

Apport des outils spatiaux au suivi de la Fièvre de la Vallée du Rift

Matias Alcoba

Sous la direction de : Cécile Vignolles et Jean Pierre Lacaux

Juin 2011

Résumé

Dans ce document on présente la construction d'un modèle d'aléa concernant la Fièvre de la Vallée du Rift (une maladie tropicale). Ce modèle utilise des données de terrain en entomologie, méthodes d'hydrologie et des produits de télédétection des mares temporaires à partir d'images de SPOT5. Dans un premier temps la dynamique des mares a été calibrée à partir observations satellitaires des mares produisant les moustiques vecteurs prises en 2010. Dans un deuxième temps ce modèle a permis d'élaborer des cartes dynamiques de l'aléa "moustiques" sur notre zone d'étude. Une étude de l'influence de l'hétérogénéité des pluies convectives à l'échelle de 40 x 40 km a été conduite. Les liens entre la pluviométrie (homogène et hétérogène) sur les risques "moustiques" interannuels sur 50 ans, et l'indice climatique SST (Sea Surface Temperature) de l'Atlantique Nord sont significatifs et montrent un cycle de 25 ans, où le risque de la maladie augmente lorsque la SST est au dessus de la normale.



Table des matières

Table des matières	2
1 Introduction	3
1.1 Contexte	3
1.2 Caractéristiques des vecteurs	4
1.3 Objectifs	6
2 Outils et méthodes	8
2.1 Présentation de la zone d'étude	8
2.2 Images SPOT 5	9
2.3 Détection des mares	11
3 Modèle aléa "moustiques"	15
3.1 Principe du modèle	15
3.2 Inversion des paramètres	16
3.3 Champs de pluies	17
3.4 Erreurs modèle-observations	19
4 Résultats de la modélisation	21
4.1 Aléa associé aux <i>Andes vexans</i>	21
4.2 Aléa associé aux <i>Culex poicilipes</i>	21
5 Simulation sur les derniers 50 ans et approche climatique	27
5.1 Procédure	27
5.2 Risque intrasaisonnier	27
5.3 Risque intersaisonnier	28
5.4 Corrélation avec la température moyenne de l'océan Atlantique Nord	28
5.5 Incertitudes	29
6 Conclusion	31
Bibliographie	34

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte

Le Centre National d'Études Spatiales

C'est un établissement public à caractère industriel et commercial (EPIC), il est chargé de proposer au gouvernement la politique spatiale de la France au sein de l'Europe et de la mettre en œuvre. Elle assure aussi la participation de la France au sein de l'Agence Spatiale Européenne (ESA). La création du CNES date de 1961, elle compte 2418 salariés dont la répartition homme/femme est de 65% / 35%. Son budget annuel est de 1 740 millions d'euros. Son objectif est de développer des utilisations de l'espace que ce soit pour satisfaire les besoins des collectivités publiques en matière civile et militaire et de la communauté scientifique ou favoriser l'émergence et la diffusion de nouvelles applications. Elle a cinq grands thèmes d'applications qui sont : accès à l'espace, développement durable, sécurité et défense, applications grand public, recherche et innovation.

Service Application et Valorisation du CNES

Le service « Application et Valorisation » du CNES, dirigé par Antonio Guëll, a parmi ses missions de mettre en relation santé publique et espace. Ce service a développé une approche conceptuelle de télé-épidémiologie¹ permettant de mettre en lien l'émergence des maladies infectieuses (humaine ou animal) avec les changements climatiques et environnementaux grâce à des outils spatiaux adaptés [11].

La finalité de cette approche est d'élaborer des modèles prédictifs des impacts de l'environnement et du climat sur la santé en partant des mécanismes reliant les facteurs physiques, biologiques, socioéconomiques associés aux maladies à l'utilisation de produits spatiaux adaptés.

Le pôle Environnement/ Climat/ Santé de l'OMP et du CNES

Ce pôle résulte d'une collaboration entre le CNES et le laboratoire d'Aérologie de l'Observatoire Midi-Pyrénées (OMP). Ce pôle utilise de l'imagerie satellitaire pour analyser les liens entre l'environnement, le climat et les maladies ré-émergentes telles que la FVR, la dengue, la malaria etc. Tous les travaux de ce pôle sont renseignés dans un portail internet [17] REDGEMS (Re-Emergent Diseases Global Environment Monitoring from Space).

Projet Gestion et Impact du Changement Climatique (GICC)

Ce stage rentre dans le cadre du programme GICC piloté par le ministère de l'Écologie, de l'Énergie, du Développement durable et de la Mer. Le projet s'intitule AdaptFVR : Impacts du changement climatique

1. Télé-épidémiologie : analyser les relations climat-environnement-santé pour mettre en évidence les liens entre l'émergence et la propagation des maladies infectieuses humaines et animales (liées à l'eau, l'air ou aux vecteurs) et les changements climatiques et environnementaux en s'appuyant sur les outils spatiaux (télé-détection spatiale, collecte de données).

sur l'émergence des vecteurs de la fièvre de la vallée du Rift au Sénégal : adaptation et stratégie pour une meilleure gestion du pastoralisme au Sahel. Ce projet comprend plusieurs partenaires : CSE (Centre de Suivi Écologique de Dakar), IPD (Institut Pasteur de Dakar), DSV (Direction des Services Vétérinaires), Météo France, Reflets (une association toulousaine) réunissant ainsi scientifiques et utilisateurs finaux. Les principaux objectifs du projet sont :

- Analyser les mécanismes d'émergence et de dispersion des vecteurs de la FVR (moustiques *Aedes Vexans* et *Culex poicilipes*)
- Réaliser et délivrer des produits spatiaux adaptés : zones potentiellement occupées par les moustiques (ZPOM) et zones d'exposition du bétail aux moustiques (Carte de Risque)
- Étudier l'impact du climat sur la prévision du risque à différentes échelles (prévision saisonnière, variabilité inter-annuelle et basse fréquence, changement climatique)
- Produire et diffuser aux utilisateurs des cartes de risque pour une meilleure gestion de la santé animale et du pastoralisme, en vue d'une stratégie d'adaptation

1.2 Caractéristiques des vecteurs

Depuis l'an 2000, des travaux sont menés par des équipes pluridisciplinaires afin de comprendre les mécanismes d'émergence et de ré-émergence de la Fièvre de la Vallée du Rift (FVR). Nous allons décrire dans cette partie les facteurs déclenchant de cette maladie.

Fièvre de la vallée du Rift

L'approche décrite ci-dessus a été menée sur la FVR dans la bande du Sahel, plus exactement dans la région du Ferlo au Sénégal (voir 2.1). C'est une maladie infectieuse virale (arbovirose) commune aux animaux et aux hommes. Les symptômes de cette maladie chez les animaux sont l'avortement et la forte mortalité des nouveaux nés et chez l'homme des effets proche de la grippe, des fièvres hémorragiques, des encéphalites ou des problèmes oculaires. Suite à l'épidémie de FVR survenue au Sénégal et en Mauritanie en 1987, un programme de surveillance active animale et entomologique a été mis en place dans plusieurs zones biogéographiques du Sénégal par l'institut Pasteur de Dakar. Le virus de la FVR crée d'importants problèmes socioéconomiques dans les zones affectées. Les vecteurs sont essentiellement les moustiques *Culex Poicilipes* et *Aedes Vexans Arabiensis* [1] .

La FVR peut se transmettre de trois façons différentes (voir fig 1.1) :

- transmission horizontale i.e. entre moustique et ruminant
- transmission verticale i.e. de moustique à moustique
- par contact avec des aérosols de sang ou de liquide biologique contaminé.

Des recherches sont en cours pour déterminer des réservoir de virus durant la saison sèche, notamment on a remarqué que la grande majorité du sang prélevé sur les moustiques n'appartient pas aux ruminants, donc d'autres espèces peuvent être porteuses du virus (souris, serpents, oiseaux etc).

Caractérisation entomologique des moustiques vecteurs de la FVR

L'abondance de ces moustiques est directement liée à la dynamique des mares temporaires produites par les précipitations pendant la saison de mousson. Une étude entomologique [2] a montré que les moustiques ont un rayon d'action de 500m autour des mares. La fig 1.2 nous montre la relation linéaire qui existe entre le nombre de moustiques capturés et la distance à la mare. En faisant une régression linéaire on obtient l'équation :

$$y = -2.17x + 22,08$$

Avec y le pourcentage le moustiques capturés par rapport au total du transect et x la distance en mètres.

Ces moustiques ont une durée de vie de quelques semaines. Les *Aedes* pondent leurs œufs sur le bord des mares. C'est eux qui sont impliqués dans l'initiation du cycle de la maladie. Avant d'éclore, les œufs ont

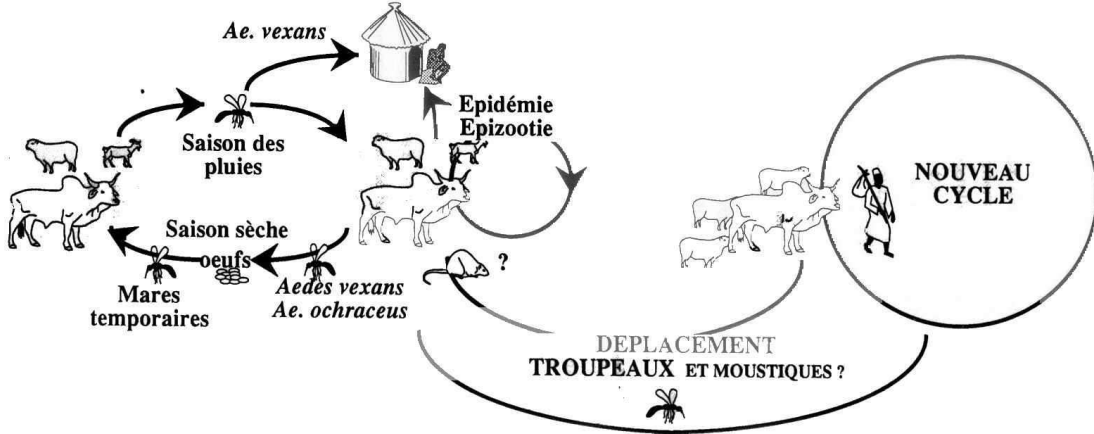


FIGURE 1.1: Cycle épidémiologique de FVR dans le Ferlo

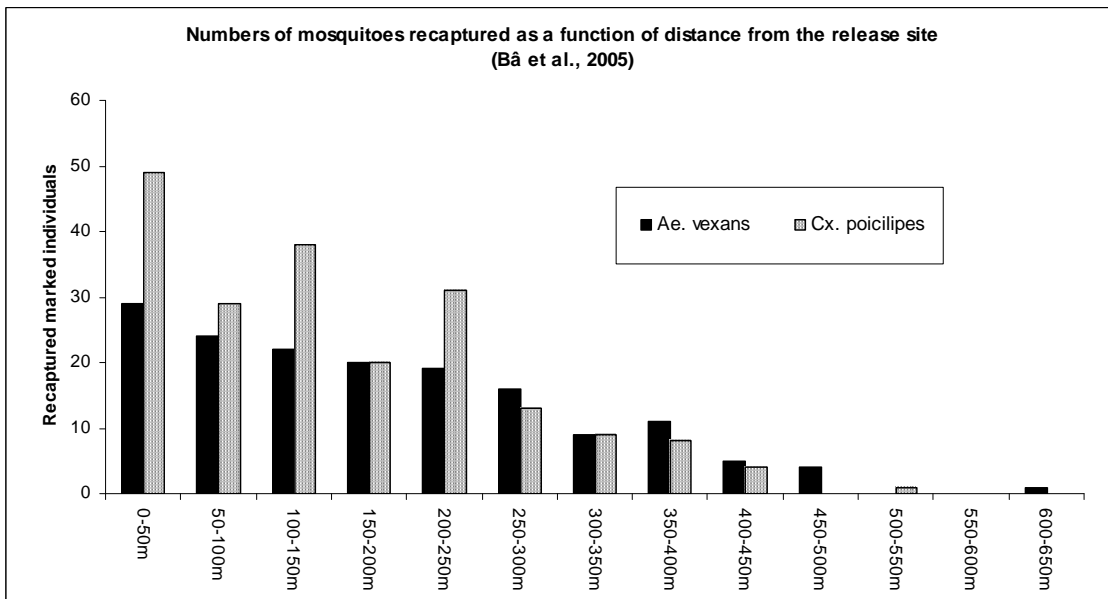


FIGURE 1.2: Nombre de moustiques capturés en fonction de la distance à la mare

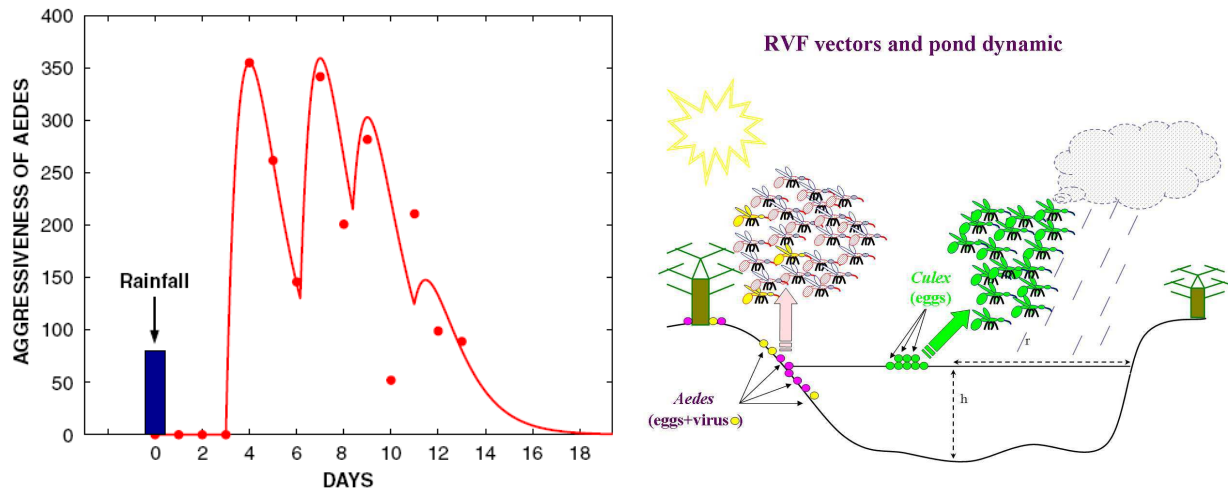


FIGURE 1.3: Courbe d'agressivité à gauche, dynamique des mares et vecteurs de la FVR à droite

besoin d'une période d'environ 7 jours sans pluie puis d'une remise en eau [3]. Ils peuvent éclore la saison des pluies suivante s'il n'y a pas eu immersion. Une autre étude entomologique [4] montre qu'il suffit de 4 jours après l'éclosion pour avoir le premier pic d'agressivité i.e. un nombre important de moustiques femelles susceptibles de piquer. La figure 1.3 nous montre l'agressivité des *Aedes* en fonction des jours écoulés depuis l'évènement pluvieux. On remarque différents pics : le premier correspond à la première vague de repas des femelles nouvelles nées, le deuxième correspond au deuxième repas etc. La décroissance est due à la mortalité des moustiques.

D'autre part les *Culex*, eux, jouent un rôle d'amplification de la maladie. Ils pondent leurs œufs directement à la surface des mares. Cependant ces œufs ne supportent pas la sécheresse et dépendent donc de l'existence de la mare [1]. Les *Culex* font donc leurs apparitions au milieu de la saison des pluies quand les mares sont pleines (voir fig 1.3).

Pendant la saison sèche (Décembre-Mai), les mares sont vides et donc ne produisent pas de moustiques. Il peut se produire des précipitations importantes en fin de saison des pluies, ce qui entraîne souvent une prolifération et amplification de la maladie [5].

Cependant d'autres facteurs viennent contribuer à la propagation de cette maladie. Il faut savoir que lors de la transhumance, i.e. lorsqu'il y a migration du bétail, il peut y avoir contamination et donc transport du virus sur un long trajet [6]. Les mares sont considérées comme un déterminant épidémiologique. C'est pourquoi la détection de ces mares ainsi que leur positionnement à l'aide d'images satellites va permettre d'aider à comprendre, caractériser et surveiller la FVR.

1.3 Objectifs

Dans ce document on va vous présenter les résultats concernant la modélisation de la FVR. Il existe un modèle qui prévoit la densité spatio temporelle des deux principaux vecteurs sur une région test grâce à la pluviométrie de la zone. Un des objectifs premiers est de développer le modèle d'aléa existant pour l'adapter aux observations satellitaires et de terrain. Le développement du modèle va nous servir pour produire des cartes dynamiques d'aléa journalier et annuel pour les deux types de moustiques. Le projet a pour but de créer un système d'alerte précoce d'épidémies de FVR. Pour cela il est nécessaire de mieux comprendre la répartition de l'aléa pendant la saison, et l'effet des pluies sur cet aléa.

Le deuxième axe concerne le lien entre l'aléa de la FVR et le climat. L'aléa dépend d'un facteur climatique majeur : les pluies. On va donc présenter les apports menés dans cet aspect notamment sur la possibilité

d'établir des futurs scénarios de l'aléa de la maladie en fonction des scénarios climatiques. On va vous présenter la possible predictibilité à long terme de cet aléa.

Chapitre 2

Outils et méthodes

2.1 Présentation de la zone d'étude

Les travaux antérieurs du projet se sont centrés sur une zone d'étude dans la région du Ferlo (Sénégal) appartenant au Sahel. Le Sahel est une région d'Afrique qui constitue la zone de transition entre la partie aride du Sahara au nord et les régions tropicales plus humides au sud. Il forme une ceinture qui s'étend au sud du Sahara, de l'Atlantique à la mer Rouge, sur environ 6000 km de long, pour seulement 400 à 600 km de large. Il traverse 10 pays parmi les plus pauvres du monde et abrite 50 millions de personnes.

Comme on peut le voir sur la carte de la figure 2.1, le climat de cette partie de l'Afrique est organisé en bandes plus ou moins zonales, avec un gradient de pluviométrie croissant vers le sud. En fait le climat du Sahel est gouverné par le phénomène saisonnier de mousson [13]. Ainsi, d'environ octobre à mai, le climat est très sec car soumis au régime d'harmattan de nord-est. Mais de juin à septembre, lorsque la zone de convergence inter-tropicale (ITCZ) se déplace vers le nord, les masses d'air sec continental sont remplacées par les masses d'air frais et humide océanique, et on assiste alors à une période de fortes précipitations : c'est la mousson d'été ou saison des pluies. En moyenne, le Sahel reçoit une hauteur de 100 à 500mm de pluie par an (0.01 à 0.05 mm/hr dans la carte, qui correspond à la zone de couleur bleu clair), et la saison des pluies qui dure seulement de 2 à 3 mois peut concentrer plus de 90% de ces précipitations. Ces pluies proviennent essentiellement des lignes de grains, qui sont des fronts orageux qui peuvent atteindre plusieurs centaines de kilomètres de long et où se forment de nombreux cumulonimbus organisés en bandes concaves. Les orages provoqués peuvent dégager une énergie extraordinaire (fig 2.3b). Ils sont généralement précédés d'un fort flux descendant soulevant un mur de poussières, suivi de pluies atteignant jusqu'à 100mm en quelques heures ! Les écosystèmes sahéliens sont donc dépendants du rythme des pluies imposé par la variabilité du climat. Ainsi lors de la saison des pluies des milliers de mares temporaires vont apparaître puis s'assécher une fois la mousson terminée. Ces mares constituant les gîtes larvaires et les habitats des moustiques, elle vont directement influencer leur développement, et donc la transmission potentielle du virus de la FVR.

Les images de SPOT 5 ont été prises dans la zone d'étude présentée sur la figure 2.2. Cette zone présente un aléa particulièrement haut en production de moustiques due au grand nombre de mares temporaires. On observe sur l'image présentée une rivière fossile qui traverse l'image en diagonale. La plupart de mares se créent sur ce lit de rivière ou se trouvent aussi le village de Barkedji et les parcs de transhumance (figure 2.3a). La zone a été choisie car de nombreuses études et publications multidisciplinaires y ont déjà été effectuées. Ainsi, nous disposons de données entomologiques, de données locales de pluviométrie ainsi que de la limnimétrie de quelques mares, qui seront importantes pour caractériser la dynamique des mares et le développement des vecteurs.

De plus SPOT-5 a une répétitivité de 26 jours ce qui peut permettre un suivi régulier de l'évolution des mares à l'échelle de la saison des pluies. Cependant, ce n'est pas suffisant pour appréhender la réelle dynamique des mares compte tenu du rythme des pluies qui est plus de l'ordre de la journée ou de la semaine. On aura donc besoin de développer un système opérationnel ne se basant pas sur ce type d'imagerie. Les images vont servir à la calibration du modèle mais elles ne seront pas que une entrée de celui-ci.

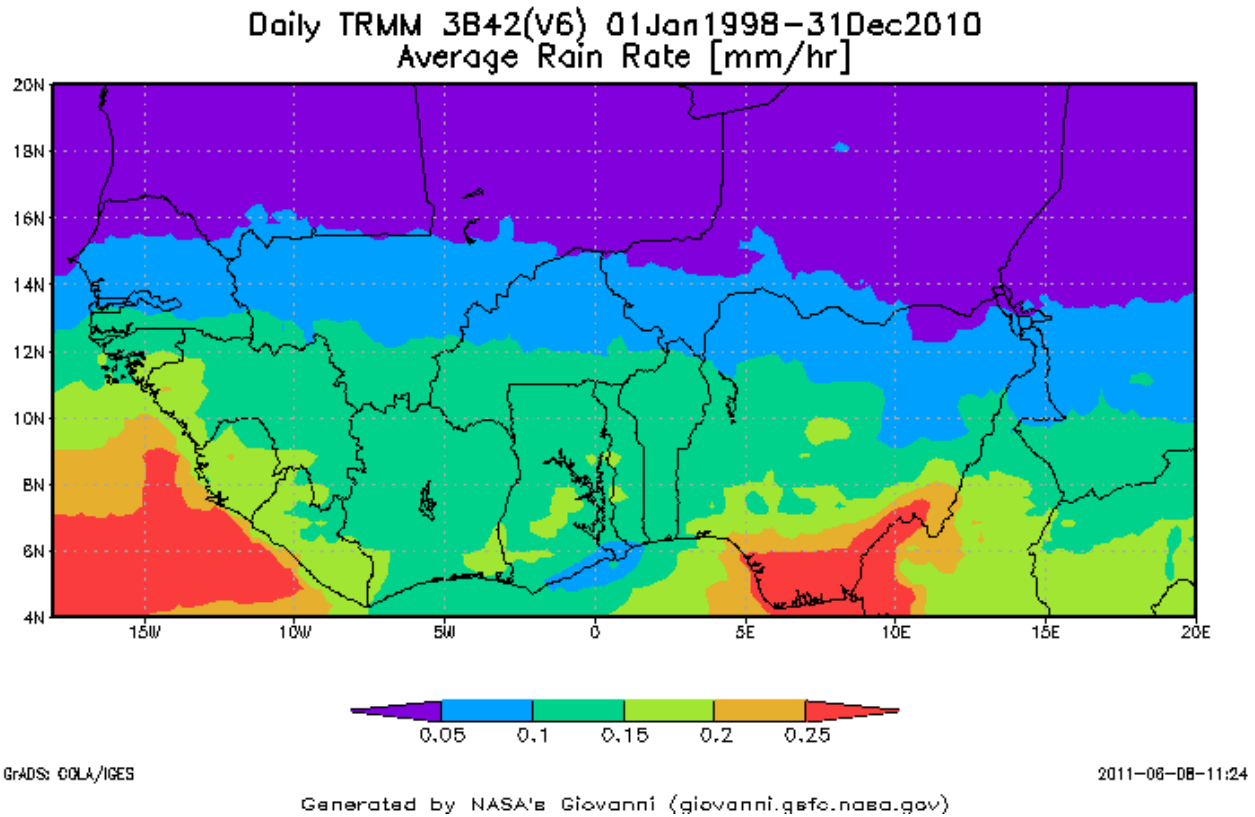


FIGURE 2.1: Moyenne journalière de l'intensité de pluie dans l'Afrique de l'ouest (mm/hr)

2.2 Images SPOT 5

Pour caler le modèle on a utilisé des images multispectrales du satellite SPOT 5 (10m de résolution), de niveau 2A i.e. correction radiométrique et correction géométrique effectuées dans la projection cartographique non standard (plate carrée) sans prise de points d'appui. L'avantage de ce niveau de correction est qu'il est possible de combiner l'image à des informations géographiques de types différents (vecteurs, cartes raster et autres images satellites). Les bandes spectrales des images sont les suivantes :

- XS1 (Vert) bande spectrale de 0.5 à 0.59 μm
- XS2 (Rouge) bande spectrale de 0.61 à 0.68 μm
- XS3 (Proche Infrarouge) bande spectrale de 0.78 à 0.89 μm
- XS4 (Moyen Infrarouge) bande spectrale de 1.58 à 1.75 μm

Dans le cadre de notre étude la résolution spatiale est satisfaisante du fait de la taille moyenne des mares ($\approx 1.2\text{ha}$). Nous disposons de 12 images qui ont été acquises d'août 2003 à septembre 2007 dont cinq images couvrant la saison des pluies de 2003 et des nouvelles images de 2010 qui ont été traitées pour la détection des mares. Ces images couvrent toutes une scène de 43*46km (4588 x 4322 pixels) et sont centrées sur le village de Barkedji (voir figure 2.2) dans le Ferlo (15°17N, 14°52W).

La figure 2.3 présente la position des images par rapport aux événements pluviométriques de la saison 2010. La position relative des images à ces événements est un paramètre important pour pouvoir comparer les sorties du modèle aux observations satellites. Sur les sept images de la saison 2010 (six présentées sur la figure 2.3 plus une le 4 décembre) seulement 4 ont été utilisées pour détecter les mares :

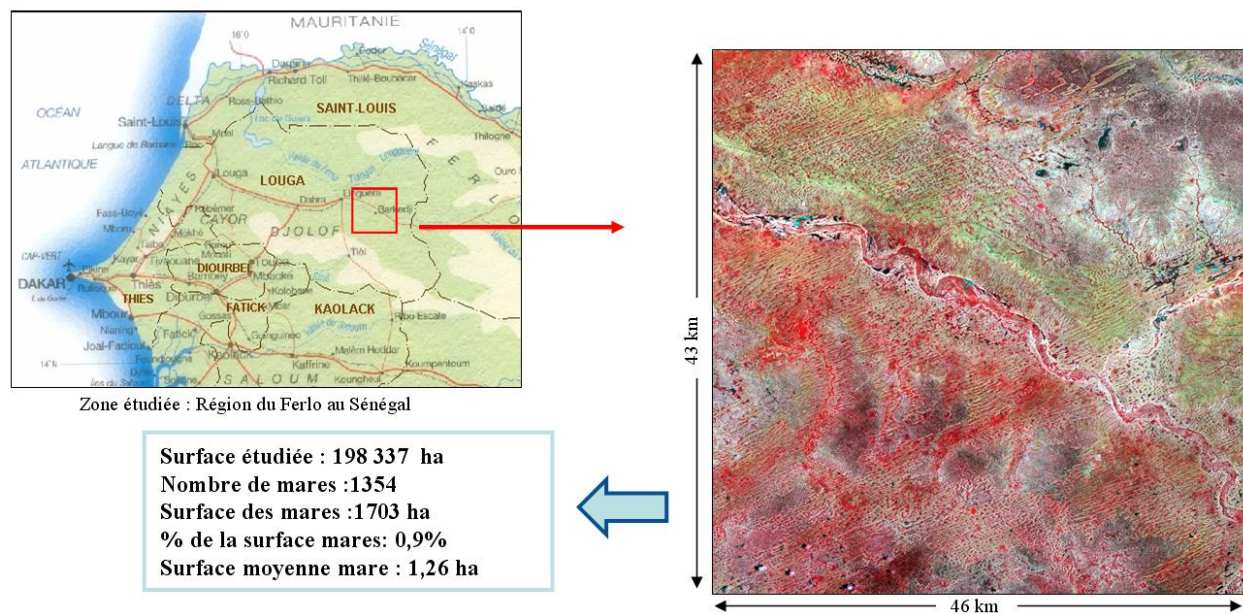


FIGURE 2.2: Présentation de la zone d'étude : à gauche carte politique du Sénégal et à droite une image SPOT 5 de la zone d'étude en fausses couleurs.



(a) Bétail en transhumance



(b) Front de poussières atmosphériques précédant une ligne de grains. Matam, Sénégal 1986 ©IRD photo Bernard Mougenot

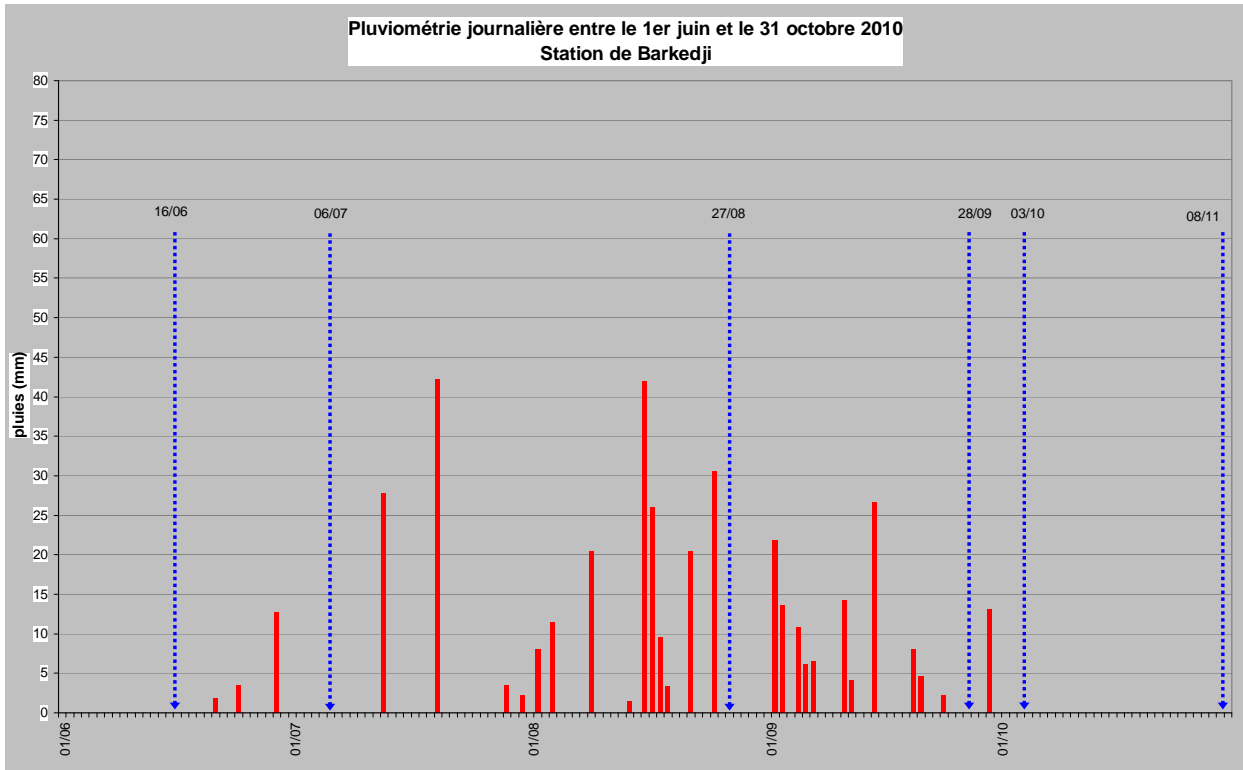


FIGURE 2.3: Pluviométrie journalière de la station de Barkedji en rouge avec les dates des images satellite

- Sur les images de juin et juillet les pluies étaient trop faibles pour initier la création des mares.
- Sur l’image d’août, en pleine saison, les nuages couvraient une grande partie de notre zone d’étude.

On a donc utilisé 4 images vers la fin de la saison, avec des mares bien remplies et avec une dynamique décroissance.

2.3 Détection des mares

Indices

Chaque type de surface réfléchit, absorbe et transmet le rayonnement qu’elle reçoit de façon différente suivant sa nature, et possède ainsi sa propre signature spectrale. Il est courant en télédétection d’utiliser des indices, qui vont permettre, en combinant des valeurs radiométriques mesurées dans des bandes spectrales précises, de différencier la nature des cibles observées.

Par exemple, un indice bien connu en télédétection est l’indice de végétation NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), qui permet de distinguer la végétation des autres types d’occupation du sol [14]. Il est basé sur le fait la végétation possède une réflectance dans le proche infrarouge (bande XS3 de SPOT-5) beaucoup plus importante que celle dans le rouge (bande XS2). Ainsi la différence normalisée entre ces deux bandes spectrales va permettre de caractériser les zones de végétation (si l’indice est grand l’activité photosynthétique est importante) :

$$NDVI = \frac{XS3 - XS2}{XS3 + XS2}$$

En se basant sur la même logique, l’équipe a mis au point un indice permettant de repérer efficacement les mares sahéniennes, y compris celles qui sont couverts par la végétation. Cette méthode est présentée dans

la publication [7]. Cet « indice de mare », dénommé NDPI (Normalized Difference Pond Index), est défini de la façon suivante :

$$NDPI = \frac{XS4 - XS1}{XS4 + XS1}$$

La réflectance de l'objet «mare» étant beaucoup plus faible dans le MIR que dans le vert, plus le NDPI est faible et plus il est probable de détecter une mare. Une fois les mares détectées, on peut utiliser le NDVI à l'intérieur de celles-ci afin de déterminer leur contenu en végétation. Cette information est intéressante car la végétation va favoriser le développement des moustiques en leur apportant un support et un abri [15]. La végétation de surface des mares est un paramètre important de l'émergence et de la survie des *Culex*.

Photo interprétation

A l'aide de l'indice NDPI nous allons donc pouvoir différencier les pixels de sols nus et les pixels de « mare ». Cependant, cet indice NDPI ne fournit qu'une information relative sur la nature du pixel considéré, et il va falloir déterminer de façon précise la valeur seuil à partir de laquelle on bascule d'une classe à l'autre. Cette opération s'effectue par photo-interprétation, c'est-à-dire par observation « manuelle » des comptes numériques des pixels de l'image et de leurs indices NDPI associés. Cette opération est minutieuse et doit s'appuyer sur plusieurs points :

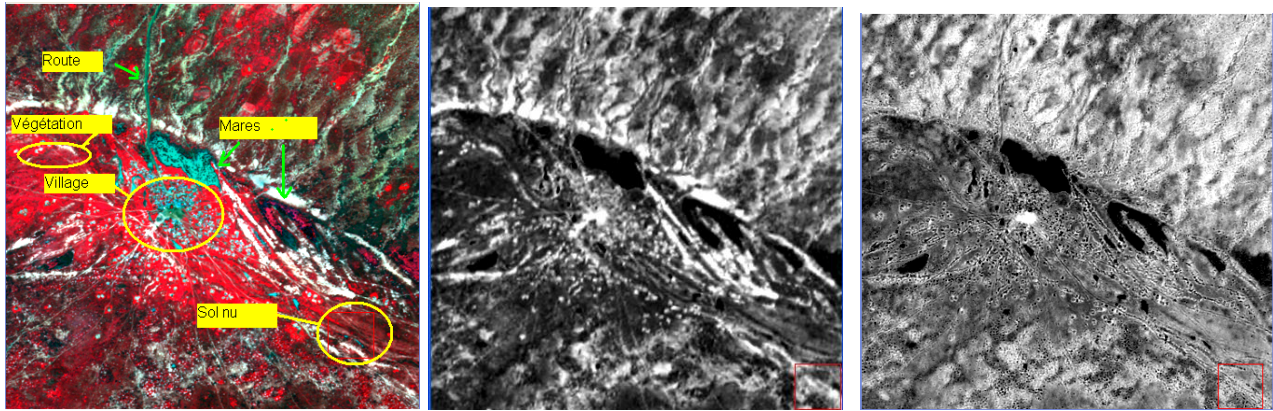
- Une bonne connaissance du comportement des surfaces observées : l'utilisateur doit bien connaître les différentes signatures spectrales en présence (eau, sol nu, végétation...) et leurs caractéristiques dans chaque bande spectrale. Ainsi, l'utilisateur doit pouvoir tirer des informations simplement à partir de l'affichage de la composition colorée (rouge associé au canal B3 (PIR), vert associé au canal B2 (rouge), bleu associé au canal B1 (vert)).
- La prise en compte de dires d'experts et de données de terrain : pour effectuer des seuillages précis, il est préférable (c'est ce qui est fait ici) d'avoir recours à des dires d'experts (personnes connaissant bien le terrain et pouvant lever d'éventuelles incertitudes quant à la nature de certaines occupations du sol) ou même d'aller étudier directement sur le terrain certaines zones.
- L'expérience de l'utilisateur : A force d'exercice, l'œil est capable d'une meilleure association des formes, textures et couleurs observées à tel ou tel objet (en l'occurrence eau ou sol). De plus, il est possible d'identifier des objets bien délimités qui pourront servir de référence. Enfin il est évident que l'utilisateur doit bien connaître son logiciel de traitement afin d'utiliser les outils adaptés .

Afin de donner une idée du type d'images avec lesquelles on travaille, une composition colorée issue de la scène du 28 septembre 2010 (figure 2.4) accompagnée du canal moyen-infrarouge (MIR) et du NDPI correspondants est présentée.

On peut distinguer (2.4a) la végétation en rouge, et les bâtiments (village) en bleu. Les zones en eau sont reconnaissables par leurs formes souvent caractéristiques et leurs couleurs pouvant aller du bleu sombre (voire noir) au turquoise, la turbidité de l'eau étant d'autant plus forte que celle-ci apparaît turquoise. On observe aussi sur la mare plus foncée (celle de droite) des taches rouges qui correspondent à de la végétation de surface.

Pour détecter les mares on établit un seuil de NDPI. Les parties foncées (NDPI faible) seront considérées comme mare si en plus le MIR est suffisamment faible. On établit ces seuils en faisant un zoom sur les bords des mares et en observant le gradient de NDPI (ou NDVI ou MIR) et les valeurs des discontinuités des surfaces. Le travail de photo-interprétation va se porter précisément sur le bord des mares, qui correspond à la zone de transition eau-sol. Le bord des mares est souvent peu profond, et la réflectance observée est donc le mélange de la réflectance de l'eau et de la réflectance du sol, il existe souvent des ambiguïtés.

Étant donné que les différentes scènes de chaque date n'ont pas été prises dans les mêmes conditions et n'ont pas été rigoureusement corrigées des effets dus à l'atmosphère, il n'existe pas un seuil commun à toutes les images et l'opération devra être répétée pour chaque date. Afin de tenir compte de l'incertitude introduite par la photo-interprétation, nous déterminerons en réalité deux seuils de NDPI pour chaque image. En effet, parfois le doute peut subsister à quelques pixels près, et nous déterminerons donc un intervalle avec un seuil



(a) Composition colorée (R : XS3, G :XS2, (b) Canal 4 (XS4) de spot 5 de la même
B :XS1) du village de Barkedji avec leszone
mares

(c) NDPI

FIGURE 2.4: Comparaison des différents canaux

minimal et un seuil maximal. On peut alors calculer pour chaque mare la moyenne entre ses surfaces estimées « minimales » et « maximales » avec l'incertitude qui en découle.

Une fois les indices établis on va procéder à une classification non supervisée de l'image pour discriminer entre mare ou non mare. Pour cela une première décision est réalisée sur le NDPI, puis si le résultat est positif, une deuxième décision sera faite pour la valeur du MIR du pixel. En plus, on peut discriminer entre surface d'eau libre et surface en végétation grâce au NDVI.

Ensuite, une fois qu'on a obtenu notre image de classification on peut vectoriser l'image pour considérer chaque mare individuellement (figure 2.5).

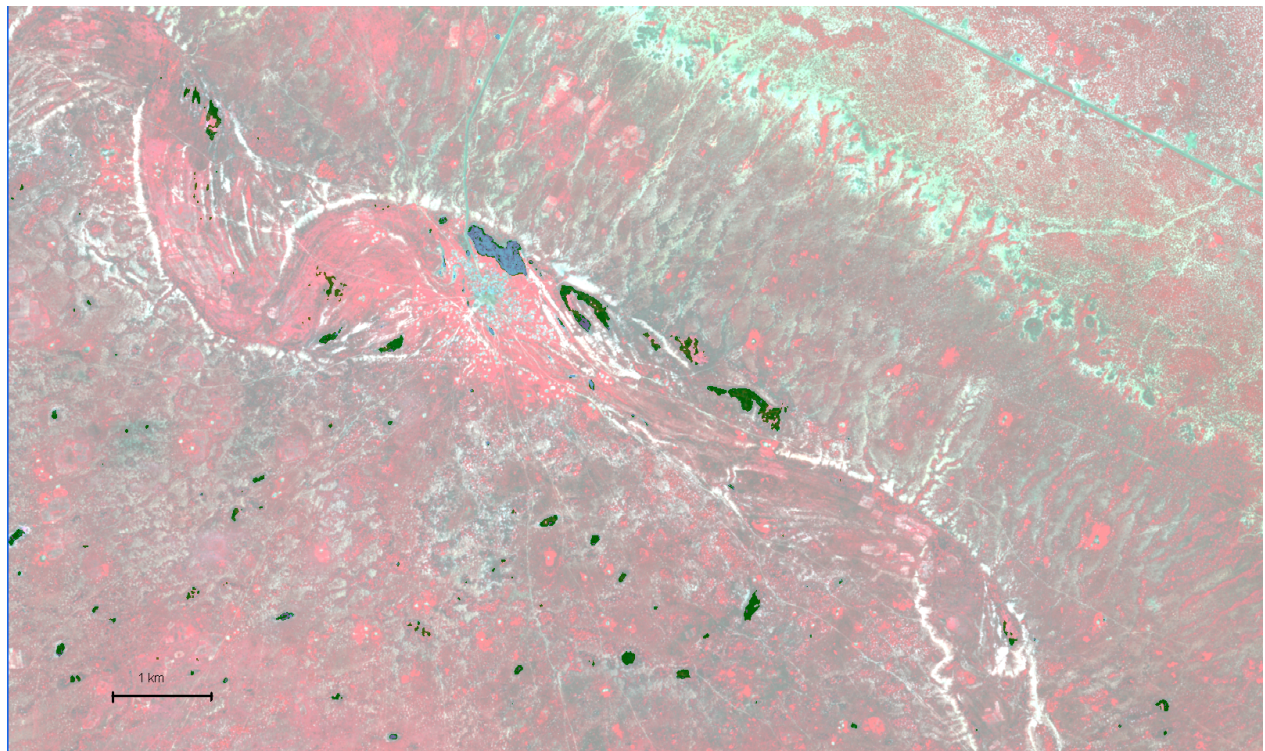


FIGURE 2.5: Superposition de l'image de classification ds mares et la carte. Vert : surface en végétation, Bleu : Eau turbide, Violet : eau limpide.

Chapitre 3

Modèle aléa “moustiques”

3.1 Principe du modèle

L’objectif du modèle qui génère les cartes d’aléa “moustiques” est de quantifier la densité spatio-temporelle des deux types de moustiques. Pour cela le seul paramètre en entrée du modèle est la pluviométrie. Le modèle intègre la dynamique des mares en fonction de la pluviométrie, pour ensuite calculer les moustiques créés par chaque mare. Les images satellitaires servent à calibrer le modèle, sauf celle de aout 2003 qui sert de référence.

Image du 26 Août 2003

L’image prise par SPOT 5 le 26 aout 2003 est considérée comme l’image de référence pour déterminer la localisation et la surface maximale des mares. Cette image fut prise en pleine saison des pluies, trois jours après des grandes pluies (66 mm), sans aucun nuage dans le champ. Les experts sur le terrain considèrent que toutes les mares étaient remplies en totalité. Donc la trace des mares de cette image sera utilisée comme la surface maximale de chacune des mare.

Dans la pratique cette hypothèse reste vraie. Aucune mare observée dans les autres images a une surface supérieure à celle qu’elle avaient en aout 2003. Cependant on observe parfois des nouvelles mares (souvent assez petites, de quelques pixels) qu’on négligera dans la suite. En 2003 on comptabilise 1354 mares sur toute la scène SPOT5.

Dynamique des mares

Une étude réalisé dans le domaine du RADAR grâce au satellite TerraSAR-X [12] à permis d’extraire une loi empirique qui lie la pluviométrie accumulée (sur 1 jour) à l’augmentation de la surface en eau libre de la zone. Donc grâce à 6 images RADAR et en considérant les événements de pluie on a trouve la relation liant la pluie à la surface en eau de la mare :

$$S(t) = S(t-1) \cdot (1 + \Delta S)$$

$$\Delta S = a \cdot \ln(x) - b \tag{3.1}$$

Où x est la pluie tombée en mm et a, b les paramètres de l’équation de remplissage. $S(t)$ étant la surface de la mare au jour t , et ΔS sa variation d’un jour sur l’autre.

A l’aide des images qui ne sont pas influencées par des événements pluvieux on a pu calculer un taux de diminution de la surface des mares par évaporation de $c = 3.27\%$ par jour. Donc pour les jours secs : $\Delta S = -c = -0.0327$



(a) Vue générale de la mare de Furdu ; cette photo a été prise le 12 juillet 2010, à 10h55, avant un événement plu-vieux de 25,0 mm
 (b) Vue générale de la mare de Niakha ; cette photo a été prise le 12 juillet 2010, à 17h45, après un événement pluvieux de 25,0 mm

FIGURE 3.1: Images de mares avant et après un évènement pluvieux

Critères d'apparition et de disparition

Pour initialiser le modèle il faut un seuil de mise en eau des mares (initialisation) et un seuil de disparition. Le seuil de mise en eau des mares est la valeur de pluie pour laquelle les mares commencent à se remplir. Pour le moment aucune image à été réalisé au début de la saison après les premières grandes pluies. C'est pour cela qu'on fait une hypothèse sur le critère d'apparition. On considère que la mise en eau de mares se produit après une pluie de 20mm ou deux jours consécutifs de 10mm (définition de pluie productive). Cette quantité permet de se saturer en eau le sol et de permettre le premier remplissage (figure 3.1). On considère que le remplissage initial est de :

$$S_i = \frac{Pluie(mm)}{Pluie_{ref}} \cdot S_{max}$$

Où S_{max} est la surface maximale de 2003 et $Pluie_{ref} = 66 mm$ représente la pluviométrie accumulée de 2003 avant l'image de référence.

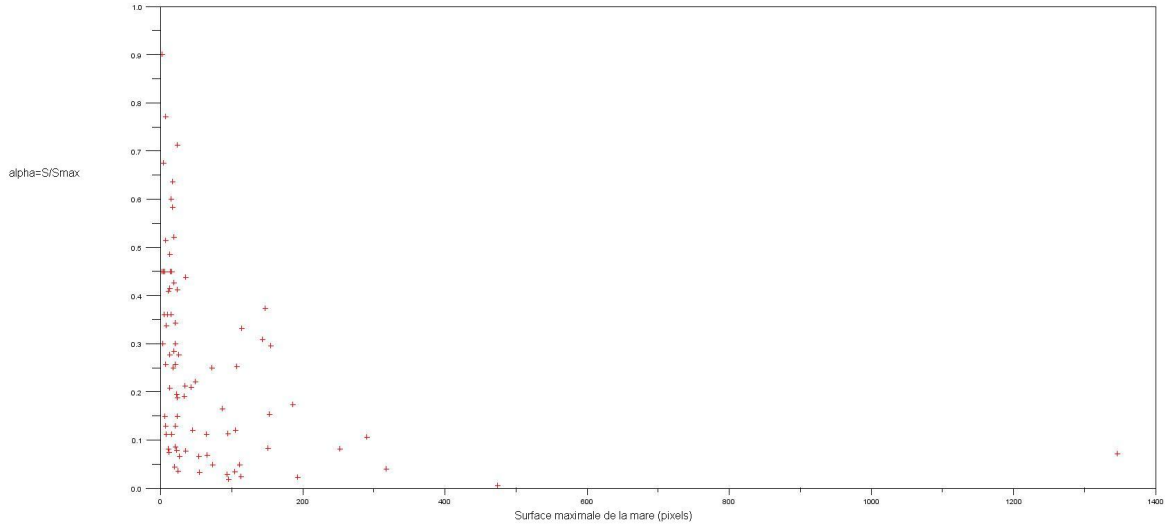
Le critère de disparition des mares est défini par le facteur α . Lorsqu'une mare atteint la taille αS_{max} (à cause de l'évaporation) on la fait disparaître. On a considéré que le facteur α dépend de la taille de la mare (discussion dans la section 3.2)

3.2 Inversion des paramètres

Le modèle décrit dans la section antérieure est non linéaire du fait qu'on utilise des seuils de “coupure” pour l'apparition et la disparition des mares. Notre objectif est d'estimer les paramètres a, b, c grâce aux images de 2010. Il faudra donc essayer d'éliminer cette non linéarité pour essayer d'estimer ces paramètres. Pour cela on a constaté que :

- 43 mares sont présentes dans les 4 images de septembre à décembre 2010, on considère qu'elles ne disparaissent pas pendant cette période. Ainsi on élimine la dépendance en α , le paramètre de disparition.
- entre l'image de novembre et celle de décembre on a pas de pluies, on peut donc estimer le paramètre d'évaporation c avec une assez bonne précision.
- après il reste trois images et donc deux intervalles de temps pour calculer les paramètres a, b de remplissage.

De cette façon on obtient un jeu de paramètres pour chaque mare analysée. On a une quarantaine de valeurs a, b, c très dispersés. Lorsque l'on fait la moyenne et on modélise la dynamique des mares les incertitudes

FIGURE 3.2: Paramètre α en fonction de la surface maximale de la mare

modèle-observations se réduisent considérablement mais restent tout de même assez élevées (voir après section 3.4) .

Pour dégager le paramètre de disparition α des mares on va regarder en détail les mares disparues entre le 28/09 et le 03/11 :

- 90 mares ont disparus entre le 28/09 et le 03/10
- On sait qu’il y a eu une pluie productive le 01/10
- Les mares ont donc disparu le 29 ou 30/10

Grâce a ce raisonnement on peut estimer la surface que les mares avaient le jour de sa disparition et donc tracer $\alpha = \left(\frac{S}{S_{max}}\right)_{limite}$ en fonction de S_{max} (figure 3.2). On observe sur la figure la dépendance de ce facteur à la surface maximale. Chaque point sur le graphique correspond à la taille d’une mare lors de sa disparition. On peut penser que les plus petites mares ont tendance à disparaître plus vite à la fin de sa décroissance en surface.

Ainsi on attribue des valeurs α à chaque classe de mare en fonction de sa taille. De cette façon on diminue les incertitudes entre la surface prédite et la surface observée.

On observe sur la figure 3.2 que les points se regroupent sous une courbe qui a la forme en $1/x$. En prenant donc des seuils supérieur on fait disparaître certaines mares avant la date réelle de disparition.

Revenant aux paramètres de remplissage a et b on a l’impression que chaque mare se comporte d’une façon différente. Lorsqu’on calcule la distribution de ces paramètres on obtient des valeurs très dispersés même de signe opposé! Quelques mares isolées augmentent en surface quand elles devraient diminuer et certaines mares se réduisent quand elle devraient augmenter (pluie isolée). Cette différence dans le comportement des mares est certainement provoqué par l’hétérogénéité de la distribution des pluies dans la zone.

3.3 Champs de pluies

On a considéré jusqu’à présent que la pluies était homogène sur toute la zone d’étude. Or l’étude des images satellitaires de 2010 nous à montré qu’on ne pouvait pas considérer la même hauteur de pluie partout car on surestime la surface totale en eau de la zone. L’objectif de cette section est donc d’établir une loi pour tenir compte de la variabilité spatiale de la pluie dans notre région et de réduire l’incertitude associée à cette

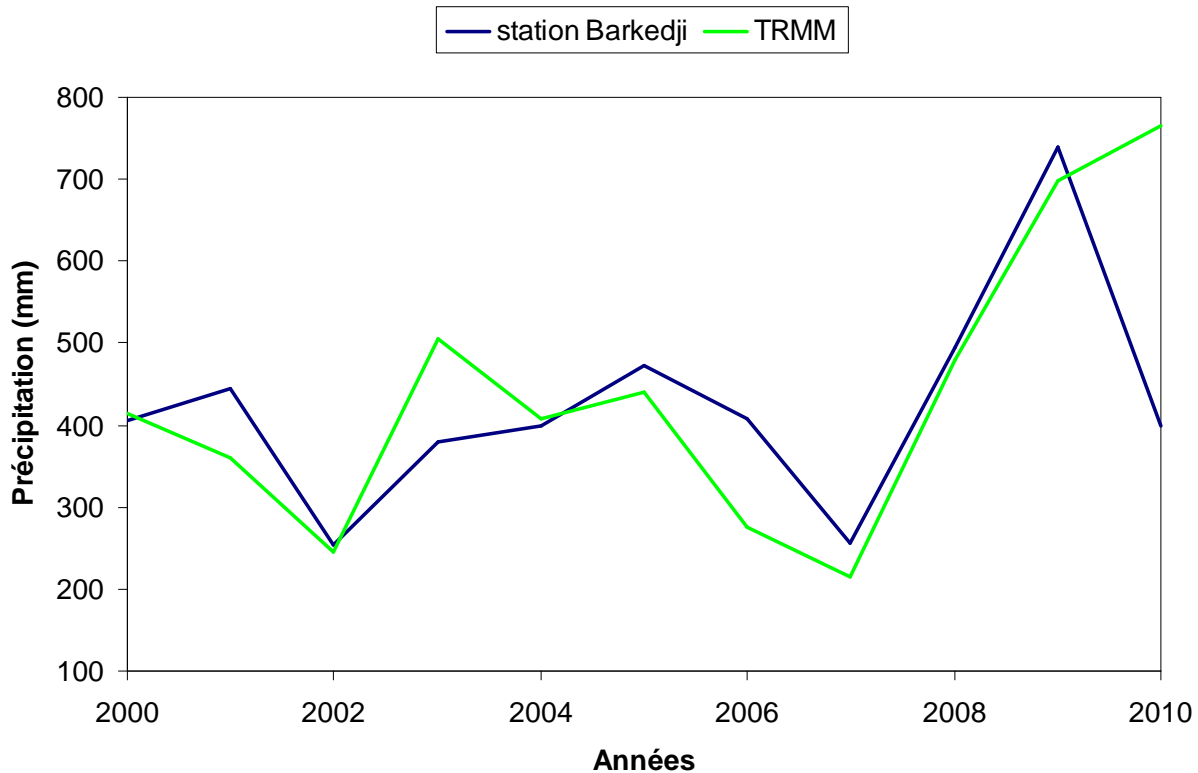


FIGURE 3.3: Comparaison du cumul des pluies pour chaque année entre les données TRMM et de la station de Barkedji

variabilité. On va dans un premier temps décrire les données pluviométriques qui proviennent essentiellement de deux sources différentes :

TRMM (Tropical Rainfall Measurement Mission [20]) est une mission de la NASA et la JAXA opérationnelle depuis 1998 qui est chargée de surveiller et d'étudier les précipitations dans la zone tropicale (50°N - 50°S). Elle offre des nombreux produits pluviométriques. Pour avoir la meilleure estimation des pluies cumulées, on a travaillé avec le produit 3B42 (description [19]). Ce produit combine les données infrarouge et microonde des satellites TRMM pour réduire les erreurs. La résolution spatiale est de $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ et la résolution temporelle est de 1 jour (ou 3h avec une moindre précision). Il existe aussi la possibilité d'avoir les données en temps quasi réel pour éventuellement initialiser un système d'alerte.

Pluviomètres Il existe une station météorologique au village de Barkedji ($-14.87\text{E } 15.28\text{N}$) et une autre au village de Linguère (à quelques km de la zone d'étude). La station de Barkedji enregistre des données depuis 1961, ce qui est un avantage par rapport à TRMM. Grâce à cette station on a des données pluviométriques depuis 50 ans ce qui va nous permettre de faire des études à longue échelle temporelle.

La différence essentielle entre ces données est que TRMM nous donne une moyenne des pluies cumulées dans une zone de $25\text{km} \times 25\text{km}$ et la station nous donne une valeur ponctuelle. On va considérer que la valeur moyenne donnée par le pixel de TRMM est constante dans toute notre zone d'étude (même si elle mesure $40\text{km} \times 40\text{km}$). Par contre, lorsqu'on va utiliser les données du pluviomètre on va contraindre la zone à $15 \times 15\text{km}$ autour de la station. La figure 3.3 nous montre les différences entre les valeurs de la station et de TRMM. On observe une grande différence en 2010.

Il existe une grande variabilité spatiale et temporelle de la pluie qui dépend des phénomènes physiques qui la créent, et donc dépendent du régime climatique dans lequel on se trouve. Souvent on essaie de décrire

cette variabilité grâce à des études multifractales [21]. Ces études se basent sur le fait que la pluie et un phénomène fractale et donc ses propriétés statistiques (distribution, moments etc) vont dépendre de l'échelle à laquelle on l'observe. Notre zone d'étude contient 1354 mares sur une surface de 1600 km² donc l'ordre de grandeur de la distance entre les mares est de 1 km. Il faudra alors tenir compte de la variabilité des pluies sur une échelle caractéristique de 1 km pour pouvoir reproduire l'effet.

Il existe plusieurs façons de trouver la distribution des pluies à une échelle donné sur une zone donnée. Une technique générale consiste à faire une descente d'échelle. Les moments S d'ordre q de la pluie sont définis par :

$$S_q(\lambda) = \langle [\mu_{ijk}(\lambda)]^q \rangle$$

$$\mu_{ijk}(\lambda) = \int_{x_i}^{x_i+\lambda} dx \int_{y_j}^{y_j+\lambda} dy \int_{x_k}^{t_k+\lambda/U} dt i(x, y, t)$$

Où $i(x, y, t)$ désigne l'intensité de la pluie aux coordonnées x, y au moment t , λ l'échelle caractéristique, U la vitesse typique d'advection, et $\langle \rangle$ est la moyenne. Et donc la loi multifractale qui lie S et λ est donnée par :

$$S_q(\lambda) \propto \lambda^{\zeta(q)}$$

Où l'exposant $\zeta(q)$ caractérise la loi d'échelle propre au système. On peut déterminer ζ expérimentalement en calculant les S_q pour différentes échelles mais il faut un grand nombre de données surtout à l'échelle intermédiaire (entre 5 et 30 km) donc TRMM ne suffit pas.

Un étude menée grâce à des séries de 13 ans à Niamey (Niger) [22] avec un réseau de pluviomètres nous à permis d'établir une loi de distribution des pluies. Cette étude à été réalisé au Sahel, dans le même système climatique que notre zone expérimentale. En plus avec une centaine de pluviomètres l'expérience couvre 10 000 km², il s'agit bien des mêmes échelles de notre étude. Dans cette étude, les auteurs arrivent à la conclusion que à d'échelles de 1 km la distribution des pluies est exponentielle :

$$F(p, m) = 1 - e^{-\frac{p}{m}}$$

Où F est la fréquence cumulée, m le paramètre de la distribution, c'est à dire la moyenne et l'écart-type (ils sont égaux pour la distribution exponentielle) et p la pluie. La moyenne des pluies est celle fournie par TRMM.

Pour prendre en compte la variabilité spatiale, pour chaque jour de pluie on va attribuer à chaque mare une pluviométrie au hasard suivant cette loi de distribution. De cette façon on va se rapprocher des observations et les risques cumulées sur la zone vont être plus précis.

Par contre ce tirage aléatoire nous fera perdre la représentation spatiale du risque. Avec cette méthode on ne peut pas faire des cartes du risque journalier car on ne connaît pas exactement la pluviométrie associée à chaque mare. Cette méthode sera utile pour établir des risque saisonniers et annuels mais pas journaliers.

3.4 Erreurs modèle-observations

L'objectif de cette partie était d'améliorer le modèle d'estimation des surfaces des mares. Dans cette section on va présenter l'apport des différentes modifications apportées dans l'estimation de la surface globale en eau estimée. Pour cela on a calculée l'erreur relative entre les observations et les sorties du modèle : on a ajoutée la surface de toutes les mares modélisées au jour de la scène SPOT5 pour les mois de septembre à décembre, et on les a comparé à la surface totale détectée.

Un des problèmes principaux qu'on avait était que le modèle surestimait beaucoup la surface en eau des mares. Dans le tableau 3.1 on présente l'évolution de ces erreurs au fil des modifications. Les pourcentages sont toujours des surestimations du modèle par rapport aux observations.

Les modifications sur le tableau :

recalages :	Avant	a,b,c	α	e=70 mm	hétérogénéité des pluies	mise en eau à 20mm
Septembre	300%	200%	71%	65%	53%	10%
Octobre	1380%	880%	89%	82%	59%	6%
Novembre	2100%	1340%	94%	73%	39%	5%
Décembre	1600%	1000%	18%	18%	13%	0.7%

TABLE 3.1: Évolution de la différence relative entre la sortie du modèle et la surface totale en eau observée

- Recalage a,b,c : Inversion de paramètres de l'équation Radar tel que décrit dans la section 3.2
- Recalage α : Il s'agit de la modification du critère de disparition des mares. Le modèle surestimait la durée de vie des mares, en modifiant ceci on a divisé par 10 l'erreur car on a fait disparaître toute une série de mares des images.
- Recalage de e : Le facteur e détermine l'hauteur de pluie pour laquelle on a un remplissage maximale des mares tel qu'en 2003
- Hétérogénéité des pluies : On introduit dans le modèle une distribution exponentielle du champs de pluie. Pour chaque mare on associe une pluviométrie différente tout en gardant la même moyenne donnée par TRMM.
- Seuil de mise en eau : C'est le seuil de pluie pour lequel les mares se remplissent. Une pluie plus petite ne les remplit pas.

Ainsi on arrive à des incertitudes de 10% et moins dans ce qui concerne la surface des mares totale. Par contre si on regarde l'erreur à la mare cette erreur reste très grande à cause de l'hétérogénéité des pluies. On ne peut pas savoir la pluviométrie exacte sur chaque mare et donc la prévision de sa surface contient une grande erreur.

Chapitre 4

Résultats de la modélisation

4.1 Aléa associé aux *Aedes vexans*

Les *Aedes* apparaissent 4 jours après une pluie supérieure à 20mm. Lorsque les bords des mares sont immergés, les œufs éclosent, créant ainsi un risque qui dure 14 jours s’il n’y a pas d’autres pluies. Alors en connaissant la dynamique des mares, on peut connaître le ΔS (différence de surface) d’un jour sur l’autre pour chaque mare et donc lui attribuer un coefficient de création de moustiques pour les jours suivants. Après on module ce nombre en fonction de la taille de la mare, et on distribue les moustiques créés sur toute la zone “buffer”, c’est à dire les 500 mètres autour de la mare. On peut créer alors des cartes d’aléa journalier comme celles présentées sur la figure 4.1. On observe la différence entre les deux types de carte : si on prend en compte la distribution des pluies on a plus de zones à très fort risque (rouge) mais la surface totale est mineure. Lorsqu’on considère une pluviométrie homogène le risque est en moyenne plus bas mais l’extension de la zone à risque est plus grande : toutes les mares se remplissent d’un certain niveau lors d’un événement pluvieux tandis que pour une répartition des pluies non homogène le remplissage est aussi non homogène.

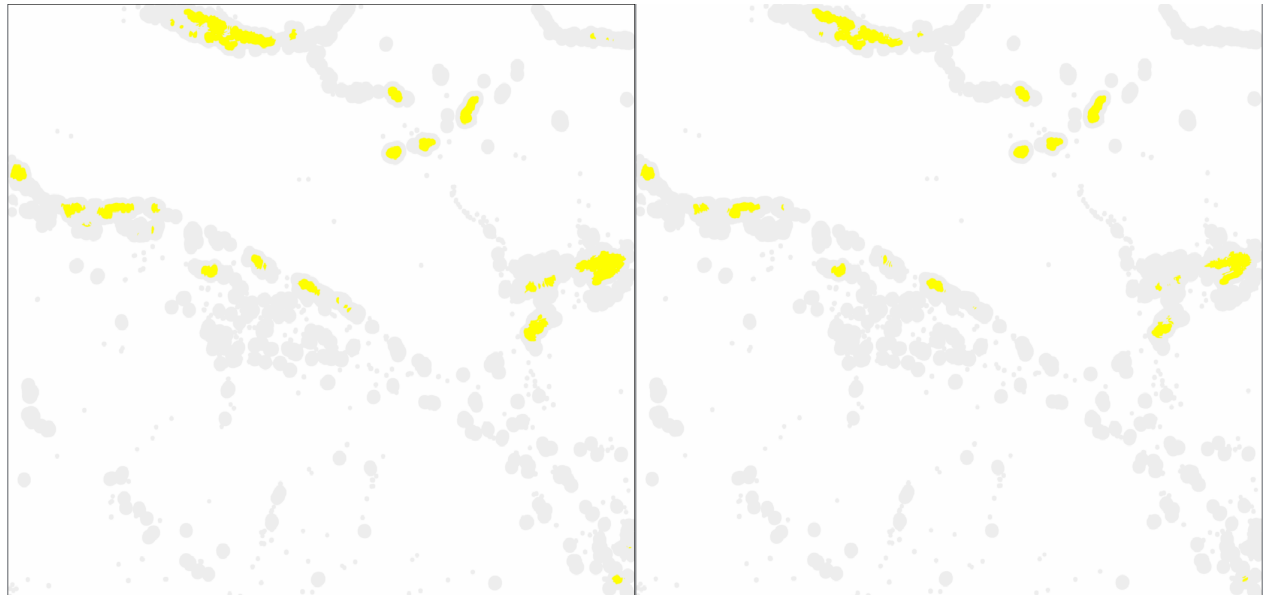
4.2 Aléa associé aux *Culex poicilipes*

Les *Culex* à différence des *Aedes* ont un cycle d’émergence plus long. Ils ont besoin de végétation sur les mares pour se développer, et qu’il ait plu au moins 80mm le long d’un mois. On génère un aléa *Culex* dans les mares qui ont plus de 50% de sa surface en végétation. Cet aléa dure trois mois après le mois à 80mm avec un pic de densité le second mois. Les données d’entomologie ont une résolution pour les *Culex* du mois.

On peut identifier les mares qui sont propices à produire des *Culex* en considérant ses pourcentages de couverture en végétation et leur taille. En faisant une étude sur les images de 2003, 2006, 2007 et 2010 on a fait un classement des mares en fonction de leur dangerosité *Culex*. En tenant compte de la végétation de chaque mare (ie. le nombre de pixels en végétation de surface) et le pourcentage en végétation par rapport au total et aussi de la récurrence de l’aléa : on observe en analysant les différentes images que la végétation développée sur les mares varie d’une saison à l’autre. Mais en général certaines mares sont plus propices à développer de la végétation que d’autres. Ainsi on a établi un indice qui nous sert à faire un classement des mares selon leur récurrence en aléa, leur surface en végétation et leur pourcentage :

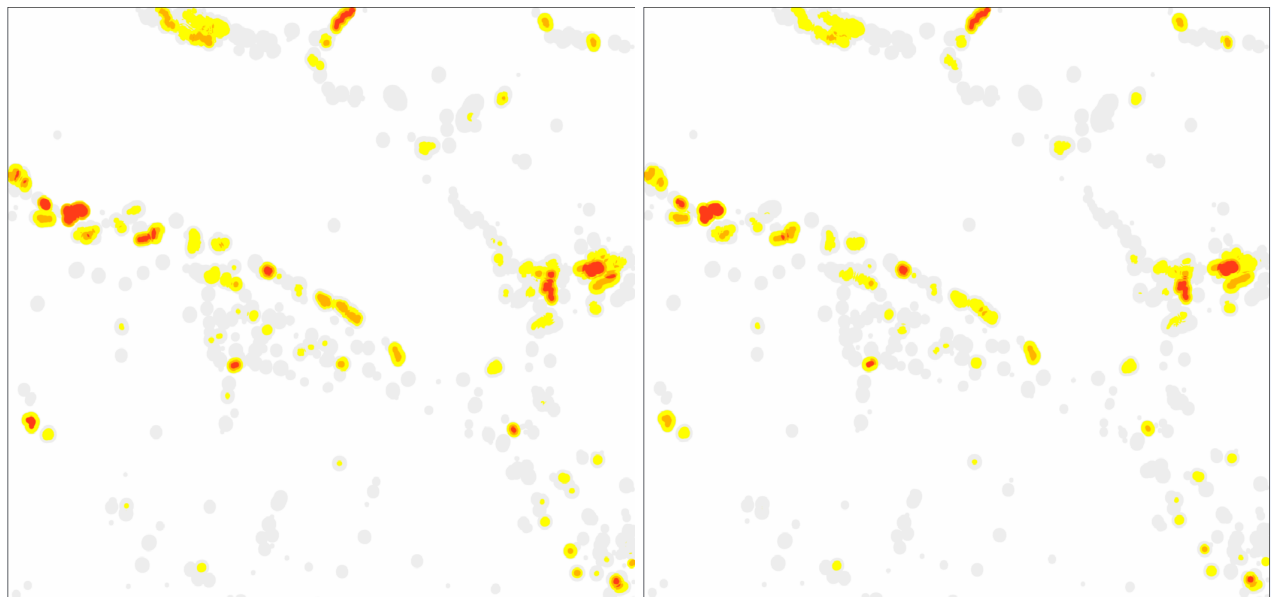
$$\text{Indice culex}_i = \left(\sum_{\text{ans}} N_{\text{veget}_i} \right) \cdot \left(\sum_{\text{ans}} \frac{N_{\text{veget}_i}}{N_{\text{tot}_i}} \right) \quad (4.1)$$

Où N_{veget_i} est le nombre de pixels en végétation de la mare i à une année donnée, et N_{tot_i} le nombre total de pixels de la mare. Les quatre images ont été choisies au cœur de la saison, en août septembre, pour avoir un maximum d’information (remplissage maximal). Une partie du résultat du classement est présenté sur la figure 4.2. Une fois l’indice 4.1 calculée on l’a normalisé et fait ainsi cinq classes de risque (1-0.1 ; 0.1-0.01 ; 0.01-0.001 ; 0.001-0.0001, 0.0001-0). On tient compte de la zone “Buffer” ; c’est à dire des 500m d’influence de chaque mare et faire une cartographie des zones qui sont sous l’influence de plusieurs mares pour établir ainsi



(a) 3 juillet 2010, sans distribution des pluies

(b) 4 juillet 2010, sans distribution des pluies



(c) 3 juillet 2010, avec distribution des pluies

(d) 4 juillet 2010, avec distribution des pluies

FIGURE 4.1: Cartes d'aléa Aedes sur toute la zone (43 km x 45km)

différents types de zones à risque (figure 4.3). Sur cette figure on a placé aussi les parcs d'animaux présents sur la zone. Cette carte est fixe, c'est à dire qu'elle n'est pas faite à un temps t donné. Cette carte peut servir de critère de référence pour les autorités vétérinaires sur place pour aider à la localisation des parcs.

Une des stratégies envisagées pour lutter contre la maladie est de traiter les mares le plus dangereuses avec des larvicides. Or la quantité de produit dépend de la surface à traiter. Sur la figure 4.4 on montre l'efficacité qu'un traitement de ce type peut avoir en fonction de la surface traitée : par exemple si on traite les cent premières mares à risque il faut traiter $9 \cdot 10^6 m^2$, ce qui équivaut à 80% de l'aléa total culex.

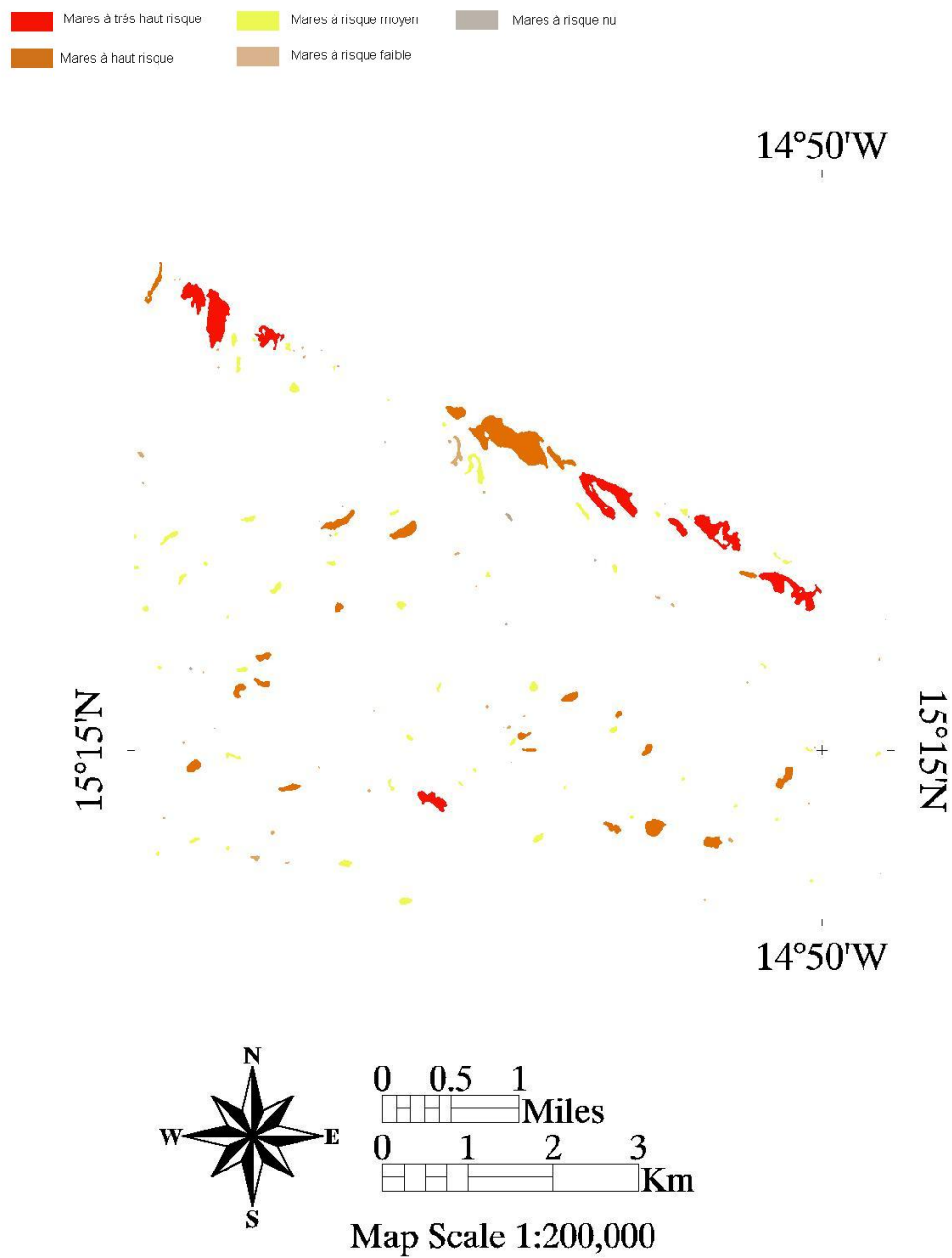


FIGURE 4.2: Classification des mares selon leurs risques potentiels à créer des Culex

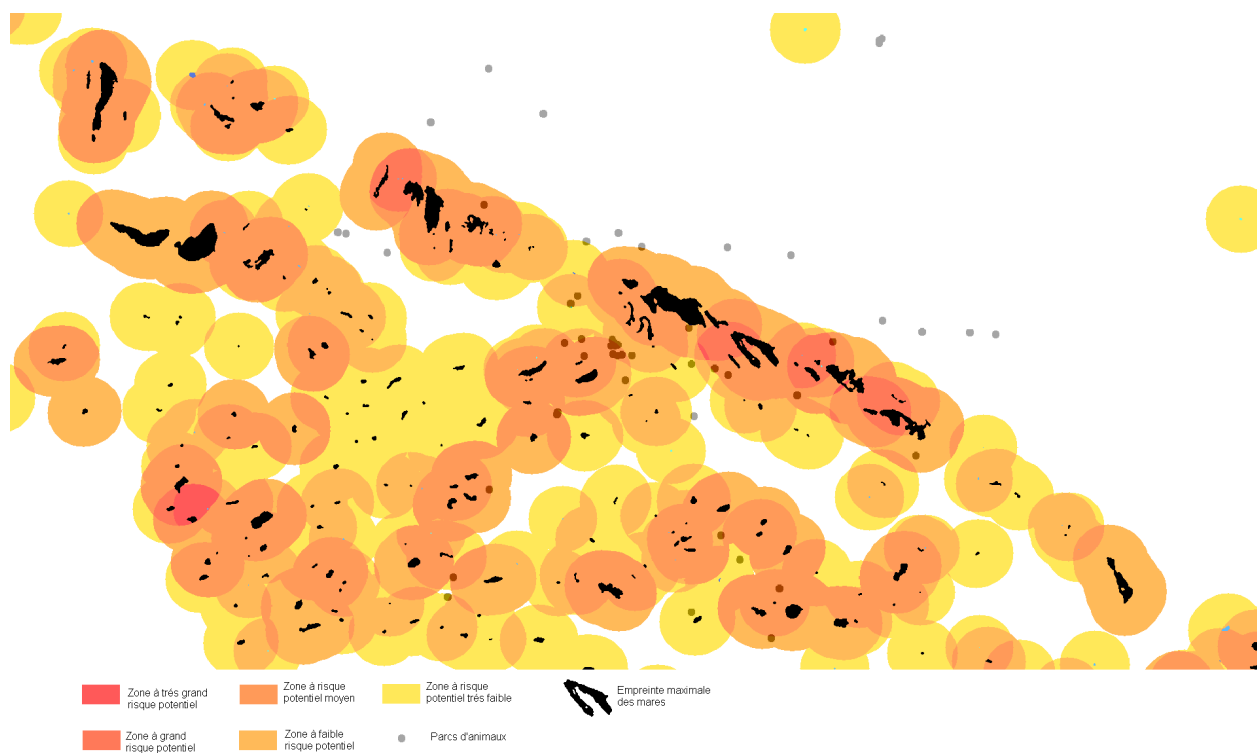
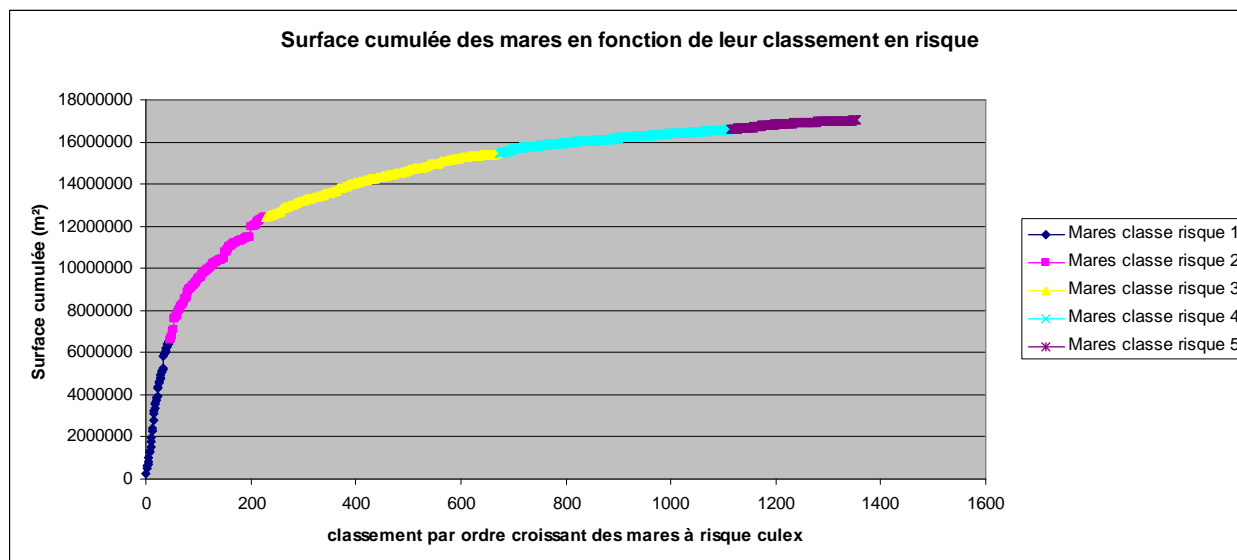
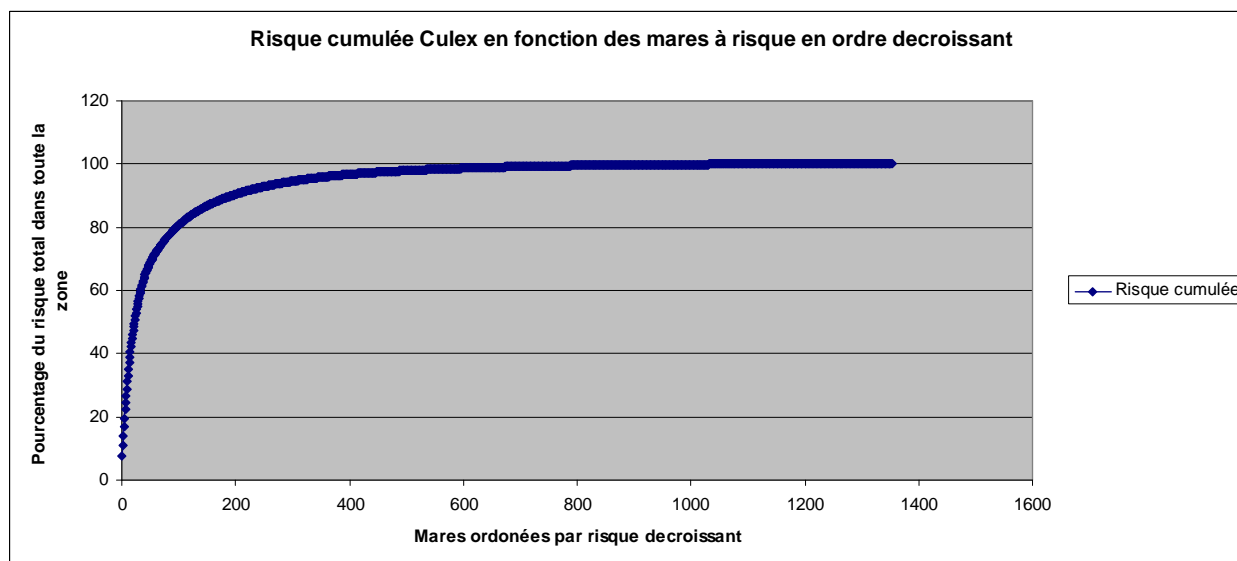


FIGURE 4.3: Classification des zones à risque potentiel Culex en fonction de l'influence des mares



(a) Surface cumulée des mares à risque



(b) Risque cumulée culex

FIGURE 4.4: Référence pour le traitement des mares avec des produits larvicides

Chapitre 5

Simulation sur les derniers 50 ans et approche climatique

5.1 Procédure

La station météorologique de Barkedji est opérationnelle depuis 1961. On a donc cinquante ans de données pluviométriques sur ce point, ce qui va nous permettre de faire une étude de l'évolution du risque "moustiques" dans cette région. Plusieurs hypothèses ont été faites :

- On considère que la trace maximale des mares est celle de 2003 pendant toute la période 1961-2010.
- On considère que le pluviomètre de Barkedji nous donne une valeur moyenne de la pluie sur la zone d'étude (45 x 45km).

La deuxième hypothèse n'est plus nécessaire si on utilise les hauteurs donnés par TRMM, mais les données sont disponibles que depuis 1998. TRMM sera utilisé pour estimer les incertitudes tout au long de la chaîne des mécanismes pris en compte dans la modélisation du risque "moustique". Ce risque sera calculé sur cinquante ans comparant les résultats avec et sans distribution des pluies pour en estimer l'effet.

L'objectif de cette partie est chercher des corrélations entre l'aléa de la FVR et les paramètres climatiques pour essayer de présenter des futurs scénarios d'évolution de l'aléa dans le cadre des scénarios des modèles climatiques. Pour cela on définit l'aléa sur une année comme la somme de tous les moustiques produits par toutes les mares pendant toute la saison :

$$M_i = \sum_{mares} \sum_{jours} m_{ij}$$

Où m_{ij} est le nombre de moustiques produits par la mare i le jour j et M_i le risque associé à l'année i . En définissant l'aléa de cette façon on tient compte de l'intensité totale de la saison. On simplifie la notion d'aléa pour pouvoir la traiter. Cependant il faut tenir compte dans le cas du risque intrasaisonnier des échelles spatio-temporelles locales.

5.2 Risque intrasaisonnier

Pour évaluer la distribution des moustiques pendant la saison on a moyenné l'évolution de l'aléa sur les cinquante saisons modélisées. On a intégré pour chaque jour de la saison tous les moustiques présents dans la zone. On a obtenu donc une courbe caractéristique (figure 5.1) qui sert de saison de référence : l'aléa *Aedes* commence normalement vers fin juin (il peut se déplacer en fonction des premières pluies) et il atteint un plateau vers fin juillet pour diminuer vers fin septembre. Par contre l'aléa *Culex* apparaît plutôt vers la fin de la saison se prolongeant jusqu'à décembre.

Si on compare les deux vecteurs de la FVR on voit que l'aléa associé aux *Aedes* est trois fois plus important que l'aléa associé au *Culex*.

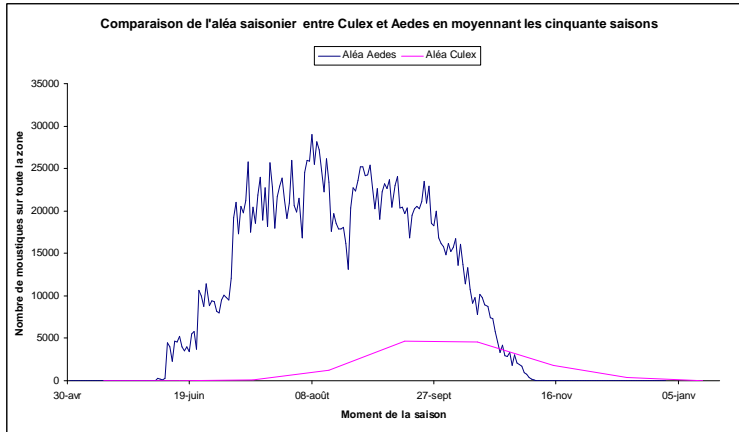


FIGURE 5.1: Aléa intrasaisonnier

5.3 Risque intersaisonnier

En premier lieu on a exécuté le modèle pour les 50 années avec et sans la distribution aléatoire des pluies. On peut observer sur la figure 5.2a la courbe d'évolution. Dans ce graphique on peut observer que les courbes sans et avec distribution ont la même allure. Par contre avec la distribution des pluies l'aléa est en général plus élevée. En moyenne le modèle avec distribution est 21% plus élevé que le modèle sans distribution.

Les courbes présentées dans la figure 5.2a laissent entrevoir une évolution basse fréquence de l'aléa Aedes. On observe un saut pour les deux modèles entre 1987 et 1988 et un autre saut entre 1966 et 1967. Les deux sauts sont suivis d'une augmentation sur une dizaine d'années.

Pour dégager les cycles basse fréquence des signaux présentés sur la figure 5.2a on a utilisé une méthode statistique d'analyse de séries temporelles, la SSA (Singular Spectrum Analysis). Cette méthode permet de décomposer un signal temporel $X(t) : t = 1, N$ dans ses composantes principales temporelles et d'en éliminer le bruit résiduel. Pour calculer les composantes principales temporelles on doit calculer les EOF (Empirical Orthogonal Functions) qui sont les fonctions de basse de la décomposition (comme les sin et cos de la FFT). Les EOF sont les vecteurs propres de la matrice de lag-covariance C_x de déplacement $|i - j|$:

$$c_{ij} = \frac{1}{N - |i - j|} \sum_{t=1}^{N - |i - j|} X(t) X(t + |i - j|)$$

Si on projeté la série temporelle dans ses EOF on obtient les composantes principales A_k de la série :

$$A_k(t) = \sum_{j=1}^M X(t + j - 1) E_k(j)$$

Où M est la dimension de l'espace vectoriel de X (pour nous la fenêtre glissante maximale sera $M=15$).

5.4 Corrélation avec la température moyenne de l'océan Atlantique Nord

Une des variables climatiques qui gouverne le climat de l'Europe et l'Afrique de l'ouest est la température de surface de l'Atlantique Nord. Les systèmes convectifs tropicaux dépendent en grande partie de cette température de surface qui est décrite par l'indice SST (Sea Surface Temperature) de l'Atlantique Nord (0-70N et 70W-0). Lorsque l'Océan Atlantique est plus chaud en moyenne, le golfe de Guinée se réchauffe (partie tropicale), ce qui déplace ITCZ (Zone de convergence intertropicale) vers le nord et donc modifie les régimes pluviométriques du Sahel.

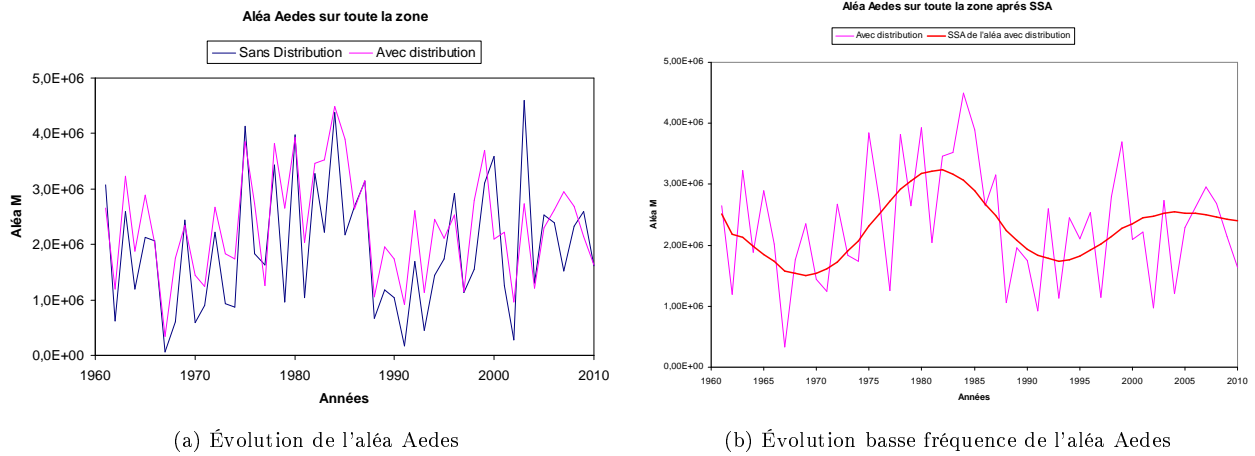


FIGURE 5.2: Séries temporelles des aléas Aedes

Notre modèle d'aléa à une dépendance au régime pluviométrique mais cette dépendance ne concerne pas la pluviométrie cumulée. Cette dépendance se traduit plutôt sur la fréquence des pluies, car les moustiques ont besoin d'une période sèche de 7 jours pour se développer, donc la dépendance se traduit plutôt sur les 'dry spells' ou périodes sèches entre deux pluies. Les corrélations avec la pluviométrie ne sont donc pas directes.

On a trouvé une corrélation avec la variation de la SST. Pour cela on a pris des données mensuelles reconstruites de SST sur une grille de $1^\circ \times 1^\circ$ de 1871 à 2010 (voir [23] et [24]) et on a procédé comme pour l'aléa Aedes, à une décomposition en composantes principales temporelles (SSA) sur toute la période du 20^e siècle. On a donc trouvé une forte corrélation entre les deux premières composantes principales de l'aléa Aedes (ces composantes représentent 30% de la variance totale), les composantes 5^e et 6^e de la SST, représentent une variance de 7.8%. Les 4 premières composantes de la SST présentent les cycles sur 65 ans et sur 8 ans. Sur la figure 5.3 on observe les variations en phase entre les deux premières composante de l'aléa Aedes et la 5^e et 6^e composante de la variation de la température de surface de l'Atlantique Nord.

5.5 Incertitudes

Sur la chaîne de calcul de modélisation les sources d'incertitudes sur la densité de moustiques sont multiples. Dans cette section on va établir les incertitudes associés à chaque étape du traitement :

- Incertitudes sur les mesures de pluies : $\Delta Pluies \Rightarrow \Delta Surface_{pluie} \Rightarrow \Delta Moustiques_{pluie}$
- Incertitudes sur les surface des mares dues aux erreurs du modèle : $\Delta Surface_{modele} \Rightarrow \Delta Moustique_{modele}$
- Incertitudes dues au tirage aléatoire de la pluviométrie des mares : $\Delta Surface_{distrib} \Rightarrow \Delta Moustique_{distrib}$
- Incertitudes des données entomologiques : $\Delta Moustique_{entomo}$

O aura donc :

$$\Delta M_{total} = \Delta M_{pluie} + \Delta M_{modele} + \Delta M_{distrib} (+\Delta M_{entomo})$$

Pour calculer l'incertitude sur les moustiques dues aux mesures de pluie on a comparé les sorties du modèle pour les derniers 12 ans (1998-2010) pour la pluviométrie de la station de Barkedji et la pluviométrie de TRMM. On a ainsi calculé la différence moyenne entre les deux quantités de moustiques et on a obtenu : $\Delta M_{pluie} = 37\%$.

Pour estimer l'incertitude due à l'estimation des surfaces des mares on a considéré qu'on faisait une incertitude systématique de 10% sur la surface de chaque mare (section 3.4). Nous avons introduit cette incertitude de 10% de la surface des mares dans le modèle. L'incertitude entre les sorties du modèle avec et sans la modification est $\Delta M_{modele} = 8\%$.

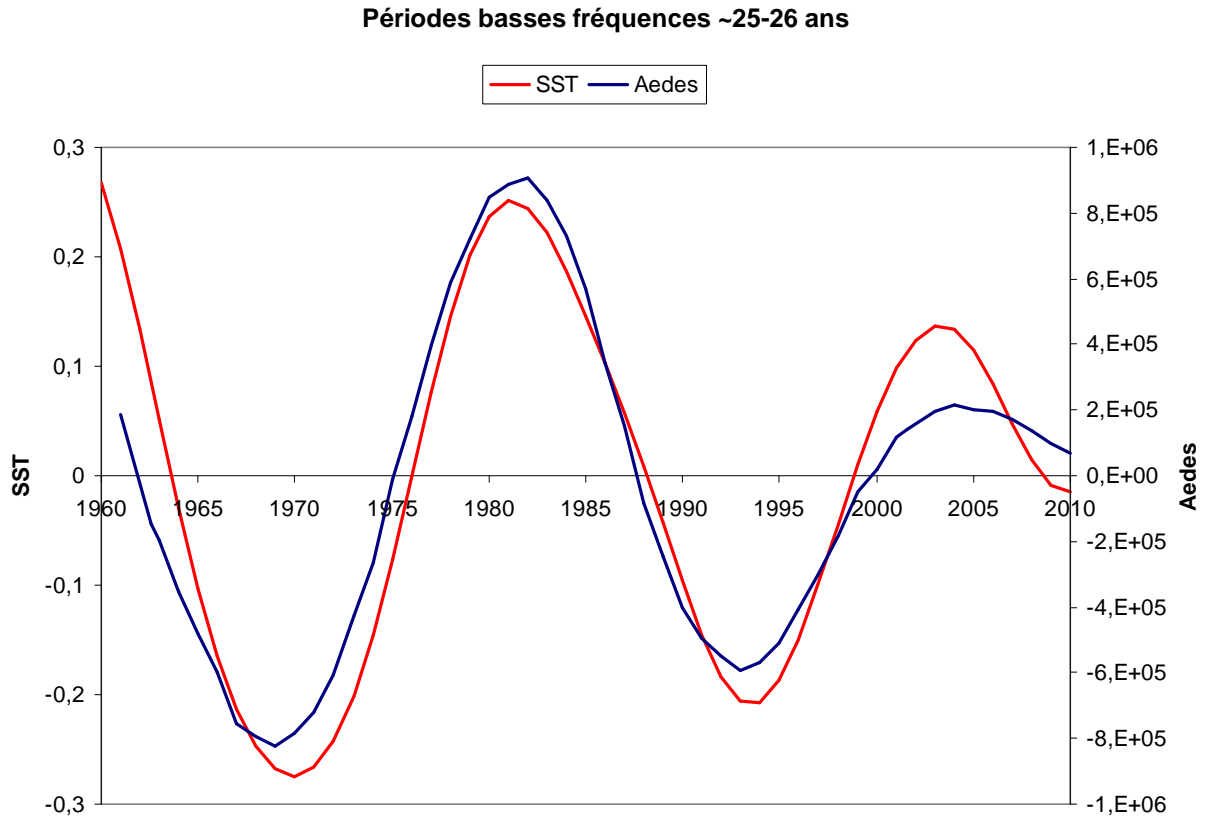


FIGURE 5.3: Corrélation entre la SST et l'aléa Aedes vexans (SST centrée réduite, Aedes centré)

L'incertitude due au tirages aléatoires de la pluviométrie des mares (pour rendre compte de l'hétérogénéité des champs de pluie), a été estimée en faisant un grand nombre de tirages et en calculant l'écart type de la distribution des résultats. En simulant 100 répartitions de pluies différentes on a obtenu une variance dans le nombre de moustiques de $\Delta M_{distrib} = 2.6\%$. Cela prouve que la méthode est robuste et que le grand nombre de mares fait que statistiquement on représente bien l'hétérogénéité des champs de pluie.

L'incertitude due aux données entomologiques est la plus difficile à estimer. Les méthodes de décomptage des moustiques sur le terrain sont de mise en œuvre complexe. On ne connaît pas l'incertitude associée au décomptage de moustiques agressifs. Plus le nombre de mesures est grand, plus on va s'approcher de la valeur exacte de la densité de moustiques agressifs. Cette incertitude n'est pas présentée dans l'estimation de l'incertitude totale.

On a donc finalement l'incertitude relative totale sur le nombre de moustiques :

$$\Delta M_{total} = 48\%$$

Chapitre 6

Conclusion

Les principales conclusions qui découlent de ce travail sur l'étude du risque "moustiques" (*Aedes* et *Culex*) en fonction des champs de précipitations (homogènes ou hétérogènes) peuvent se décliner en 4 point :

Sur le climat

La figure 5.3 nous montre que l'aléa *Aedes* a un cycle de 25 ans, corrélé à un des cycles de la SST de l'Atlantique Nord. Un de nos objectifs était d'établir des scénarios futurs d'Aléa de la FVR grâce à des modèles climatiques prédictifs. On a utilisé les sorties du modèle climatique GFDL CM2 de l'ANOA (données sur le site du KNMI [25]) qui fait des prévisions sur la SST pour différents forçages et scénarios socioéconomiques. Mais actuellement les modèles climatiques ne représentent pas les cycles multi-décennaux (basse fréquence) des variables climatiques. Par contre on peut prévoir d'après l'allure des courbes que sur les dix prochaines années, jusqu'en 2020 la SST sera en dessous de la normale, et donc l'aléa *Aedes* va diminuer sur cette période, pour être au dessus de la normale entre 2020 et 2030 mais on ne peut pas dire pour l'instant dans quelle mesure ces périodes seront plus ou moins fortes. On a trouvé un indice climatique qui semble gouverner l'aléa des *Aedes* à longue échelle.

Sur l'aléa saisonnier

On a vu que l'aléa associé aux *Aedes* était prédominant pendant la saison des pluies, sans perdre de vue les *Culex* qui eux jouent un rôle important à la fin de la saison. On a estimé que les incertitudes étaient approximativement 50% mais on ne connaît pas l'incertitude lié aux mesures entomologiques. La plus grande source d'erreurs connue est la mesure de la pluviométrie qui elle est mieux connue depuis l'année 1998 grâce à TRMM. Notre incertitude de 50% est donc valide pour l'estimation du risque a long terme, sur la période de 50 ans, mais sur les prévisions de risque saisonnier cette valeur est plus petite (de 10% approximativement).

Sur une saison on peut donc prévoir les sites et les périodes à risque grâce à notre modèle, mais pour affiner la connaissance de la pluviométrie sur les mares des données Radar pourraient être utiles dans le futur.

Au niveau de la cartographie

En ce qui concerne la cartographie on ne peut pas inclure la distribution des pluies dans les cartes de risque car on ne connaît pas la vraie distribution des champs de pluie. Pour cela il faudrait des données Radar, qui eux balayent une vaste zone avec une très bonne résolution spatiale, inférieure à la taille de nos mares. On peut par contre considérer une pluie homogène sur toute la zone et faire des cartes d'aléa toute en sachant que l'étendue de la zone sera surestimée et que l'intensité de l'aléa sur quelques mares sera sous-estimé. L'objectif étant de créer un système d'alerte précoce, ce type de produit peut servir aux autorités vétérinaires car il vaut mieux surestimer la surface à risque car cela ne suppose pas un danger et ainsi on ne néglige pas de signaler un danger.

On est arrivé à faire un classement des mares *Culex* en fonction de leur potentiel à créer ces moustiques. De cette façon on peut combattre plus efficacement le risque liés à ces moustiques, présent surtout en fin de saison.

Au niveau de la modélisation du risque “moustiques”

Grâce aux traitements d’une série d’images satellitaires on a calé le modèle aux observations avec un biais de 10% ou moins. Le modèle étant non linéaire, et soumis a des seuils de coupure, l’inversion des paramètres à été faite en choisissant certaines mares à certaines dates clés. La mise en place de la distribution exponentielle des champs de pluies dans le modèle nous a servi à mieux représenter la réalité ; l’aléa total augmente avec cette considération.

En conclusion on peut dire que cette approche de télé-épidémiologie nous à permis de mieux comprendre la mise en place de l’aléa associé aux moustiques vecteurs, de considérer l’évolution à long terme et de produire des outils (cartes des mares qui abritent des gîtes larvaires) qui permettent de mettre en place des stratégies de lutte antilarvaire et anti moustique. Ces composants sont des éléments essentiels dans la lutte contre la transmission de la FVR.

Remerciements

Je tiens à remercier Jean Pierre Lacaux et Cécile Vignolles pour leur encadrement continu et investi. Aussi à François Borchì pour l'aide et l'expertise apporté dans la partie climatique. Et à Vanessa Machault pour ses savoirs d'entomologie et son agréable compagnie.

Je remercie aussi le laboratoire d'aérodynamique et le CNES pour m'avoir accueilli dans leurs installations.

Bibliographie

- [1] Mondet, B., Diaité, A., fall, A.G., and V. Chevalier (2005b). 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 (Senegal). *Environnement, Risques et Santé*, 4, 125-129.
- [2] Bâ, Y., Diallo, D., Fadel Kebe, C.M., Dia, I., and M. Diallo (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, 5, 739-750.
- [3] Mondet & al, rainfall patterns and population dynamics of *Aedes vexans arabiensis*, a potential vector of Rift Valley Fever virus in Senegal.
- [4] Ndiaye & al., Rainfall triggered dynamics of *Aedes* mosquito aggressiveness, *journal of theoretical biology*, June 2006.
- [5] Ndione, JP. Lacaux, Y. Tourre, C. Vignolles, D. Fontenaz, M. Lafaye. Mares temporaires et risques sanitaires au Ferlo : contribution de la télédétection pour l'étude de la fièvre de la vallée du Rift entre août 2003 et janvier 2004. *Sécheresse* 2009 ; 20(1) : 153-60
- [6] Ndione, J.A., Besancenot, JP. Lacaux, JP., and Ph. Sabatier (2003). Environnement et épidémiologie de la fièvre de la vallée du Rift (FVR) dans le bassin inférieur du fleuve Sénégal. *Environnement, Risques et Santé*, 2, 1-7.
- [7] J.P. Lacaux, Y. M. Tourre, C. Vignolles, J.A. Ndione (2006). Classification of Ponds from High-Spatial Resolution Remote Sensing : Application to Rift Valley Fever Epidemics in Senegal. *Remote Sensing of Environment* 106 (2007) 66-74
- [8] Y.BA, D. Diallo, I. Dia, M. Dialo (2006). Comportement trophique des vecteurs du virus de la fièvre de la vallée du Rift au Sénégal : implications dans l'épidémiologie de la maladie. *Entomologie médicale, Bull Soc Pathol Exot*, 99, 4, 283-289.
- [9] C. Vignolles, JP. Lacaux, Y. Tourre, G. Bigeard, JA. Ndione, M. Lafaye (2009). Rift Valley Fever in a zone potentially occupied by *Aedes vexans* in Senegal : dynamics and risk mapping. *Geospatial Health* 3(2), 2009, pp. 211-220
- [10] Y. Tourres, JP. Lacaux, C. Vignolles and M. Lafaye (2009). Climate impacts on environmental risks evaluated from space : a conceptual approach to the case of Rift Valley Fever in Senegal. *Global Health Action* 2009
- [11] CNES, 2008 : Method for tele-epidemiology (Méthode pour la télé-épidémiologie). Patent pending # PCT/FR2009/050735
- [12] C. Vignolles, Y. M. Tourre, L. Imanache, O. Mora, and M. Lafaye (2010). TerraSAR-X high resolution radar remote sensing : an operational warning system for Rift Valley Fever risks (RVFews) (accepted in *Journal of Geospatial Health*)
- [13] Nicholson, S.E. (1980). The nature of rainfall fluctuations in sub-tropical West Africa. *Mon. Wea. Rev.*, 108, 473-478

- [14] Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell J.A., and D.W. Deering (1973). Monitoring vegetation system in the Great Plains with ERTS, Third "Earth Resources Technology Satellite" Symposium, NASA SP353, Washington D.C., 1, 309-317.
- [15] Chevalier, V., Mondet, B., Diaïté, A., Lancelot, R., Fall, A.G., and N. Ponçon (2004). Exposure of sheep to mosquito bites : possible consequences for transmission risk of Rift Valley Fever in Senegal. *Med. Vet. Entomology*, 18, 247-255
- [16] Verbyla, D.L., (1995). *Satellite Remote Sensing of Natural Resources*. Lewis Publishers/CRC Press LLC, Boca Raton, USA, 224p, ISBN 1566701074.
- [17] REDGEMS : <http://www.redgems.org/>
- [18] CNES : <http://www.cnes.fr/web/CNES-fr/4575-le-suivi-des-epidemies-par-satellites.php>
- [19] <http://trmm.gsfc.nasa.gov/3b42.html>
- [20] http://disc2.nascom.nasa.gov/Giovanni/tovas/TRMM_V6.3B42_daily.2.shtml
- [21] R. Deidda et al. (2006) Space-time multifractality of remotely sensed rainfall fields. *Journal of hydrology* 322, 2-13
- [22] Balme 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
- [23] Rayner, N. A., D. E. Parker, E. B. Horton, C. K. Folland, L. V. Alexander, D. P. Rowell, E. C. Kent, and A. Kaplan, Global analyses of sea surface temperature, sea ice, and night marine air temperature since the late nineteenth century, *J. Geophys. Res.*, 108(D14), 4407, doi :10.1029/2002JD002670, 2003.
- [24] <http://www.metoffice.gov.uk/hadobs/hadisst/>
- [25] http://climexp.knmi.nl/selectfield_co2.cgi?someone@somewhere