamics of arthropod vectors and their non-human hosts are partially controlled by landscape features. The spatial distribution of vectors and the level of transmission is thus influenced by the environment [28,29]. This was illustrated by studies testing the relationship between disease occurrence and environmental features [30,31]. The case of WNV in Senegal illustrates this link, and the subsequent propositions provide details on the causal links between landscapes and diseases (Figure 2). In the serological study in the Senegal River basin, Chevalier et al. [20] found that IgG seroprevalence rate in horses was decreasing with proximity to seawater, flooded banks and salted mudflats. These landscape features acted as protective factors as they are highly unfavourable to the presence of *Culex* mosquitoes, the main WNV vectors. In Senegal, environmental constraints on vector distribution are more limitative for WNV transmission than bird distribution. Similar results were observed in the Camargue region, France and in Iowa, also with significant relationships between landscape features and seroprevalence of WNV [32,33], with different risk and protective factors though. This highlights the need for a landscape scale analysis of infections, especially when there are multiple possible hosts and vectors species.

2. Spatial variations in disease risk depend not only on the presence and area of critical habitats but also on their spatial configuration

Numerous studies aimed at understanding associations between land cover and disease risk focus on the

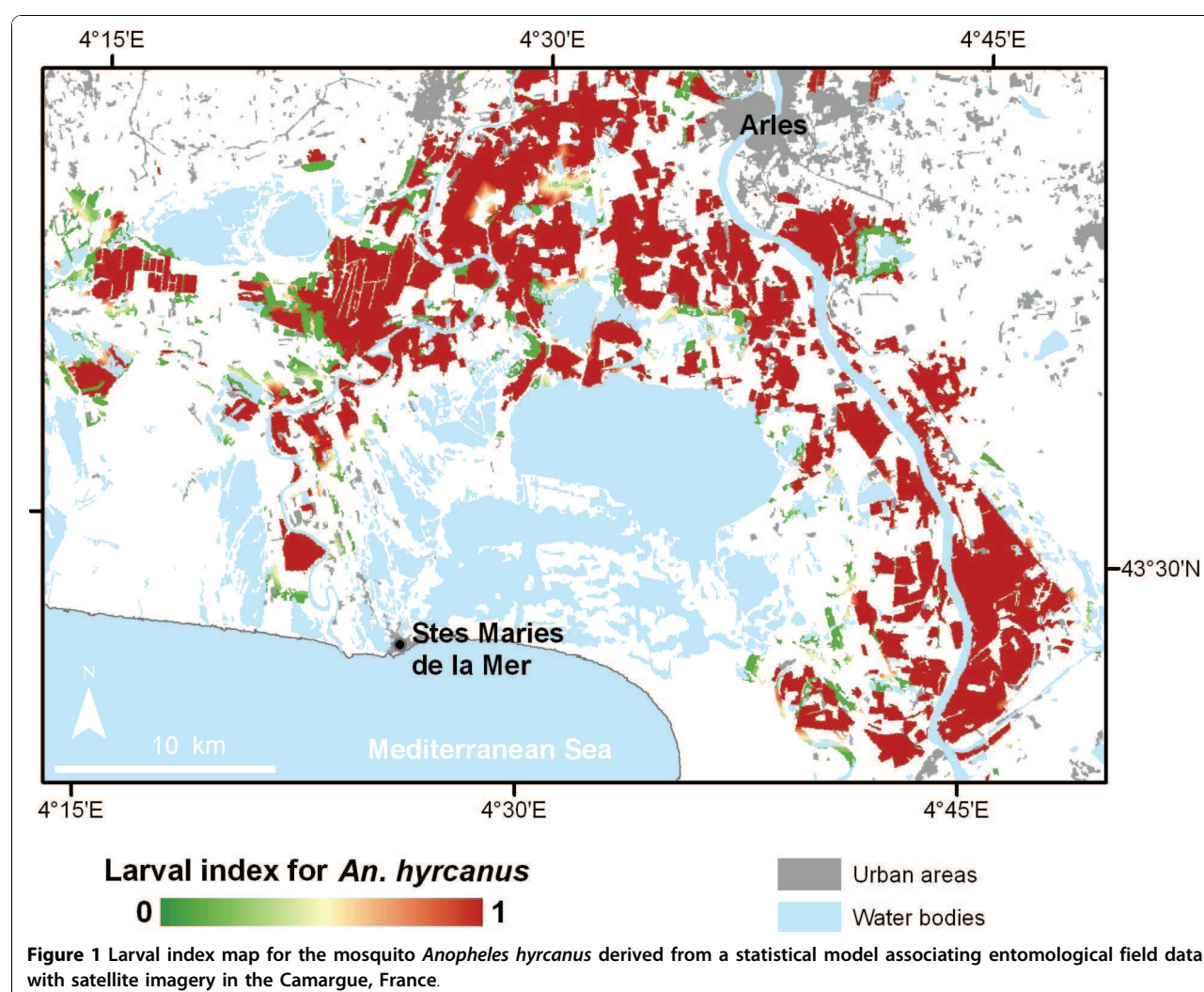


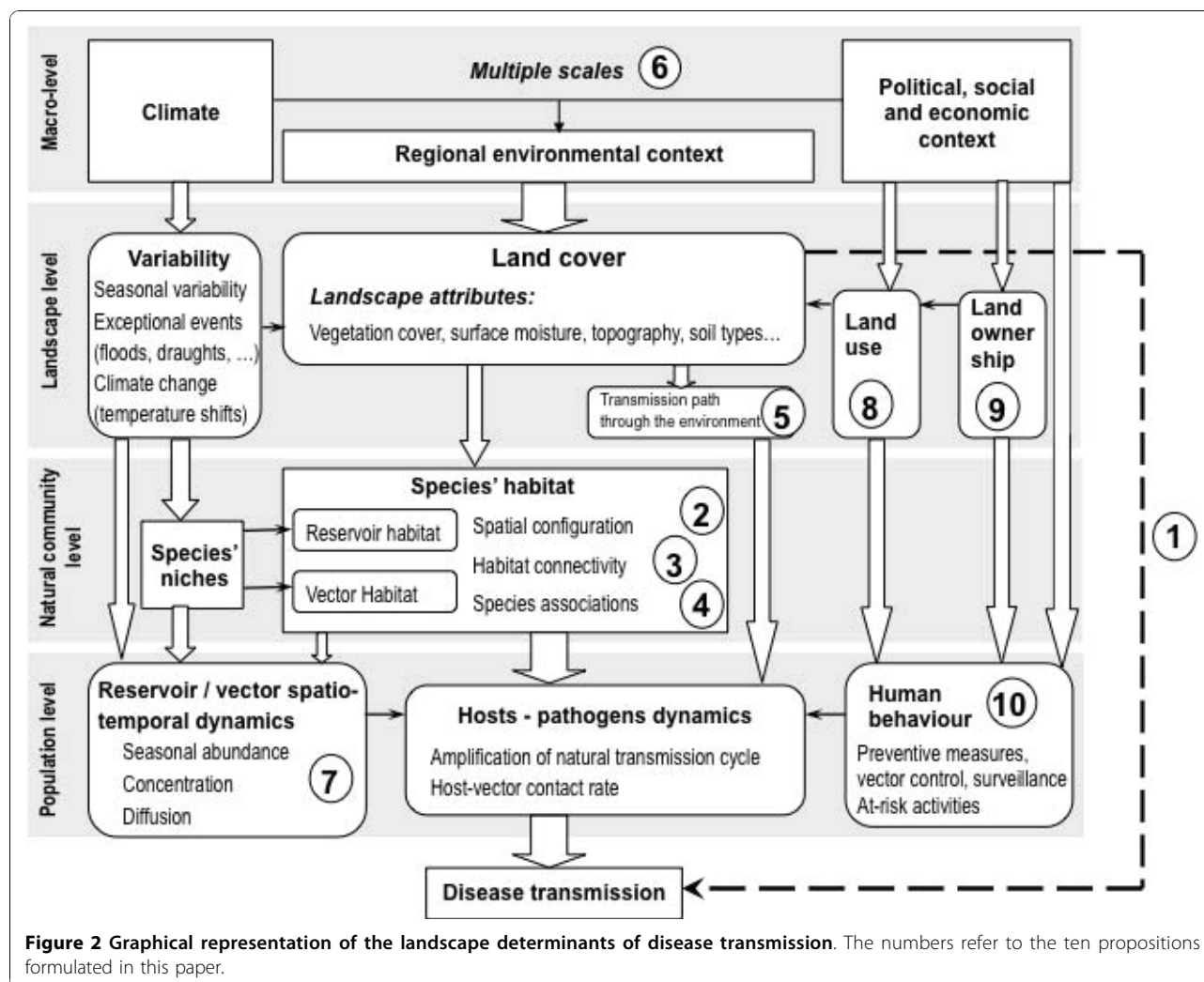
Table 2 Validation of the ten propositions proposed in this paper with the eight case studies included in the review

	WNV Senegal	TBE Latvia	Sandflies Pyrenees	RVF Senegal	WNF Camargue	PUUV Belgium	Lyme Belgium	Malaria Camargue
1. Landscape attributes	E	E	+	E	E	E	E	+
2. Spatial configuration		E	E		+	E	E	
3. Habitat connectivity				E	+	E		
4. Species associations	+	+			E	+	+	
5. Transmission paths		+				E	+	
6. Multiple scales		E	E	+		E		
7. Concentration, diffusion				E	+			E
8. Land use		E				E	E	+
9. Land ownership		E						
10. Human behaviour		E				E	E	E

E: empirical evidence from that case study.

+: case study is consistent with the proposition, based on the literature.

-: case study is in disagreement the with proposition, based on the literature.



presence of critical habitats for vectors or reservoir hosts [34-40]. In most cases, the surface area of those habitats was used to quantify landscape characteristics, ignoring their spatial configuration. Yet, more complex and fragmented landscapes are associated with more ecotones (i.e., transition areas between two adjacent ecosystems), which increase the likelihood of contacts between species associated with various habitats [41]. Moreover, fragmented landscapes provide more habitats for edge species, and a greater diversity of resources. For example, ecotones between forests and open areas commonly have high tick densities [42], as well as higher incidence of infection [43]. The incidence of LB was significantly associated with the importance of land cover edges between forest and herbaceous land cover types in the US [44,45]. Allan et al. [46] found an increasing density of infected tick nymphs with decreasing size of forest patch. In Belgium, Linard et al. [25] showed that the probability of LB infection was higher in areas with a

large interface between settlements and forests in peri-urban areas. In the multivariate statistical analysis of TBE incidence in rural parishes of Latvia [21], human cases of TBE were associated with the mean area of forest patches, their shape, and the proportion of mixed and transitional vegetation cover types around forests. Conversely, TBE incidence was lower not only where there were relatively large areas of unfavourable land covers for ticks, such as arable land, but also where forests were surrounded by agricultural land. Similar results were found in the statistical model predicting the abundance of the sandfly *Phlebotomus ariasi* in the French Pyrenees [9]. It was best predicted with landscape descriptors measured in a 1000-m buffer, including Shannon's landscape diversity index (i.e., a measure of the diversity and balance in landscape composition), the proportion of forests, and the mean area of forest patches. Others studies on different vector-borne and zoonotic diseases highlighted the importance of habitats

configurations for infection transmission. For example, Pradier et al. [32] showed a significant association between WNV's level of circulation in Southern France and a landscape metrics measuring the degree of interweaving of land cover classes. Graham et al. [31] also demonstrated that habitat form was related to the prevalence in China of human alveolar echinococcosis caused by a helminth, the tapeworm *Echinococcus multilocularis*.

3. Disease risk depends on the connectivity of habitats for vectors and hosts

The proximity of vector and host habitats may not result in a high level of risk if these critical habitats are not connected spatially by landscape features favourable to the circulation of vectors and/or hosts. Spatial diffusion of vectors is particularly crucial in the case of mosquito-borne diseases. At night, when female mosquitoes generally feed, most of the hosts (e.g., humans, cattle) are immobile. The ability of female vectors to spread from their breeding sites to hosts increases host/vector contacts. Landscape features largely control these movements [47]. The study of RVF in the semi-arid region of the Ferlo in Senegal showed that ruminant herds living around temporary water bodies were at greater risk of RVF if they were located close to ponds surrounded by vegetation [22]. A landscape closure index - representing the proportion of surface around each pond covered by vegetation such as dense forest and shrub savannah - was positively correlated with higher serologic incidence. The presence of dense vegetation around water bodies favours the spread of mosquitoes from the pond where they breed to the nearby ruminant herds (Figure 3). The importance of connectivity between habitats for the spread of mosquitoes was also demonstrated for *Culex* species in Southern France [48]. The connectivity between forest patches may also influence rodent populations and therefore the transmission of rodent-

borne diseases such as hantavirus. Linard et al. [24] found that the spatial distribution of bank voles was different during epidemic and non-epidemic years. The number of bank voles captured was higher in more isolated forest patches during the non-epidemic year, whereas it was higher in less isolated patches during the epidemic year. Well-connected patches have more chances to be recolonized after local extinctions [49]. Habitat connectivity could also influence the virus occurrence in hosts by controlling movements of individuals and thus contact rate between infected and susceptible rodents. Langlois et al. [50] observed that hantavirus incidence in deer mice was higher in landscapes with a higher level of fragmentation of the preferred habitat. In Western Africa, Guerrini et al. [51] showed that the riverine forest fragmentation level is a critical factor to determine the habitat of riverine tsetse species, vectors of animal trypanosomosis.

4. The landscape is a proxy for specific associations of reservoir hosts and vectors linked with the emergence of multi-host diseases

Great numbers of hosts and vectors species are potentially involved in the transmission of WNF, making its epidemiology complex. One should better understand underlying processes accounting for observed patterns of WNF when correlations between land use/cover and disease prevalence have been established [52]. In the Camargue region, we showed that epidemic processes of introduction, amplification and emergence of WNV were related to specific associations of hosts and vectors species in time and space. Based on maps of seasonal distributions of mosquito and bird populations, simulations of introduction, amplification and emergence of WNV were compared with seroprevalence measured in horse and bird populations [23]. Introduction of the virus by migratory birds explained accurately the observed spatial patterns of WNV transmission, whereas overwintering of WNV in mosquitoes did not. *Cx.*

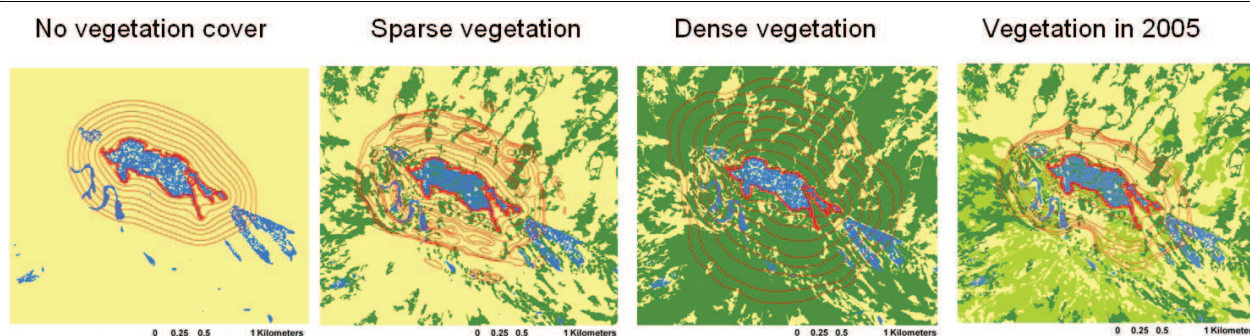


Figure 3 Spread of the mosquito *Culex poecilipes* around a breeding site in different hypothetical landscapes in the semi-arid region of the Ferlo, Senegal, based on model simulations. Red isolines depict the mosquito density. Vegetation is represented in green and bare soil in yellow.

modestus was identified as the main amplifier of WNV, which is consistent with competence studies [53]. In the Camargue, the virus was only isolated in sparrows and magpies [54]. Yet, other competent bird species - or all bird species - may contribute to WNV amplification. The bird community composition did not seem to play a major role in the amplification of WNV in the Camargue (no "dilution effect"), unlike what was observed in the New World [52,55,56]. The final risk map, based on landscape attributes, synthesizes the different processes leading to WNV emergence in horses and identifies risk areas requiring veterinary surveillance.

5. To understand ecological factors influencing spatial variations of disease risk, one needs to take into account the pathways of pathogen transmission between vectors, hosts, and the physical environment

The transmission of vector-borne diseases requires a direct contact - i.e., a bite - between an infectious vector and a susceptible host. By contrast, zoonoses such as PUUV can be transmitted directly, by physical contact between infected and susceptible hosts, or indirectly, with the environment as an intermediate. Actually, the virus can be shed in the environment via rodent excretions, and transmitted to humans in aerosols [57,58]. The environmental conditions controlling the direct and indirect transmission paths differ. In a study of the link between environment and PUUV prevalence in bank voles in Belgium, Linard et al. [25] showed that PUUV prevalence among bank voles is more linked to variables favouring the survival of the virus in the environment, and thus indirect transmission. In particular, low winter temperatures were strongly linked to high prevalence among bank voles, and high soil moisture was associated with high numbers of nephropathia epidemica cases among humans. The risk of transmission to humans is therefore not only determined by host abundance, but also by the indirect transmission path, largely controlled by climatic factors and soil characteristics influencing virus survival in the environment. Another illustration is provided by the differences in dynamics of two pathogens vectored by the same species, *Borrelia spp.* and TBE virus. Transmission to ticks related to systemic and non-systemic host infections (respectively, infection of many and specific parts of the body) has been described for both pathogens. Yet, transmission through co-feeding of ticks in non-systemically infected hosts may be more important to sustain the transmission of TBE [59,60]. As a result, spatial variations of TBE infection risk are controlled by more restrictive ecological conditions, as closer interactions between infected competent hosts and ticks are required compared to LB. The TBE transmission cycle is therefore more fragile [61,62]. The transmission via the environment can also play a role in the transmission of avian influenza viruses:

contaminated water supplies can constitute a reservoir that maintains the virus in the environment and be a source of contamination for wild or domestic birds [63].

6. The emergence and distribution of infection through time and space is controlled by different factors acting at multiple scales

The emergence of a disease in a particular region is associated with multiple macro-level changes such as a shift in political and economic regimes that influence people's livelihood strategies and therefore their interaction with natural ecosystems [64,65], rapid conversion of natural habitats, and urbanization. In some cases, variations in climate may act synergistically with these socio-economic changes, even though the relative magnitude of climate change impacts remains contentious [66]. Macro-economic and climatic conditions create favourable or unfavourable background conditions for the development of pathogens, vectors, and hosts. The actual realisation of the transmission cycle and transmission to humans depends on the overlap of the preferred habitats of competent vectors and infected hosts, and on the entry of humans into these infected areas. Therefore, the fine-grained spatial heterogeneity in disease emergence is determined by natural and cultural landscape attributes that act as fine-scale spatial determinants of the multiple factors controlling the transmission cycle. For example, while an acceleration of warming of spring temperatures in the Baltic region played some role in the dramatic increase in TBE incidence [67], it did not account for the high spatial heterogeneity of incidence at an infra-national scale. Landscape factors related to the ecology of the disease and to human activities better explain this spatial heterogeneity [21]. In Western Europe, bank voles are known to display cyclic abundance peaks, which significantly increase PUUV infection among rodents and humans. These peaks are related to high tree seed production, triggered by high summer and autumn temperatures the preceding years [68,69]. While such macro-scale factors influence PUUV incidence at the regional scale, landscape characteristics related to rodent habitats and human land use determine the local scale spatial heterogeneity of transmission. Spatial variations in sandfly abundance in the French Pyrenees was also explained by a combination of coarse and fine resolution remotely-sensed metrics that are associated with, respectively, regional climatic trends and local-scale landscape variables reflecting land use [9]. In (disease) ecology, the relevance of the scale factor has been widely demonstrated [70] and yet it remains poorly explored in empirical studies of landscape epidemiology.

7. Landscape and meteorological factors control not just the emergence but also the spatial concentration and spatial diffusion of infection risk

In the semi-arid region of the Ferlo, Senegal, temporary ponds - i.e., that are flooded after the first rains and

remain dry for most of the dry season - constitute a favourable habitat for RVF vectors, *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes*. Modelling spatial and temporal variations in water level and surface of temporary ponds around a village in Senegal allowed simulating mosquito population dynamics and host distribution [18,19]. Results showed that rainfall drives *Culex* and *Aedes* populations and therefore the risk of circulation of RVF virus. Depending on the frequency of rainfall events, high densities of *Culex* and *Aedes* may occur simultaneously. This co-occurrence of species leads to a higher risk of transmission, *Ae. vexans* and *Cx. poicilipes* acting as, respectively, initiators and amplifiers of RVF virus circulation. Thus, in the Ferlo region, a combination of rainfall frequency and amount identifies years at risk for RVF. Landscape features also influence the spread distance of mosquitoes away from their breeding sites [19]. In East Africa, heavy rainfall events were associated with RVF outbreaks [71]. Such events lead to major increase in mosquito vector populations [72]. The flooded areas that are potential mosquito breeding sites ("dambos") constitute the main risk areas [73]. Meteorological conditions can also influence exposure of humans [74].

8. Spatial variation in disease risk depends not only on land cover but also on land use, via the probability of contact between, on one hand, human hosts and, on the other hand, infectious vectors, animal hosts or their infected habitats

Land cover is defined by the attributes of the earth's land surface and immediate subsurface, including biota, soil, topography, surface and groundwater, and human structures. Land use is defined by the purposes for which humans exploit the land cover. While a focus on land cover helps understanding the presence of vectors and hosts, a focus on land use identifies which places people visit for specific activities, at what time of the day and of the year, and at what frequency. The attractiveness of various places for a given activity depends on their attributes such as accessibility and value for that activity - e.g., presence of recreational features, easily accessible forests with amenities such as good trails. Our studies on human cases of PUUV and LB in Belgium showed that the spatial distributions of the two diseases were very dissimilar [25]. PUUV was mostly prevalent in forested, rural and low income municipalities as transmission to humans was mostly associated with hunting and forestry work. By contrast, LB was mostly found in forested, peri-urban and wealthy municipalities, as infection was mostly associated with gardening and recreational activities in forests. Thus, it is less land cover (i.e., the presence of broad-leaved forests) than land use (associated with income level and type of settlements) that controls the spatial distribution of human cases of these two diseases. Agents involved in different land uses - e.g., a tourist and a local farmer - also have varying levels

of awareness of the risk of infection transmission and rate of adoption of preventive measures. Socio-economic factors such as income and education have been quantitatively related to frequency of human visits to forests and exposure to tick bites [75]. In Latvia, the main reasons for people to enter forests included looking for alternative livelihood sources or recreation. People with low income and education visit forests more commonly with the purpose of collecting wild food, while more wealthy and educated people are more likely to visit forests for recreation [75]. In our study of TBE incidence in rural parishes of Latvia [21], human cases of TBE were positively related to variables indicating wild food pickers and negatively related to variables associated with hikers. Different socio-economic groups are represented in various proportions in different regions of a country. In the Camargue, the scenarios tested using a multi-agent simulation showed that water management practices in rice fields influence the rate of contact between people and potential malaria vectors [27]. According to the flooding date of rice fields, the maximum abundance of vectors and people can be reached simultaneously, resulting in high contact rates. In a study on West Nile Virus disease risk in the US, Winters et al. [76] emphasized the importance of taking into account human activities to assess risk of vector exposure in montane areas heavily used for recreation in the summer.

9. The relationship between land use and the probability of contact between vectors and animal hosts and human hosts is influenced by land ownership

Land ownership and access rules determine whether distributions of ticks and human activities overlap in space and time. In most countries, State forests are more accessible to the public than privately-owned forests. In the statistical analysis of TBE incidence in rural parishes of Latvia [21], land ownership proved to be an important explanatory variable, with a positive relationship between TBE incidence and the presence of State-owned forests. Because forest ownership is associated with different forest management practices, land ownership may reflect not just access to forests but also differences in forest management practices. The latter have an impact on habitat quality for ticks and tick-hosts, and on the attractiveness of forests for human activities. For example, forest age, use of plantation and sanitary cutting may affect the presence of ticks, rodents, and forest food. While issues of land ownership have been widely studied in conservation science [77], they have been ignored in landscape epidemiology.

10. Human behaviour is a crucial controlling factor of vector-human contacts, and of infection

Humans can adopt a range of preventive measures to decrease the risk of contact with vectors or pathogens. The rate of adoption of these measures depends on the

availability of such preventive measures, the nuisance of the vector, the risk of infection and its level of perception by susceptible agents. For transmission to occur, one needs a combination of a conducive environment, which is created by an ecosystem favourable to interactions between pathogens, vectors and their animal hosts, and risk behaviours by human hosts that lead to a greater incidence among a human population. For example, the emergence of TBE in the Baltics was associated with a complex combination of abiotic, biotic and human factors [64,75]. Similarly, the spatial distributions of PUUV and LB infections in Belgium were related to human activities and behaviours, among other factors [25]. In an area of Sweden endemic for TBE and LB, differences were found in adoption of preventive measures between permanent and part-time residents and between genders, suggesting differing risk perception [78]. Dengue infection in northern Thailand was explained by variables related to the ecology of *Aedes*, the mosquito vector, and by risk and protective behaviours [79,80]. One of the greatest challenges in landscape epidemiology is to better integrate human behaviours.

Discussion

The above propositions have the status of hypotheses requiring further testing in different geographic and biological contexts. Yet, they further our understanding of the impact of land-use and land-cover change on the transmission cycle of vector-borne diseases. A practical implication of this enhanced knowledge is to identify indicators of “pathogenic landscapes”, to provide early warning signals of an increased likelihood of disease transmission. A static view of the “pathogenicity” of landscapes overlays maps of the spatial distribution of: (i) vectors and their habitats, (ii) animal hosts carrying specific pathogens and their habitat, (iii) susceptible human hosts and their land use. A more dynamic view would represent the spatial and temporal dynamics of these agents at multiple scales. Potential indicators of a higher transmission risks would be derived from any combination of social and ecological processes that are associated with spatial boundaries and temporal transitions that increase - or create new - interactions between disease transmission agents. Spatial indicators of infection risks would be associated with ecotones; margins of the geographic distributions of vectors, hosts or pathogens; and highly connected places, being at the crossroad of circulating vectors, hosts or pathogens. Temporal indicators of infection risks would be associated with biological mutation of pathogens, invasion of vectors, change in composition of animal host population, migration of naïve human hosts, abrupt land use/cover changes (not just land cover conversions but also

subtle land cover modifications), political and economic changes, rapid climatic changes... Importantly, it is synergistic interactions between several of these indicators that are most likely to be associated with high infection risks.

The above findings have implications for the design of public health surveillance systems. For example, georeferencing of serological data collected on hosts is essential. For human cases, recording the place of infection in addition to the place of residence of patients is also necessary. Systematic trapping of vectors and/or animal hosts for serological surveys should be spatially targeted on areas with a high risk of transmission. This could be achieved through spatially stratified sampling schemes defined based on the relevant landscape attributes. Budgeting should allow for rapidly increasing the intensity of serological surveys on hosts in periods of unexpected socio-economic, ecological or climatic transitions that have the potential to affect transmission of infections. Data on land cover, land use, and socio-economic factors associated with risk behaviours should be systematically integrated in surveillance systems. Finally, the ability of public health analysts to integrate data from different sources, at multiple scales, and representing various components of disease systems should be enhanced.

The different modelling approaches used in the case studies were highly complementary. A detailed and accurate land cover mapping by remote sensing was at the basis of the methods used. Spatial statistical models were used to explore empirical relationships between disease systems and landscape patterns, as a preliminary approach of disease systems for the development of more integrated models. The finding of statistically significant associations does not establish causal relationships. Moreover, regression models cannot be used for extrapolation beyond the region of the variable space corresponding to the original data. R_0 models allow investigation of establishment potential in the absence of a disease. They are based on a representation of biological processes of transmission. Yet, the spatial heterogeneity of environmental attributes is not explicitly included in these models. The development of multi-agent simulations necessitates a considerable amount of data and a good preliminary knowledge of the disease system. MAS represent the dynamics of people-vector contacts in space and time and are therefore ideal to explore scenarios associated with conditions that have not been observed previously. Coupling R_0 models with MAS could therefore better represent the influence of spatial and temporal heterogeneity in people-vector contacts on the risk of establishment of an infection. There is a logical sequence in the use of the various methods, from the land cover description by remote sensing to

the spatially-explicit multi-agent simulation, transiting through exploratory statistical analyses to better understand the key components of disease transmission and their associations.

Conclusion

We conclude as we started, with a quote by E.N. Pavlovsky (1966):

"The epidemiological significance of a locality is determined by the following factors: (a) the landscape of an area with natural foci of diseases in newly-settled and reclaimed regions (...); (b) the extent and nature of contact between man and his natural environment."

All our case studies show that spatial variations in infection risk are controlled by three sets of factors: (i) the pathogenic cycle and the biology of vectors, hosts and pathogens; (ii) ecosystem processes at the landscape scale, as influenced by ecosystem structure and composition, landscape connectivity and configuration, climate, species interactions; and (iii) land use, human behaviour and mobility, knowledge and perception of disease risk, and socio-economic conditions. In general, previous studies in spatial epidemiology have ignored or given less emphasis to the latter set of factors (i.e., land use and human behaviours). The challenge in landscape epidemiology is to integrate dynamically these different factors, with an emphasis on their interactions and not just on their spatial overlay. By identifying a set of propositions on factors controlling these interactions, this review contributes to a general understanding of spatial variations in disease risk.

Acknowledgements

This study was funded by EU Grant GOCE-2003-010284 EDEN; it has been catalogued by the EDEN Steering Committee as EDEN247 <http://www.eden-fp6project.net>. We are grateful to partners of the EDEN project who have shared their data and expertise on the case studies.

Author details

¹Georges Lemaître Centre for Earth and Climate Research, Earth and Life Institute, University of Louvain, 3 place Pasteur, Louvain-la-Neuve, B-1348, Belgium. ²School of Earth Sciences and Woods Institute, Stanford University, 473 Via Ortega, Stanford, CA 94305-4216, USA. ³CIRAD, Animal et gestion intégrée des risques (Agirs), CIRAD, Montpellier, France. ⁴CIRAD, UMR Territoires, environnement, télédétection et information spatiale (TETIS), CIRAD, Montpellier, France. ⁵SAS Nevantropic, Cayenne, French Guiana, France. ⁶Spatial Ecology and Epidemiology Group, Department of Zoology, University of Oxford, Tinbergen Building, South Parks Road, Oxford, OX1 3PS, UK.

Authors' contributions

EFL designed and coordinated the synthesis study. AT, SV, CL, VS contributed to the synthesis study and analyzed the data for individual case studies. All authors wrote, read and approved the final manuscript.

Competing interests

The authors declare that they have no competing interests.

Received: 24 August 2010 Accepted: 27 October 2010
Published: 27 October 2010

References

- Patz JA, Daszak P, Tabor GM, Aguirre AA, Pearl M, Epstein J, Wolfe ND, Kilpatrick AM, Foutopoulos J, Molyneux D, Bradley D: **Members of the Working Group on Land Use Change Disease Emergence. Unhealthy landscapes: policy recommendations on land use change and infectious disease emergence.** *Environmental Health Perspectives* 2004, **112**:1092-1098.
- Ostfeld RS, Glass GE, Keesing F: **Spatial epidemiology: an emerging (or re-emerging) discipline.** *Trends in Ecology & Evolution* 2005, **20**(6):328-336.
- May JM: **History, definition, and problems of medical geography: a general review.** *XVIIth International Geographical Congress, Washington. International Geographical Union* 1952, 1-9.
- Pavlovsky EN: **Natural nidity of transmissible diseases in relation to the landscape epidemiology of zoonanthroposes** Moscow: Peace Publishers; 1966.
- McDonald G: **The epidemiology and control of malaria** London: Oxford University Press; 1957.
- Rogers DJ: **The dynamics of vector-transmitted diseases in human communities.** *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences* 1988, **321**(1207):513-539.
- Anderson RM, May RM: **Infectious diseases of humans: dynamics and control** Oxford University Press; 1991.
- Ponçon N, Tran A, Toty C, Luty AJ, Fontenille D: **A quantitative risk assessment approach for mosquito-borne diseases: malaria re-emergence in southern France.** *Malar J* 2008, **7**:147.
- Hartemink NA, Vanwambeke SO, Heesterbeek JAP, Rogers DJ, Morley D, Lambin EF, Pesson B, Davies C, Mahamdallie S, Ready P: **Modelling and mapping the basic reproduction number R_0 for canine leishmaniasis: a case study for a region in South West France.** In *Vector-borne diseases: the basic reproduction number R_0 and risk maps*. PhD Thesis. Edited by: Hartemink NA. University of Utrecht; 2009.
- Ferguson NM, Donnelly CA, Anderson RM: **The foot-and-mouth epidemic in Great Britain: pattern of spread and impact of interventions.** *Science* 2001, **292**:1155-60.
- Boender GJ, Hagenaars TJ, Bouma A, Nodelijk G, Elbers AR, De Jong MC, Van Boven M: **Risk maps for the spread of highly pathogenic avian influenza in poultry.** *PLoS Comput Biol* 2007, **3**:e71.
- Curtis A, Mills JW, Blackburn JK: **2007. A spatial variant of the Basic Reproduction Number for the New Orleans yellow fever epidemic of 1878.** *The Professional Geographer* 2007, **59**:492-502.
- Hartemink NA, Purse BV, Meiswinkel R, Brown HE, De Koeijer A, Elbers ARW, Boender GJ, Rogers DJ, Heesterbeek JAP: **Mapping the basic reproduction number (R_0) for vector-borne diseases: a case study on bluetongue virus.** *Epidemics* 2009, **1**:153-161.
- Linard C, Ponçon N, Fontenille D, Lambin EF: **A multi-agent simulation to assess the risk of malaria re-emergence in southern France.** *Ecological Modelling* 2009, **220**(2):160-174.
- Bousquet F, Barreteau O, Le Page C, Mullon C, Weber J: **An environmental modelling approach: The use of multi-agents simulations.** *Advances in environmental and ecological modelling* Paris: Elsevier; 1999, 113-122.
- Hare M, Deadman P: **Further towards a taxonomy of agent-based simulation models in environmental management.** *Mathematics and Computers in Simulation* 2004, **64**:25-40.
- Bousquet F, Le Page C: **Multi-agent simulations and ecosystem management: a review.** *Ecological Modelling* 2004, **176**:313-332.
- Soti V, Tran A, Bailly JS, Puech C, Lo Seen D, Begue A: **Assessing optical Earth observation systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas.** *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 2009, **11**:344-351.
- Soti V, Puech C, Lo Seen D, Bertran A, Vignolles C, Mondet B, Dessay N, Tran A: **The potential of remote sensing and hydrologic modelling to assess the spatio-temporal dynamics of ponds in the Ferlo region (Senegal).** *Hydrology and Earth System Sciences* 2010, **14**:4-16.
- Chevalier V, Dupressoir A, Tran A, Diop OM, Gottland C, Diallo M, Etter E, Ndiaye M, Grosbois V, Dia M, Gaidet-Drapier N, Sall AA, Soti V, Niang M: **2010. Environmental risk factors of West Nile infection in the Senegal River basin.** *Epidemiology and infection* 2010, **138**:1601-1609.
- Vanwambeke SO, Šumilo D, Bormane A, Lambin EF, Randolph SE: **Landscape predictors of tick-borne encephalitis in Latvia: land cover,**

- land use, and land ownership. *Vector-borne and Zoonotic Diseases* 2010, **10**:497-506.
22. Maura J: *Application de la télédétection à très haute résolution spatiale à l'étude d'une maladie à transmission vectorielle: Mise en relation de variables paysagères et de l'incidence sérologique sur ovins pour l'identification de zones à risque de transmission de la Fièvre de la Vallée du Rift* Montpellier: CIRAD report; 2007.
 23. Tran A, Gaidet N, L'Ambert G, Balenghien T, Balanca G, Chevalier V, Soti V, Ivanec C, Etter E, Schaffner F, Baldet T, De La Rocque S: **The use of remote sensing for the ecological description of multi-host disease systems: a case study on West Nile virus in southern France.** *Veterinaria Italiana* 2007, **43**(3):687-697.
 24. Linard C, Tersago K, Leirs H, Lambin EF: **Environmental conditions and Puumala virus transmission in Belgium.** *International Journal of Health Geographics* 2007, **6**(55).
 25. Linard C, Lamarque P, Heyman P, Ducoffre G, Luyasu V, Tersago K, Vanwambeke SO, Lambin EF: **Determinants of the geographic distribution of Puumala virus and Lyme borreliosis infections in Belgium.** *International Journal of Health Geographics* 2007, **6**(15).
 26. Tran A, Ponçon N, Toty C, Linard C, Guis H, Ferre J-B, Lo Seen D, Roger F, De La Rocque S, Fontenille D, Baldet T: **Use of remote sensing to map larval and adult populations of *Anopheles hyrcanus* (Diptera: Culicidae) a potential malaria vector in Southern France.** *International Journal of Health Geographics* 2008, **7**(9).
 27. Linard C, Ponçon N, Fontenille D, Lambin EF: **Risk of malaria re-emergence in southern France: testing scenarios with a multi-agent simulation model.** *EcoHealth* 2009, **6**(1):135-147.
 28. Patz JA, Graczyk TK, Geller N, Vittor AY: **Effects of environmental change on emerging parasitic diseases.** *International Journal of Parasitology* 2000, **30**:1395-405.
 29. Norris D: **Mosquito-borne diseases as a consequence of land use change.** *EcoHealth* 2004, **1**:19-24.
 30. Boone JD, McGwire KC, Otteson EW, Debaca RS, Kuhn EA, Villard P, Brussard PF, St Jeor SC: **Remote Sensing and Geographic Information Systems: Charting Sin Nombre Virus Infections in Deer Mice.** *Emerging Infectious Diseases* 2000, **6**:248-258.
 31. Graham AJ, Danson FM, Giraudoux P, Craig PS: **Ecological epidemiology: landscape metrics and human alveolar echinococcosis.** *Acta Tropica* 2004, **91**:267-278.
 32. Pradier S, Leblond A, Durand B: **Biodiversity landscape metrics and West Nile virus circulation in southern France.** *Vector Borne and Zoonotic Diseases* 2008, **8**:253-263.
 33. Degroote JP, Sugumaran R, Brend SM, Tucker BJ, Bartholomay LC: **Landscape, demographic, entomological, and climatic associations with human disease incidence of West Nile virus in the state of Iowa, USA.** *Int J Health Geogr* 2008, **7**:19.
 34. Beck LR, Rodriguez MH, Dister SW, Rodriguez AD, Rejmankova E, Ulloa A, Meza RA, Roberts DR, Paris JF, Spanner MA, Washino RK, Hacker C, Legters LJ: **Remote Sensing as a landscape epidemiologic tool to identify villages at high risk for malaria transmission.** *Am J Trop Med Hyg* 1994, **51**:271-280.
 35. Rejmankova E, Roberts DR, Pawley A, Manguin S, Polanco J: **Predictions of adult anopheles albimanus densities in villages based on distances to remotely sensed larval habitats.** *Am J Trop Med Hyg* 1995, **53**:482-488.
 36. Roberts DR, Paris JF, Manguin S, Harbach RE, Woodruff R, Rejmankova E, Polanco J, Wulschleger B, Legters LJ: **Predictions of malaria vector distribution in Belize based on multispectral satellite data.** *Am J Trop Med Hyg* 1996, **54**:304-308.
 37. Sharma VP, Dhiman RC, Ansari MA, Nagpal BN, Srivastava A, Manavalan P, ADIGA S, Radhakrishnan K, Chanrasekhar MG: **Study of the feasibility of delineating mosquito-genic conditions in and around Delhi using Indian Remote Sensing satellite data.** *Indian Journal of Malariology* 1996, **33**:107-125.
 38. Malone JB, Abdel-Rahman MS, El Bahy MM, Huh OK, Shafik M, Bavia M: **Geographic Information Systems and the distribution of *Schistosoma mansoni* in the Nile Delta.** *Parasitology Today* 1997, **13**:112-119.
 39. Eisen RJ, Eisen L, Lane RS: **Remote sensing (Normalized difference vegetation index) classification of risk versus minimal risk habitats for human exposure to *Ixodes pacificus* (Acari: Ixodidae) nymphs in Mendocino County, California.** *Journal of Medical Entomology* 2005, **42**:75-81.
 40. Minakawa N, Munga S, Atieli F, Mushinzimana E, Zhou GF, Githeko AK, Yan GY: **Spatial distribution of anopheline larval habitats in Western Kenyan highlands: Effects of land cover types and topography.** *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 2005, **73**:157-165.
 41. Despommiers D, Ellis BR, Wilcox BA: **The role of ecotones in emerging infectious diseases.** *EcoHealth* 2006, **3**:281-289.
 42. Daniel M, Kolar J, Zeman P, Pavelka K, Sadlo J: **Predictive map of *Ixodes ricinus* high-incidence habitats and a tick-borne encephalitis risk assessment using satellite data.** *Experimental & Applied Acarology* 1998, **22**:417-433.
 43. Kantso B, Svendsen CB, Jensen PM, Vennestrom J, Krogfelt KA: **Seasonal and habitat variation in the prevalence of *Rickettsia helvetica* in *Ixodes ricinus* ticks from Denmark.** *Ticks and tick-borne diseases* 2010, **1**:101-103.
 44. Jackson LE, Hilborn ED, Thomas JC: **Towards landscape design guidelines for reducing Lyme disease risk.** *International Journal of Epidemiology* 2006, **35**:315-322.
 45. Horobik V, Keesing F, Ostfeld RS: **Abundance and *Borrelia burgdorferi*-infection prevalence of nymphal *Ixodes scapularis* ticks along forest-field edges.** *EcoHealth* 2006, **3**(4):262-268.
 46. Allan BF, Keesing F, Ostfeld RS: **Effect of forest fragmentation on Lyme disease risk.** *Conservation Biology* 2003, **17**(1):267-272.
 47. Raffy M, Tran A: **On the dynamics of flying insects populations controlled by large scale information.** *Theoretical Population Biology* 2005, **68**:91-104.
 48. Balenghien T: **De l'identification des vecteurs du virus West Nile à la modélisation du risque d'infection dans le sud de la France.** PhD Thesis University of Grenoble; 2006.
 49. Kozakiewicz M, Apeldoorn RV, Bergers P, Gortat T, Kozakiewicz A: **Landscape approach to bank vole ecology.** *Polish Journal of Ecology* 2000, **48**(suppl):149-161.
 50. Langlois JP, Fahrig L, Merriam G, Artsob H: **Landscape structure influences continental distribution of hantavirus in deer mice.** *Landscape Ecology* 2001, **16**:255-266.
 51. Guerrini L, Bord JP, Ducheyne E, Bouyer J: **Fragmentation analysis for prediction of suitable habitat for vectors: Example of riverine tsetse flies in Burkina Faso.** *Journal of medical entomology* 2008, **45**:1180-1186.
 52. Ezenwa VO, Godsey MS, King RJ, Guptill SC: **Avian diversity and West Nile virus: testing associations between biodiversity and infectious disease risk.** *Proceedings of the Royal Society B-Biological Sciences* 2006, **273**:109-117.
 53. Balenghien T, Vazeille M, Grandadam M, Schaffner F, Zeller H, Reiter P, Sabatier P, Fouque F, Bicot DJ: **Vector competence of some French *Culex* and *Aedes* mosquitoes for West Nile virus.** *Vector Borne and Zoonotic Diseases* 2008, **8**:589-595.
 54. Jourdain E, Schuffenecker I, Korimbocus J, Reynard S, Murri S, Kayser Y, Gauthier-Clerc M, Sabatier P, Zeller HG: **West Nile virus in wild resident birds, Southern France, 2004.** *Vector Borne Zoonotic Dis* 2007, **7**: 448-52.
 55. Swaddle JP, Calos SE: **Increased avian diversity is associated with lower incidence of human West Nile infection: observation of the dilution effect.** *PLoS One* 2008, **3**:e2488.
 56. Allan BF, Langerhans RB, Ryberg WA, Landesman WJ, Griffin NW, Katz RS, Oberle BJ, Schutzenhofer MR, Smyth KN, De St Maurice A, Clark L, Crooks KR, Hernandez DE, McLean RG, Ostfeld RS, Chase JM: **Ecological correlates of risk and incidence of West Nile virus in the United States.** *Oecologia* 2009, **158**:699-708.
 57. Kallio ER, Klingstrom J, Gustafsson E, Manni T, Vaheri A, Henttonen H, Vapalahti O, Lundkvist A: **Prolonged survival of Puumala hantavirus outside the host: evidence for indirect transmission via the environment.** *Journal of General Virology* 2006, **87**(8):2127-2134.
 58. Sauvage F, Langlais M, Yoccoz NG, Pontier D: **Modelling hantavirus in fluctuating populations of bank voles: the role of indirect transmission on virus persistence.** *Journal of Animal Ecology* 2003, **72**:1-13.
 59. Randolph SE, Gern L, Nuttall PA: **Co-feeding ticks: epidemiological significance for tick-borne pathogen transmission.** *Parasitology Today* 1996, **12**:472-479.
 60. Randolph SE, Gern L: **Co-feeding transmission and its contribution to the perpetuation of the Lyme Disease *Spitochete Borrelia afzelii*.** *Emerging Infectious Diseases* 2003, **9**:893-894.
 61. Randolph SE, Šumilo D: **Tick-borne encephalitis in Europe: dynamics of changing risk.** In *Emerging pests and vector-borne diseases in Europe*. Edited by: Takken W, Knols BGJ. Wageningen: Wageningen Academic Publishers;; 2007.

62. Hartemink NA, Randolph SE, Davis SA, Heesterbeek JAP: **The basic reproduction number for complex disease systems: Defining R_0 for tick-borne infections.** *The American Naturalist* 2008, **171**:743-754.
63. Markwell DD, Shortridge KF: **Possible waterborne transmission and maintenance of influenza viruses in domestic ducks.** *Applied and Environmental Microbiology* 1982, **43**:110-5.
64. Randolph SE, Andolph SE: **Tick-borne encephalitis incidence in Central and Eastern Europe: consequences of political transition.** *Microbes and Infections* 2008, **10**:209-216.
65. Randolph SE: **Tick-borne encephalitis virus, ticks and humans: short-term and long-term dynamics.** *Current Opinion in Infectious Diseases* 2008, **21**:462-467.
66. Lafferty KD: **The ecology of climate change and infectious diseases.** *Ecology* 2009, **90**:888-900.
67. Šumilo D, Asokliene L, Bormane A, Vasilenko V, Golovljova I, Randolph SE: **Climate change cannot explain the upsurge of tick-borne encephalitis in the Baltics.** *PLoS One* 2007, **2**:e500.
68. Tersago K, Verhagen R, Servais A, Heyman P, Ducoffre G, Leirs H: **Hantavirus disease (nephropathia epidemica) in Belgium: Effects of tree seed production and climate.** *Epidemiology and Infection* 2009, **137**:250-256.
69. Clement J, Vercauteren J, Verstraeten WW, Ducoffre G, Barrios JM, Vandamme A-M, Maes P, Van Ranst M: **Relating increasing hantavirus incidences to the changing climate: the mast connection.** *International Journal of Health Geographics* 2009, **8**:1.
70. Horwitz P, Wilcox BA: **Parasites, ecosystems and sustainability: an ecological and complex systems perspective.** *International Journal for Parasitology* 2005, **35**:725-732.
71. Linthicum KJ, Anyamba A, Tucker CJ, Kelley PW, Myers MF, Peters CJ: **Climate and satellite indicators to forecast Rift Valley fever epidemics in Kenya.** *Science* 1999, **285**:397-400.
72. Davies FG, Linthicum KJ, James AD: **Rainfall and epizootic Rift Valley fever.** *World Health Org Rep* 1985, **63**:941-943.
73. Pope KO, Sheffner EJ, Linthicum KJ, Bailey CL, Logan TM, Kasischke ES, Birney K, Njogu AR, Roberts CR: **Identification of Central Kenyan Rift Valley Virus vector habitats with Landsat TM and evaluation of their flooding status with airborne imaging radar.** *Remote Sensing of Environment* 1992, **40**:185-196.
74. Randolph SE, Asokliene L, Avsic-Zupanc T, Bormane A, Burri C, Gern L, Golovljova I, Hubalek Z, Knap N, Kondrusik M, Kupca A, Pejcoch M, Vasilenko V, Zygutiene M: **Variable spikes in tick-borne encephalitis incidence in 2006 independent of variable tick abundance but related to weather.** *Parasites & Vectors* 2008, **1**:44.
75. Šumilo D, Bormane A, Asokliene L, Vasilenko V, Golovljova I, Avsic-Zupanc T, Hubalek Z, Randolph SE: **Socio-economic factors in the differential upsurge of tick-borne encephalitis in Central and Eastern Europe.** *Reviews in Medical Virology* 2008, **18**:81-95.
76. Winters AM, Bolling BG, Beaty BJ, Blair CD, Eisen RJ, Meyer AM, Pape WJ, Moore CG, Eisen L: **Combining mosquito vector and human disease data for improved assessment of spatial West Nile virus disease risk.** *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 2008, **78**:654-665.
77. Rissman AR, Merenlender AM: **The conservation contributions of conservation easements: analysis of the San Francisco Bay Area protected land database.** *Ecology and Society* 2008, **13**:40.
78. Stjernberg L, Berglund J: **Tick prevention in a population living in highly endemic area.** *Scandinavian Journal of Public Health* 2005, **33**:432-438.
79. Van Betherem BHB, Vanwambeke SO, Khantikul N, Burghoorn-Maas C, Panart K, Oskam L, Lambin EF, Somboon P: **Spatial patterns of and risk factors for seropositivity fore dengue infection.** *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 2005, **72**:201-208.
80. Vanwambeke SO, Van Betherem BHB, Khantikul N, Burghoorn-Maas C, Panart K, Oskam L, Lambin EF, Somboon P: **Multi-level analyses of spatial and temporal determinants for dengue infection.** *International Journal of Health Geographics* 2006, **5**:5.

doi:10.1186/1476-072X-9-54

Cite this article as: Lambin *et al.*: Pathogenic landscapes: Interactions between land, people, disease vectors, and their animal hosts. *International Journal of Health Geographics* 2010 **9**:54.

Submit your next manuscript to BioMed Central and take full advantage of:

- Convenient online submission
- Thorough peer review
- No space constraints or color figure charges
- Immediate publication on acceptance
- Inclusion in PubMed, CAS, Scopus and Google Scholar
- Research which is freely available for redistribution

Submit your manuscript at
www.biomedcentral.com/submit

