

Rapport de Stage

Apport des Outils Spatiaux au Suivi de la Fièvre de la Vallée du Rift : Estimation et Prévision des Densités de Vecteurs

Clément GUILLOTEAU

Projet de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur E.N.S.E.E.I.H.T
électronique et traitement du signal, option traitement du signal et des images.

Sous la direction de :

Cécile Vignolles (CNES),

Marielle Gosset (Observatoire Midi-Pyrénées, GET, IRD)

et Jean Pierre Lacaux (Observatoire Midi-Pyrénées, Laboratoire d'Aérodologie)

Mars à Septembre 2012

Dans le cadre du projet GICC AdaptFVR : Impacts du changement climatique 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, un modèle numérique dont l'objectif est l'estimation et la prévision de la densité des vecteurs de la fièvre de la vallée du Rift, ainsi que de leur répartition dans l'espace et dans le temps à partir des données pluviométriques locales a été développé. L'objectif du stage dont ce rapport fait l'objet est de reprendre ce modèle et de l'améliorer, en particulier du point de vue de son intégration de la variabilité spatiale des pluies à l'échelle locale.



Résumé

La Fièvre de la Vallée du Rift est une maladie véhiculée par les moustiques qui affecte le bétail dans les régions sahéliennes. La présence ou l'absence des espèces de moustiques vecteurs de la maladie est une information épidémiologique essentielle. La présence des vecteurs est fortement liée à l'hydrologie et à la pluviométrie. L'utilisation d'outils spatiaux a permis d'élaborer un modèle de prolifération des vecteurs de la FVR. Dans ce document nous présentons comment ce modèle a été amélioré entre février et septembre 2012. Nous expliquerons entre autres pourquoi nous sommes passé d'une modélisation hydrologique purement statistique à une modélisation physique simple.

L'axe principal de l'amélioration du modèle a été celui de l'intégration de la variabilité spatiale de la pluie à l'échelle locale. Nous avons observé comment cette hétérogénéité influence la prolifération des moustiques et ainsi démontré qu'elle ne pouvait pas être négligée. Pour intégrer cette dimension dans notre modèle nous devons être capables d'estimer précisément la pluviométrie associée à chaque événement pluvieux avec une très haute définition spatiale. Nous avons donc traité le problème de l'estimation des pluies avec une haute définition spatiale. Nous avons déterminé quelles informations peuvent nous apporter les dispositifs de mesure de la pluie par satellite à des échelles spatiales de l'ordre de quelques kilomètres. Nous nous sommes également intéressé aux performances de l'estimation des champs de pluies à partir d'un réseau de pluviomètres.

Nous avons étudié comment les incertitudes et approximations contenues dans notre modèle se traduisaient en termes d'estimation des densités de moustiques.

Enfin nous nous sommes efforcé de faire de ce modèle un outil tout à fait opérationnel et simple d'utilisation en l'intégrant au sein d'un environnement numérique ergonomique.

Table des matières

1	Contexte, Introduction	7
1.1	Contexte du stage	7
1.1.1	Programme GICC	7
1.1.2	Projet AdaptFVR	7
1.1.3	Centre National d'Etudes Spatiales	7
1.1.4	Observatoire Midi-Pyrénées	8
1.2	La fièvre de la vallée du Rift et ses vecteurs	8
1.2.1	Aedes Vexans	8
1.2.2	Culex Poecilipes	8
1.3	Outils, Méthode, Zone d'étude	9
2	Présentation du modèle ZPOM version 1 (février 2012)	11
2.1	Modèle hydrologique	11
2.2	Modèle entomologique	12
2.2.1	modèle Aedes	12
2.2.2	modèle Culex	13
2.3	Interface utilisateur	13
3	Modifications apportées au modèle ZPOM	14
3.1	Modifications apportées au modèle hydrologique	14
3.1.1	croissance des mares	14
3.1.2	évaporation et condition de disparition	16
3.1.3	absorption de l'eau de pluie par le sol	17
3.2	Modifications apportées au modèle entomologique	17
3.3	Ajustements des paramètres et performances du modèle	18
3.4	Modifications de l'interface utilisateur	19
4	Impact de l'hétérogénéité spatiale des pluies sur la dynamique des mares et le risque vectoriel	20
4.1	Impact de l'hétérogénéité spatiale des pluies sur la dynamique des mares	20
4.2	Impact de l'hétérogénéité spatiale des pluies sur le risque vectoriel	25
5	Estimation des pluies et de leur distribution spatiale	28
5.1	Qualification des produits pluie satellite	29
5.2	Annulation du biais par histogram matching	33
5.3	Comparaison des données pluviométriques du Niger et du Sénégal, justification de l'utilisation des résultats du Niger sur le Sénégal	35
5.4	Contribution des produits pluie satellite au modèle	37
5.5	Utilisation des champs krigés	38
6	Incertitudes, Sensibilités du modèle	42
7	Validation, Intégration dans un système opérationnel	44
7.1	Éléments de validation	44
7.1.1	absorption du sol	44
7.1.2	campagnes de mesure de l'agressivité vectorielle	44
7.2	Intégration dans un système opérationnel	45

7.3 conclusion	46
Remerciments	48
Biliographie	49
Appendices	50

Table des figures

1.1	Évolution de l'agressivité des Aedes dans les 15 jours suivant un évènement pluvieux, d'après Ndiaye et al. L'agressivité est exprimée en nombre de piqûres par hôte (humain) et par nuit.	9
1.2	Carte du Sénégal avec localisation de la zone d'étude	9
1.3	Image SPOT-5 de la zone d'étude (26 août 2003) ©CNES, 2003, distribution SPOT images	10
1.4	Histogramme des surfaces de mares mesurées sur l'image SPOT-5 du 26 août 2003	10
2.1	Exemple de carte de risque : agressivité Aedes (en piqûres par hôte humain et par nuit) estimée à partir des relevés d'un pluviomètre au 02 juillet 2003. Risque consécutif à la pluie du 28 juin de 80.3 mm.	13
3.1	Profil standard d'une mare	15
3.2	Surfaces en eau mesurées sur les images satellite (référence) et simulées	18
3.3	Nombres de mares comptabilisées sur les images satellite (référence) et simulés	18
4.1	Moyenne de la variance normalisée $\frac{var(x)}{moy(x)^2}$ des sorties du modèle en fonction de la variance du bruit multiplicatif sur l'entrée pluie	21
4.2	Moyenne de la variance normalisée des surfaces estimées de 3 mares particulières en fonction de la variance du bruit multiplicatif sur l'entrée pluie. Pour chaque mare est indiquée la surface de celle-ci sur l'image SPOT du 26 août 2003.	21
4.3	Moyenne de la variance normalisée des sorties du modèle en fonction de la variance spatiale normalisée des champs de pluie en entrée	22
4.4	Champ de pluie capturé par le radar au Bénin. Pluie cumulée sur la journée du 3 septembre 2006.	22
4.5	Résultats de simulation : sommes des surfaces en eau et nombres de mares calculés à partir des champs radar et des champs spatialement homogènes de même moyenne.	23
4.6	Résultats de simulation : surfaces en eau calculées à partir des champs radar et des champs spatialement homogènes de même moyenne pour quatre mares.	23
4.7	Évolution de la variance d'estimation des surfaces sur une saison : $\frac{\sqrt{Var(S(i))}}{S(i)}$	24
4.8	Relevés des pluviomètres de Barkedji et Niakha situés à 4.8 km l'un de l'autre pour l'année 2010.	24
4.9	Résultats de simulation : sommes des surfaces en eau et nombres de mares calculés à partir des relevés pluviométriques de Barkedji et de Niakha pour l'année 2010	25
4.10	Résultats de simulation : agressivités moyennes des vecteurs en bord de mare calculées à partir des champs du radar de Donga et des champs spatialement homogènes de même moyenne.	26
4.11	Répartition spatiale de l'agressivité Aedes simulée au 25 juillet pour les champs de pluie radar (gauche) et pour les champs homogènes (droite)	26
4.12	Répartition spatiale de l'agressivité Culex simulée pour la semaine du 25 septembre au 2 octobre pour les champs de pluie radar (gauche) et pour les champs homogènes (droite)	27
4.13	Résultats de simulations : risque Aedes moyen en bord de mare estimé pour 4 des 200 simulations.	27
5.1	Corrélation spatiale entre les champs de pluie CMORPH et les champs krigés à partir des données des pluviomètres en fonction de la variance spatiale du champ de pluie sur la zone test de 1° par 1° au Niger.	32
5.2	Fonctions de répartition des niveaux de pluie journaliers CMORPH et données sol sur le Niger.	33
5.3	Fonctions de correction des différents produits, déterminées à partir des données du réseau EPSAT au Niger.	34
5.4	Fonctions de correction de CMORPH, pour le Niger, le Benin et le Mali.	34

5.5	Moyenne journalière de l'intensité de pluie dans l'Afrique de l'ouest (mm/hr), données TRMM. . . .	35
5.6	Fonctions de répartition (gauche) et semi-variogrammes empiriques (droite) des niveaux de pluie journaliers GSMaP au Senegal (bleu) et Niger (rouge).	36
5.7	Surfaces en eau mesurées sur les images satellite (référence) et simulées à partir des différents produits pluie satellite et du pluviomètre.	37
5.8	Nombres de mares comptabilisées sur les images satellite (référence) et simulées à partir des différents produits pluie satellite et du pluviomètre.	38
5.9	Semi-variogramme empirique et théorique(en rouge) des champs radar.	39
5.10	Surface potentiellement en eau par unité de surface de 0.01° par 0.01° (d'après l'image SPOT du 26 aout 2003).	39
5.11	Répartition des pluviomètres pour chacune des configurations R4, R9, R16 et I7.	40
5.12	Variance d'estimation de la pluie en fonction de la position géographique pour la configuration I7. . .	40
6.1	Variance d'estimation en fonction de l'incertitude sur le paramètre γ	42
6.2	Variance d'estimation en fonction de l'incertitude sur le paramètre σ	43
6.3	Variance d'estimation en fonction de l'incertitude sur le paramètre Ω	43
7.1	Photographies des grandes mares de Barkedji (gauche) et Niakha (droite) après l'évènement pluvieux du 8 juillet 2010.	44
7.2	Comparaison de la répartition des risques vectoriels mesurés et simulés en 2010.	45
7.3	Organigramme présentant la structure du modèle et de l'outil d'analyse.	47

Liste des tableaux

3.1	Qualification du modèle hydrologique par rapport aux signaux de référence et comparaison avec le modèle de février 2012. *nb, critère de Nash : $N_c = 1 - \frac{EQM}{Var(Ref)}$ Un score de Nash proche de 1 indique une bonne correspondance entre le modèle et les observations.	19
5.1	Qualification des produits pluie TRMM et RFE2 sur les trois régions test	30
5.2	Qualification des produits pluie CMORPH, PERSIANN et GSMaP sur les trois régions test	31
5.3	Qualification des champs de pluie issus de l'interpolation de la Cold Cloud Fraction TAPEER-BRAIN sur les trois régions test	32
5.4	Données pluviométriques sur les saisons des pluies (mai à décembre) entre 2006 et 2010 à Barkedji et au Niger. *nb, jour pluvieux : jour pour lequel le cumul mesuré est supérieur à 2mm.	35
5.5	Qualification des sorties du modèle hydrologique par rapport aux signaux de référence. * : GSMAP archive de 2003 à 2008 et GSMAP NRT de 2009 à 2010	37
5.6	Moyennes spatiales de la variance d'estimation par krigeage des champs de pluies sur la zone de 45 km par 45 km et sur les surfaces inondables. Les surfaces inondables sont les surfaces en eau sur l'image du 26 aout 2003. Moyennes calculées sur 95 champs de pluie avec un cumul total de 957 mm.	38
5.7	Erreur quadratique moyenne normalisée pour l'estimation de la surface totale en eau et des risques vectoriels globaux selon la configuration utilisée.	41
5.8	Corrélation avec les résultats de la simulation de référence pour l'estimation de la surface en eau et des risques vectoriels au niveau de chaque mare selon la configuration utilisée.	41

Chapitre 1

Contexte, Introduction

1.1 Contexte du stage

1.1.1 Programme GICC

Le programme de recherche «Gestion et Impacts du Changement Climatique» (GICC) est un programme lancé en 1999 financé par la Direction de la Recherche et de l'Innovation (DRI) du Commissariat Général au Développement Durable (CGDD) et piloté par le Ministère de l'Écologie, du Développement durable, des Transports et du Logement. L'objectif du programme d'acquérir des informations et de développer des outils pour permettre aux politiques publiques de faire face aux conséquences des changements climatiques. Ce programme fait appel à des équipes de recherche expertes dans diverses disciplines : physiques et biologiques pour la connaissance des impacts d'une part, sciences humaines et sociales au regard de l'atténuation et de l'adaptation d'autre part.

<http://www.gip-ecofor.org/gicc/>

1.1.2 Projet AdaptFVR

Le projet AdaptFVR : Impacts du changement climatique 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, a pour objectifs :

- Etudier et comprendre les mécanismes biologiques et les facteurs environnementaux à l'origine de l'apparition des moustiques Aedes et Culex, vecteur de la FVR au Sénégal.
- Estimer la répartition de ces vecteurs dans le temps et dans l'espace pour quantifier et spatialiser le risque d'infection pour le bétail et les populations.
- Estimer l'impact des changements climatiques sur l'évolution future du risque.
- Produire des cartes de risques et les diffuser auprès des populations concernées et des responsables de la gestion du pastoralisme.

<http://www.redgems.org/spip.php?rubrique60>

Les partenaires impliqués dans ce projet sont :

- Le Centre National d'Études Spatiales (CNES) : responsable de la coordination du projet
- Le Groupe d'étude de l'atmosphère météorologique (GAME), Météo-France, CNRM, CNRS
- Le Centre de Suivi Ecologique de Dakar (CSE)
- La Direction des Services Vétérinaires du Sénégal (DSV)
- L'Institut Pasteur De Dakar (IPD)

1.1.3 Centre National d'Études Spatiales

Établissement public à caractère industriel et commercial (EPIC), le Centre national d'études spatiales (CNES) est chargé de proposer au gouvernement la politique spatiale de la France au sein de l'Europe et de la mettre en oeuvre. Son budget annuel est de 1 740 millions d'euros. Le CNES est géographiquement réparti sur 4 centres : siège (Paris), centre spatial de Toulouse, direction des lanceurs (Paris-Daumesnil), centre spatial guyanais (Kourou). Le centre spatial de Toulouse regroupe 70% des 2400 salariés du CNES. Les activités du CNES sont divisées en 5 grands thèmes d'application : Accès à l'espace, Développement durable, Applications grand public, Sécurité et défense, Recherche et innovation.

1.1.4 Observatoire Midi-Pyrénées

L'Observatoire Midi Pyrénées (OMP) est un Observatoire des Sciences de l'Univers (OSU) et une composante de l'Université Paul Sabatier. Cette structure fédérative regroupe 8 laboratoires de recherche, sous multi-tutelles : CNRS, MEN, IRD, CNES, et œuvre dans tous les domaines des Sciences de l'Univers, planète Terre et Environnement.

La mission principale de l'OMP est la réalisation d'observations continues et systématiques de la Terre et de l'Univers. Pour ce faire il s'est spécialisé dans le développement et l'utilisation d'instrumentations spatiales, de modélisations numériques et de bases de données spatiales et environnementales.

Ses effectifs sont : 360 chercheurs, enseignants-chercheurs, astronomes et physiciens, 325 ingénieurs, techniciens, administratifs, et 200 doctorants et post-doctorants

1.2 La fièvre de la vallée du Rift et ses vecteurs

La Fièvre de la Vallée du Rift (FVR) est une maladie virale commune aux animaux et aux hommes affectant particulièrement le bétail. Chez l'homme, elle est le plus souvent bénigne et se traduit par de la fièvre, des maux de tête, des myalgies et des anomalies hépatiques. Dans certains cas rares elle peut évoluer en fièvre hémorragique et entraîner la mort. Elle peut être à l'origine d'une mortalité élevée et provoquer des avortements au sein d'un troupeau, ce qui a de graves conséquences sur l'économie locale.

Les espèces de moustiques Aedes Vexans et Culex Poicilipes sont des vecteurs de la maladie. Les moustiques sont infectés lorsqu'ils s'alimentent sur des animaux infectés. La femelle Aedes peut également transmettre le virus à sa descendance. Les animaux sont infectés par la piqûre d'un moustique porteur du virus. Les humains peuvent s'infecter par contact avec le sang contaminé des animaux.

Pour les deux espèces, Aedes et Culex, **les étendues d'eau stagnantes jouent le rôle de gîtes larvaires.** Dans notre région d'étude les étendues d'eau présentes sont des mares qui sont alimentées en eau uniquement par le ruissellement des eaux de pluie. La plupart des ces mares sont à sec en dehors de la saison des pluies. La surface des mares peut varier de façon très importante sur une période de quelques jours en fonction des conditions météorologiques. D'après Ba et al [1], pendant les périodes de prolifération des vecteurs on ne constate la présence de ceux-ci que dans un voisinage de 500 m autour des mares, avec une décroissance linéaire de leur densité au fur et à mesure que l'on s'éloigne de la mare.

1.2.1 Aedes Vexans

Les femelles pondent leurs œufs sur les bord humides des mares. Les œufs doivent rester à l'air libre pendant une période d'au moins sept jours pour être viables. Les œufs peuvent survivre au sec pendant plusieurs mois. Si le niveau de la mare vient à monter, les œufs immergés éclosent. Les larves d'Aedes se développent en milieu aquatique et atteignent maturité après une période de cinq jours. Pour les œufs infectés par la FVR, le virus survit pendant toute la durée du cycle. Ainsi cinq jours après un évènement pluvieux faisant monter le niveau d'une mare, on constate la présence d'Aedes porteurs du virus de la FVR, ceux-ci ont une durée de vie de l'ordre de quinze jours, leur agressivité varie au cours de cette période (figure 1.1 d'après Ndiaye et al [2]). Les Aedes sont donc présents pendant la saison des pluies, particulièrement au début de celle-ci quand le niveau des mares est globalement croissant.

1.2.2 Culex Poicilipes

Les Culex apparaissent au cœur de la saison des pluies quand les mares sont au plus haut. Les femelles pondent sur les surfaces d'eau qui présentent de la végétation aquatique. Les œufs de Culex ne survivent en cas d'assèchement de la mare. Pour qu'une mare puisse jouer le rôle de gîte larvaire pour les Culex, elle doit perdurer pendant une période d'au moins un mois et présenter une végétation aquatique.

Ainsi, les conditions météorologiques, et particulièrement la pluviométrie jouent un rôle primordial dans les cycles reproductifs des deux espèces.

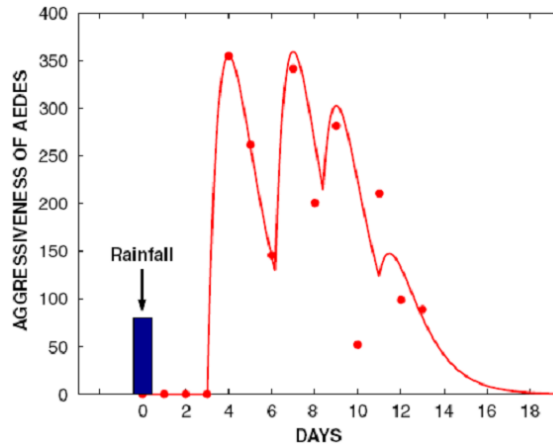


FIGURE 1.1 – Évolution de l’agressivité des Aedes dans les 15 jours suivant un évènement pluvieux, d’après Ndiaye et al. L’agressivité est exprimée en nombre de piqûres par hôte (humain) et par nuit.

1.3 Outils, Méthode, Zone d’étude

Les études menées dans le cadre du projet adaptFVR sont concentrées sur la région de Ferlo au Sénégal. Cette région du Sahel a un climat tropical semi-aride caractérisé par le phénomène de mousson. Les pluies sont concentrées sur la période de Juin à Octobre avec un cumul pluviométrique compris entre 200 et 500 mm. La quasi-totalité des précipitations sont issues de systèmes convectifs. Ces événements orageux sont bien séparés temporellement, ils peuvent produire des cumuls pluvieux très importants en quelques heures. Ils sont également caractérisés par une forte variabilité de la distribution spatiale des pluies à l’échelle locale.

Le projet adaptFVR repose sur le **concept de télé-épidémiologie** développé et breveté par le CNES, qui consiste à évaluer les risques d’apparition d’épidémies grâce à des modélisations mathématiques qui tiennent notamment compte des données recueillies par les satellites. Une zone de 45 km * 45 km autour de la localité de Barkedji a été choisie comme zone test pour le développement d’un modèle de prolifération des vecteurs de la FVR avec pour objectif final de fournir une estimation anticipée du risque d’infection et de sa distribution spatio-temporelle. Ce dispositif doit permettre la mise au point d’un système d’alerte précoce. Le modèle se décompose en deux parties : une modélisation de la dynamique des surfaces des mares de la région en fonction des données pluviométriques (modèle hydrologique), une modélisation des cycles reproductifs des deux espèces de moustiques (modèle entomologique) qui estime les densités de vecteurs et leur répartition spatio-temporelle à partir des sorties du modèle hydrologique.

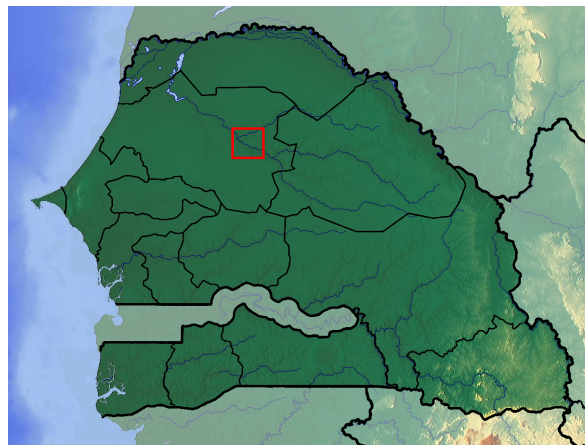


FIGURE 1.2 – Carte du Sénégal avec localisation de la zone d’étude

Le modèle ZPOM (zones potentiellement occupées par les moustiques) est un modèle numérique déterministe, le langage utilisé pour le code est IDL associé au logiciel d'analyse d'images ENVI.

Le modèle a été construit à partir d'une image SPOT-5 (résolution 10m, 4 bandes spectrales) de la zone prise le 26 août 2003. Nous savons grâce aux observations sur place ainsi qu'à différentes archives pluviométriques qu'à cette date, toutes les mares de la région étaient en eau à leur surface maximale. Une classification des pixels de l'image réalisée grâce à deux indices radiométriques : Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) et Normalized Difference Pond Index (NDPI) nous permet de détecter **1354 mares pour une surface d'eau totale de 1702 ha** (0.86 % de l'aire de la région considérée) (Lacaux, Tourre et al. [3]). Les surfaces d'eau sont classées en trois catégories : eaux limpides, eaux turbides et végétation aquatique. Sur une autre image de la région prise pendant la saison sèche (19 janvier 2004), on détecte 29 mares pour une surface en eau totale de 9.08 ha. Les mares sont donc à quelques exceptions près des mares temporaires. Les autres images SPOT-5 et TerraSAR-X de la zone prises entre 2003 et 2010 montrent que la topographie des mares a peu varié sur cette période. Ainsi plus de 80% des surfaces d'eau détectées sur six images TerraSAR-X (radar à synthèse d'ouverture à 9.65 GHz embarqué sur satellite) prises en 2008 sont localisées à l'intérieur des empreintes de surface d'eau de l'image d'août 2003. Les surfaces d'eau restantes correspondent essentiellement à de nouvelles mares qui sont apparues suite à la construction d'une route. L'image du 26 août 2003 sert donc de référence pour la construction du modèle, elle nous permet de localiser les mares de la zone test et d'estimer la surface maximale de chacune d'entre elles.

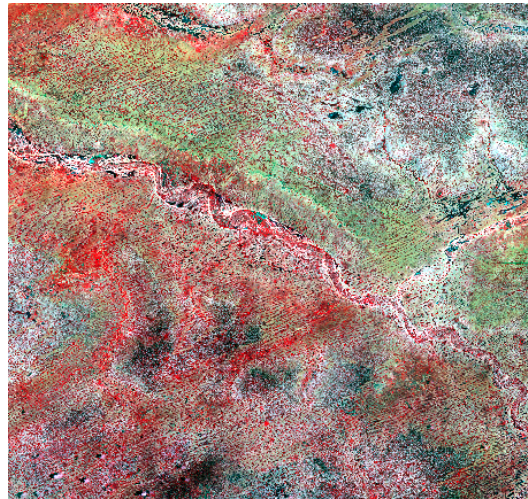


FIGURE 1.3 – Image SPOT-5 de la zone d'étude (26 août 2003)
©CNES, 2003, distribution SPOT images

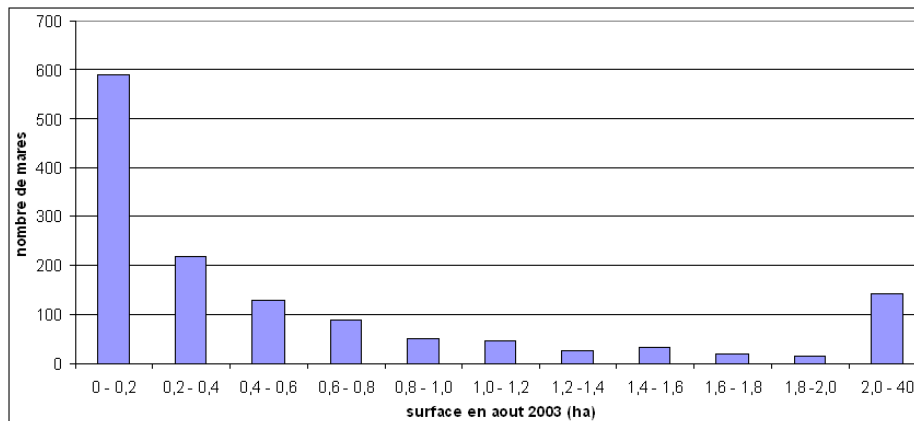


FIGURE 1.4 – Histogramme des surfaces de mares mesurées sur l'image SPOT-5 du 26 août 2003

Chapitre 2

Présentation du modèle ZPOM version 1 (février 2012)

Dans cette partie nous présentons le modèle tel qu'il était en février 2012.

2.1 Modèle hydrologique

La dynamique des surfaces des mares dans la version du modèle de février 2012 est modélisée de la façon suivante :

Au début de chaque nouvelle saison des pluies (au 1^{er} mai), on considère que toutes les mares sont à sec. Pour chaque jour du reste de la saison (jusqu'au 31 décembre) la surface en eau de chaque mare est estimée à partir des données pluviométriques.

Un évènement pluvieux est considéré comme significatif du point de vue de son influence sur la surface des mares si le cumul pluviométrique est supérieur un seuil s_p . Un évènement inférieur à ce seuil n'est pas pris en compte. Cette condition illustre le fait qu'une partie de l'eau de pluie est absorbée par le sol. Il faut donc une hauteur de pluie minimale pour que le sol soit saturé en eau et qu'il y ait un phénomène de ruissellement et une élévation du niveau d'eau des mares. La valeur du seuil s_p avait été fixée dans un premier temps à 20 mm d'après les dires des experts sur le terrain. Elle a ensuite été ajustée à 13.8 mm, valeur pour laquelle les surfaces en eau simulées été plus proches des surfaces observées.

Considérons un évènement pour lequel la hauteur de pluie cumulée en mm est $C > s_p$. Pour chaque mare, le modèle calcule un pourcentage d'accroissement P_a de la surface en eau de la mare. P_a est donné par l'équation :

$$P_a = a \ln(C) - b \quad (2.1)$$

a et b sont des coefficients ajustables. Cette equation a été déterminée à partir de l'observation de l'évolution des surfaces des mares de la région et de la pluviométrie en 2008. Les surfaces en eau ont été estimées par photo-interprétation sur 5 images TerraSAR-X (Vignolles Tourre et al. [4]).

La surface après l'évènement S_{ap} s'exprime en fonction de la surface S_{av} avant celui-ci.

$$S_{ap} = S_{av} + P_a S_{av} \quad (2.2)$$

Si la mare est vide avant l'évènement (ie $S_{av} = 0$) alors S_{ap} est calculé d'après la formule :

$$S_{ap} = \frac{C}{66} S_{max} \quad (2.3)$$

S_{max} est la surface maximale de la mare, mesurée sur l'image du 26 août 2003.

Dans tous les cas, si S_{ap} est supérieur à S_{max} , on ramène la valeur de la surface calculée à celle de S_{max} .

La diminution de la surface d'une mare due à l'évaporation est modélisée de façon simple : chaque jour une mare perd un pourcentage Ev_p de sa surface. Ev_p est constant et ne dépend pas de la mare considérée.

Avec un tel modèle d'évaporation, la surface théorique en eau de la mare peut tendre vers la valeur nulle mais ne peut jamais l'atteindre. Le modèle intègre donc une condition telle qu'une mare dont la surface en eau calculée est inférieure à ϵS_{max} est considérée comme ayant disparue. Les mares sont classées selon leur surface maximale, S_{max} la valeur de ϵ dépend de la classe de la mare.

2.2 Modèle entomologique

A partir des surfaces calculées par le modèle hydrologique, l'agressivité (ou risque), ie le nombre de piqûre par hôte (humain ou animal) des Culex et Aedes sont estimées par deux modèles entomologiques distincts.

2.2.1 modèle Aedes

Pour chaque mare, à chaque pluie significative (ie quand la surface de la mare augmente) il y a potentiellement un risque lié à l'émergence des Aedes dans les 15 jours qui suivent. L'agressivité des Aedes pour ces 15 jours est calculée à partir de la courbe d'agressivité de référence mesurée par Ndiaye et al [2], (figure 1.1), modulée par deux coefficients :

$$Ag(i) = C_1 C_2 Ag_{ref}(i) \quad (2.4)$$

i est l'indice de jour, $i \in \llbracket 1, 15 \rrbracket$.

Deux cas de figures sont pris en compte pour le calcul du coefficient C_1 :

- S'il n'y a pas eu de pluie significative pendant la période des 7 jours précédents l'évènement pluvieux :

$$C_1 = \frac{1}{P_{ref}} \frac{S_{ap} - S_{av}}{S_{av}} \quad (2.5)$$

P_{ref} est l'accroissement référence calculé par la formule (2.1) pour un cumul C de 20mm.

- S'il y a eu une pluie significative dans la période des 7 jours précédents l'évènement pluvieux :

$$C_1 = \frac{1}{P_{ref}} \frac{S_{ap} - S_{prec}}{S_{prec}} \quad (2.6)$$

S_{prec} est la surface calculée immédiatement après l'évènement précédent.

Si $S_{prec} > S_{ap}$ on impose $C_1 = 0$, l'agressivité résultante est nulle.

Cette condition illustre le fait que les œufs d'Aedes ne doivent pas être immergés dans les sept jours qui suivent la ponte pour pouvoir atteindre leur maturité (Pajot [5]).

C_2 dépend de la surface finale de la mare S_{ap} : $C_2 = f(S_{ap})$. Où f est une fonction croissante constante par morceaux.

Pour chaque jour et chaque mare l'agressivité calculée $Ag(i)$ est l'agressivité des Aedes au bord de la mare. L'agressivité dans un rayon de 500m autour de la mare est modélisée avec une décroissance linéaire lorsque l'on s'éloigne de celle-ci (Ba et al. [1]) :

$$Ag(x) = Ag(0) \frac{500 - x}{500} \quad (2.7)$$

où x est la distance à la mare en mètres.

Si un point est situé a moins de 500m de plusieurs mares, les agressivités issues de chaque mare s'additionnent Les agressivités causées par plusieurs évènements pluvieux successifs s'additionnent également.

2.2.2 modèle Culex

Alors que le modèle Aedes calcule un risque journalier, le modèle Culex estime une agressivité moyenne mensuelle. Le modèle Culex est relativement simple. Seules les mares dont la couverture végétale sur l'image du 26 août 2003 est d'au moins 50% sont considérées comme potentiellement productrices de Culex, pour toutes les autres le risque Culex estimé est constamment nul. Ces mares potentiellement productrices de Culex sont au nombre de 547.

Si la hauteur de pluie cumulée sur le i -ème mois dépasse un seuil s_c il y a une agressivité des Culex pour les mois $i+1$ à $i+3$. Il ne peut y avoir qu'une seule période de prolifération des Culex par saison. Ainsi si la condition est vérifiée au mois i on ne la teste pas pour tous les mois suivant.

Pour chaque mare à Culex l'agressivité est proportionnelle à la surface en eau moyenne de la mare pour le mois i , et à la couverture végétale mesurée sur l'image du 26 août 2003. La variation spatiale de l'agressivité autour de la mare est calculée avec la même méthode que pour les Aedes : elle est linéairement décroissante jusqu'à une distance de 500m de la mare (2.7).

2.3 Interface utilisateur

L'utilisateur peut configurer les paramètres, lancer les simulations et accéder aux résultats de celles-ci par l'intermédiaire de la console IDL. Les résultats bruts des simulations se présentent sous la forme de tableaux contenant pour chaque mare et chaque jour de la saison la surface en eau simulée et l'agressivité Aedes en bord de mare et, pour chaque mois l'agressivité Culex. L'utilisateur a la possibilité d'accéder à des statistiques ou à des valeurs particulières par la console IDL, il peut également faire afficher les résultats sous forme de graphiques.

Le programme intègre également un module de génération de **cartes des ZPOM**. Pour chaque jour de la saison ce module peut générer une carte représentant la distribution spatiale de l'agressivité Aedes. Il peut également produire des cartes d'agressivité Culex hebdomadaires.

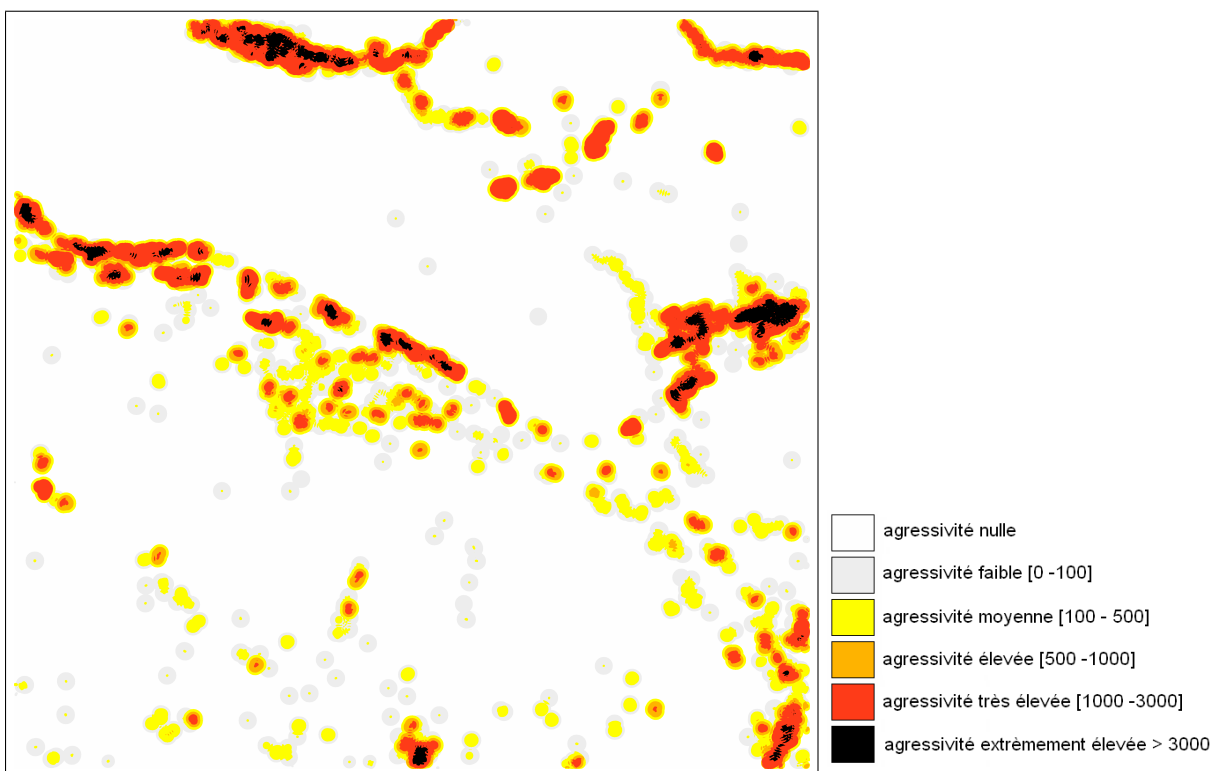


FIGURE 2.1 – Exemple de carte de risque : agressivité Aedes (en piqures par hôte humain et par nuit) estimée à partir des relevés d'un pluviomètre au 02 juillet 2003. Risque consécutif à la pluie du 28 juin de 80.3 mm.

Chapitre 3

Modifications apportées au modèle ZPOM

Dans le but d'améliorer ses performances et de corriger quelques points sensibles, le modèle a subi des modifications entre mars et septembre 2012. Nous présentons celles-ci dans cette partie.

3.1 Modifications apportées au modèle hydrologique

3.1.1 croissance des mares

L'ancienne modélisation avait un comportement qui sous certaines circonstances pouvait générer des écarts importants entre les surfaces en eaux réelles des mares et celles calculées par le modèle. Ainsi le fait que l'accroissement en surface d'une mare suite à un évènement pluvieux soit exprimé comme un pourcentage de la surface avant l'évènement, avec une borne supérieure de cet accroissement comprise entre 50% et 75% selon les paramètres choisis pour l'équation de croissance (2.1), pouvait conduire à sous-estimer très largement la surface des mares durant toute la saison des pluies. En effet avec cette condition d'accroissement, la première pluie de la saison, qui a pour conséquence la mise en eau des mares avec une surface initiale définie par l'équation (2.3) est, pour le modèle, déterminante pour tout le reste de la saison, puisque toutes les pluies ultérieures entraîneront un accroissement de la surface de la mare proportionnel à cette surface initiale. Si cette première pluie est de faible intensité les surfaces de mares calculées sur toute la saison par le modèle seront petites, quels que soient les niveaux des pluies ultérieures.

Ainsi pour l'année 2003 selon les relevés du pluviomètre de Barkedji, la première pluie significative (supérieure au seuil s_p) de la saison, au 7 juin, a produit un cumul pluviométrique de 19.8mm, le modèle considère donc que les mares ont été mises en eau à 30% de leur surface maximale. La pluie suivante est au 28 juin, à cette date, les mares, d'après le modèle, ont perdu la moitié de leur surface par évaporation et sont à 15% de leur surface maximale. Le cumul de pluie du 28 juin est très important (80mm). Cependant le modèle, d'après l'équation (2.1) calcule un accroissement de 52%, il considère donc que les mares sont à 23% de leur surface maximale après l'évènement. Il est évident qu'après un évènement pluvieux d'une telle ampleur les mares sont en réalité à leur surface maximale. Paradoxalement si l'évènement pluvieux du 7 juin n'avait pas eu lieu, le modèle aurait considéré les mares comme étant vides au 28 juin avant la pluie et d'après l'équation (2.3) aurait modélisé les mares à leur surface maximale après l'évènement.

Ces incohérences dans le comportement du modèle nous ont donc poussé à redéfinir l'accroissement surfacique des mares du aux évènements pluvieux. Nous avons fondé notre nouveau modèle sur une représentation physique standard de chaque mare.

Le profil physique du bassin d'une mare est modélisé de la façon suivante : la mare est une dépression de forme Gaussienne à symétrie cylindrique. Quand la mare est totalement en eau, la hauteur d'eau est maximale en son centre.

Si l'on prend l'altitude au centre de la mare comme référence, l'altitude relative H d'un point de la mare en fonction de la distance R au centre est définie de la façon suivante :

$$H(R) = H_{max}(1 - e^{-R^2/\sigma^2}) \quad (3.1)$$

H_{max} est la profondeur de la mare en son centre.

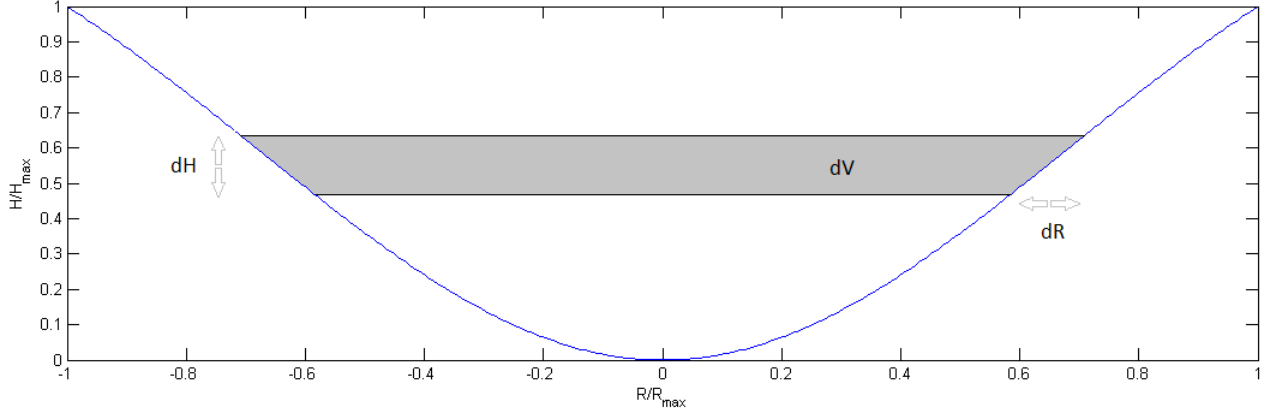


FIGURE 3.1 – Profil standard d'une mare

La surface en eau de la mare est un disque de rayon R : $S = \pi R^2$

Nous définissons R_{max} le rayon maximal théorique : $R_{max} = \sqrt{S_{max}/\pi}$
 S_{max} est la surface maximale de la mare définie à partir de l'image du 26 août 2003.

Le volume d'eau V s'exprime ainsi :

$$V(R) = \pi H_{max} (\sigma^2 - e^{-R^2/\sigma^2} (\sigma^2 + R^2)) \quad (3.2)$$

L'apport d'un faible volume d'eau dV à la mare entraîne un accroissement de sa surface dS tel que :

$$dS = \frac{\sigma^2}{H_{max}} \frac{dV}{R^2 e^{-R^2/\sigma^2}} \quad (3.3)$$

Pour chaque mare, nous considérons un évènement pluvieux dont le cumul hydrique en mm est C . L'apport en volume d'eau dV est ainsi défini :

$$dV = C\gamma V_{max} \quad (3.4)$$

où $V_{max} = V(R_{max})$. Nous faisons l'hypothèse que le volume maximal de chaque mare est proportionnel à la surface de son bassin versant. Le volume d'eau apporté à la mare par le ruissellement des eaux de pluie est également proportionnel à la surface du bassin versant.

Ainsi, pour chaque mare et chaque évènement pluvieux le modèle détermine un accroissement en surface dS . Si la surface avant l'évènement a pour valeur S_{av} , la surface après l'évènement est :

$$S_{ap} = S_{av} + dS \quad (3.5)$$

Le cas $S_{av} = 0$ n'est plus un problème.

Ce calcul l'accroissement surfacique est valable si cet accroissement est faible. Il convient donc en cas d'évènement pluvieux important de considérer celui-ci comme une somme d'évènements de faible importance et de calculer des accroissements successifs. Il nous est impossible de connaître la profondeur maximale de chaque mare. Nous faisons donc l'hypothèse que celle-ci est proportionnelle au rayon maximal théorique R_{max} : $H_{max} = \beta R_{max}$

Il nous faut donc déterminer les paramètres β , σ , et γ . De part la modélisation choisie, le paramètre β n'a pas d'influence sur la dynamique de la mare. En effet le volume en eau maximal V_{max} de la mare est proportionnel à β , or l'apport en eau dV d'une pluie à une mare est proportionnel à V_{max} et donc à β . Ainsi si H_{max} est par définition proportionnel à β , V_{max} l'est aussi, β n'intervient donc pas dans le calcul de l'accroissement en surface dS . Le

mémoire de DEA de M. Mamadou Bop [6], présente les relevés topographiques et les courbes hypsométriques pour trois mares de notre région d'intérêt. D'après ces mesures, l'on peut estimer une valeur moyenne du rapport β à 0.0095. Ce même rapport nous informe que, pour chacune de ces trois mares, l'altitude médiane H_{med} est telle que $H_{med} = 0.65H_{max}$. Ceci nous permet de fixer la valeur de σ à $0.96R_{max}$. Pour fixer la valeur de γ , nous utilisons les surfaces extraites des images TerraSAR-X de la zone d'étude en 2008. $\gamma = 0.011mm^{-1}$ est la valeur qui minimise l'écart entre les surfaces estimées par le modèle et les surfaces mesurées sur les images. Nous verrons dans la suite (3.3) comment nous avons ajusté les valeurs du paramètre σ et γ de façon à approcher au plus près le comportement réel des mares.

Ainsi cette nouvelle modélisation nous permet d'unifier les conditions d'apparition et de croissance des mares et de nous affranchir des contradictions introduites par les équations (2.1) et (2.3). Les paramètres σ/R_{max} , β , et γ sont déterminés de façon unique pour toutes les mares, de telle sorte que chaque mare est caractérisée uniquement par sa surface maximale, qui est la seule information à laquelle nous avons accès grâce aux images satellites.

3.1.2 évaporation et condition de disparition

Un autre point critiquable du modèle dans sa version de février 2012 est la condition de disparition des mares. En effet, celle-ci était définie de telle façon que la surface en eau calculée d'une mare pouvait passer de 20 000 m^2 à 0 m^2 pour un incrément de temps d'une journée, ce qui n'était pas un comportement réaliste. Il a donc été choisi de revenir à une condition de disparition plus simple. Nous considérons désormais qu'une mare a disparu quand sa surface calculée est inférieure à 60 m^2 (les observations nous montrent qu'une mare de 60 m^2 disparaît par évaporation en une journée). Cependant avec cette condition de disparition, le modèle considère que la plupart des mares ne disparaissent jamais ou seulement très tardivement dans la saison. Les observations sur place et les images satellites nous montrent que ce comportement est irréaliste puisque la plupart des mares disparaissent après une période de 20 jours sans pluies significatives.

Il a donc également été nécessaire de modifier le modèle d'évaporation des mares. Jusqu'à maintenant, les différentes estimations de la diminution journalière de la surface des mares réalisées à partir des images satellite SPOT et TerraSAR-X concordaient pour donner une diminution d'environ 3.5% de la surface des mares par jour sec. Cependant ces estimations portaient sur la globalité des surfaces d'eau sur la zone d'étude, or le poids des grandes mares est beaucoup plus important que celui des petites mares dans cette estimation. Nous avons donc réalisé une nouvelle estimation du taux d'évaporation à partir de deux couples d'images SPOT-5 de la zone en 2003 et 2010. Pour chacun des couple, au il n'y a eu aucun évènement pluvieux significatif entre les deux prises de vue sur au moins une partie de la zone d'étude. Pour cette estimation nous avons classé les mares selon leur surface en eau moyenne sur la période d'étude et estimé un coefficient d'évaporation pour chaque classe.

Cette nouvelle estimation du taux d'évaporation coïncide avec les précédentes en ce qui concerne les surfaces d'eau supérieures à 1 ha pour lesquels nous avons une diminution journalière estimée de la surface de 3.64%. Cependant pour les surfaces inférieures à 1 ha, nous constatons que ce taux augmente quand la surface d'eau diminue. Ainsi nous estimons qu'une étendue d'eau de 1200 m^2 perd 27% de sa surface par évaporation en une journée. Pour intégrer cette variabilité du taux d'évaporation nous définissons :

$$\alpha = 0.142 \ln(S_i) + 0.3639 \quad \text{si } S_i < 6800m^2 \quad (3.6)$$

où S_i est la surface de la mare au jour i .

$$\alpha = 0.9636 \quad \text{sinon}$$

La surface calculée au jour $i+1$ est :

$$S_{i+1} = \alpha S_i \quad (3.7)$$

Avec une telle modélisation une étendue d'eau dont la surface calculée au jour i est de 5000 m^2 aura une surface calculée inférieure à 60 m^2 (et sera donc considérée comme ayant disparu) au jour $i+15$ s'il n'y a aucune pluie significative sur la période considérée.

3.1.3 absorption de l'eau de pluie par le sol

Le modèle hydrologique a également été modifié de façon à prendre en compte le phénomène d'absorption de l'eau de pluie par le sol de façon plus réaliste. Avec l'ancien modèle, seules les pluies dont le cumul était supérieur au seuil s_p étaient prises en compte. Cette condition illustre le fait qu'il n'y a pas ruissellement pour les pluies inférieures à ce seuil, la totalité des eaux de pluie étant absorbée par le sol. Cependant ce phénomène d'absorption du sol doit également être pris en compte pour les pluies supérieures à ce seuil. Le nouveau modèle prend donc en compte un cumul pluviométrique efficace C_{eff} pour un événement pluvieux de hauteur C .

$$C_{eff} = C - Abs \quad (3.8)$$

Abs correspond à la hauteur d'eau absorbée par le sol :

$$Abs = \Omega - C_{acc} \quad (3.9)$$

Ω est une constante. Nous expliquerons comment nous avons déterminé sa valeur dans la suite (3.3).

C_{acc} est la hauteur de pluie cumulée lors des 3 jours précédents l'évènement.

Si $C_{acc} > \Omega$ on impose $Abs = 0$.

C'est cette valeur efficace C_{eff} qui est désormais utilisée pour calculer l'accroissement surfacique de la mare.

3.2 Modifications apportées au modèle entomologique

Concernant le modèle entomologique qui calcule les densités de vecteurs en fonction des sorties du modèle hydrologique, celui-ci n'a subi que quelques modifications mineures.

Considérons une mare qui au jour i est alimentée en eau par une pluie significative potentiellement productrice d'Aedes. Si la surface calculée de la mare est nulle pour l'une des dates comprises entre $i+1$ et $i+4$ alors le risque Aedes associé à la pluie du jour i est considéré comme nul pour cette mare. Cette nouvelle condition illustre le fait que la population de larves d'Aedes est éradiquée si la mare s'assèche avant la maturation des larves (interruption du cycle aquatique).

Dans l'ancien modèle l'agressivité Aedes associée à un évènement de pluie était proportionnelle à la valeur P_a donnée par l'équation (1). Pour le nouveau modèle l'agressivité est proportionnelle à dS/S_{max} .

La formule (2.5) est remplacée par :

$$C_1 = \frac{S_{ap} - S_{av}}{dS_{ref}} \quad (3.10)$$

La formule (2.6) est remplacée par :

$$C_1 = \frac{S_{ap} - S_{prec}}{dS_{ref}} \quad (3.11)$$

dS_{ref} est l'accroissement de référence calculé pour chaque mare, pour un cumul efficace C_{eff} de 20 mm avec une surface initiale $S_{av} = 0.3 S_{max}$. Cela correspond aux conditions qui étaient celles de l'évènement du 28 juillet 2003 à partir duquel a été établie la courbe d'agressivité de Ndiaye et al [2].

Le déclenchement de l'agressivité Culex se faisait quand la pluie cumulée sur un mois calendaire dépassait un seuil s_c . Le déclenchement se fait désormais si la pluie cumulée dépasse le seuil sur n'importe quelle période de 28 jours. Pratiquement on observe la valeur de la pluie cumulée à l'intérieur d'une fenêtre glissante d'une longueur de quatre semaines (semaines i à $i+3$), si la condition est vérifiée l'on considère que l'agressivité Culex se déclenche au début de la semaine $i+6$.

3.3 Ajustements des paramètres et performances du modèle

Nous avons à notre disposition 15 images SPOT de la zone d'étude prises entre 2003 et 2010. Nous pouvons extraire de ces images la valeur de la surface en eau de chaque mare aux dates des prises de vue. Nous construisons ainsi deux signaux de référence qui vont nous permettre de qualifier notre modèle hydrologique. Ces deux signaux représentent les sommes des surfaces d'eau détectées ainsi que le nombre de mares détectées. Nous simulons le comportement des surfaces d'eaux en utilisant les relevés du pluviomètre de Barkedji pour les huit saisons de 2003 à 2010 avec différentes valeurs des paramètres σ , γ et Ω pour déterminer quel jeu de paramètre permet aux sorties du modèle d'approcher au plus près les signaux référence. Pour limiter les incertitudes liées à l'hétérogénéité spatiale des pluies à l'échelle locale nous nous sommes restreints à une zone de 15km*15km autour de la position du pluviomètre. Nous avons utilisé une méthode similaire avec 6 images TerraSAR-X prises en 2008 dans un premier temps pour déterminer la valeur de γ (3.1.1). Pour cette seconde estimation le nombre d'images est plus important, de plus la détection des surfaces d'eau par photo-interprétation est bien plus efficace sur les images optiques SPOT-5 à quatre bandes spectrales que sur les images SAR. Cette nouvelle estimation est donc plus fiable que la précédente.

Les paramètres qui minimisent l'écart entre les résultats de la modélisation et les surfaces réelles observées sont :

$$\begin{aligned}\Omega &= 24 \text{ mm} \\ \sigma &= 1.2 R_{max} \\ \gamma &= 0.015 \text{ mm}^{-1}\end{aligned}$$

Pour rappel nous avons précédemment déterminé $\sigma = 0.96 R_{max}$ d'après les données du mémoire de M. Mamadou Bop [6], et $\gamma = 0.011 \text{ mm}^{-1}$. Notons que pour la première estimation de γ le phénomène d'absorption des eaux de pluie par le sol n'était pas pris en compte par le modèle. Il est donc cohérent que la nouvelle estimation donne une valeur de γ plus élevée. Avec ces paramètres, il faut une pluie efficace de 66.6 mm (soit une pluie de 90.6 mm sur un sol sec) pour qu'une mare initialement vide atteigne sa surface en eau maximale.

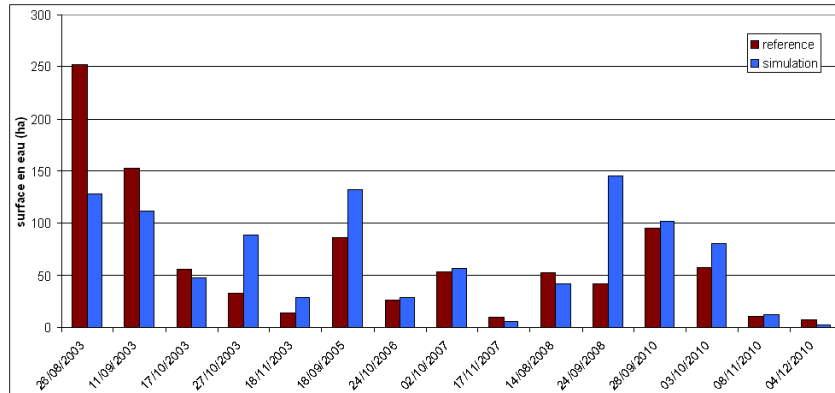


FIGURE 3.2 – Surfaces en eau mesurées sur les images satellite (référence) et simulées

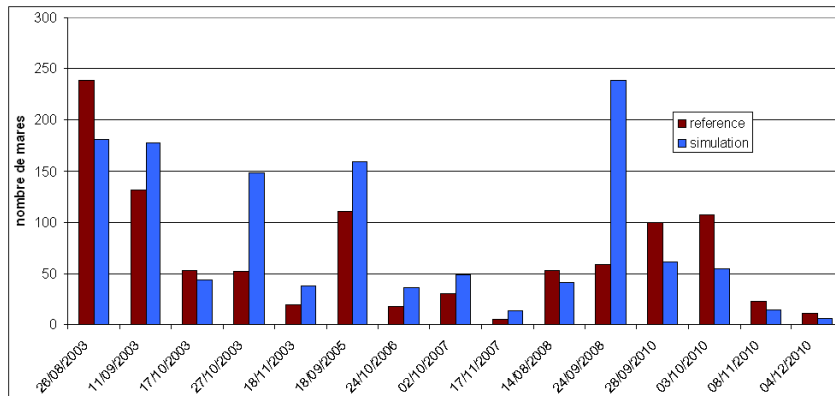


FIGURE 3.3 – Nombres de mares comptabilisées sur les images satellite (référence) et simulés

Critère	Nouveau modèle	Ancien modèle
Corrélation, surface	0.665	0.628
Erreur Quadratique Moyenne, surface	2255 ha^2	4570 ha^2
Corrélation, nombre de mares	0.625	0.195
EQM, nombre de mares	3431	6040
Critère de Nash*, surface	0.431	-0.154

TABLE 3.1 – Qualification du modèle hydrologique par rapport aux signaux de référence et comparaison avec le modèle de février 2012.

*nb, critère de Nash : $N_c = 1 - \frac{EQM}{Var(Ref)}$ Un score de Nash proche de 1 indique une bonne correspondance entre le modèle et les observations.

Nous constatons sur la table (3.1) que les modifications apportées au modèle l'ont amélioré puisque pour tous les critères les scores du nouveau modèle sont meilleurs que ceux de l'ancien modèle. Nous remarquons que c'est du point de vue du nombre de mare que l'amélioration est la plus importante. En effet les modifications apportées, et particulièrement celle concernant le calcul de l'évaporation permettent de modéliser le comportement des petites mares (surface inférieure à 0.5 ha) de façon bien plus réaliste. Or si ces mares pèsent peu du point de vue de la surface totale en eau, elles représentent la très large majorité des mares de la région et sont déterminante du point de vue de la répartition spatiale du risque vectoriel. Nous devons considérer cette qualification avec précaution. En effet les signaux de références ont été obtenus par photo-interprétation, ils ne sont que des estimations des surfaces en eau et contiennent donc une part d'erreur que nous ne pouvons pas quantifier car nous n'avons aucune autre donnée sur les la dynamique des surfaces en eau de la région. De plus nous n'avons que 15 points de contrôle sur une période de 8 ans.

3.4 Modifications de l'interface utilisateur

L'interface utilisateur a été entièrement repensée pour rendre le programme plus ergonomique :

- Une **interface graphique** simple avec des boutons a été ajoutée pour que l'utilisateur n'ait plus à utiliser la console IDL.
- Le modèle utilise une base de donnée des pluies au format .dat comme entrée. Pour modifier l'entrée pluie, il était jusqu'alors nécessaire de modifier directement cette base de donnée ou de la remplacer par une autre au ayant la même structure et le même format. Il est maintenant proposé à l'utilisateur de choisir entre plusieurs bases de données ou d'utiliser un fichier .txt (qui sera automatiquement converti au format .dat) comme entrée pluie.
- L'utilisateur peut réaliser les simulations pour toutes la zone de 45km*45km ou se restreindre à n'importe quelle zone de 15km*15km incluse dans celle-ci. Il lui suffit de définir une image de détection des mares, ainsi qu'une image de la couverture en végétation géo référencées représentant la zone désirée, le programme intègre un module de découpage des images qui conserve la numérotation des mares de l'image de départ.

L'accès aux données des résultats de simulation a été simplifié, et plus de données sont disponibles :

- Les résultats de simulation sont automatiquement enregistrés sous forme de fichiers .dat et .txt.
- Les outils d'analyse des résultats de simulation ont été réunis dans un module spécifique indépendant.
- Il est désormais possible d'afficher l'évolution de la surface en eau et de la production en moustiques d'une mare sur toute la saison ou sur une période en particulier
- Il est désormais possible d'afficher l'évolution de la surface en eau totale et de la production en moustiques de toute la zone d'étude sur toute la saison ou sur une période en particulier.
- Il est possible d'afficher un histogramme des taux de remplissage des mares pour chaque jour de la saison.

Le code du programme a également été réorganisé et optimisé de façon à rendre l'application plus stable.

Chapitre 4

Impact de l'hétérogénéité spatiale des pluies sur la dynamique des mares et le risque vectoriel

Jusqu'alors le modèle estimait le niveau des mares et les densités de vecteur en utilisant comme entrée une mesure journalière unique de la pluviométrie pour une zone de 45 km * 45 km. Cette mesure est fournie par un pluviomètre situé dans le village de Barkedji au centre de notre zone d'étude.

Or il existe une variabilité spatiale non négligeable des niveaux de pluie à ces échelles, particulièrement pour les systèmes précipitants convectifs (Balme et al [7]). Ainsi Ali, Lebel et al [8] ont observé dans le Sahel (Niger) des gradients de 300mm sur 10km pour le cumul pluviométrique annuel sur des régions pour lesquelles la pluviométrie annuelle moyenne est de 500mm. Cette variabilité est encore plus marquée à l'échelle temporelle de l'évènement. Quelle que soit l'échelle temporelle, la variabilité moyenne est plus importante dans la direction nord-sud que dans la direction est-ouest. Cela est dû à la direction moyenne de circulation des systèmes convectifs (d'est en ouest) et au fait que dans la région du Sahel la fréquence des événements pluvieux est croissante du nord vers le sud.

Le pluviomètre fournit une mesure ponctuelle de la pluie avec une erreur de mesure très faible (que nous ne traitons pas ici). Cependant, du fait de la variabilité spatiale de la pluie, **cette mesure unique n'est pas représentative de la moyenne spatiale de la pluie sur notre zone d'étude** de 2000 km². Ainsi, le fait d'utiliser un pluviomètre unique comme entrée du modèle est source d'erreur. De plus, cela ne permet pas d'estimer la distribution spatiale de la pluie dans notre zone test.

4.1 Impact de l'hétérogénéité spatiale des pluies sur la dynamique des mares

Nous avons estimé l'influence sur les surfaces d'eau calculées par le modèle hydrologique de l'incertitude sur la valeur de la moyenne spatiale du cumul pluviométrique associé à un évènement. Nous avons réalisé 200 simulations de l'évolution des surfaces des mares pour l'année 2010 en utilisant comme entrée les relevés journaliers du pluviomètre modulés par un bruit multiplicatif gaussien de moyenne 1, modélisant de cette façon une estimation non biaisée des niveaux de pluie : $P_n(i) = (1 + \nu)P(i)$, où P est la pluie mesurée, P_n la pluie "bruitée" et i l'indice du jour. ν est une variable aléatoire gaussienne d'espérance nulle. Nous observons la moyenne saisonnière des variances des estimations journalières de la somme des surfaces en eau de la zone et du nombre de mare (figure 4.1). Nous observons également la moyenne des variances journalières des surfaces pour trois mares particulières (figure 4.2)

Quand l'incertitude sur la valeur de la pluie d'entrée est faible (ie quand la variance de ν est inférieure à 0.25), l'incertitude sur les surfaces estimées par le modèle est équivalente. Quand l'incertitude sur la pluie est plus élevée, alors la variance d'estimation du modèle est moins importante que la variance du bruit d'entrée, cela est dû au fait que les grandeurs surface en eau et nombre de mares sont bornées.

Nous remarquons sur la figure (4.2) que la variance moyenne des surfaces simulées pour la mare 456, dont la surface maximale est de 0.19 ha, est beaucoup plus importante que pour les deux autres mares, de grande taille (3.63 ha 26.7 ha). En effet les grandes mares cumulent les volumes d'eau apportés par les événements pluvieux successifs. Si chaque évènement pluvieux est une réalisation d'une variable aléatoire de variance V la variance de la pluie moyenne sur une période diminue en $\frac{V}{N}$ où N est le nombre d'évènements sur la période. Les petites

mares ne cumulent pas les volumes d'eau apportés par les évènements successifs, elles disparaissent rapidement par évaporation, et ainsi, une petite mare mise en eau par le n-ième évènement pluvieux de la saison aura très probablement une surface en eau nulle au jour du n+1-ième évènement. Ainsi à un instant t la surface en eau d'une petite mare dépend quasi-exclusivement du dernier évènement pluvieux alors que celle d'une grande mare dépend du cumul pluviométrique depuis le début de la saison pour lequel la variance est moins importante.

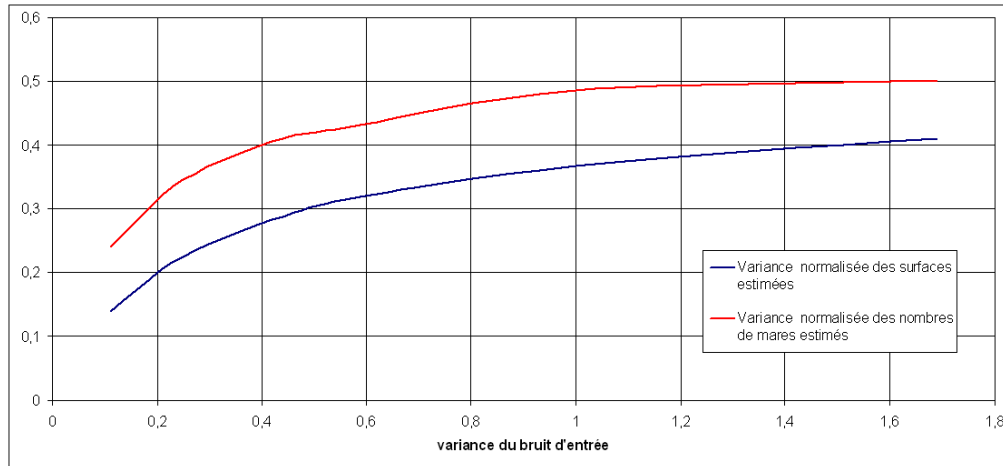


FIGURE 4.1 – Moyenne de la variance normalisée $\frac{var(x)}{moy(x)^2}$ des sorties du modèle en fonction de la variance du bruit multiplicatif sur l'entrée pluie

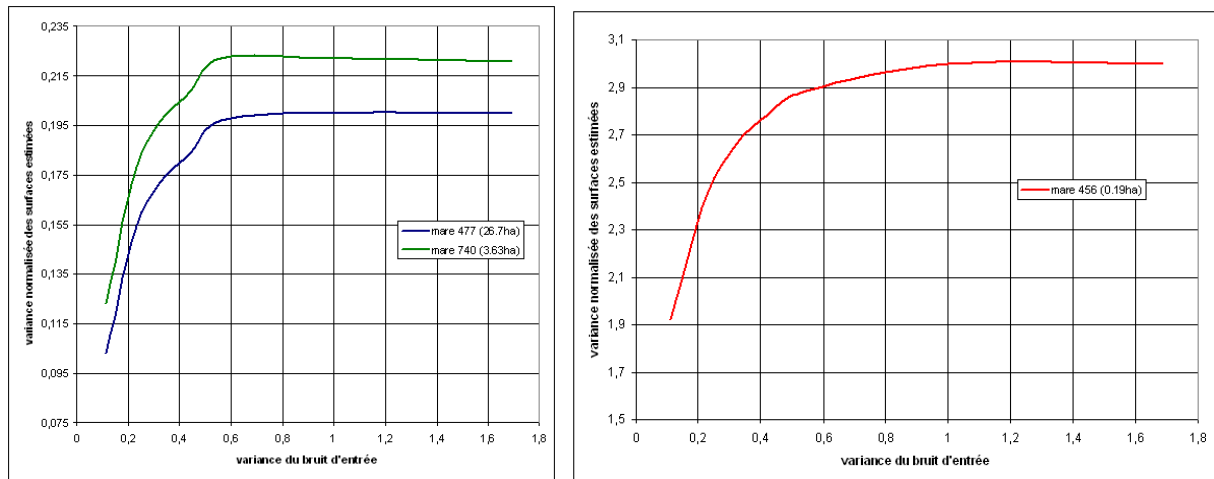


FIGURE 4.2 – Moyenne de la variance normalisée des surfaces estimées de 3 mares particulières en fonction de la variance du bruit multiplicatif sur l'entrée pluie. Pour chaque mare est indiquée la surface de celle-ci sur l'image SPOT du 26 août 2003.

Nous avons également observé l'influence d'une incertitude sur la distribution de la pluie à l'intérieur de notre zone. Nous utilisons les relevés pluviométriques au sol de Barkedji de l'année 2010 pour simuler des champs de pluie. Pour chaque évènement pluvieux présent dans l'archive, nous générons un champ de pluie synthétique à 0.01° dont la valeur moyenne est égale au relevé de l'archive mais dont chaque valeur locale est déterminée de façon aléatoire (avec une distribution gaussienne). **Nous avons donc du modifier notre modèle pour qu'à chaque évènement il prenne en compte non pas une valeur pluviométrique unique, mais un champ de pluie géo-référencé.** Ainsi, pour un évènement, la pluviométrie associée à chaque mare est fonction de sa position géographique.

Nous constatons sur la figure (4.3) que l'incertitude sur la distribution des pluies à l'intérieur de la zone n'a qu'une très faible influence sur la somme des surfaces en eau estimées pour la zone et sur l'estimation du nombre

de mares. La variance d'estimation reste faible, même quand la variance interne des champs de pluie est élevée. En revanche, si l'on considère une mare en particulier, l'incertitude sur la valeur de la pluie locale a la même conséquence sur l'estimation de sa surface que l'incertitude sur la valeur de la moyenne spatiale sur la zone, nous avons donc les mêmes résultats que ceux présentés à la figure (4.2) au niveau de chaque mare.

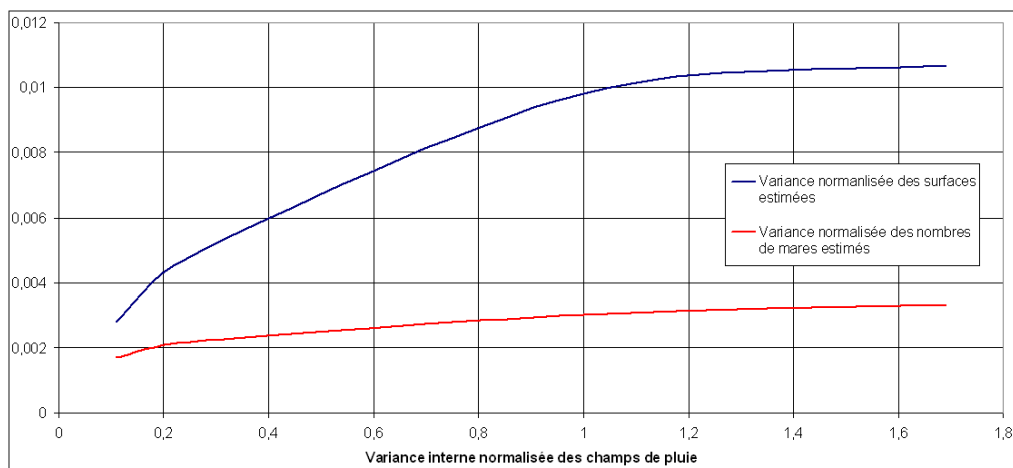


FIGURE 4.3 – Moyenne de la variance normalisée des sorties du modèle en fonction de la variance spatiale normalisée des champs de pluie en entrée

Ainsi, le fait d'utiliser un relevé pluviométrique issu d'un pluviomètre unique comme entrée du modèle entraîne une erreur importante pour l'estimation du total des surfaces en eau de la zone et du nombre de mares non vides, ainsi que sur l'estimation de la surface de chaque mare. Utiliser une entrée pluie qui est une bonne estimation de la valeur moyenne de la pluviométrie sur la zone modélisée permet d'estimer correctement le total des surfaces d'eau et le nombre de mare mais ne permet pas d'estimer correctement la surface de chaque mare, du fait de l'hétérogénéité spatiale de la pluie à l'intérieur de notre zone d'étude.

Pour confirmer ces conclusions, obtenues avec des champs de pluie synthétiques aléatoires, sans structure, nous utilisons des champs de pluie journaliers à 0.01° acquis par un radar météorologique, installé pendant deux années sur le bassin de la Donga au Bénin dans le cadre du programme d'Analyse Multidisciplinaire de la Mousson Africaine (AMMA) comme entrée du modèle pour observer le comportement de celui-ci avec une distribution spatiale réaliste des pluies. La variance spatiale normalisée moyenne de ces champs sur une zone de 45km par 45km est de 0.60. Dans un premier temps, nous réalisons une simulation sur une saison complète avec ces champs de pluie. Nous moyennons ensuite spatialement les champs pour les rendre totalement homogènes (de variance spatiale nulle) et nous réalisons un nouvelle simulation saisonnière avec ces champs homogènes.

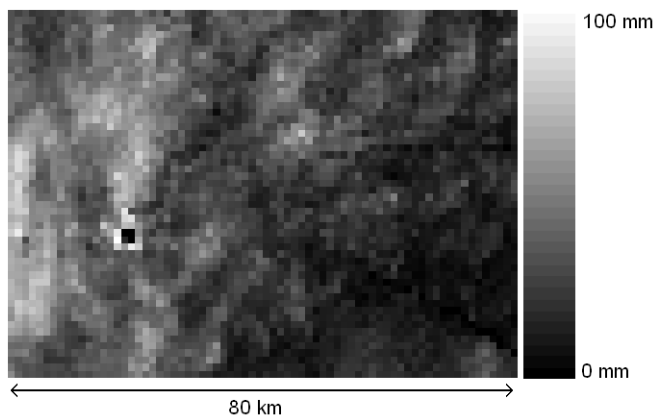


FIGURE 4.4 – Champ de pluie capturé par le radar au Bénin. Pluie cumulée sur la journée du 3 septembre 2006.

Nous constatons que le total des surfaces en eau et le nombre de mares calculés avec la pluie homogène moyenne sont proches de ceux obtenus avec les champs de pluie réels pour chaque jour de la saison (figure 4.5). En revanche au niveau de chaque mare les surfaces calculées peuvent être sensiblement différentes (figure 4.6).

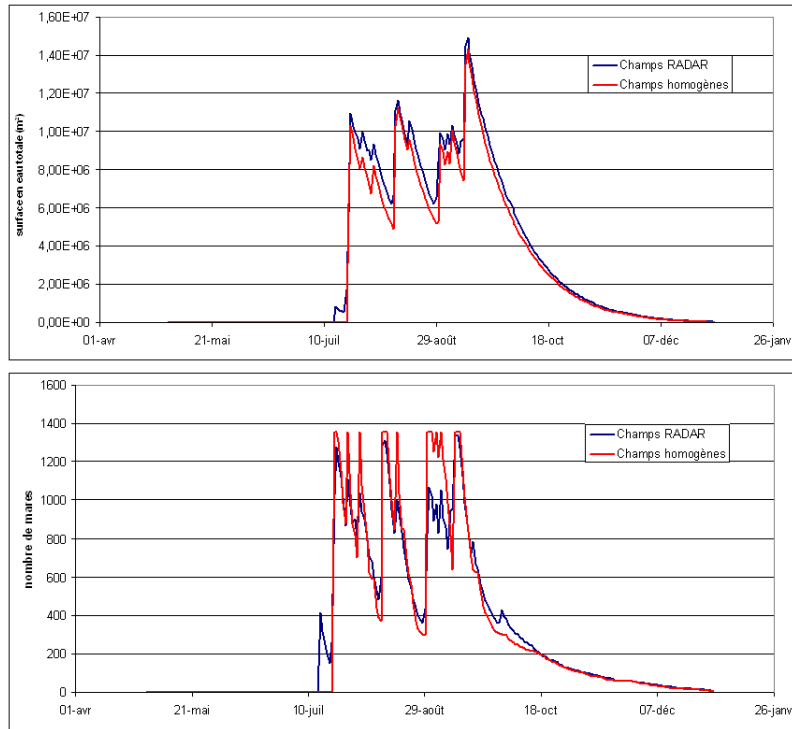


FIGURE 4.5 – Résultats de simulation : sommes des surfaces en eau et nombres de mares calculés à partir des champs radar et des champs spatialement homogènes de même moyenne.

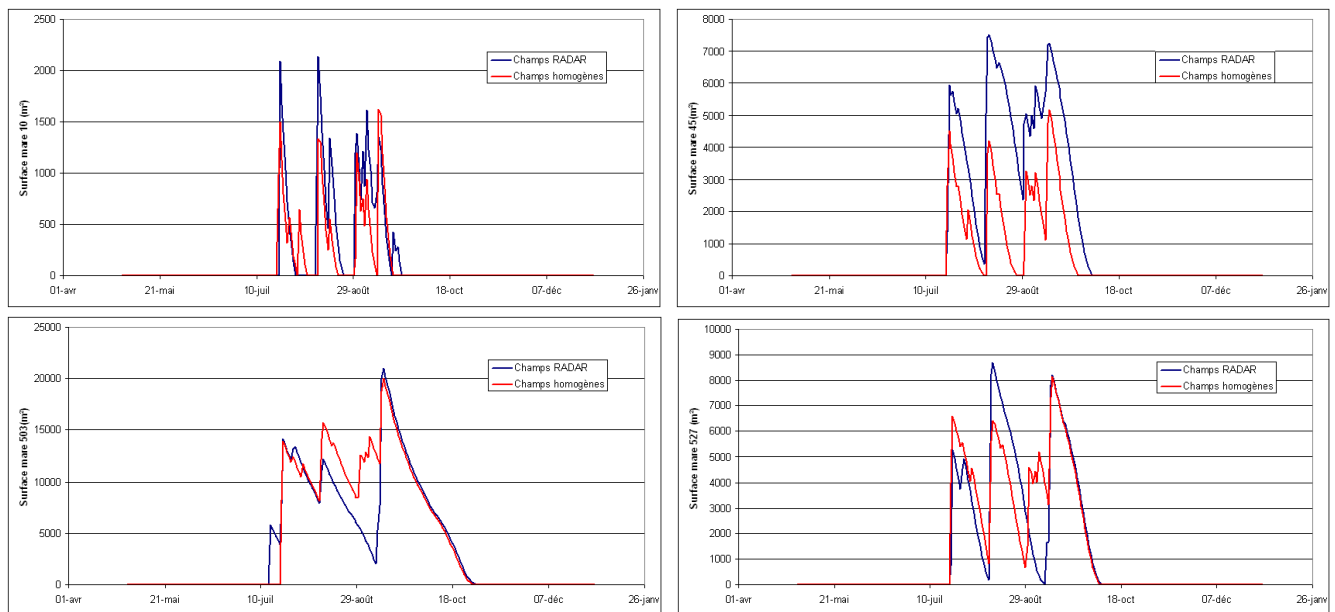


FIGURE 4.6 – Résultats de simulation : surfaces en eau calculées à partir des champs radar et des champs spatialement homogènes de même moyenne pour quatre mares.

Nous avons voulu déterminer la variance pour différentes estimations des surfaces des mares obtenues à partir de séries de pluies issues de plusieurs pluviomètres répartis sur la zone d'étude. Nous utilisons donc comme entrée pluie du modèle la série de pluie correspondant à la mesure saisonnière de la pluie au Bénin par le radar en un point particulier de la grille de géo-référence. Nous faisons l'hypothèse que cette mesure est équivalente à ce que mesurerait un pluviomètre placé à la position géographique correspondante. Nous avons réalisé 200 simulations en prenant à chaque fois un point différent de la grille. Nous sommes ainsi dans les mêmes conditions que si nous avions 200 pluviomètres sur la zone et que nous avons réalisé 200 simulations avec chacune des séries de pluies mesurées par ces pluviomètres. La moyenne sur la saison des variances normalisées des estimations journalières est de 0.244 pour la surface en eau totale et de 0.348 pour le nombre de mares. La variance de l'estimation journalière diminue à mesure que l'on avance dans la saison des pluies (figure 4.7) car comme nous l'avons expliqué précédemment la variance des mesures de la pluie cumulée sur une période est inversement proportionnelle au nombre d'évènements sur cette période. Plus la saison est dense en évènement pluvieux, plus la variance d'estimation des surfaces est faible. Ainsi si nous utilisons comme entrée pluie du modèle une série de pluie issue d'un pluviomètre, nous aurons des résultats de simulation sensiblement différents selon la position de ce pluviomètre, particulièrement en début de saison. Nous pouvons illustrer ceci concrètement pour la saison des pluies 2010. En effet pour l'année 2010, en plus des relevés pluviométriques de la station de Barkedji, nous avons les relevés d'un pluviomètre situé dans le village de Niakha à seulement 4.8 km de Barkedji. Nous avons donc simulé l'évolution des surfaces de mare pour la saison 2010 avec ces deux séries de pluie. Nous constatons des résultats de simulation nettement différents (figure 4.9).

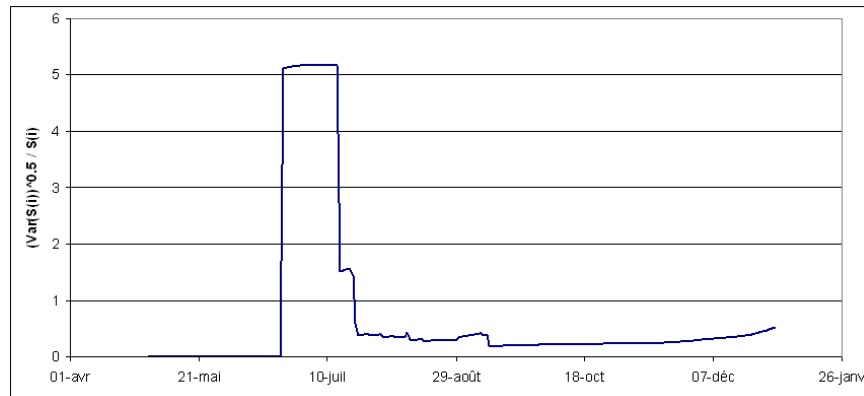


FIGURE 4.7 – Évolution de la variance d'estimation des surfaces sur une saison : $\frac{\sqrt{\text{Var}(S(i))}}{S(i)}$

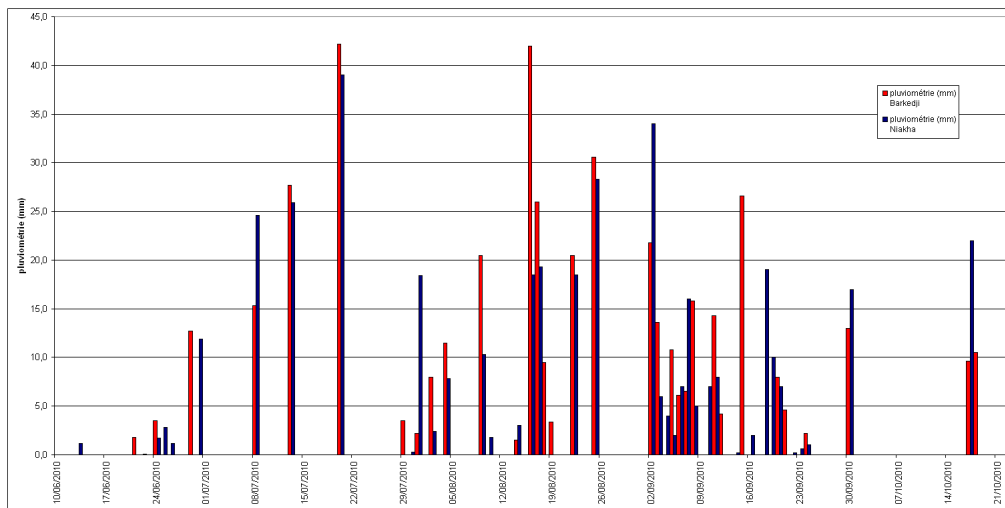


FIGURE 4.8 – Relevés des pluviomètres de Barkedji et Niakha situés à 4.8 km l'un de l'autre pour l'année 2010.

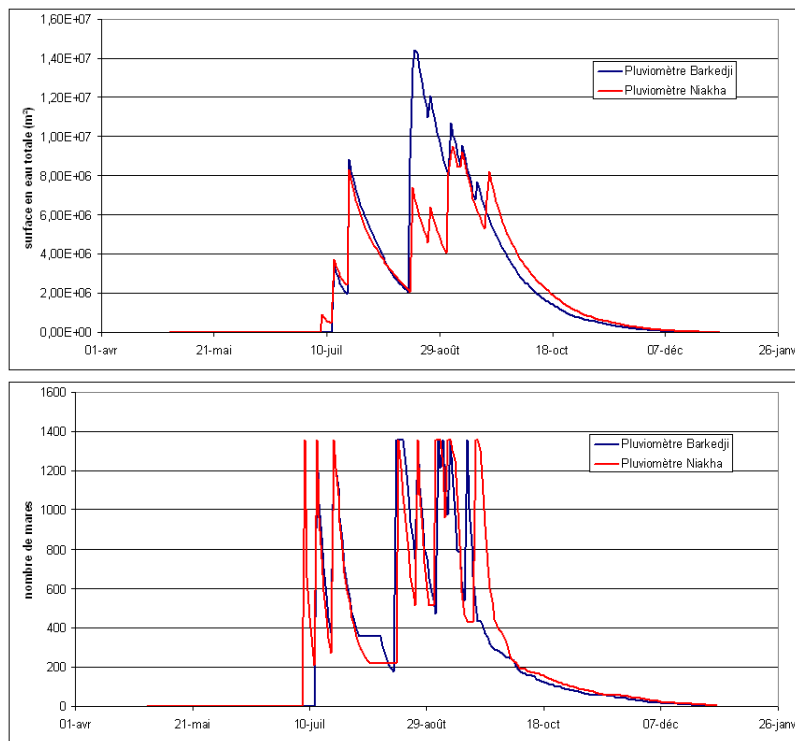


FIGURE 4.9 – Résultats de simulation : sommes des surfaces en eau et nombres de mares calculés à partir des relevés pluviométriques de Barkedji et de Niakha pour l’année 2010

4.2 Impact de l’hétérogénéité spatiale des pluies sur le risque vectoriel

Nous avons vu comment se traduit l’incertitude sur la valeur de la pluie et sur sa distribution spatiale pour les surfaces d’eau simulées, nous nous intéressons maintenant aux conséquences pour les densités d’Aedes et de Culex calculées.

Nous reprenons les champs de pluie du radar installé au Bénin comme entrée du modèle. Nous comparons les résultats de simulation obtenus avec ces champs et ceux obtenus avec les champs spatialement homogènes de même moyenne (figure 4.10). Les moyennes spatiales du risque vectoriel simulé sont proches l’une de l’autre pour les deux simulations. Il n’est donc pas nécessaire de connaître la structure spatiale des champs de pluie pour estimer correctement le risque moyen sur la zone, une estimation correcte de la pluie moyenne est suffisante. Nous noterons cependant que le risque vectoriel simulé est globalement plus élevé avec les champs de pluie hétérogènes (de 10 % pour les Aedes et de 30 % pour les Culex). Cela illustre la non-linéarité du modèle, ce sont les événements pluvieux extrêmes qui sont à l’origine de la prolifération des vecteurs. Ainsi un événement pluvieux local de grande amplitude produira plus de vecteurs qu’un événement pluvieux étendu d’amplitude moyenne. De plus, la distribution spatiale de la pluie se répercute sur la distribution spatiale du risque Aedes (figures 4.11), il faut donc avoir une information sur la structure interne des champs de pluie pour pouvoir localiser correctement le risque Aedes. Le risque Culex est lui peu sensible à la distribution de la pluie (figure 4.12) car il prend en compte un cumul pluvieux sur un mois, or la variabilité spatiale de la pluviométrie mensuelle est beaucoup moins importante que celle de la pluviométrie journalière.

Comme dans la section précédente nous réalisons 200 simulations en prenant comme entrée la pluie saisonnière en un point particulier de la grille, différent pour chaque simulation. La moyenne sur la saison des variances normalisées des estimations journalières de l’agressivité est de 3.15 pour les Aedes et de 0.914 pour les Culex. Rappelons qu’elle est de 0.244 pour l’estimation de la surface en eau totale. Ainsi si la variance d’estimation due au choix de la position du pluviomètre est raisonnable pour les surfaces, elle est très élevée pour l’agressivité des vecteurs et particulièrement celle des Aedes. Le risque Aedes simulé est extrêmement sensible à l’amplitude de chaque événement pluvieux. L’estimation du risque Culex est plus robuste car elle est réalisée à partir du cumul mensuel. Les résultats sont donc très différents entre les différentes simulations (4.13).

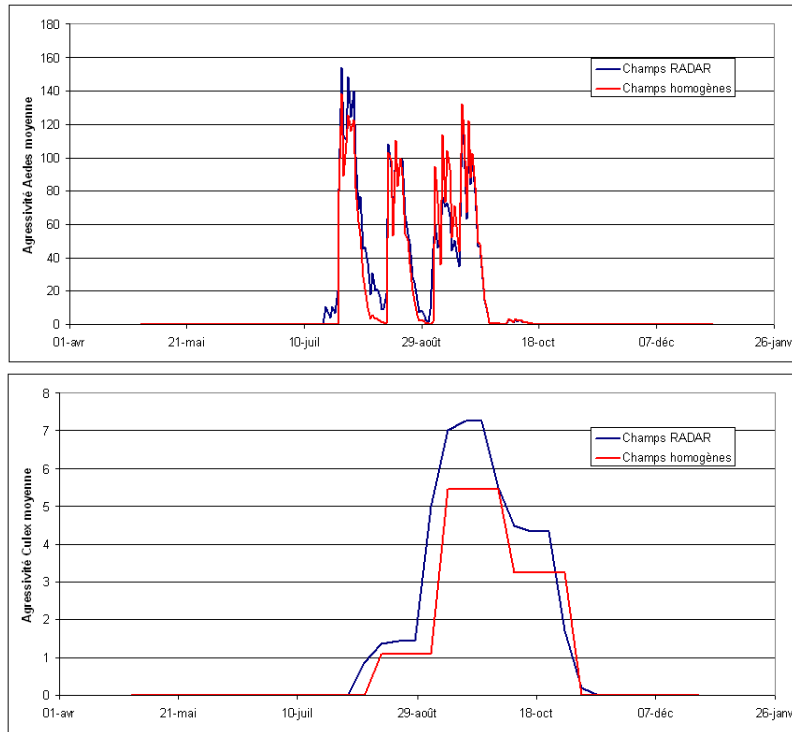


FIGURE 4.10 – Résultats de simulation : agressivités moyennes des vecteurs en bord de mare calculées à partir des champs du radar de Donga et des champs spatialement homogènes de même moyenne.

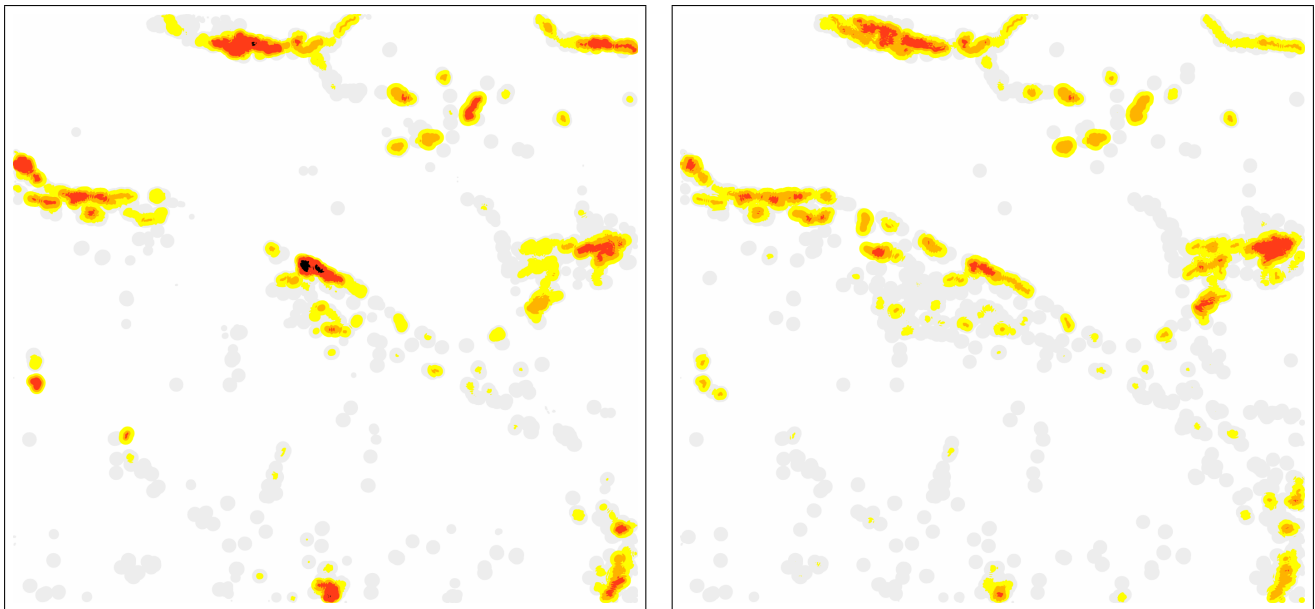


FIGURE 4.11 – Répartition spatiale de l'agressivité Aedes simulée au 25 juillet pour les champs de pluie radar (gauche) et pour les champs homogènes (droite)

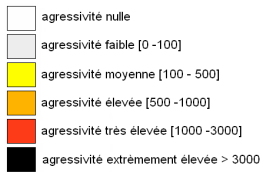
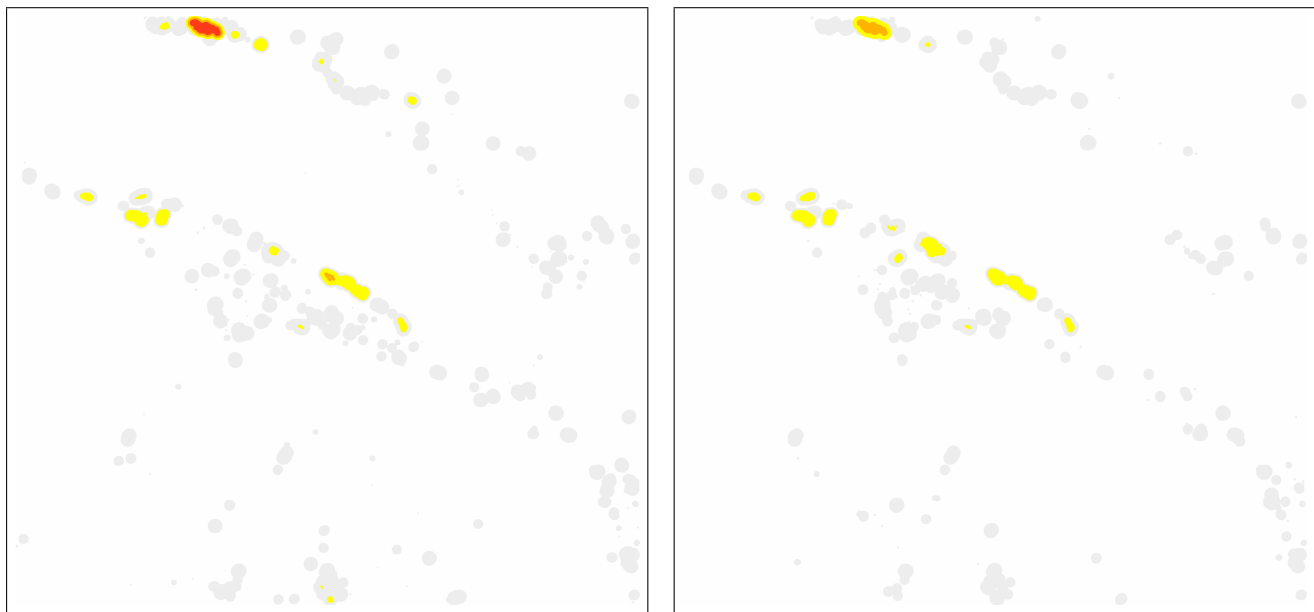


FIGURE 4.12 – Répartition spatiale de l’agressivité Culex simulée pour la semaine du 25 septembre au 2 octobre pour les champs de pluie radar (gauche) et pour les champs homogènes (droite)

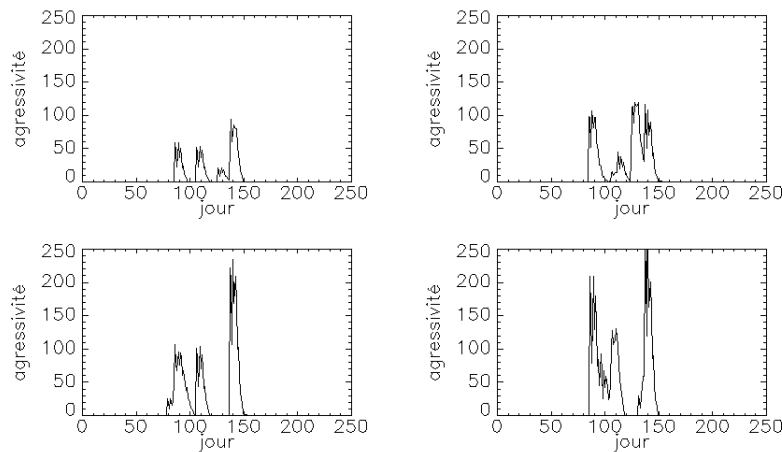


FIGURE 4.13 – Résultats de simulations : risque Aedes moyen en bord de mare estimé pour 4 des 200 simulations.

En conclusion, la variance d’estimation de la pluie se répercute directement sur l’estimation des surfaces puis sur celle du risque vectoriel pour laquelle elle est très amplifiée. Pour estimer le risque vectoriel global il est nécessaire de connaître pour chaque jour de la saison la pluie moyenne sur la zone. Un pluviomètre unique ne permet d’estimer celle-ci de façon fiable, du fait de la variabilité spatiale de la pluie. Nous avons vu grâce aux champs radar que selon la position du pluviomètre, les résultats de simulation peuvent être complètement différents. L’utilisation d’un seul pluviomètre est donc à exclure pour l’estimation du risque vectoriel, et particulièrement pour le risque Aedes. De plus, la comparaison des résultats obtenus à partir des champs radar avec ceux obtenus à partir des champs homogènes nous montre que pour localiser spatialement le risque, nous devons connaître la distribution de la pluie à l’intérieur de la zone pour chaque évènement pluvieux.

Chapitre 5

Estimation des pluies et de leur distribution spatiale

Nous avons vu dans la précédente partie qu'une bonne estimation de la pluviométrie journalière et de sa distribution spatiale sur la région d'étude est nécessaire pour espérer obtenir une bonne estimation des surfaces de mares journalières et des densités de vecteurs. Il existe plusieurs outils qui permettent d'estimer la pluie à l'échelle locale :

- Le pluviomètre fournit une mesure ponctuelle de la pluie. Cette mesure ne permet d'estimer correctement la pluie que dans un petit périmètre autour du pluviomètre. Du fait de la variabilité spatiale de la pluie à l'échelle locale un pluviomètre unique ne permet pas de donner une estimation robuste de la pluie journalière moyenne sur notre zone de 2000 km^2 . Le pluviomètre ne fournit aucune information sur la distribution spatiale de la pluie.
- Les réseaux de pluviomètres permettent d'estimer la moyenne spatiale de la pluie journalière sur une région avec une incertitude inversement proportionnelle au nombre de pluviomètres. La distribution spatiale de la pluie peut être estimée à partir des mesures de ces pluviomètres grâce à des méthodes d'interpolation telles que le krigeage. La variance d'estimation dépend de la densité du réseau.
- Les radars pluie au sol permettent de mesurer la pluie en temps réel à des échelles de temps de quelques minutes avec une définition spatiale de l'ordre du kilomètre. Malheureusement leur portée est limitée à une centaine de kilomètres, leur implémentation est coûteuse et leur nombre est très réduit dans la région du Sahel. Notre région d'étude ne se situe dans la zone de couverture d'aucun radar de ce type.
- Certains organismes produisent des estimations des pluies journalières sur l'ensemble du globe, à partir de mesures effectuées par différents satellites météorologiques tels Météosat, TRMM et Megha-Tropiques. La résolution spatiale de ces produits varie entre 0.1° et 1° . A la latitude du Sénégal 1° en latitude ou en longitude représente environ 110 km. Certains de ces produits sont disponibles en temps réel, ou avec un retard de quelques heures. Même si la définition spatiale de ces produits est limitée, ils ont l'avantage de fournir une mesure globale de la pluie sur une zone, contrairement au pluviomètre qui ne fournit qu'une mesure ponctuelle.

Dans cette partie nous tentons de déterminer quels outils et quelles données utiliser pour avoir la meilleure estimation possible de la pluie journalière sur notre région et de la distribution spatiale de la pluie à l'intérieur de celle-ci.

5.1 Qualification des produits pluie satellite

Nous avons comparé les données pluviométriques fournies par plusieurs produits satellites avec des mesures au sol dans la région du Sahel. Dans cette section nous présentons les résultats de ces comparaisons.

Les produits à notre disposition sont :

- TRMM rainfall : Les produits d'estimation des pluies TRMM sont issus du programme conjoint entre la NASA et l'agence d'exploration aérospatiale japonaise (JAXA) Tropical Rainfall Measuring Mission. Ces produits sont construits à partir des données du satellite météorologique TRMM. Nous utilisons deux produits TRMM issus de deux algorithmes différents : 3B42RT est un produit disponible en temps réel, 3B42V6 est un produit d'archive corrigé à partir des données GMS, GOES, Meteosat, et NOAA-12, fournit avec un retard de deux à trois mois. Les deux produits ont une définition spatiale de 0.25° et temporelle de 3 heures.
<http://trmm.gsfc.nasa.gov/>
- GSMaP : Global Satellite Mapping of Precipitation est un projet du Core Research for Evolutional Science and Technology (CREST) et de la Japan Science and Technology Agency (JST). Le produit GSMaP en temps réel est construit à partir des données des satellites MTsat, Meteosat, GOES, TRMM, Aqua, DMSP, NOAA et MetOp. Le produit est disponible en temps réel pour des résolutions de une heure et 0.25° , et en archive à une heure et 0.1° . La version archive est généralement disponible après un délai de 6 mois.
http://sharaku.eorc.jaxa.jp/GSMaP_crest/
- RFE 2 : RainFall Estimation version 2 est produit par le Climate Prediction Center, membre de l'agence Etats-unienne National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). RFE 2 est un produit temps réel spécifique au continent africain construit à partir de combinaisons d'images satellite (AMSU, SSM/I, GPI) et d'observations de pluie télétransmises sur le réseau de la veille météorologique mondiale (GTS). Sa définition spatiale est de 0.1° pour une définition temporelle de 24 heures.
http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/fews/RFE2.0_tech.pdf
- CMorph : Le produit CPC Morphing est également fournit par le CPC, il est construit à partir des données satellite DMSP, NOAA, Aqua et TRMM. Ce produit temps réel a une définition spatiale de 0.25° et temporelle de 3 heures.
http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/janowiak/cmorph_description.html
- PERSIANN : Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks est produit par le groupe interdisciplinaire Center for Hydrometeorology and Remote Sensing (CHRS) de l'University of California, Irvine. Il utilise les données infra-rouge du NCEP et les données des satellites TRMM et NOAA.
http://chrs.web.uci.edu/research/satellite_precipitation/activities00.html

Nous avons également accès à une donnée satellite expérimentale, la Cold Cloud Fraction qui sert à la construction du produit TAPEER-BRAIN. Le produit CCF-TAPEER-BRAIN est un produit expérimental actuellement en phase de validation. Il s'agit d'une estimation journalière de la pluviométrie à 1° à partir de mesures infra-rouge de satellites géostationnaires tels Météosat et d'imageurs micro-ondes sur orbites basses tels TRMM et Megha-Tropiques. La Cold Cloud Fraction est une estimation journalière de la probabilité de l'occurrence d'un événement pluvieux à très haute résolution spatiale (environ 0.02° sur une grille irrégulière). Nous avons interpolé cette donnée sur une grille régulière à 0.1° et modulé le champ de pluie à 1° par celle-ci.

Pour qualifier ces produits nous observons leurs corrélations spatiale et temporelle avec les relevés au sol sur trois régions test situées au Niger, au Bénin et au Mali. Chacune de ces zones de un degré sur un degré est instrumentée avec un réseau dense de pluviomètres (site web AMMA-CATCH [9]). Nous avons à notre disposition tous les champs de pluies depuis 2003 (2006 pour le Mali) obtenus par krigeage des données des pluviomètres à 0.1° et 0.25° sur les trois régions en question. Pour chaque produit et sur chaque zone nous calculons :

- La moyenne spatiale sur la région et temporelle sur la période d'étude de la pluviométrie journalière, que nous comparons avec celle des relevés au sol.

- La corrélation temporelle de la moyenne spatiale de la pluie sur la région entre les données du sol et celles du produit satellite.
- La corrélation spatiale des deux champs de pluie (sol et satellite) pour chaque jour pluvieux (un jour est considéré comme pluvieux si pour les deux archives la moyenne de la pluie sur la zone est supérieure à 2mm).

De plus pour chaque jour pluvieux nous calculons un champ "binaire" à partir de chacune des deux archives. Pour chaque valeur du champ de pluie (ie en chaque point de la grille) nous comparons la valeur locale de la pluie à la valeur médiane du champ de pluie. Le champ binaire prend la valeur 1 si la valeur locale du champ est supérieure à la valeur médiane et -1 sinon. Nous comparons ensuite les deux champs binaires pour chaque jour de pluie et comptons le nombre d'occurrences pour lesquelles les deux champs "binaires" sont en accord.

TRMM 3B42RT	Niger	Benin	Mali
Période test	2006-2010	2006-2010	2006-2010
Nombre de jours pluvieux	175	470	128
Jours pluvieux par an	35	94	25.6
Corrélation temporelle	0.752	0.766	0.653
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.397	0.412	0.278
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.3	65%	66%	49%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.5	49%	47%	33%
Taux d'accord des champs "binaires"	64%	66%	59%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	1.49	1.31	2.21

TRMM 3B42V6	Niger	Benin	Mali
Période test	2003-2010	2003-2010	2005-2010
Nombre de jours pluvieux	235	633	119
Jours pluvieux par an	29.4	79.1	19.8
Corrélation temporelle	0.706	0.696	0.619
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.378	0.391	0.181
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.3	63%	65%	39%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.5	49%	43%	23%
Taux d'accord des champs "binaires"	63%	65%	58%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	1.01	0.88	1.24

RFE 2	Niger	Benin	Mali
Période test	2003-2010	2003-2010	2005-2010
Nombre de jours pluvieux	271	714	149
Jours pluvieux par an	33.9	89.25	24.8
Corrélation temporelle	0.734	0.645	0.635
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.299	0.258	0.158
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.3	57%	50%	28%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.5	35%	30%	7%
Taux d'accord des champs "binaires"	62%	61%	56%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	1.08	0.946	1.46

TABLE 5.1 – Qualification des produits pluie TRMM et RFE2 sur les trois régions test

CMorph	Niger	Benin	Mali
Période test	2003-2009	2003-2009	2005-2009
Nombre de jours pluvieux	273	698	134
Jours pluvieux par an	39	99.7	26.8
Corrélation temporelle	0.797	0.815	0.778
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.503	0.438	0.240
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.3	74%	67%	51%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.5	61%	51%	31%
Taux d'accord des champs "binaires"	70%	68%	58%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	1.78	1.56	2.14

PERSIANN	Niger	Benin	Mali
Période test	2003-2010	2003-2010	2005-2010
Nombre de jours pluvieux	290	703	160
Jours pluvieux par an	36.25	87.9	26.6
Corrélation temporelle	0.713	0.629	0.656
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.389	0.336	0.151
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.3	65%	59%	38%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.5	49%	40%	18%
Taux d'accord des champs "binaires"	66%	64%	57%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	2.39	1.49	3.12

GSMaP NRT	Niger	Benin	Mali
Période test	2009-2010	2009-2010	2009-2010
Nombre de jours pluvieux	64	151	44
Jours pluvieux par an	32	75.5	22
Corrélation temporelle	0.561	0.376	0.628
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.381	0.273	0.275
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.3	64%	52%	50%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.5	50%	35%	36%
Taux d'accord des champs "binaires"	64%	61%	60%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	1.18	0.79	1.72

GSMaP archive	Niger	Benin	Mali
Période test	2003-2008	2003-2008	2005-2008
Nombre de jours pluvieux	240	557	112
Jours pluvieux par an	40	92.8	28
Corrélation temporelle	0.864	0.815	0.810
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.506	0.436	0.178
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.3	77%	70%	36%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélation spatiale est >0.5	61%	48%	10%
Taux d'accord des champs "binaires"	71%	68%	58%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	1.57	1.25	2.03

TABLE 5.2 – Qualification des produits pluie CMORPH, PERSIANN et GSMaP sur les trois régions test

CF-TAPEER	Niger	Benin	Mali
Période test	juin-sept 2009	juin-sept 2009	juin-sept 2009
Nombre de jours pluvieux	27	50	18
Corrélation temporelle	0.657	0.623	0.676
Corrélation spatiale moyenne pour un jour pluvieux	0.326	0.014	0.183
Jours pluvieux pour lesquels la corrélacion spatiale est >0.3	66%	20%	44%
Jours pluvieux pour lesquels la corrélacion spatiale est >0.5	40%	6%	6%
Taux d'accord des champs "binaires"	64%	53%	55%
Rapport des pluviométries journalières moyennes (sat./krig.)	1.09	0.77	1.63

TABLE 5.3 – Qualification des champs de pluie issus de l'interpolation de la Cold Cloud Fraction TAPEER-BRAIN sur les trois régions test

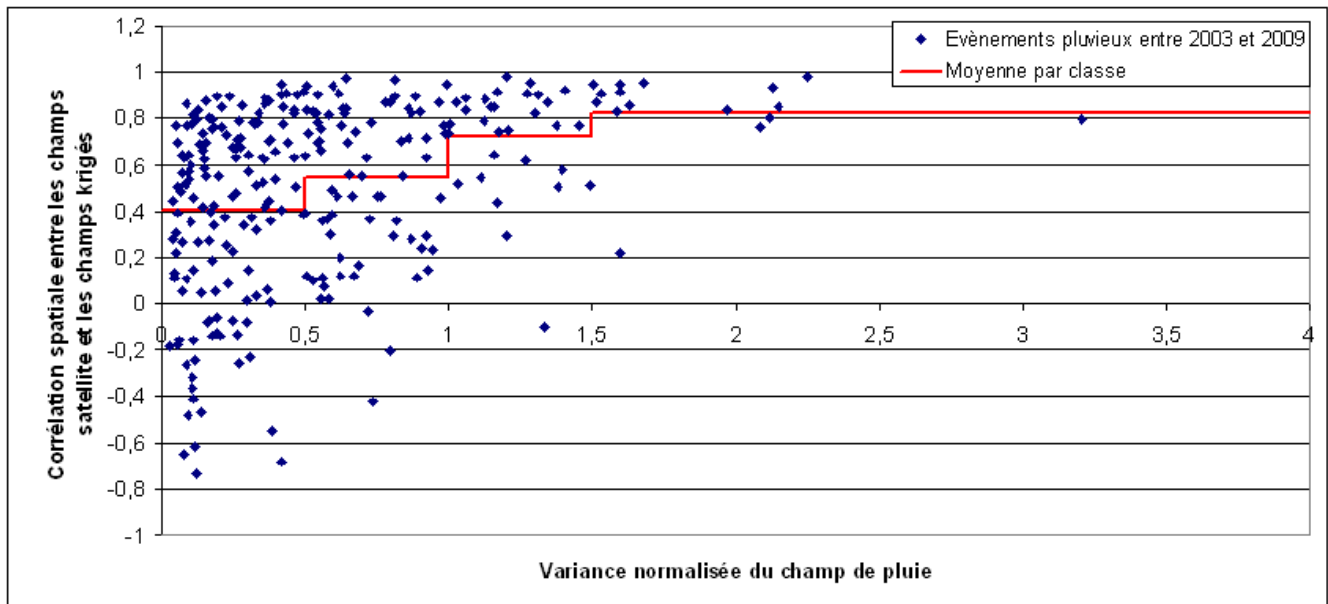


FIGURE 5.1 – Corrélacion spatiale entre les champs de pluie CMORPH et les champs krigés à partir des données des pluviomètres en fonction de la variance spatiale du champ de pluie sur la zone test de 1° par 1° au Niger.

Nous constatons que le produit GSMAP archive obtient les meilleurs scores sur le Niger et le Benin. Malheureusement, ce produit n'étant pas disponible en temps réel, il ne peut pas être utilisé pour réaliser des prévisions à court terme de l'évolution des densités de moustiques. **Le produit temps réel qui présente les meilleures performances est CMORPH.** Notons que les produits RFE 2 et GSMAP ont l'avantage de fournir une information à l'échelle spatiale de 0.1° contre seulement 0.25° pour les autres produits.

Les champs issus de l'interpolation de la Cold Cloud Fraction TAPEER-BRAIN ne sont pas des estimations de la quantité de pluie, ils ne représentent que la probabilité de l'occurrence d'un évènement pluvieux. Cependant nous observons une certaine corrélacion avec les valeurs mesurées de la pluie au sol au Niger. La donnée Cold Cloud Fraction contient donc bien une information sur la structure des champs de pluies à l'échelle temporelle de l'évènement. Au Mali, la concordance avec les données sol est beaucoup moins évidente, au Bénin elle est quasi-nulle.

Nous remarquons que les performances des différents produits sont variables entre les régions, elles sont systématiquement meilleures pour le Niger que pour le Mali et le Benin. Deux facteurs permettent d'expliquer cela. La structure des systèmes précipitants Bénin est plus complexe qu'au Niger. Les systèmes convectifs à l'origine de la majorité des pluies au Niger sont des lignes de grain, qui complexes convectifs de méso-échelle très organisés. Au Bénin, ces systèmes cohabitent avec des phénomènes de convection locale qui génèrent des orages dispersés. La qualité de la référence sol est meilleure au Niger où le réseau de pluviomètres est plus dense. Pour un évènement

pluvieux, la corrélation spatiale entre le champ de pluie estimé à partir des données satellite et le champ de pluie obtenu par krigeage des données des pluviomètres est globalement meilleure si la variance spatiale de la pluie à l'échelle de la zone d'étude est importante (figure 5.1). Or, sur le Mali les champs de pluie krigés sont généralement spatialement homogènes, du fait de la faible densité du réseau de pluviomètres. Pour un évènement pluvieux, la variance spatiale normalisée moyenne des champs krigés sur une zone de 1° par 1° est de 0.07 au Mali, alors qu'elle est de 0.58 au Bénin et de 0.69 au Niger.

La pluviométrie au Sénégal est proche de celle du Niger, elle se caractérise également par le phénomène de lignes de grain. Nous pouvons donc légitimement supposer que les performances des produits satellites sur notre région d'étude du Ferlo sont proches de celles sur le Niger. Cependant la qualité du produit RFE 2 dépend également de la densité du réseau de pluviomètres du GTS, nous pouvons donc mettre en doute ses performances sur notre région d'étude du Ferlo qui est faiblement instrumentée par rapport à celle du Niger. Nous approfondirons dans la suite la question des similarités entre les pluies du Niger et celles du Sénégal (5.3).

Nous constatons également en observant la valeur de la pluie journalière moyenne calculée sur tous ces produits qu'elle est plus importante que celle observée au sol (sauf pour le produits RFE, TRMM3B42V6, GSMaP NRT sur le Bénin). En effet les produits satellite fournissent des estimations non biaisées à l'échelle du globe mais qui peuvent être localement biaisées. Alors que le biais est quasi-nul sur les océans, les produits surestiment généralement la valeur des pluies sur les continents et particulièrement dans la région du Sahel. Nous remarquons que pour RFE 2 qui est spécialement calibré pour l'Afrique les biais sont bien moins importants. La version archive du produit TRMM est bien moins biaisée que la version temps réel, ce n'est pas le cas pour GSMaP.

5.2 Annulation du biais par histogram matching

Les produits satellite d'estimation des pluies étant biaisés, ils surestiment généralement les niveaux de pluie sur la région de Ferlo. Si nous les utilisons tels quels comme entrée de notre modèle hydrologique nous surestimons également les surfaces en eau. Nous devons donc corriger ces produits avant de les utiliser. La méthode que nous avons choisi pour cette correction est l'"histogram matching". Nous calculons l'histogramme des niveaux de pluie journaliers à partir des données krigées du réseau de pluviomètres EPSAT au Niger (Lebel, Sauvageot et al. [10]) entre 2003 et 2010. Nous assimilons cet histogramme à la densité de probabilité. De même pour chaque produit nous calculons l'histogramme des pluies estimées. Nous déterminons la fonction de correction F_c à appliquer sur la pluie estimée par satellite pour que son histogramme après correction soit identique à celui des mesures au sol.

Soit $H_{c_{sat}}$ et $H_{c_{sol}}$ les histogrammes cumulés des pluies journalières mesurées par satellite et au sol. Pour tout niveau de pluie x nous définissons $F_c(x)$ tel que :

$$H_{c_{sol}}(F_c(x)) = H_{c_{sat}}(x) \tag{5.1}$$

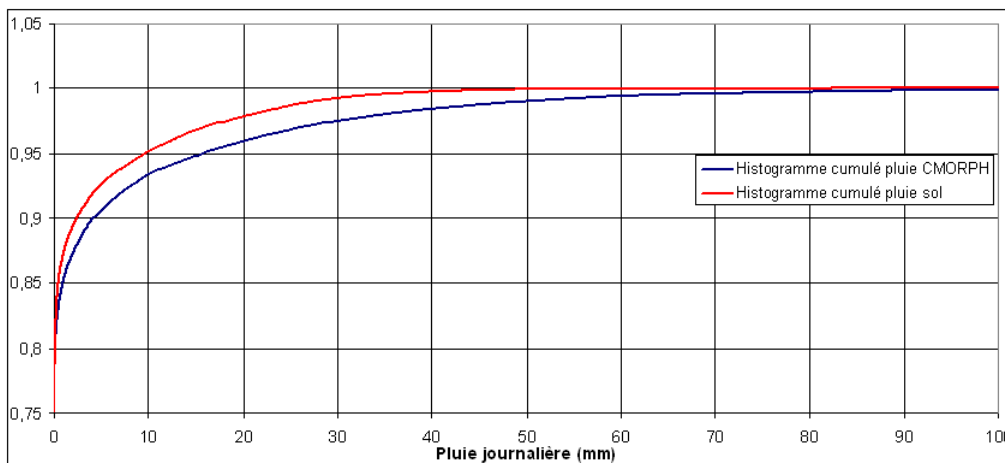


FIGURE 5.2 – Fonctions de répartition des niveaux de pluie journaliers CMORPH et données sol sur le Niger.

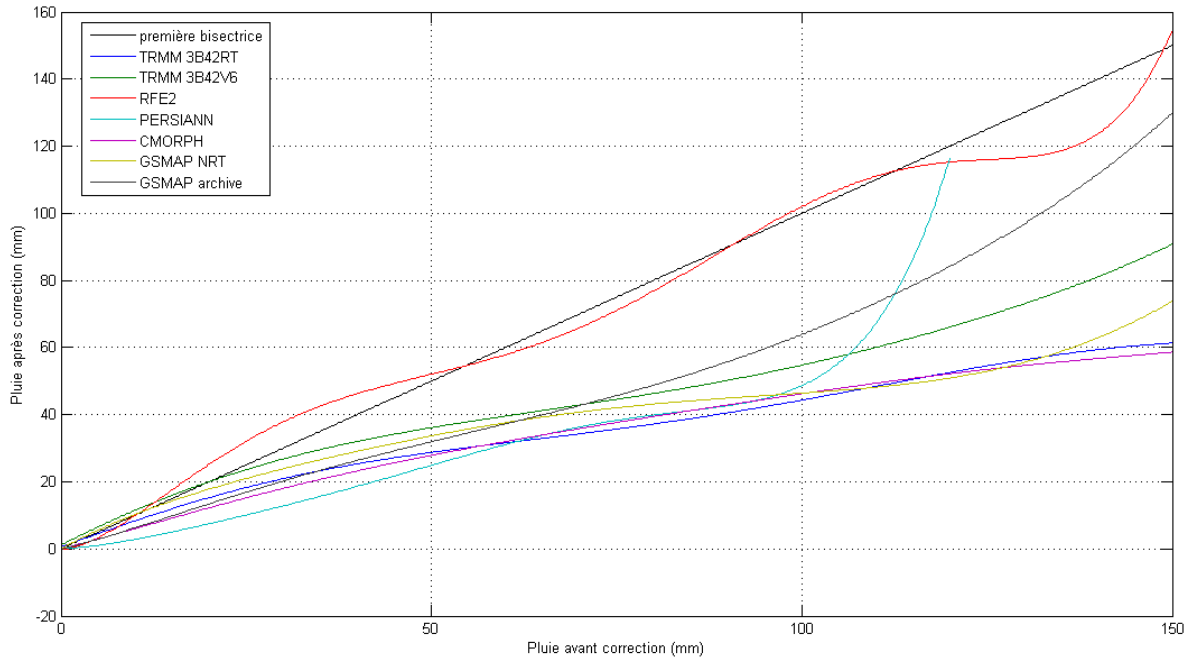


FIGURE 5.3 – Fonctions de correction des différents produits, déterminées à partir des données du réseau EPSAT au Niger.

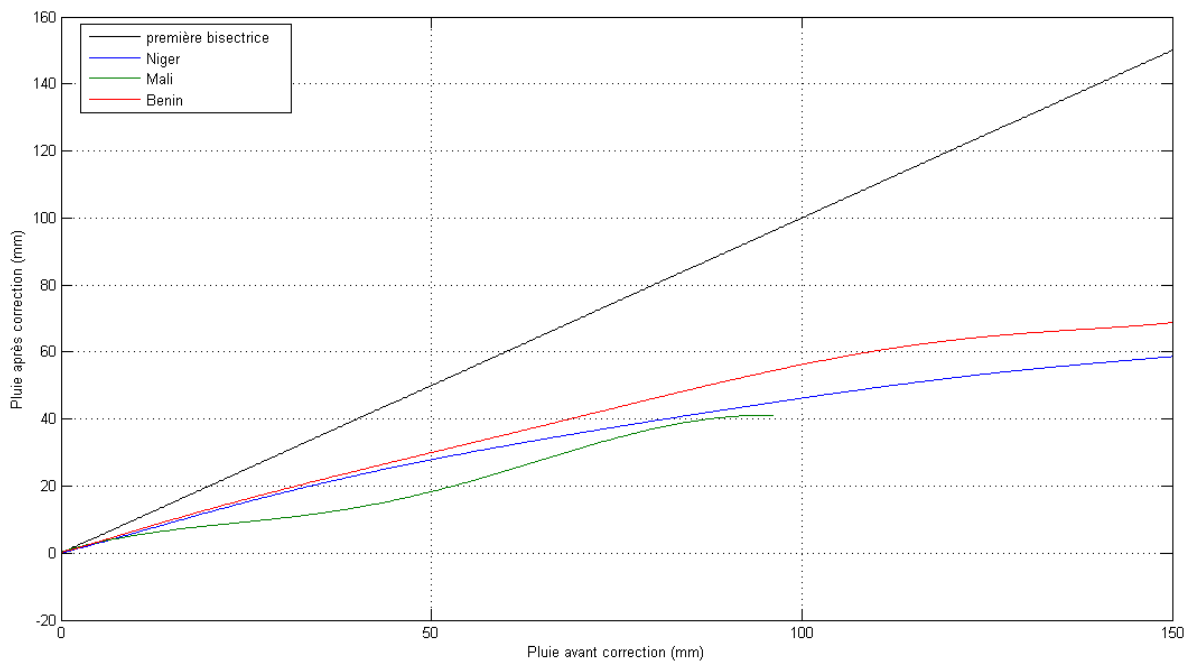


FIGURE 5.4 – Fonctions de correction de CMORPH, pour le Niger, le Benin et le Mali.

Le produit RFE2 étant très peu biaisé sa fonction de correction est proche de la première bissectrice (figure 5.3), elle est donc quasiment sans effet ; il n'est pas forcément nécessaire de corriger ce produit.

Nous avons également estimé des fonctions de correction avec les données des réseaux de pluviomètres du Bénin et du Mali. Ces fonctions de correction peuvent être sensiblement différentes (figure 5.4). Pour la correction des pluies sur la région d'étude du Ferlo au Sénégal nous choisissons d'utiliser les fonctions de correction calculées pour le Niger car les deux régions ont des climats similaires (5.3).

5.3 Comparaison des données pluviométriques du Niger et du Sénégal, justification de l'utilisation des résultats du Niger sur le Sénégal

Dans cette section nous comparons les données pluviométriques de la région du Ferlo et de la Région de Niamey au Niger où se situe le réseau EPSAT. Nous voulons démontrer qu'en matière de pluviométrie, les climats des deux régions sont similaires et qu'ainsi les résultats présentés dans les sections 5.1 et 5.2 pour le Niger sont transposables au Ferlo.

Les deux régions appartiennent à la bande sahélienne qui est caractérisée par un climat tropical semi-aride. La latitude de Barkedji est de 15.2°N, le réseau EPSAT s'étend entre 13°N et 14°N. Quantitativement, les cumuls de pluie ainsi que les nombres de jours pluvieux annuels sont similaires (table 5.4).

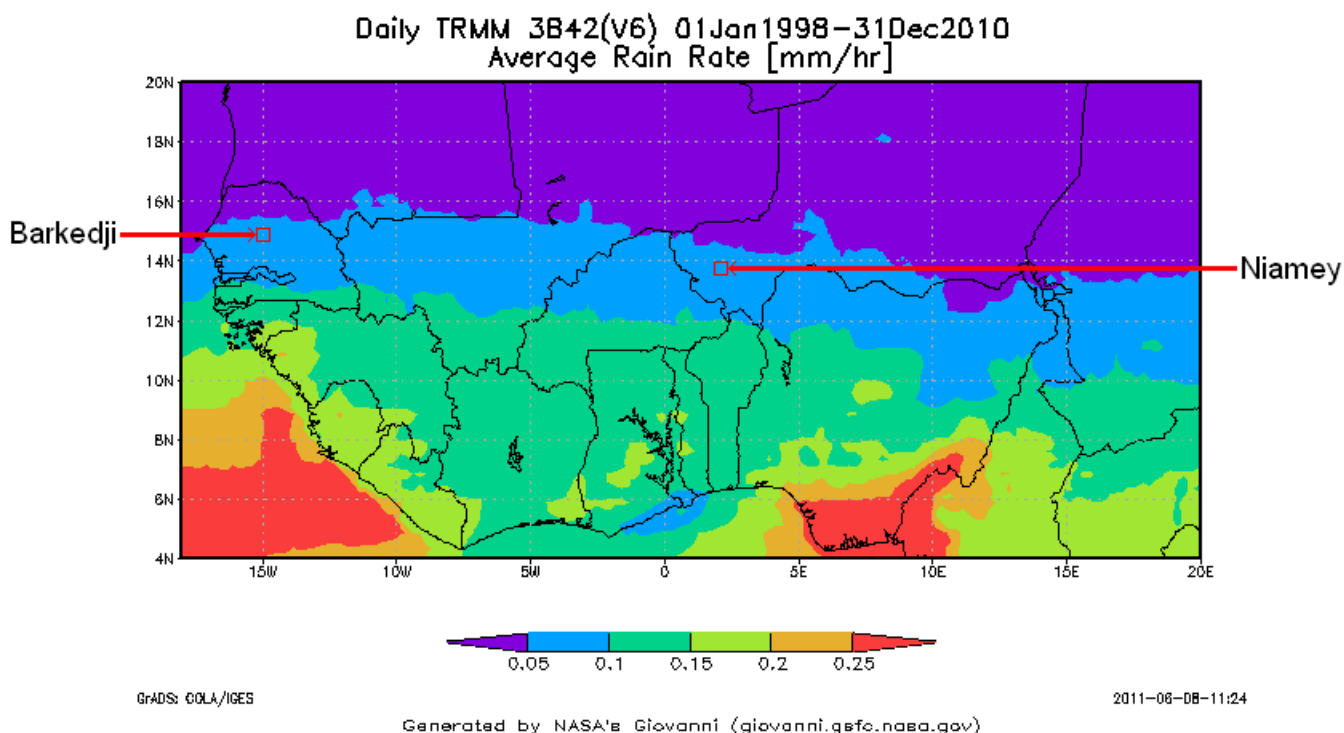


FIGURE 5.5 – Moyenne journalière de l'intensité de pluie dans l'Afrique de l'ouest (mm/hr), données TRMM.

	Pluie journalière moyenne	Nombre de jours pluvieux par saison
Données pluviomètre Barkedji	1.29 mm	25.4
Données pluviomètres EPSAT	1.42 mm	29.5

TABLE 5.4 – Données pluviométriques sur les saisons des pluies (mai à décembre) entre 2006 et 2010 à Barkedji et au Niger.

*nb, jour pluvieux : jour pour lequel le cumul mesuré est supérieur à 2mm.

Nous avons comparé les données GSMaP sur des régions de 2° par 2° autour de Barkedji et Niamey. Nous nous intéressons particulièrement à la structure spatiale des champs de pluie. Nous avons donc déterminé les semi-variogrammes empiriques des champs de pluie GSMaP à 0.1° journaliers pour ces deux régions (figure 5.6). Le semi-variogramme représente l'espérance de la variance d'une série de deux mesures ponctuelles en fonction de la distance entre les points de mesure (Y. Gratton [11]). Les deux semi-variogrammes sont proches l'un de l'autre, ce qui indique que les distributions spatiales des pluies à l'échelle temporelle de la journée sont similaires pour les deux régions.

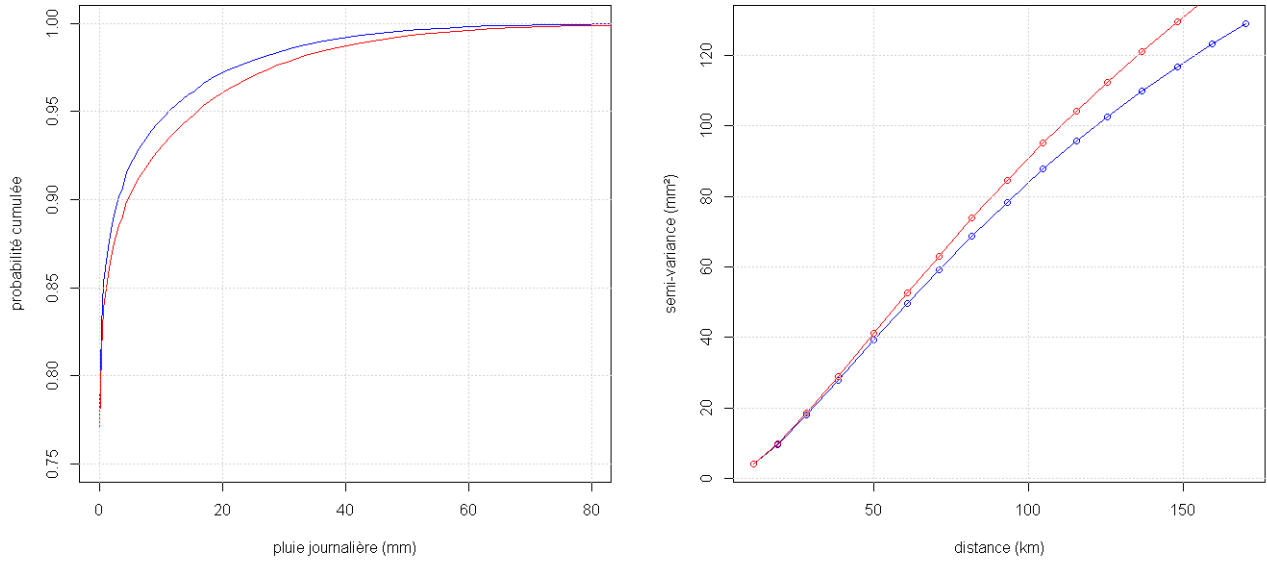


FIGURE 5.6 – Fonctions de répartition (gauche) et semi-variogrammes empiriques (droite) des niveaux de pluie journaliers GSMaP au Senegal (bleu) et Niger (rouge).

En conclusion nous pouvons dire que la pluviométrie du Ferlo est proche de celle de la région de Niamey, tant du point de vue quantitatif que de sa distribution spatiale. La différence principale étant que le nombre d'évènements pluvieux annuel est légèrement plus important au Niger. Il semble donc pertinent de considérer que les résultats présentés dans les sections 5.1 et 5.2 sont également valables au Ferlo.

5.4 Contribution des produits pluie satellite au modèle

Nous voulons maintenant savoir si l'utilisation des produits d'estimation des pluies par satellite permet d'améliorer l'estimation des surfaces journalières des mares du Ferlo. Nous simulons l'évolution des surfaces en eau de notre zone d'étude de 45 km * 45 km pour les années 2003 à 2010 en utilisant comme entrée les différents produits à notre disposition sur lesquels nous avons préalablement appliqué les fonctions de corrections. (sauf pour RFE 2 qui est très peu biaisé et que nous utilisons tel quel). Comme dans la section (3.3) nous observons la concordance avec les surfaces mesurées sur les 15 images SPOT-5.

Entrée pluie	Pluviomètre	PERSIAN	CMORPH	TRMM V6	REF 2	GSMAP*
Corrélation, surface	0.581	0.821	0.716	0.830	0.717	0.680
EQM, surface (ha^2)	$1.20 * 10^5$	$5.53 * 10^4$	$8.78 * 10^4$	$5.36 * 10^4$	$9.34 * 10^4$	$9.05 * 10^4$
Corrélation, nombre de mares	0.545	0.853	0.818	0.861	0.754	0.854
EQM, nombre de mares	$1.36 * 10^5$	$2.88 * 10^4$	$4.29 * 10^4$	$3.42 * 10^4$	$4.59 * 10^4$	$2.75 * 10^4$
Critère de Nash	0.270	0.665	0.468	0.675	0.434	0.452

TABLE 5.5 – Qualification des sorties du modèle hydrologique par rapport aux signaux de référence.

* : GSMAP archive de 2003 à 2008 et GSMAP NRT de 2009 à 2010

Nous remarquons que les scores obtenus pour la simulation à partir des données du pluviomètre sont beaucoup plus bas que ce que nous avons présenté à la section (3.3) pour lesquels nous avons restreint la simulation à une zone de 15 km * 15 km autour du pluviomètre. Cela démontre encore une fois que l'information donnée par le pluviomètre n'est valable que dans un certain périmètre autour de celui-ci. Pour toutes les simulations réalisées à partir des différentes données satellite les résultats sont plus proches de la réalité observée sur les images SPOT que pour la simulation à partir des mesures du pluviomètre. L'utilisation des produits TRMM 3B42V6 et PERSIANN permet d'obtenir des résultats de simulation particulièrement proches des signaux de référence. **L'utilisation des données satellite permet donc d'améliorer sensiblement l'estimation des surfaces en eau journalières par rapport à ce que nous avons avec un pluviomètre seulement.**

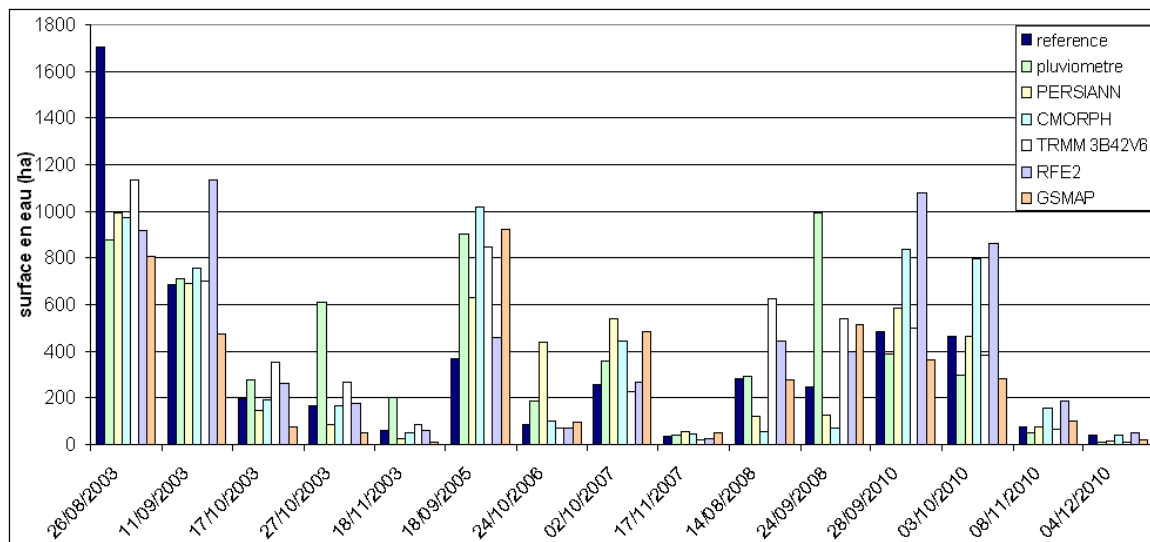


FIGURE 5.7 – Surfaces en eau mesurées sur les images satellite (référence) et simulées à partir des différents produits pluie satellite et du pluviomètre.

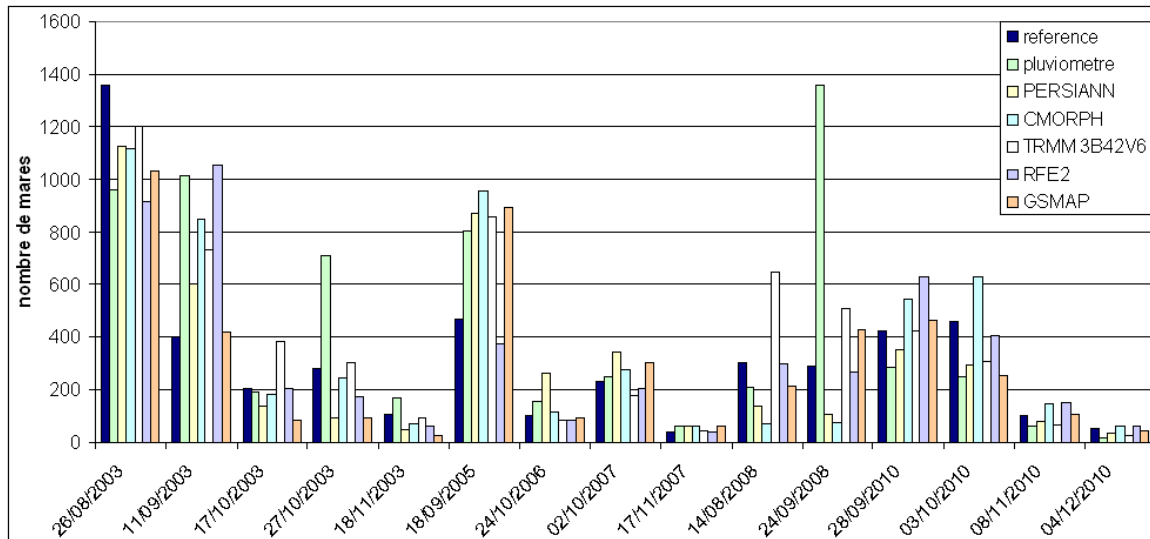


FIGURE 5.8 – Nombres de mares comptabilisées sur les images satellite (référence) et simulées à partir des différents produits pluie satellite et du pluviomètre.

5.5 Utilisation des champs krigés

La zone d'étude du Ferlo est actuellement couverte par seulement deux pluviomètres situés à Barkedji et Niakha, ce qui est insuffisant pour estimer correctement la pluie journalière avec sa distribution spatiale sur une zone de plus de 2000 km^2 . Il est envisagé d'installer d'autres pluviomètres sur la zone pour constituer un réseau. A partir d'un réseau de pluviomètres nous pouvons reconstituer des champs de pluies par des méthodes mathématiques d'interpolation. La méthode la plus couramment utilisée pour la reconstruction des champs de pluie est le krigeage. Le krigeage est une méthode développée par l'ingénieur minier sud-africain Daniel Gerhardus Krige dans les années 1950 et formalisée par Georges Matheron [12]. Dans la mesure où le variogramme des pluies est connu et stationnaire, le krigeage est une méthode optimale (Y. Gratton [11]). La variance d'estimation de chaque valeur locale du champ krigé peut être calculée mathématiquement à partir de la variance des données initiales et du variogramme. Ainsi le krigeage a l'avantage de fournir, pour chaque valeur locale du champ une marge d'erreur en plus de la valeur estimée.

Nous avons reconstruit par krigeage les champs de pluie de 45 km par 45 km journaliers capturés par le radar du Donga en utilisant comme donnée initiale les valeurs locales du champ en un nombre réduit de points. Nous nous plaçons ainsi dans les conditions où nous aurions à reconstruire des champs de pluies à partir des mesures d'un nombre réduit de pluviomètres. Nous avons observé la variance d'estimation pour diverses configurations : avec 4, 9 ou 16 pluviomètres répartis régulièrement, et avec 7 pluviomètres placés au plus près des différents clusters de mares. Nous nommons ces configurations respectivement R4, R9, R16 et I7.

Configuration	R4	R9	R16	I7
Moyenne spatiale de la variance d'estimation (mm^2)	24.7	17.1	13.5	24.4
Variance d'estimation moyenne sur les surfaces inondables (mm^2)	25.2	16.7	13.0	15.4

TABLE 5.6 – Moyennes spatiales de la variance d'estimation par krigeage des champs de pluies sur la zone de 45 km par 45 km et sur les surfaces inondables. Les surfaces inondables sont les surfaces en eau sur l'image du 26 aout 2003. Moyennes calculées sur 95 champs de pluie avec un cumul total de 957 mm.

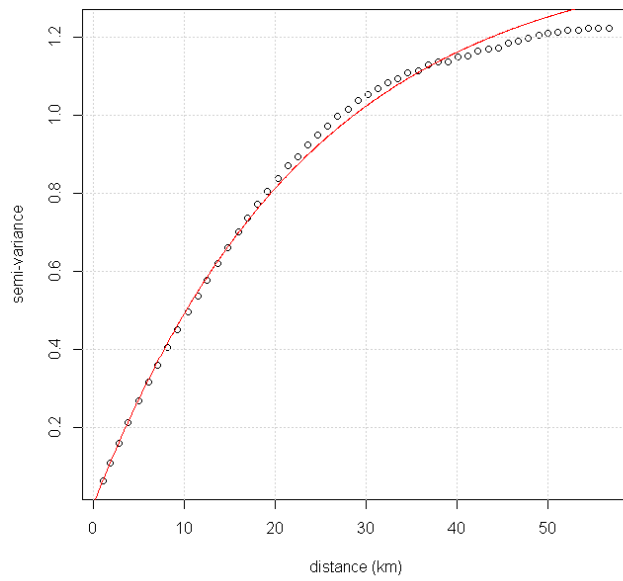


FIGURE 5.9 – Semi-variogramme empirique et théorique(en rouge) des champs radar.

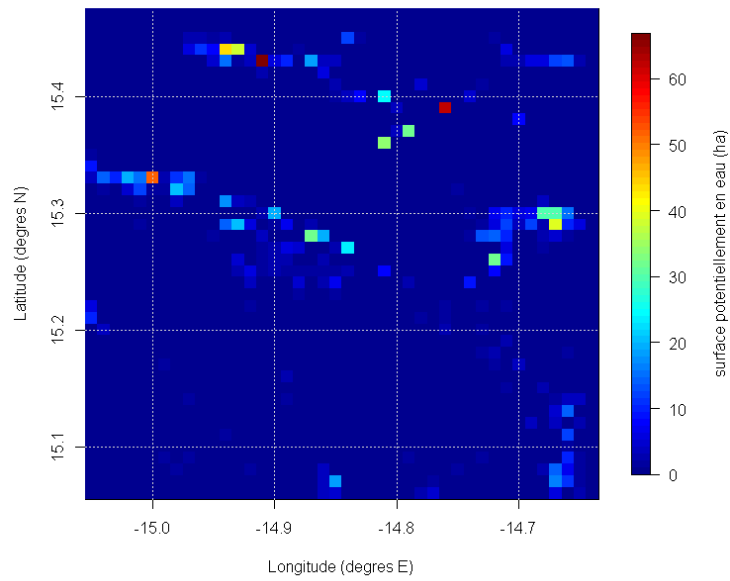


FIGURE 5.10 – Surface potentiellement en eau par unité de surface de 0.01° par 0.01° (d'après l'image SPOT du 26 aout 2003).

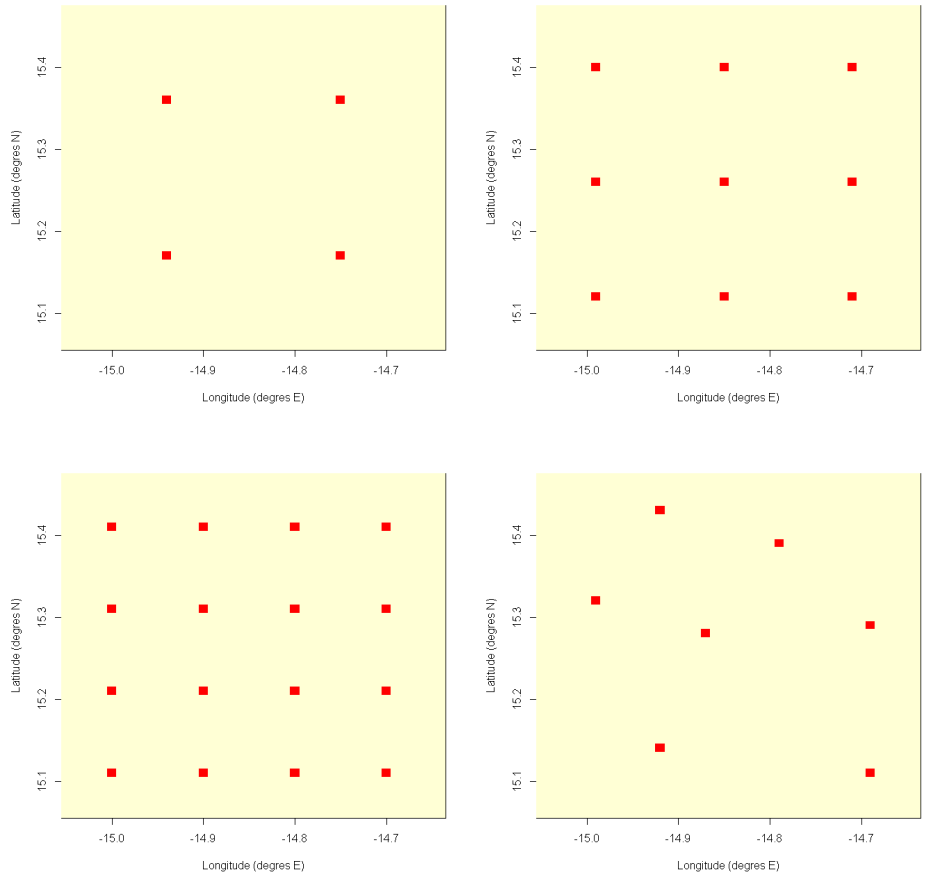


FIGURE 5.11 – Répartition des pluviomètres pour chacune des configurations R4, R9, R16 et I7.

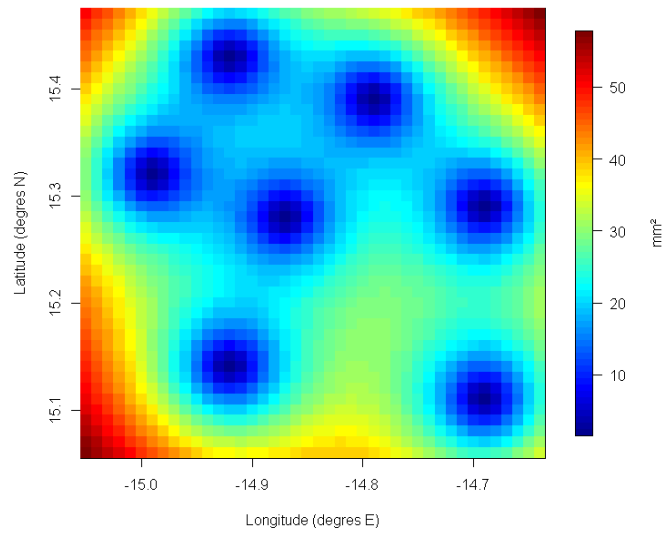


FIGURE 5.12 – Variance d'estimation de la pluie en fonction de la position géographique pour la configuration I7.

Nous constatons que la variance d'estimation de la pluie diminue avec le nombre de pluviomètres (table 5.6). Une répartition régulière des pluviomètres sur la zone d'étude permet de minimiser la moyenne spatiale de la variance d'estimation. Cependant dans le cas de notre étude, ce qui nous intéresse est de connaître la pluie journalière au niveau de chaque mare. Or la répartition géographique des mares est hétérogène (figure 5.10). Ainsi, pour la configuration I7 où les 7 pluviomètres sont placés préférentiellement près des différents clusters de mares la variance d'estimation au niveau de chaque est plus basse que pour la configuration R9 avec 9 pluviomètres régulièrement distribués.

Nous avons réalisé plusieurs simulations en utilisant ces champs krigés comme entrée pluie. Pour chaque configuration nous comparons les résultats de simulation avec ceux obtenus avec les champs de pluie originaux. Nous observons l'erreur quadratique moyenne pour les signaux globaux (table 5.7) et la corrélation moyenne par rapport aux résultats de la simulation de référence pour les signaux de chaque mare (table 5.8).

	EQM surface en eau	EQM nombre de mares	EQM risque aedes	EQM risque culex
pluviomètre unique	0.169	0.067	1.766	0.309
R4	0.027	0.055	0.206	0.035
R9	0.019	0.025	0.101	0.117
R16	0.003	0.013	0.060	0.192
I7	0.006	0.021	0.063	0.098

TABLE 5.7 – Erreur quadratique moyenne normalisée pour l'estimation de la surface totale en eau et des risques vectoriels globaux selon la configuration utilisée.

	Corrélation surface en eau	Corrélation risque aedes	Corrélation risque culex
R4	0.737	0.601	0.936
R9	0.801	0.702	0.932
R16	0.829	0.724	0.958
I7	0.814	0.719	0.915

TABLE 5.8 – Corrélation avec les résultats de la simulation de référence pour l'estimation de la surface en eau et des risques vectoriels au niveau de chaque mare selon la configuration utilisée.

Nous constatons qu'en ce qui concerne les surfaces en eau et le risque lié aux Aedes, l'erreur d'estimation diminue avec le nombre de pluviomètre. Les performances sont meilleures avec la configuration I7 qu'avec la configuration R9. **Il est donc préférable de placer les pluviomètres au plus près des clusters de mares plutôt que de chercher à couvrir équitablement toute la zone d'étude.** L'erreur d'estimation pour le risque lié aux Culex n'est pas fortement dépendante du nombre de pluviomètres et de leur configuration. Ainsi l'implantation d'un modeste réseau de pluviomètres permettrait d'améliorer très sensiblement l'estimation des surfaces en eau et celle de l'agressivité des Aedes, l'apport concernant l'estimation de l'agressivité des Culex serait en revanche minime.

Les performances du krigeage dépendent fortement du variogramme utilisé. Or pour estimer ce variogramme une grande quantité de données est nécessaire. Si un réseau de pluviomètres est installé sur notre zone d'étude, il sera nécessaire d'attendre au moins une saison pour avoir collecté suffisamment de données pluviométriques et ainsi pouvoir calculer un variogramme fiable. Dans un premier temps un variogramme calculé à partir des données du réseau EPSAT du Niger pourrait être utilisé.

Chapitre 6

Incertitudes, Sensibilités du modèle

Dans cette partie nous nous intéressons aux incertitudes sur les paramètres de modélisation. Notre modèle hydrologique est caractérisé par trois paramètres influents : La hauteur d'eau absorbée par un sol sec Ω , le facteur de forme de la mare standard σ , et le coefficient d'apport en volume d'eau de la pluie γ . Nous avons estimé leurs valeurs à $\Omega = 24 \text{ mm}$, $\sigma = 1.2 R_{max}$ et $\gamma = 0.015 \text{ mm}^{-1}$ dans la partie (3.3). Or, cette estimation contient nécessairement une part d'erreur. Nous avons vu dans la partie 4 comment se propageaient les incertitudes sur l'estimation de la pluie à travers notre modèle et quelles en étaient les conséquences sur les surfaces en eau et les risques vectoriels estimés. De même, nous considérons maintenant l'impact de l'incertitude sur les valeurs de Ω , σ et γ sur les sorties du modèle.

Nous avons remplacé tour à tour les valeurs des trois paramètres par une variable aléatoire avec une distribution uniforme sur un intervalle centré sur la valeur précédemment déterminée. Nous avons donc désormais un modèle statistique et non plus un modèle déterministe. Pour chacun des paramètres, nous observons l'évolution des moyennes saisonnières des variances des estimations journalières des surfaces en eau et des risques vectoriels en fonction de la largeur de l'intervalle de tirage du paramètre aléatoire (les deux autres paramètres étant fixés à leur valeur nominale) (figures 6.1, 6.2 et 6.3). L'entrée pluie utilisée pour ces simulations est le relevé du pluviomètre de Barkedji pour l'année 2010.

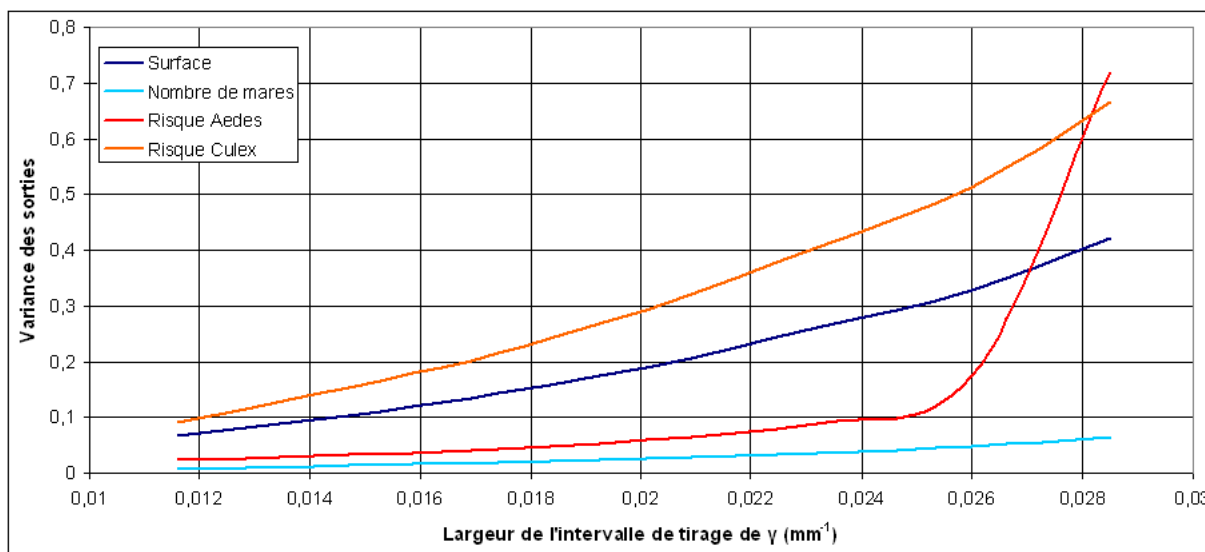


FIGURE 6.1 – Variance d'estimation en fonction de l'incertitude sur le paramètre γ .

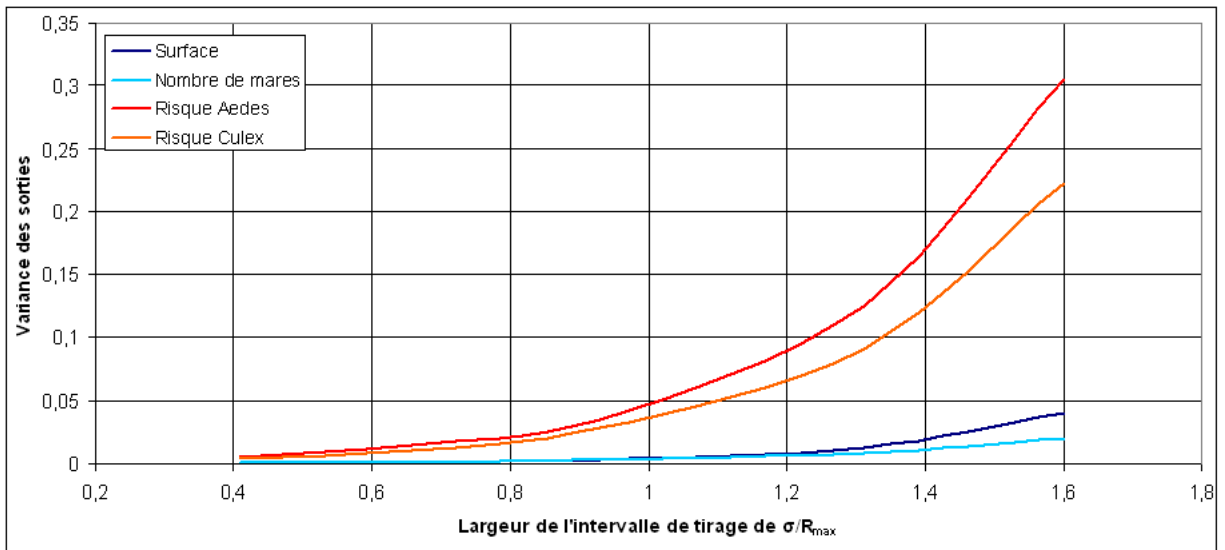


FIGURE 6.2 – Variance d'estimation en fonction de l'incertitude sur le paramètre σ .

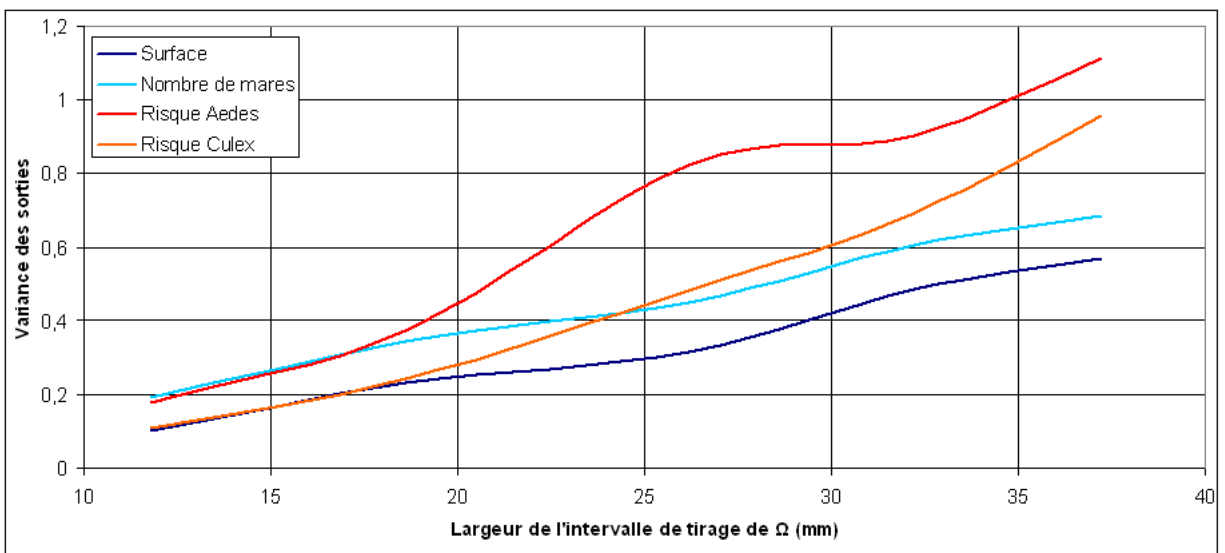


FIGURE 6.3 – Variance d'estimation en fonction de l'incertitude sur le paramètre Ω .

La valeur du paramètre γ influence directement les valeurs des surfaces en eau simulées et par conséquent celle de l'agressivité Culex qui est proportionnelle à la surface en eau. Le nombre de mares est peu sensible à la valeur de γ . Le facteur de forme des mares σ a globalement une faible influence sur les résultats de simulation, notons cependant que son impact est plus important sur le risque vectoriel que sur la surface en eau et le nombre de mares. **Le paramètre le plus influent est Ω** , en effet la modélisation de l'absorption de l'eau par le sol est la principale source de non-linéarité du modèle, la valeur de Ω est donc un point extrêmement sensible. Il conviendrait donc d'estimer la valeur de Ω de façon très précise par des observations ou des expériences sur le terrain. De plus la quantité d'eau absorbée par le sol dépend de la nature de ce dernier. Or la zone d'étude présente différents types de sols avec trois principales écozones : steppe arbustive au nord, steppe arborée au sud et un réseau hydrologique fossile entre les deux. Nous atteignons ici une des limites de notre modèle.

Chapitre 7

Validation, Intégration dans un système opérationnel

Dans cette partie nous tentons d'apporter des éléments de validation du modèle à partir des observations et mesures effectuées sur le terrain, et nous décrivons comment les outils développés doivent s'intégrer dans une stratégie de lutte efficace contre la Fièvre de la Vallée du Rift au Ferlo.

7.1 Éléments de validation

7.1.1 absorption du sol

Nous avons estimé dans la section 3.3 qu'un sol sec absorbe 24 mm de pluie, et que le ruissellement de l'eau et l'élévation du niveau des mares ne commence qu'au-delà de ce seuil. Nous avons vu dans la partie 6 que la valeur de ce seuil est un des éléments les plus sensibles de notre modèle.

Le 8 juillet 2010 un événement pluvieux a touché notre région d'étude. Le pluviomètre de Barkedji a relevé un cumul de 24.6 mm, celui de Niakha a mesuré 15.3 mm. Il s'agissait du premier événement pluvieux d'importance de la saison des pluies 2010, les mares étaient donc à sec avant celui-ci. Les deux localités sont situées à proximité d'une grande mare. Suite à cette événement la mise en eau de la grande mare de Niakha a été constatée alors que la mare de Barkedji est restée à sec (figure 7.1). Cette observation tend à confirmer que la valeur du seuil de ruissellement est autour de 24 mm.



FIGURE 7.1 – Photographies des grandes mares de Barkedji (gauche) et Niakha (droite) après l'évènement pluvieux du 8 juillet 2010.

7.1.2 campagnes de mesure de l'agressivité vectorielle

Entre le 15 juillet et le 30 octobre 2010 l'agressivité vectorielle a été mesurée dans 181 parcs à bestiaux. Sur l'ensemble de la saison les densités de vecteurs mesurées sont quantitativement comparables à celles simulées par le modèle ZPOM. (figures 7.2). D'autres campagnes de mesure devront être menées pour valider le modèle, et

éventuellement l'ajuster, notamment du point de vue de sa capacité à estimer la répartition spatio-temporelle du risque.

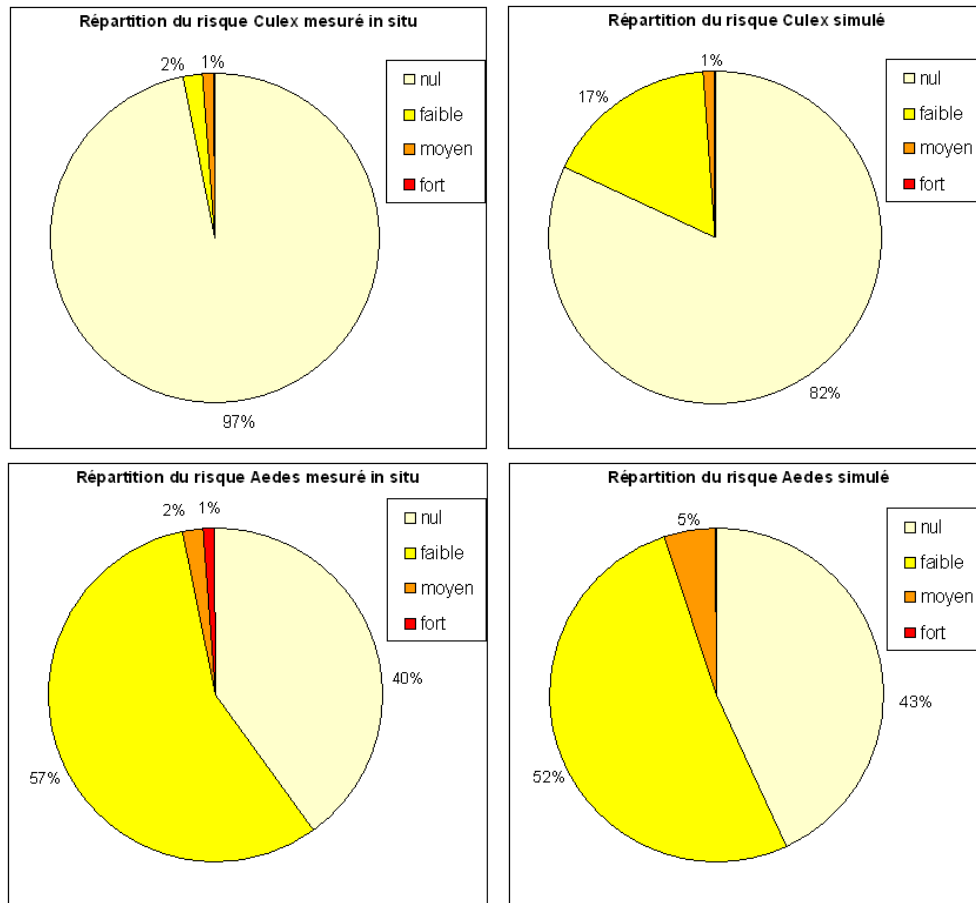


FIGURE 7.2 – Comparaison de la répartition des risques vectoriels mesurés et simulés en 2010.

7.2 Intégration dans un système opérationnel.

Le projet adaptFVR se caractérise par une forte implication des acteurs locaux. Le Centre de Suivi Écologique et la Direction des Services Vétérinaires du Sénégal, ainsi que l'Institut Pasteur de Dakar sont des partenaires actifs au sein du projet. La production des cartes du risque vectoriels est une réponse à une requête initiale des services vétérinaires.

L'outil numérique développé doit s'intégrer au sein d'une stratégie de lutte contre la FVR au Ferlo. Au final les actions menées sur le terrain sont de trois types :

- **Éloigner les troupeaux des zones à risque** : Les cartes de risque des ZPOM seront utilisées par les services vétérinaires qui sont responsables de cette action. Des panneaux en langue peul (langue dominante chez les éleveurs locaux), indiquant les zones à haut risque déterminées à partir de la modélisation, seront installés. La mise en place de ceux-ci a déjà débuté.
- **Organiser la lutte anti-larvaire** : Le traitement chimique doit se faire de manière ciblée sur les mares productrices de Culex. Nous avons pu estimer quelles mares sont productrices de Culex grâce à la détection de la végétation aquatique sur l'image SPOT du 26 août 2003. L'estimation des surfaces en eau des mares à Culex permettra de prédire la quantité de produit anti-larvaire nécessaire.
- **Organiser des campagnes de vaccination** : Les prévisions réalisées à partir du modèle doivent permettre d'anticiper une prolifération des vecteurs de la FVR. A partir de ces informations les services vétérinaires organiseront la vaccination des troupeaux dans les zones concernées.

L'outil numérique doit être facilement pris en main par les utilisateurs finaux. De ce point de vue l'ajout de l'interface graphique est une amélioration importante par rapport à la version précédente. L'outil est désormais considéré comme livrable en l'état, il peut cependant être amené à subir des modifications ou ajustements. Un suivi devra être réalisé en ce sens. Tous les paramètres de modélisation sont modifiables par l'utilisateur, de façon à faciliter les futurs ajustements.

7.3 conclusion

Entre février et septembre 2012, la partie hydrologique du modèle ZPOM a été modifié sur plusieurs points dont les principaux sont :

- Modèle hydrologique statistique remplacé par une modélisation physique simple.
- Prise en compte de l'absorption d'une partie des eaux de pluie par le sol.
- Différentiation de l'absorption selon la taille de la mare.

La comparaison des surfaces en eau estimées par simulation avec celles mesurées sur les images satellite montrent que ces modifications ont amélioré le comportement du modèle.

L'étude menée sur les conséquences de la variabilité spatiale de la pluie sur le risque vectoriel a montré que le fait d'utiliser comme entrée du modèle une série de pluie journalière issue d'un pluviomètre unique est une source importante d'erreur.

Le modèle a donc été modifié de façon à considérer non plus une série de pluie mais des champs de pluie spatialisés comme entrée. Une solution envisagée pour estimer les champs de pluie est l'interpolation par krigeage à partir des données d'un réseau de pluviomètre. Nous avons montré que nous pourrions réduire considérablement les erreurs d'estimations des surfaces en eau et des risques vectoriels en utilisant un réseau de 4 à 9 pluviomètres. Il est préférable de placer les pluviomètres au plus près des clusters de mares plutôt que de couvrir équitablement la région d'étude.

Certains produits d'estimation de la pluie à partir de données satellite ont été utilisés comme entrée du modèle. Ces produits présentant un biais positif sur notre région d'étude, nous avons dû les corriger afin de pouvoir les utiliser. Pour tous les produits testés, une amélioration de l'estimation des surfaces d'eau a été constatée (par rapport à l'estimation à partir des données d'un pluviomètre).

La sensibilité des différents paramètres de modélisation a également été évaluée. Il en ressort que c'est la modélisation de l'absorption de la pluie par le sol à travers le paramètre Ω qui est le point le plus sensible. Il s'agit en effet de la principale source de non-linéarité du modèle.

Au-delà des aspects de modélisation et des questions de performance une attention particulière a été portée sur l'opérationnalité de l'outil développé. C'est dans ce sens que le code a été totalement restructuré et qu'une interface graphique a été développée.

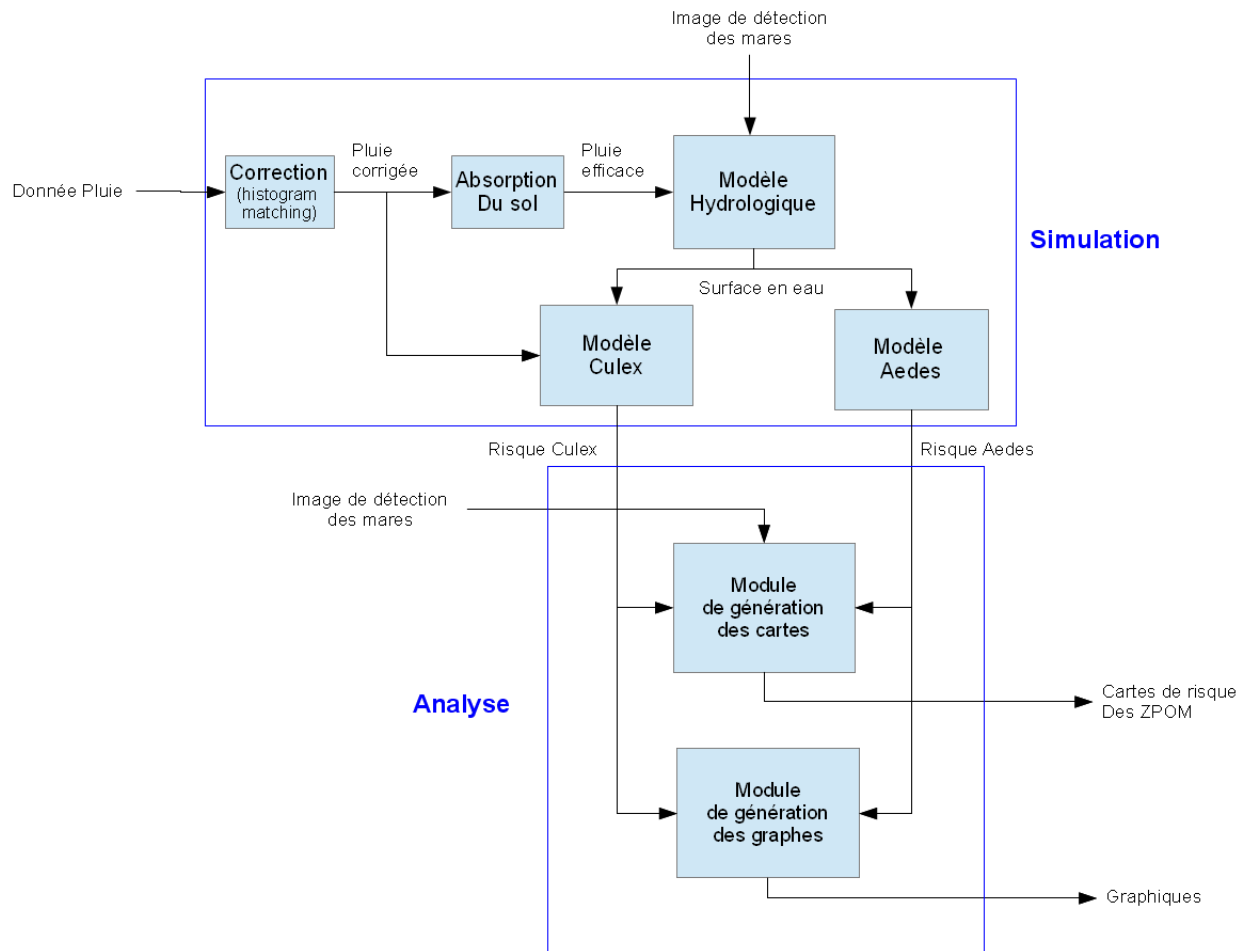


FIGURE 7.3 – Organigramme présentant la structure du modèle et de l'outil d'analyse.

Remerciements

Je tiens à remercier Cécile Vignolles, Marielle Gosset et Jean-Pierre Lacaux pour leur encadrement, leur investissement et leurs conseils avisés. Je remercie également Matias Alcoba pour l'assistance qu'il m'a apporté ainsi que Jacques-André Ndione pour avoir partagé son expertise. Je souhaite également remercier Marine Guerecheau, Vanessa Machault et l'ensemble des doctorants du Laboratoire d'Aérodynamique pour leur agréable compagnie.

Je remercie le CNES, l'Observatoire Midi-Pyrénées et le Laboratoire d'Aérodynamique de m'avoir accueilli dans leurs locaux.

Bibliographie

- [1] Ba, Diallo, and al. Aspects of bioecology of two rift valley fever virus vectors in senegal (west africa) : *Aedes vexans* and *Culex poicilipes* (diptera : Culicidae). *Journal of medical entomology*, vol. 42, n° 5, pp. 739-750, 2005.
- [2] Ndiaye and al. Rainfall triggered dynamics of *Aedes* mosquito aggressiveness. *Journal of theoretical biology*, vol. 243, n° 2, pp. 222-229, 2006.
- [3] Lacaux, Tourre, and al. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing : Application to rift valley fever epidemics in senegal. *Remote Sensing and Environment*, n° 106, pp. 66-74, 2007.
- [4] Vignolles, Tourre, and al. Terrasar-x high-resolution radar remote sensing : an operational warning system for rift valley fever risk. *Geospatial Health*, n° 5, vol. 1, pp. 23-31, 2010.
- [5] Pajot. Contribution à l'étude écologique d' *Aedes (Stegomyia) simpsoni* (Theobald, 1905) (diptera, Culicidae) observations concernant les stades préimaginaux. *Cahiers ORSTOM, Série Entomologie Médicale et Parasitologie*, n° 14, vol. 1, pp. 31-48., 1976.
- [6] M. Mamadou Bop. *Impact du Fonctionnement Hydrologique d'un Bassin Endoréique sur la Dynamique des Moustiques : Cas des mares de Barkedji*. Université Cheik Anta Diop de Dakar, Faculté des Sciences et Techniques, 2008.
- [7] Balme and al. Asserting the water balance in the sahel : Impact of small scale rainfall variability on runoff. *Journal of hydrology*, n° 331, pp. 336-348, 2006.
- [8] Ali, Lebel, and al. Invariance in the spatial structure of sahelian rain fields at climatological scale. *Journal of Hydrometeorology*, vol. 4, pp. 996-1011, 2003.
- [9] Site web amma-catch, sites de mesure, www.amma-catch.org.
- [10] Lebel, Sauvageot, and al. Rainfall estimation in the sahel : the epsat-niger experiment. *Hydrological Sciences*, n° 37, vol. 3 pp. 201-215, 1992.
- [11] Yves Gratton. Le krigeage : La méthode optimale d'interpolation spatiale. *Articles de l'Institut d'Analyse Géographique*, 2002.
- [12] G. Matheron. *Traité de géostatistique appliquée*. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, n°14, 1962.

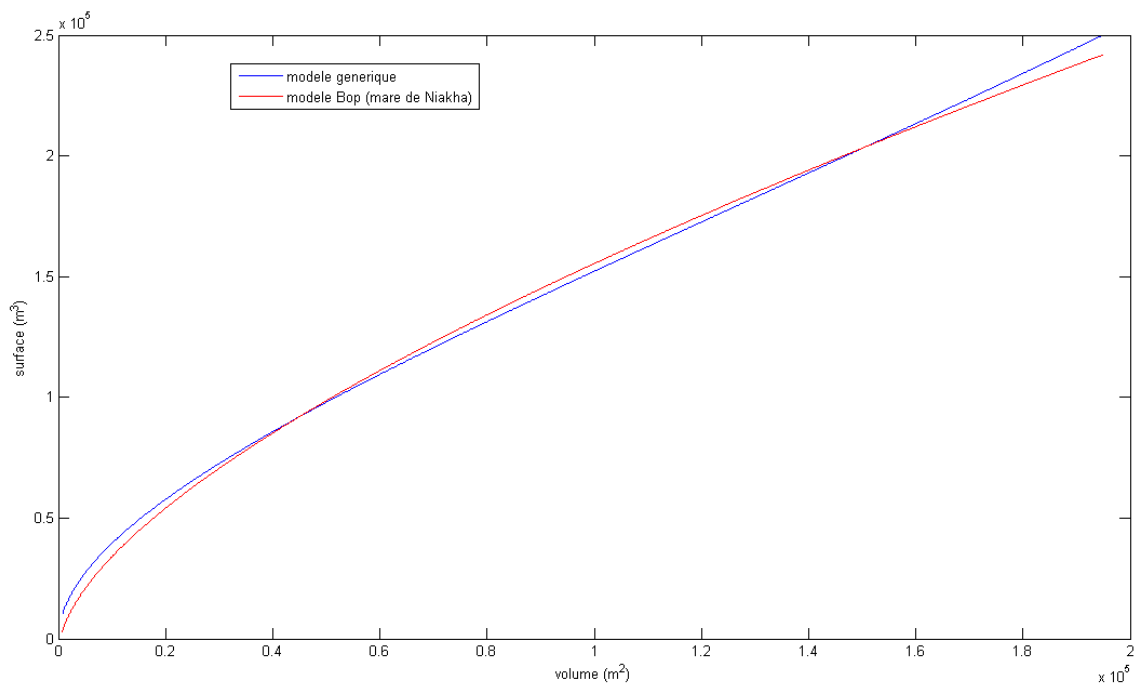
Appendices



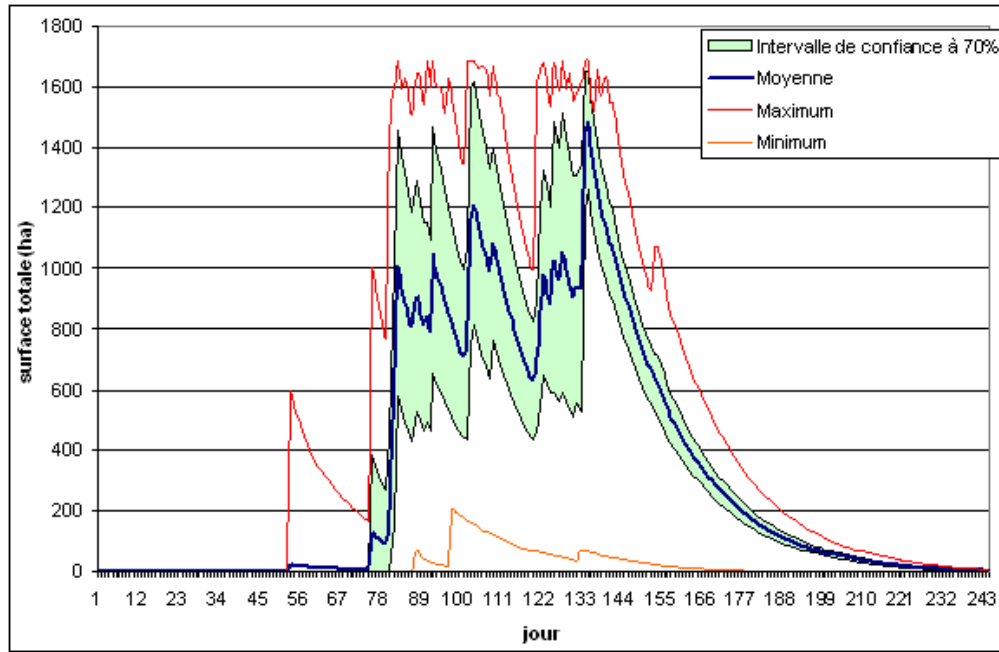
Photographie d'une mare du Ferlo. Crédits Jacques-André Ndione, 2006



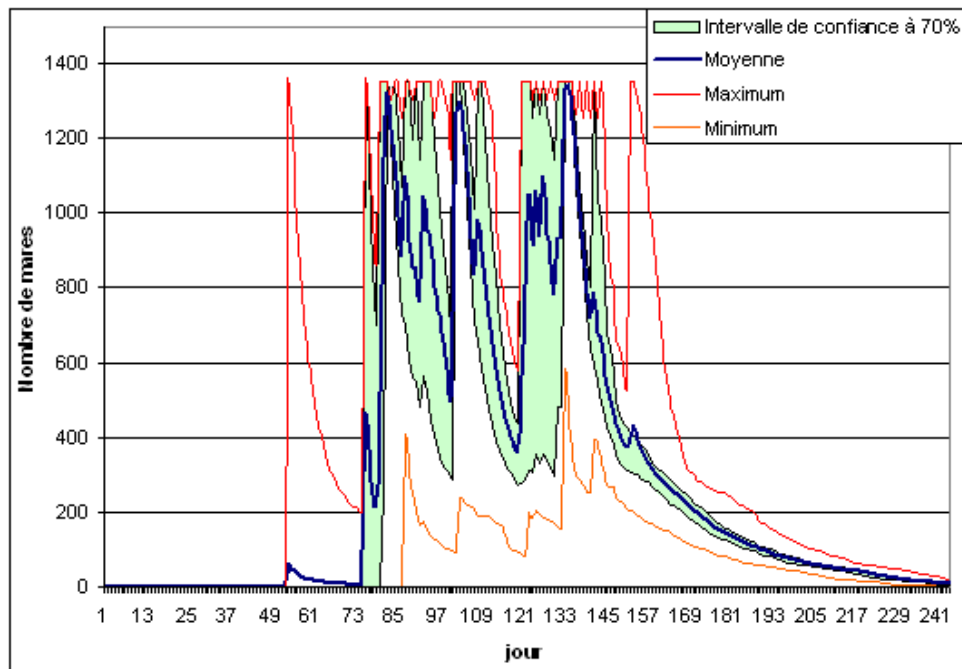
Végétation aquatique. Crédits Jacques-André Ndione, 2006



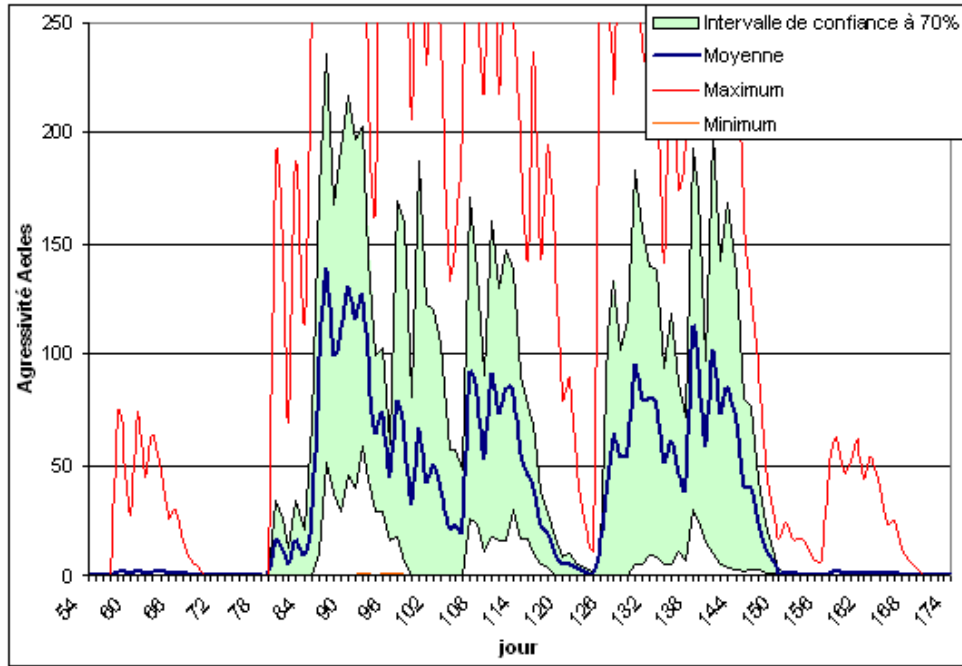
Courbes surface-volume pour notre modèle de mare standard et d'après les relevés de M. Mamadou Bop pour la mare de Niakha



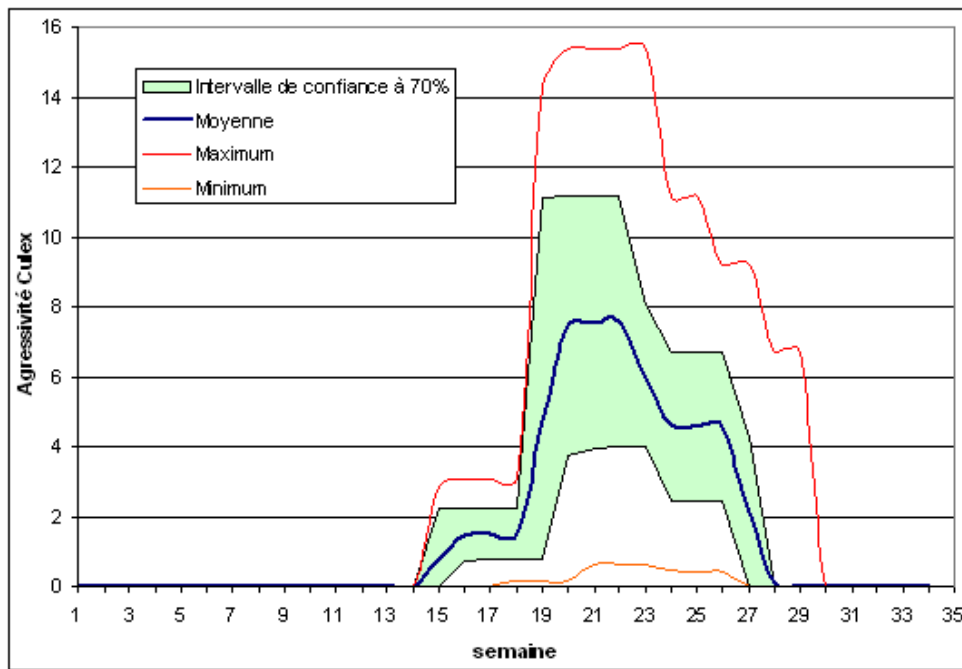
Résultats des 200 simulations en 200 points de la grille du champ radar : surface en eau estimée.



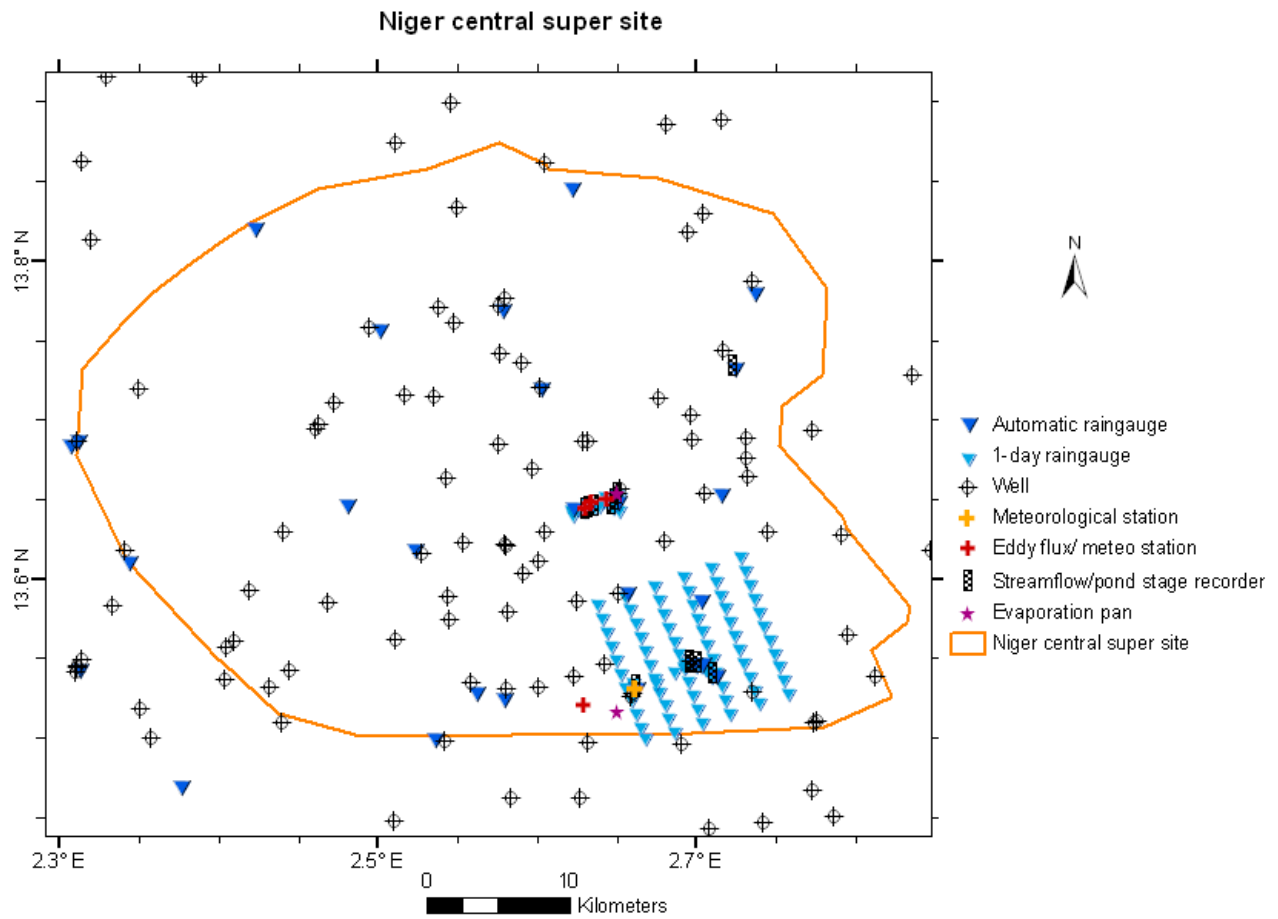
Résultats des 200 simulations en 200 points de la grille du champ radar : nombre de mares estimé.



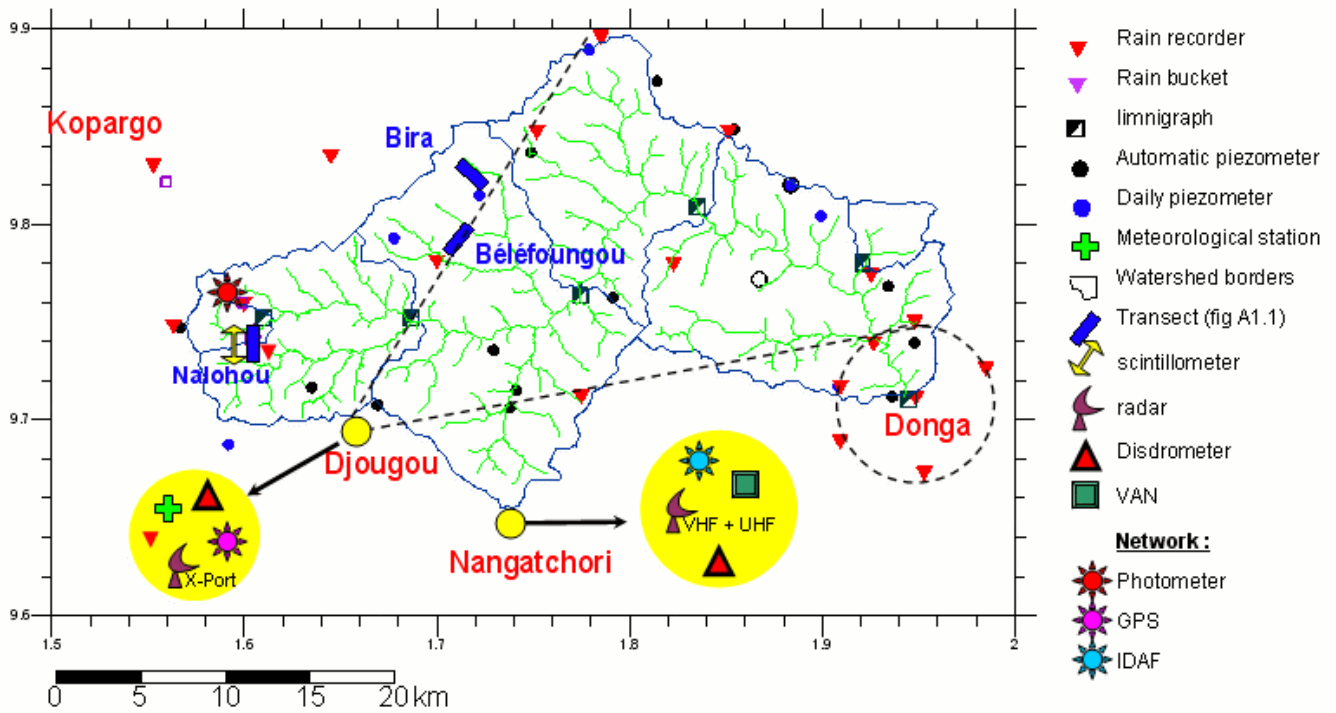
Résultats des 200 simulations en 200 points de la grille du champ radar : agressivité Aedes moyenne en bord de mare.



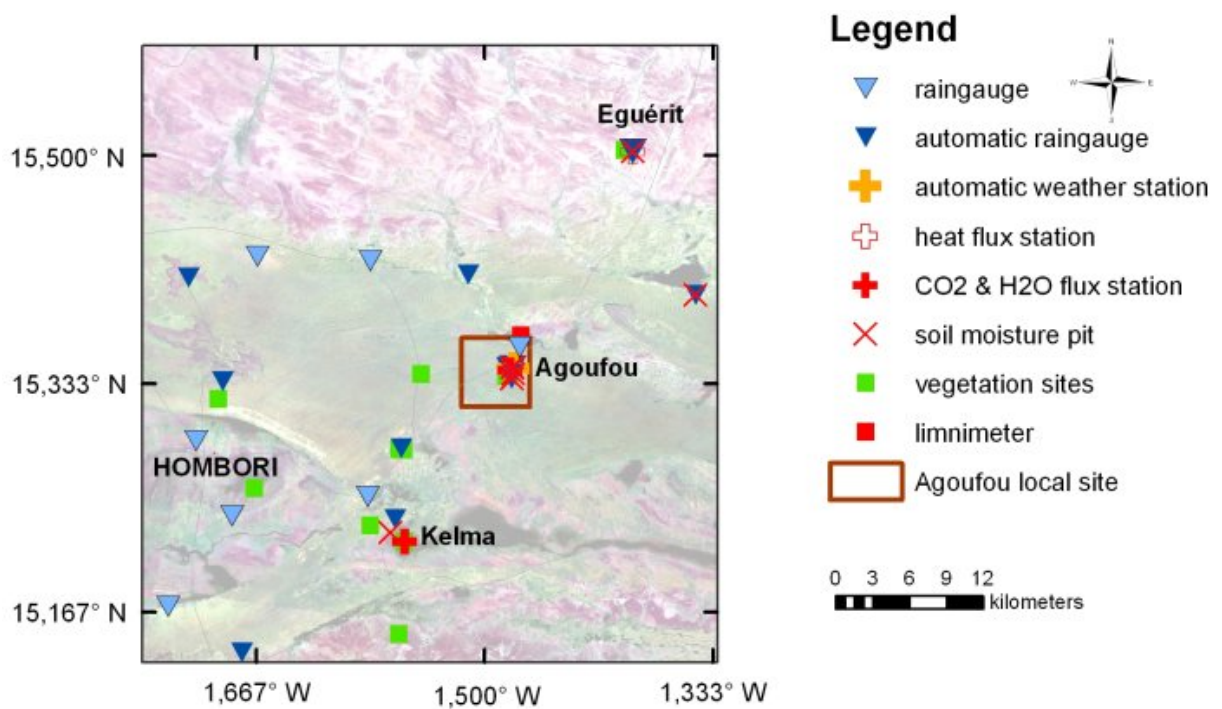
Résultats des 200 simulations en 200 points de la grille du champ radar : agressivité Culex moyenne en bord de mare.



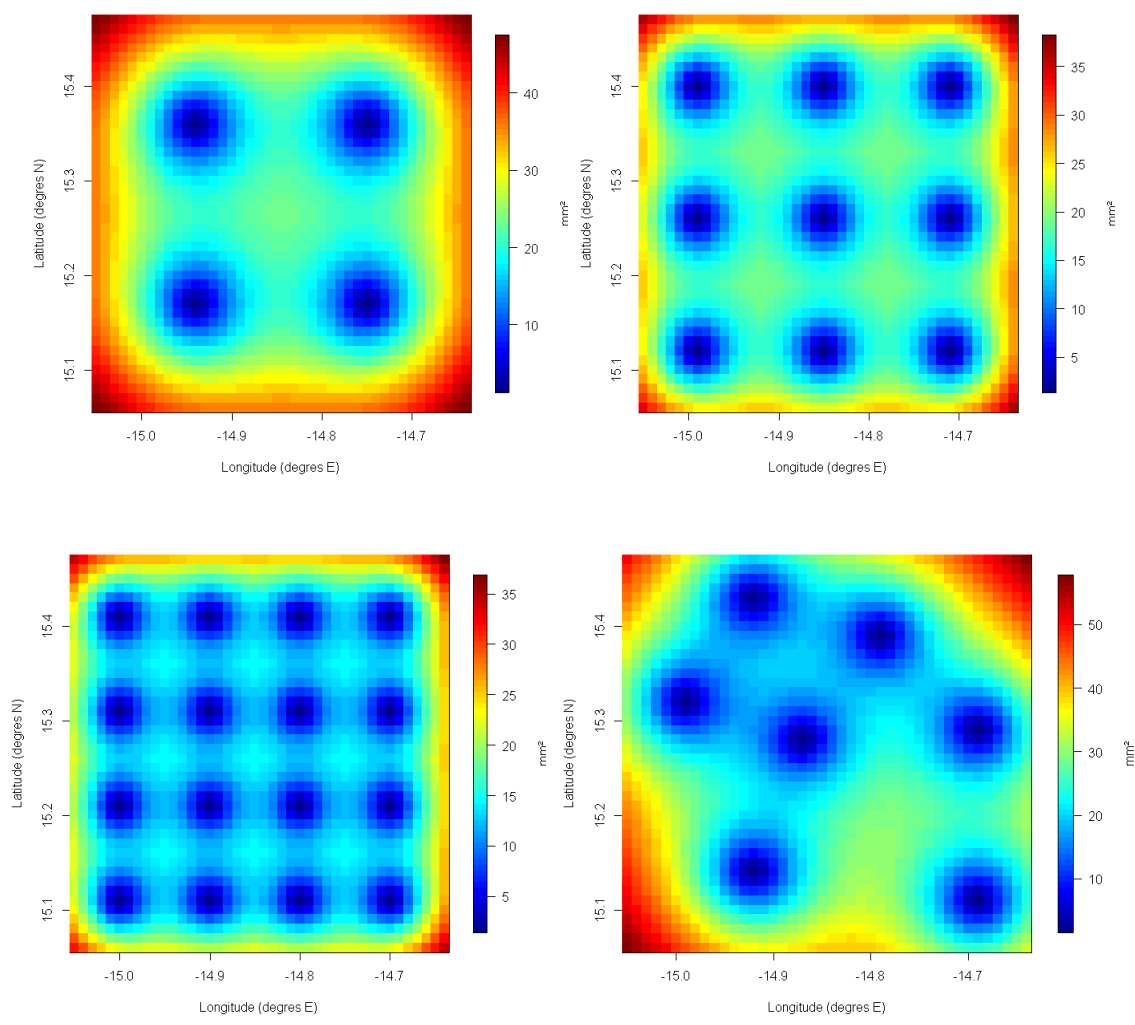
Site de mesure AMMA-EPSAT au Niger.



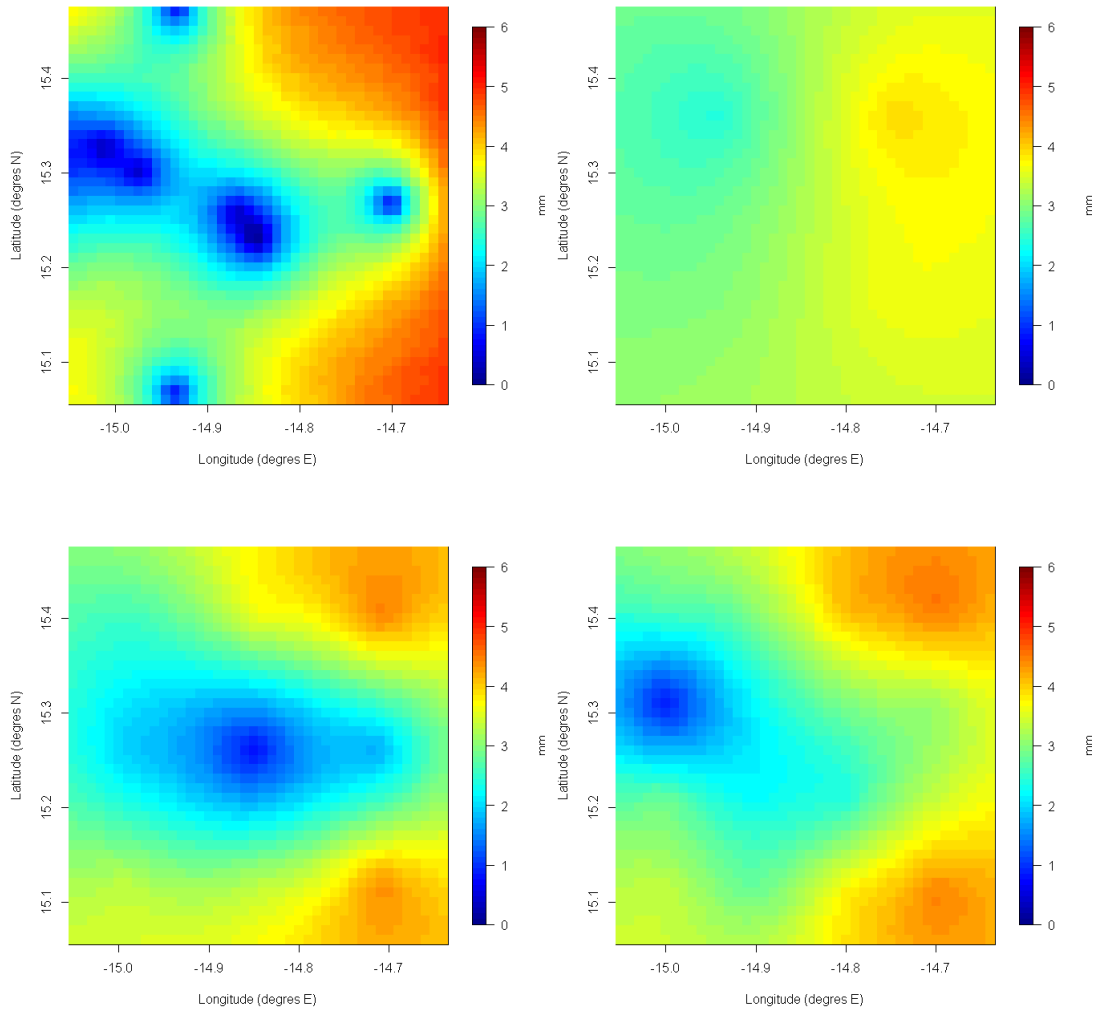
Site de mesure AMMA au Benin.



Site de mesure AMMA au Mali.



Variance d'estimation de la pluie en fonction de la position géographique pour chacune des configurations R4, R9, R16 et I7.



Exemple de reconstruction d'un champ de pluie par krigeage. Champ original (haut à gauche), champs reconstruits avec les configurations R4 (haut à droite), R9 (bas à gauche) et R16 (bas à droite).