HAL
open science

Approche physico-statistique de la désagrégation des précipitations satellite dans les Tropiques

Clément Guilloteau

To cite this version:

Clément Guilloteau. Approche physico-statistique de la désagrégation des précipitations satellite dans les Tropiques. Climatologie. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2016. Français. NNT : 2016TOU30216 . tel-01540286

HAL Id: tel-01540286

https://theses.hal.science/tel-01540286v1

Submitted on 16 Jun 2017

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

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

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier)

Présentée et soutenue par :
Clément GUILLOTEAU

le lundi 7 novembre 2016

Titre :

Approche Physico-statistique de la Désagrégation des Précipitations Satellite Dans les Tropiques

---

École doctorale et discipline ou spécialité :

ED SDU2E : Océan, Atmosphère et Surfaces Continentales

Unité de recherche :

Laboratoire d'Études en Géophysique et Océanographie Spatiales (LEGOS - UMR 5566)

Directeur/trice(s) de Thèse :

Rémy ROCA (DR CNRS, LEGOS)
Marielle GOSSET (CR IRD, GET)

Jury :

Jean-Pierre CHABOUREAU (Phys., LA) : président
Chantal CLAUD (DR CNRS, LMD) : rapporteure
Cécile MALLET (MCf UVSQ, LATMOS) : rapporteure
Fatima KARBOU (DR MEEM, CNRM /CEM) : examinatrice
Gérémy PANTHOU (Phys. Adj., LTHE) : examinateur
Mathieu VRAC (DR CNRS, LSCE) : examinateur

Remerciements

S'il m'a fallu trois (courtes) années pour produire cette thèse, elle est en réalité le résultat d'une aventure bien plus longue qui a débuté en 2012 lorsque j'ai découvert l'Observatoire Midi-Pyrénées dans le cadre mon projet de fin d'étude qui traitait déjà de pluie et de satellites (également de vaches et de moustiques). Au cours de ces années j'ai eu la chance de rencontrer de nombreuses personnes et de travailler avec certaines d'entre elles.

Je remercie évidement en premier lieu Marielle et Rémy. J'ai rencontré Marielle au tout début de l'aventure puisqu'elle était une de mes deux encadrantes sur le projet adaptFVR (satellites / pluie / mares / moustiques / vaches). Mon autre tutrice était Cécile Vignolles, que je remercie également, ainsi que Jean-Pierre Lacaux, pour m'avoir mis le pied à l'étrier et donné envie de continuer dans la voie de la recherche (et de la pluie). J'ai rencontré Rémy à la fin de ce stage, Marielle me l'a présenté comme le responsable d'un fameux satellite capable de produire des estimations des précipitations avant même d'être lancé. L'aventure avec Rémy et Marielle s'est poursuivie par un CDD puis par cette thèse. Je n'aurais pas la place de lister ici tout ce que j'ai appris à leurs côtés, en termes de transfert radiatif, de convection, de télédétection, de rédaction d'articles, de présentations orales, d'accord du participe passé, de la nécessité d'éviter les répétitions, (de l'usage abusif des parenthèses) …

Parmi les personnes que Marielle a engagées pour un stage de cinq mois et dont elle ne parvient pas à se débarrasser six ans après il y a aussi Matias. Claire et Modeste font également partie des disciples de Marielle. Concernant les membres ou anciens membres de l'équipe Megha-Tropiques avec qui j'ai collaboré, il y a Jérémie, Nicolas, Estelle, Sophie, Philippe, Thomas et Jacques. Je les remercie tous pour l'aide qu'ils m'ont apportée et pour leur agréable compagnie.

Je remercie également les rapporteures de cette thèse Chantal Claud et Cécile Mallet pour avoir porté un intérêt certain à mon travail et pour leurs nombreux commentaires qui ont permis d'améliorer ce document et d'enrichir mes propres connaissances. Il en va de même pour les autres membres du Jury : Jean-Pierre Chaboureau, Fatima Karbou, Mathieu Vrac et Gérémy Panthou.

A Gérémy, j'associe évidemment Théo qui m'a aidé à comprendre la géostatitique et dont les écrits ont été parmi les références des plus utiles à mon travail. Du LTHE je remercie

également Frédéric Cazenave sans qui les champs radars Xport (et donc cette thèse) n'existeraient pas.

Je remercie ensuite les membres de mon comité de thèse Jean-François Mahfouf et Isabelle Braud.

La thèse a été également pour moi une opportunité de découvrir l'enseignement. A ce titre je remercie ceux qui m'ont accompagné dans mes activité d'enseignement : Isabelle Dadou, Jean-François Georgis, Hervé Carfantan et José Darrozes. Puisque j'évoque l'enseignement, je me dois de remercier Franck Roux, dont l'excellent cours sur la physique des nuages m'a été indispensable.

J'ai eu l'opportunité lors de ma thèse de voyager à Bangalore pour collaborer avec le professeur Venugopal que je remercie pour m'avoir accueilli et pour l'aide apportée pour implémenter la désagrégation des champs de pluie. Je remercie également Jean Riotte et Fabrice Papa pour avoir facilité ce voyage. Sur place j'ai eu la chance de partager le quotidien des étudiants du CAOS, en particulier Kapil et Tabrez.

J'ai également passé deux semaines mémorables à Alpbach en Autriche où j'ai rencontré Victor, Matthias, Nadia, Alexandre et Mary.

Lorsque j'étais au GET avant de débuter ma thèse, je faisais partie d'une équipe à la désignation changeante, *Surfaces Continentales / Thème Cinq / Zone Critique*. Une équipe composée de gens forts sympathiques avec lesquels j'ai eu le plaisir de discuter football, économie, cinéma argentin, élanion blanc, enfants turbulents, théorie du complot, jardinage … Les membres ou (anciens membres) les plus éminents de cette équipe sont Manuela, Laurent, Elodie, Fabrice, Yves, Pierre, Eric, Cécile, Caroline, Laetitia, Mamadou et quelques autres que j'ai déjà cité auparavant. Certaines de ces personnes en plus d'être remarquables ont des conjoints remarquables en les personnes de Sébastien et Françoise.

Au LEGOS, j'ai eu le plaisir de rencontrer Adrien, Sarah, Cori, Cyril, Malek, Aude, Kevin, Oscar, Michel, Fifi, Vanessa, Marie-Lou. Je remercie bien sûr l'indispensable secrétaire Martine pour l'aide précieuse qu'elle apporte en toutes circonstances.

Je dois encore citer les coéquipiers du foot et du rugby, dont Sylvain, Ahmed et Chris.

Je m'éloigne du monde de la recherche pour remercier ceux qui ont été à mes côtés depuis mon arrivée à Toulouse, à l'ENSEEIHT et après (à la piscine, au bowling, au tennis, en rando, sur les skis, Chez Nikos, sous la pluie à Saint-Prouant, dans les bars de Dublin, à

Kirkjubæjarklaustur …) : Rodolphe, Simon, Jean-Baptiste, Dimitri, Cristelle, Oussama, Robin, Philippe.

J'évoquerai enfin ma famille, à commencer par mes parents Pascal et Nadine que remercie pour tout ce qu'ils m'ont donné. Mes parents m'ont insufflé la curiosité et l'idéalisme qui m'ont amené où je suis et continuent à me faire avancer. Ils m'ont souvent dit être fiers de moi, ce qui est au final la plus grande des récompenses après tous ces efforts. En tant que petit dernier je n'ai eu qu'à suivre l'exemple de ma sœur Fanny, de mes cousins et cousines Sophie, Delphine, Emilie, Mathieu, Sylvaine, Thomas, Vincent, Lionel et Luc. Je remercie en particulier Mathieu dont la présence a permis l'évacuation d'une bonne quantité de stress lors des dernières semaines de rédaction de la thèse.

Résumé

Approche Physico-statistique de la Désagrégation des Précipitations Satellite Dans les Tropiques

Les précipitations sont un phénomène dont la variabilité s'étend sur une très large gamme d'échelles : de l'échelle millimétrique de la goutte d'eau (échelle microphysique) à l'échelle des circulations atmosphériques globales (échelle synoptique). Il n'existe pas de système unique capable de fournir des observations des précipitations couvrant toutes ces échelles. Les observations satellite sont celles qui actuellement résolvent le plus efficacement les grandes échelles spatiales et temporelles : de la méso-échelle à l'échelle synoptique. Dans cette thèse, nous explorons en zone tropicale les capacités des satellites à résoudre les échelles spatiales de l'ordre de 100km, jusqu'aux échelles kilométriques ; et les échelles temporelles comprises entre 24 heures et 15 minutes (afin de résoudre le cycle diurne).

L'approche retenue est physico-statistique. Si les grandes échelles peuvent être résolues par des approches déterministes combinant les mesures de multiples instruments spatiaux, plusieurs facteurs limitent la pertinence des approches déterministes à fine échelle : - Les limites instrumentales en terme de résolution spatiale. - Le nombre d'instruments en orbite qui limite la fréquence d'échantillonnage des mesures. - La nature dynamique de la variabilité fine échelle.

En particulier, aux fines échelles, c'est la difficulté à parfaitement localiser les structures précipitantes qui entraine les erreurs d'estimation les plus importantes. L'approche physico-statistique est ici synonyme de déterministe (pour les grandes échelles) et probabiliste (pour les fines échelles). Le premier objectif de cette thèse est de déterminer précisément la limite des échelles qui peuvent être résolues de façon déterministe.

L'approche physico-statistique de l'estimation des intensités de précipitation est implémentée dans cette thèse à partir d'une méthode multicapteur déterministe pré-existante : l'algorithme TAPEER, développé dans le cadre de la mission Megha-Tropiques, qui fournit une estimation du cumul pluviométrique journalier à une résolution de 1°. C'est la génération d'ensembles désagrégés par une méthode stochastique multi-échelle qui a été retenue ici. Les ensembles sont contraints par une information fine échelle : un masque de détection des aires précipitantes dérivé des images infrarouge metosat-SG à une résolution de 3km (et avec une image toutes les 15 minutes).

La génération d'ensemble permet de caractériser l'incertitude sur l'estimation à travers la dispersion des réalisations de l'ensemble. Chaque réalisation de l'ensemble est générée de façon à reproduire le plus fidèlement possible les propriétés statistiques (distribution de fréquence des intensités, autocorrélation spatiale et temporelle) des véritables champs de précipitation. Ces champs et cette technique ont un apport pour les applications hydrologiques, par exemple pour améliorer le ruissellement lié aux précipitations intenses dans les modèles. Considérer plusieurs réalisations permet de plus d'étudier la propagation des incertitudes à travers un modèle.

Abstract

A Physical-statistical Approach for Disaggregating Satellite Precipitation in the Tropics

Rainfall variability involves a wide range of scales: from the millimeter-scale associated with microphysics to the synoptic scale of the global atmospheric circulation. No existing observation system is able to cover all these scales by itself. Satellite-based observation systems are currently the most efficient systems to resolve the large spatial and temporal scales: from mesoscale meteorology to the synoptic scale. This thesis is dedicated to the exploration of satellites ability to resolve spatial scales from 100km to 2km and temporal scales from 24h to 15 min (in order to resolve the diurnal cycle).

The chosen approach is both physical and statistical (or deterministic and probabilistic). The idea is that the deterministic approach can resolve the large scales, but several factors limit its relevance when dealing with fine scales: -The limited resolution of the instruments. -The number of orbiting instruments that limits temporal sampling. -The dynamic nature of fine scale variability.

At fines scales, most of the errors in rainfall estimation from satellite comes from not perfectly localizing the precipitating cells. The first objective of this thesis is to identify precisely the lowest limit in scale where the deterministic approach is appropriate.

The implementation of the physical-statistical approach relies on an existing multisensor estimate of daily precipitation at a 1° resolution: the TAPEER algorithm developed as part of the Megha-Tropiques mission. The chosen method is a hybrid physical disaggregation and stochastic downscaling via a multiscale representation. The result is an ensemble of high-resolution probable realizations of the rain intensity field. The ensemble is constrained by a high resolution rain detection mask derived from meteosat-SG infrared images at 3km resolution (one image every 15 minutes).

The uncertainty associated with the final estimation is handled through the ensemble dispersion. Every realization is generated so that its statistical properties (frequency distribution of the intensities, autocorrelation function) mimic those of the true rain field. The generated fields and the proposed technique contribute to hydrological applications for instance by improving the runoff associated to high precipitation rates in models. Using several realizations is a way to study uncertainty propagation through a model.

Acronymes

- AMMA-CATCH : Analyses Multidisciplinaires de la Mousson Africaine - Couplage de l'Atmosphère Tropicale et du Cycle Hydrologique.

- BRAIN : Bayesian Rain Algorithm Including Neural network

- DPR (ou GPM-DPR) : (Global Precipitation Measurement mission) Dual-frequency Precipitation Radar

- EQM : Erreur Quadatique Moyenne

- EUMETSAT-MPE : EUropean organisation for the Exploitation of METeorological SATellites - Multisensor Precipitation Estimate

- FA : Fausse Alarme

- FP (PF) : Fraction Préciptante (angl : Precipitating Fraction)

- GATE : Global atmospheric research program Atlantic Tropical Experiment

- GPM : Global Precipitation Measurement

- GPROF : Goddard PROFiling algorithm

- GSMAP : Global Satellite MApping of Precipitation

- GSMAP-MVK : Global Satellite MApping of Precipitation - Moving Vector with Kalman filter

- IMERG : Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM

- IR : InfraRouge (angl : InfraRed)

- MADRAS : Microwave Analysis and Detection of Rain and Atmospheric Systems

- MO (MW) : Micro-Onde (angl : Micro-Wave)

- MSG : Meteosat Second Generation

- MTGV : Megha-Tropiques Ground Validation

- ND : Non Détection

- NOAA : US National Oceanic and Atmospheric Administration

- NRL-Blended : US Naval Research Laboratory Blended satellite technique

- PERSIANN-CCS : Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks - Cloud Classification System

- PR (ou TRMM-PR) : (Tropical Rainfall Measuring Mission) Precipitation Radar

- QPE : Quantitative Precipitation Estimate
- SAPHIR : Sounder for Probing Vertical Profiles of Humidity
- SEVIRI : Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager
- TAPEER : Tropical Amount of Precipitation with an Estimate of ERrors
- TB : Température de Brillance
- TMPA : TRMM Multisatellite Precipitation Analysis
- TRMM : Tropical Rainfall Measuring Mission
- UTC : Coordinated Universal Time
- VIS : VISible

Définitions mathématiques des scores et fonctions

Soient X et Y deux variables aléatoires, x_i et y_i avec i dans {1, 2, ...N} sont des réalisations observées de ces variables. On définit les mesures et scores empiriques suivants :

Espérance : $E[X] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i$

Variance : $var(X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - E[X])^2$

Écart type : $e_t(X) = \sqrt{var(X)}$

Coefficient de variation (ou écart type normalisé) : $c_v(X) = \frac{e_t(X)}{E[X]}$

Covariance : $cov(X,Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - E[X])\ (y_i - E[Y])$

Corrélation : $cor(X,Y) = \frac{cov(X,Y)}{\sqrt{var(X)var(Y)}}$ *dite corrélation linéaire ou de Pearson.*

Corrélation non centrée : $cor_{nc}(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^{N} x_i\, y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} x_i\ \sum_{i=1}^{N} y_i}}$

Corrélation de rang : *soit $r(x_j)$ le rang de x_j dans l'ensemble $\{x_i \mid i = 1,2, \ldots N)\}$*

$$cor_r(X,Y) = cor(r(X), r(Y))$$

Aussi dite corrélation de Spearman

Différence Quadratique Moyenne : $DQM(X,Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - y_i)^2$

Si Y est une valeur vraie dont X est une estimation, la différence quadratique moyenne est appelée erreur quadratique moyenne de X notée EQM(X).

Table des matières

Introduction 15

1) Les enjeux liés à l'estimation satellite des hauteurs de pluie à fine échelle dans les tropiques 16

2) Objectifs et organisation de la thèse 19

Chapitre I : La pluie et sa mesure dans les tropiques 23

I.1) La pluie dans les tropiques 24

I.2) La pluie, processus physique et description mathématique 26

Description physique

Représentation mathématique de la pluie et de sa mesure

Propriétés statistiques du taux de pluie *R*

I.3) L'observation et la mesure de la pluie 33

Les pluviomètres

Le radar météorologique

L'estimation satellite

Les méthodes opportunistes

Chapitre II : L'estimation satellite des intensités et hauteurs cumulées de pluie 39

II.1) Mesures radiométriques 40

Radiomètres MO

Imageurs IR

Radars embarqués

II.2) Méthodes multicapteur pour l'estimation globale des intensités de pluie : état de l'art 46

Méthodes s'appuyant sur les observations MO éparses

Méthodes reposant sur une relation pluie / TB IR

Produits hybrides (multi-algorithmes)

Ajustement à partir d'observations sol et intégration de données annexes

II.3) La méthode UAGPI et l'algorithme TAPEER 52

Estimation du cumul journalier par la méthode UAGPI
Calcul de la variance de l'erreur d'estimation
II.4) Validation des produits fusionnés à l'échelle un degré, un jour 56
Quelle référence pour la validation ?
Prise en compte de l'incertitude sur la référence sol
Résultats de validation à un degré et un jour dans les tropiques

Chapitre III : Intermittence et variabilité, le rôle de la détection dans l'estimation des hauteurs de pluie cumulées **65**
III.1) Seuil de détection et fraction précipitante 67
III.2) Analyse multi-échelle de la relation entre FP et *R* 70
A l'échelle un degré et un jour
Aux échelles plus fines qu'un degré et un jour
III.3) L'identification pluie / non pluie à partir des capteurs embarqués passifs 80
UAGPI avec bases d'apprentissage différenciées

Chapitre IV : Evaluation des capacités de détection à fine échelle des produits fusionnés **83**
IV.1) Evaluation à fine échelle : la prise en compte nécessaire de l'autocorrélation 84
IV.2) Comparaison des masques de détection satellite à un masque de détection radar 86
Construction des masques
Détection et fausse alarme avec tolérance
Autocovariance et covariance croisée
IV.3) Analyse multi-échelle des masques par la transformée en ondelettes discrète 92
La transformée en ondelette
Analyse spectrale comparée des masques
Une perspective régionale avec le PR
Variabilité des spectres dans le temps et l'espace
IV.4) Autres éléments de validation 107
La comparaison directe satellite-pluviomètre
Cycle diurne
IV.5) Conclusion du chapitre 112

Chapitre V : Génération d'un ensemble de masques pluvieux à fine échelle à partir du masque TAPEER **115**

V.1) Filtrage des fines échelles dans le masque de détection 118

Minimisation de la différence quadratique moyenne par rapport au radar

Filtrage spatial et temporel par l'ondelette de Haar

Filtrage uniquement spatial

Effet du filtrage sur le masque I_{TAPEER} au Burkina Faso

V.2) Comparaison du masque filtré I_F au masque I_{radar} 124

Relation entre I_F et la probabilité de précipitation

Analyse des variations de I_F et I_{radar} par l'ondelette de Haar tridimensionnelle

Distributions statistiques et autocorrélation des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés

Définition d'un modèle d'erreur

V.3) Génération stochastique de l'intermittence à fine échelle 130

Processus de génération

Caractéristiques de l'ensemble I_{ens}

V.4) Validation des propriétés statistiques de I_{ens} distribution et autocorrélation 135

Distribution statistique

Variance multi-échelle

Variogrammes

Chapitre VI : Génération et évaluation d'un ensemble de champs d'intensité de pluie **141**

VI.1) Prise en compte de la variabilité de l'intensité conditionnelle de la pluie 143

Désagrégation stochastique de R_+

Raffinements possibles de la méthode

VI.2) Résumé de la méthode 148

VI.3) Propriétés statistiques des ensembles générés 150

Distribution variance et autocorrélation de la fraction précipitante I_{ens}

Distribution variance et autocorrélation de R_{ens}

VI.4) Dispersion des ensembles, moyenne et variance d'ensembles, interprétation probabiliste 156

Paramétrisation de la dispersion des ensembles, convergence des moments des distributions

Conclusions et perspectives **163**

1) Conclusions 164

Evaluation des masques satellite

Choix de l'approche et de la méthode

Implémentation technique

Caractéristiques et propriétés des champs générés

2) Perspectives 169

Bibliographie **172**

Annexes **185**

Annexe A : Données de validation 186

Annexe B : La transformée en ondelettes discrète par l'ondelette de Haar 188

Annexe C : Comparaison des masques I_{CMORPH}, $I_{PERSIANN}$ et I_{GSMaP} au masque I_{radar} 190

Annexe D : Distributions et fonction d'autocorrélation empiriques utilisées pour la construction du modèle d'erreur de I_F 193

Annexe E : Article "A Multiscale Evaluation of the Detection Capabilities of High-Resolution Satellite Precipitation Products in West Africa" publié dans la revue Journal of Hydrometeorology 201

Introduction

1) Les enjeux liés à l'estimation satellite des hauteurs de pluie à fine échelle dans les tropiques

2) Objectifs et organisation de la thèse

1) Les enjeux liés à l'estimation satellite de la pluie à fine échelle dans les tropiques

La pluie est une grandeur physique dont les multiples échelles de variabilité vont de l'échelle millimétrique qui est celle de la goutte d'eau à l'échelle synoptique. Aucun système d'observation des précipitations n'a actuellement la capacité de couvrir toutes ces échelles. Parmi les méthodes d'observation existantes, celles utilisant les données satellite sont les seules capables de produire des estimations quantitatives des précipitations couvrant l'ensemble de la ceinture tropicale, continents et océans. Elles sont donc indispensables pour l'analyse des circulations de grande échelle, le suivi des systèmes convectifs de méso-échelle (MCS) et des cyclones tropicaux sur de très grandes distances, ou pour l'établissement de bilans globaux. Le bilan quantitatif global des précipitations est étroitement lié au bilan énergétique de la planète, c'est-à-dire la différence entre l'énergie du rayonnement solaire reçue et celle réémise vers l'espace [Kiehl, and Trenberth, 1997]. Le bilan énergétique global, et sa variation au cours du temps est de fait l'élément qui sous-tend toute la question du changement climatique [Chahine, 1992 ; Forster et al. 2007].

Au-delà de ces aspects grande échelle, les satellites peuvent également appuyer localement les systèmes d'observation terrestres (pluviomètres et radars), ou les remplacer, dans des régions qui en sont dépourvues ou qui sont très faiblement équipées. D'après la figure 0.1 extraite de Kidd et al. (2016) on constate que globalement, les régions continentales des tropiques présentent une très faible densité de pluviomètres. De plus, le réseau pluviométrique déjà très éparse tend à s'appauvrir sur les dernières décennies dans de nombreuses régions [Kidd et al. 2016]. La capacité d'un réseau de pluviomètres à appréhender la variabilité des pluies aux fines échelles temporelles et spatiales étant principalement dictée par sa densité, c'est cette variabilité fine échelle de la pluie qui est la plus difficile à estimer dans les zones sous-instrumentées. La capacité des satellites à produire des champs de pluie à haute résolution avec la plus faible erreur possible, est donc déterminante pour leur utilisabilité en remplacement ou en appui des mesures sol sur les continents.

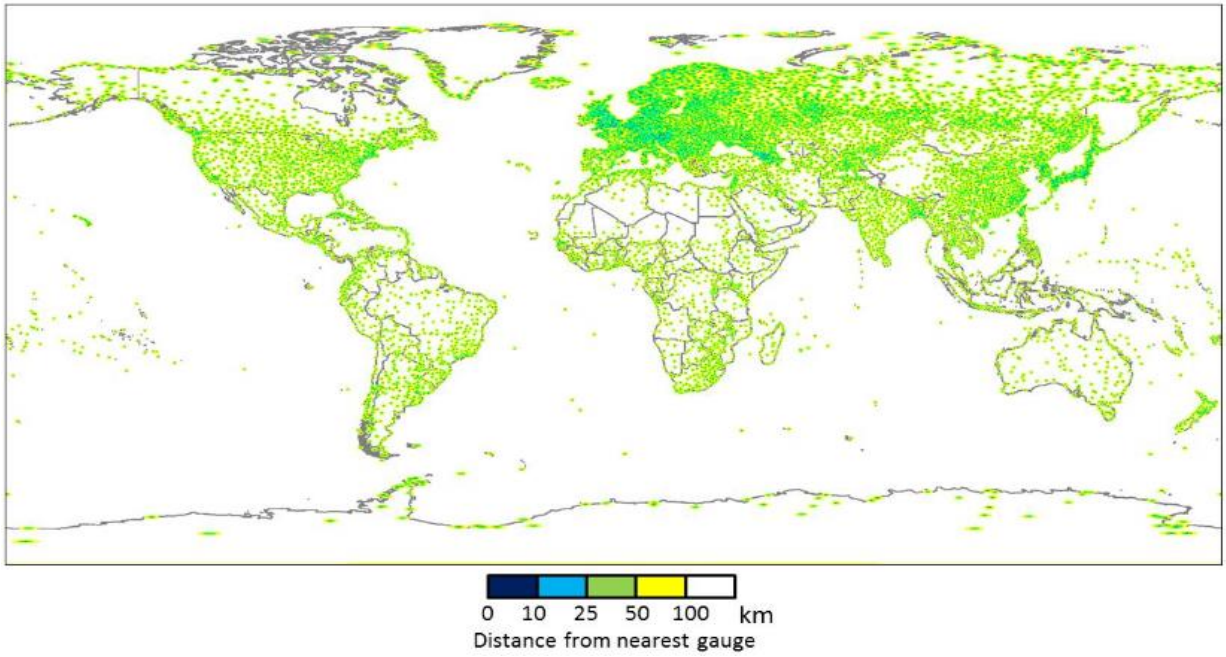


Figure 0.1

Répartition globale des pluviomètres intégrés au WMO Global Telecommunication System : 8000 à 12000 pluviomètres automatiques, mesures télétransmises toutes les trois heures. Source : Kidd et al. 2016.

Les satellites sont également un outil indispensable à l'étude des précipitations océaniques. En effet, en dehors de quelques campagnes de mesure telle que GATE dans l'Atlantique [Arkin, 1979] et de quelques dizaines de bouées météorologiques [Bowman, 2005], ils sont les seuls systèmes d'observation de la pluie au-dessus des océans. Les précipitations, par un apport d'eau douce en surface, affectent la salinité et la température de surface des océans [Delcroix et al., 1996 ; Webster et al., 1996] et ont donc un rôle non négligeable dans les circulations océaniques et dans les échanges océan-atmosphère.

Sur les continents, la modélisation hydrologique figure parmi les applications évidentes des produits d'estimation de la pluie par satellite. Les trois premiers fleuves de la planète par leur débit (L'Amazone, le Congo et l'Orénoque) se trouvent en zone tropicale. Entre ces grands fleuves dont les bassins versants ont des superficies de plusieurs millions de km² et les mares endoréiques temporaires des région semi-arides [Guilloteau et al., 2014 ; Gal et al., 2016], il existe toute une gamme d'échelles auxquelles les précipitations affectent l'hydrologie continentale. Quelles que soient les dimensions des bassins versants considérés la variabilité des précipitations à toutes les échelles spatiales et temporelles impacte le débit des fleuves.

Plusieurs études ont montré que la réponse d'un bassin versant aux précipitations dépend non seulement de la quantité de pluie totale sur le bassin mais aussi de la distribution spatiale et temporelle de la pluie à l'intérieur du bassin [Casse et al., 2015]. En particulier, la relation non linéaire qui lie la quantité d'eau qui ruisselle en surface à l'intensité de la pluie rend nécessaire la caractérisation de la variabilité de la pluie jusqu'aux plus fines échelles [Faurès et al., 1995].

Dans le contexte du changement climatique global, la question de l'évolution passée et future des précipitations tropicales se pose. La variation de la fréquence des évènements extrêmes est un aspect particulièrement étudié de cette évolution [Panthou et al., 2014]. Les études sur cette question ne peuvent s'appuyer que sur des jeux de données fiables et suffisamment résolus. En particulier pour pouvoir calculer des statistiques robustes sur des évènements rares, le volume et la complétion des données disponibles est de première importance. Les satellites apparaissent donc comme un outil de premier choix pour de telles études. Pour les systèmes précipitants convectifs que l'on trouve couramment dans les tropiques, les aires présentant des intensités extrêmes de précipitation sont généralement réduites à quelques kilomètres carrés (soit la taille d'une cellule convective).

Au-delà des questions scientifiques associées à la variabilité fine échelle de la pluie dans les tropiques, cette dernière a également un impact sociétal et économique. Dans de nombreuses régions faiblement industrialisées des tropiques, et en particulier en Afrique sub-saharienne, l'alimentation des populations est essentiellement assurée par la production agricole locale [Graef et Haigis, 2001]. Dans ces régions l'accès aux ressources en eau impacte directement l'économie et dans les cas les plus extrêmes (sécheresse de 2011 dans la Corne de l'Afrique par exemple [Dutra et al., 2013]) la survie des populations. Si un accès limité à la ressource en eau peut constituer un frein au développement des sociétés, dans d'autres cas un excès de précipitations peut constituer une menace pour les populations. Selon le rapport annuel du Centre for Research on the Epidemiology of Disasters de l'Université Catholique de Louvain [Guha-Sapir et al., 2014], en 2013, 44% des pertes en vies humaines liées à des catastrophes naturelles étaient dues à des inondations. Ainsi les problèmes de modélisation hydrologique évoqués précédemment s'intègrent largement dans une problématique sociétale. De façon plus générale, de nombreuses applications prennent en compte les facteurs environnementaux tels que la pluie pour modéliser et prévoir des risques sanitaires [Guilloteau et al., 2014] qui menacent les populations. Les produits d'estimation satellite sont un outil qui peut permettre une meilleure gestion des ressources en eau et des risques associés aux précipitations.

2) Objectifs et organisation de la thèse

Objectifs

Cette thèse est consacrée à l'établissement d'une approche de la détection et de l'estimation quantitative de la pluie au niveau du sol dans les tropiques à fine échelle, c'est-à-dire aux échelles pour lesquelles les produits existants n'ont pas, ou seulement très rarement, été évalués et ne sont donc pas validés. Nous considérons ces échelles comme étant toutes les échelles plus fines que un degré et un jour. Le premier objectif de l'approche est de produire une estimation avec une résolution finale d'au moins 0.25° et 3h, la limite absolue étant l'estimation instantanée à 1.5km qui correspond à la meilleure résolution existante en terme d'observation des nuages depuis l'espace dans les domaines microonde (MO) et infrarouge (IR). De fait dans, cette thèse nous n'utilisons aucune observation satellite mieux résolue que 2.8km. L'estimation doit être la plus exhaustive possible, c'est-à-dire qu'elle doit être capable de couvrir l'ensemble des tropiques avec une répétitivité de 3h et un taux de complétion proche de 100%. Le second objectif est d'associer à chaque estimé une caractérisation la plus complète possible de l'incertitude sous la forme d'une distribution probabiliste du taux de pluie "vrai".

En effet quelle que soit la méthode utilisée pour combiner les mesures des différents capteurs, l'approche déterministe pour l'estimation de la pluie par satellite à fine échelle est intrinsèquement limitée par la relation indirecte entre la pluie au sol et les paramètres observés au niveau des nuages [Stephens et Kummerow, 2007]. Si ces relations statistiques peuvent produire des estimations précises en considérant de grands ensembles, c'est-à-dire des mesures agrégées sur de grandes surfaces et sur de longues périodes, l'estimation à fine échelle est elle nécessairement associée à une incertitude non négligeable. Dès lors il devient nécessaire d'être capable de qualifier cette incertitude, et de considérer l'estimation fine échelle de façon probabiliste. La qualification des incertitudes est en particulier indispensable à l'étude de leur propagation dans les modèles hydrologiques [Skinner et al., 2015]. Nous développons l'approche probabiliste dans cette thèse, à travers les méthodes stochastiques pour la génération d'ensemble.

L'approche retenue dans cette thèse est physico-statistique. L'idée principale qui sous-tend cette approche est que les échelles grossières peuvent être résolues de façon déterministe à partir des observation satellite ; alors que les échelles fines, sont plus difficilement observables (ou prédictibles) [Germann et Zawadzki, 2002], du fait des limitations instrumentales, du fait de

l'échantillonnage temporel nécessairement limité permis par l'ensemble des satellites d'observation et du fait des imprécisions inhérentes à la relation entre les radiances infrarouge (IR) et micro-onde (MO) mesurées et l'intensité des précipitations au sol [Stephens et Kummerow, 2007 ; Kidd, 2001]. Un objectif préliminaire sera donc d'identifier les échelles qui peuvent être résolues de façons déterministes et celles qui requièrent une approche stochastique.

L'approche est implémentée ici à partir de l'algorithme Tropical Amount of Precipitation with an Estimate of ERrors (TAPEER). L'estimation finale TAPEER est un cumul journalier à un degré et un jour. Celle-ci s'appuie cependant sur des observations et des produits intermédiaires mieux résolus spatialement et temporellement, notamment sur un masque de détection "instantanée" des aires précipitantes à la résolution 2.8km dérivé des images IR prises toutes les 15 minutes par l'imageur SEVIRI embarqué sur les satellites Meteosat Second Generation (MSG). De ce fait, mais également par souci de simplification théorique et pratique, les questions de la détection des aires précipitantes et de l'estimation quantitative de l'intensité dans ces mêmes aires sont traitées séparément dans cette thèse. La question de la détection des aires précipitantes et de la représentation de l'intermittence aux fines échelles représente l'essentiel de ce travail de thèse. La question de la variabilité de l'intensité des précipitations dans les aires précipitantes est abordée dans un second temps.

Organisation

Le chapitre I de cette thèse introduit précisément la question de l'observation et de la mesure de la pluie dans les tropiques. Les spécificités des systèmes précipitants tropicaux y sont présentées. Le chapitre contient également les définitions mathématiques des grandeurs considérées dans la thèse. Enfin les principaux systèmes d'observation des précipitations y sont présentés succinctement, une attention particulière est portée à la question de leurs résolutions et leurs capacités d'échantillonnage respectives.

Le chapitre II est un état de l'art à propos des instruments et méthodes utilisés pour détecter les précipitations et estimer leur intensité depuis l'espace. Y sont décrites en particulier les méthodes multicapteur à même de fournir des estimations à haute résolution avec une complétion proche de 100% sur l'ensemble des tropiques. L'algorithme TAPEER qui sert de point de départ pour l'implémentation de notre approche y est décrit en détail. Les résultats concernant la validation des produits multicapteur à un degré et un jour y sont évoqués succinctement. Les données utilisées pour cette validation sont présentées dans l'annexe A.

Le chapitre III traite de la question de la détection des aires précipitantes et de la part de la variabilité des cumuls pluviométriques qui peut être expliquée par le caractère intermittent des précipitations. Nous y démontrons qu'en Afrique de l'Ouest, même à des résolutions de l'ordre de 0.25° et 3h, la variabilité du cumul pluviométrique peut être expliquée en très grande partie par la variabilité pluie / non pluie, et que les variations d'intensité dans les aires précipitantes n'ont d'effet important que pour les échelles en dessous de 0.25° et 3h.

Le chapitre IV est consacré à l'évaluation des capacités de détection du masque pluvieux TAPEER aux échelles plus fines que 1° et 1 jour par comparaison avec un masque dérivé d'observations radar au Burkina Faso. Les performances d'autres masques dérivés de QPE multicapteur sont commentées. Une approche multi-échelle, s'appuyant sur la transformée en ondelettes discrète est utilisée avec pour objectif de définir la "résolution effective" des masques. Les définitions mathématiques des ondelettes utilisées sont données dans l'annexe B Une partie des résultats concernant les masques autres que le masque TAPEER est reportée dans l'annexe C.

Les chapitres V et VI abordent la génération d'un ensemble de masques et de champs d'intensités des précipitations à haute résolution à partir de l'information TAPEER.

Le chapitre V décrit quel traitement (filtrage) peut être appliqué au masque pluvieux afin d'améliorer ses performances en terme de détection à fine échelle en s'appuyant sur les résultats du chapitre IV. Un modèle d'erreur multi-échelle est associé au masque filtré (les paramètres de ce modèle, déterminés empiriquement, sont reportés dans l'annexe D). Il est décrit comment un ensemble de masques peut être généré à partir de ce modèle d'erreur. Chaque élément de cet ensemble est une réalisation possible du "vrai" masque précipitant.

Dans le chapitre VI, il est question de la génération stochastique de la variabilité de l'intensité de précipitation dans les aires précipitantes. Un ensemble de champs de pluie combinant les variations déterministes et stochastiques de l'ensemble des masques pluvieux et les variations stochastiques de l'intensité dans les aires précipitantes est généré. Les propriétés statistiques de ces champs sont évaluées par comparaison à celles des champs radar au Burkina Faso.

La dernière partie reprend les conclusions des différents chapitres et aborde les perspectives ouvertes par les résultats présentés dans la thèse.

Chapitre I : La pluie et sa mesure dans les tropiques

I.1) La pluie dans les tropiques

I.2) La pluie, processus physique et description mathématique

Description physique

Représentation mathématique de la pluie et de sa mesure

Propriétés statistiques du taux de pluie R

I.3) L'observation et la mesure de la pluie

Les pluviomètres

Le radar météorologique

L'estimation satellite

Les méthodes opportunistes

I.1) La pluie dans les tropiques

La zone intertropicale (latitudes 23°N à 23°S) concentre près 60% des précipitations de la planète. Les précipitations dans les tropiques sont marquées par une très forte saisonnalité. Dans chacune des aires climatiques qui composent la zone intertropicale, la saison des pluies concentre généralement plus de 75% des précipitations annuelles sur une période qui n'excède pas cinq mois [Pascale et al. 2015]. Dans certaines régions semi-arides, telles que le Sahel en Afrique, les précipitations sont quasi inexistantes en dehors de la saison des pluies. Ce qui caractérise particulièrement les pluies tropicales est leur association à la convection profonde. La convection profonde est la circulation atmosphérique à l'origine de la formation des nuages à fort développement vertical : cumulus et cumulonimbus. Ces formations nuageuses peuvent atteindre la tropopause à plus de 15 km d'altitude dans les tropiques. Elles sont associées à des pluies très intenses qui peuvent localement dépasser les 100 mm/h [Lebel et al., 1997 ; Berg et al., 2010]. La convection dite locale produit des cellules orageuses dont l'extension horizontale est de quelques kilomètres. Dans les tropiques une grande partie des précipitations a pour origine la convection organisée, phénomène qui se produit quand les cellules orageuses s'agrègent en systèmes nuageux qui peuvent s'étendre horizontalement sur plusieurs centaines de kilomètres dans au moins une direction. Ces systèmes sont qualifiés de systèmes convectifs de méso-échelle (MCS). Au sein des MCS, les cellules convectives sont associées à des formation nuageuses stratiformes moins actives (figure I.1.1) [Houze, 2004]. Les zones stratiformes représentent généralement la plus grande part des systèmes en terme de surface nuageuse mais produisent des précipitations bien moins intenses que la partie convective. En plus de leurs dimensions spatiales importantes, les MCS peuvent se propager sur des distances atteignant plusieurs milliers de kilomètres [Roca et al., 2014]. Un seul MCS peut ainsi affecter une zone très large sur l'ensemble de son cycle de vie. La durée de vie d'un MCS est quant à elle comprise entre une dizaine d'heures et trois jours.

Le déclenchement de la convection est lié aux gradients thermiques verticaux dans l'atmosphère qui sont eux-mêmes liés au rayonnement solaire et à son interaction avec les surfaces continentales ou océaniques [Betts et al., 1996 ; Waliser et Graham, 1993]. L'énergie du rayonnement solaire absorbée par les surfaces terrestres est maximale au niveau des basses latitudes ; dans la zone tropicale elle est excédentaire par rapport au rayonnent émis vers l'espace [Vonder Haar et Suomi, 1971]. C'est pourquoi la convection tropicale et les précipitations qui lui sont associées sont caractérisées par un cycle journalier très marqué [Beucher, 2010, chap. 9].

Quelques régions des tropiques présentent une très forte inhomogénéité géomorphologique et climatique locale engendrant une variabilité importante des précipitations à très fine échelle. C'est notamment les cas des zones côtières et / ou montagneuses telles que le Western Gaths en Inde, la Sierra Madre Occidentale au Mexique, et la Cordillère des Andes. Les pluies orographiques et le régime de brise littorale ne sont pas spécifiques au climat tropical, mais leur influence est renforcée dans les régions où la température de surface des océans est élevée [Neumann et Mahrer, 1971].

Ainsi, les processus physiques à l'origine des pluies tropicales conditionnent leur variabilité sur une très large gamme d'échelles temporelles (de l'échelle saisonnière à l'échelle intra-journalière) et spatiales (de la méso-échelle à la micro-échelle).

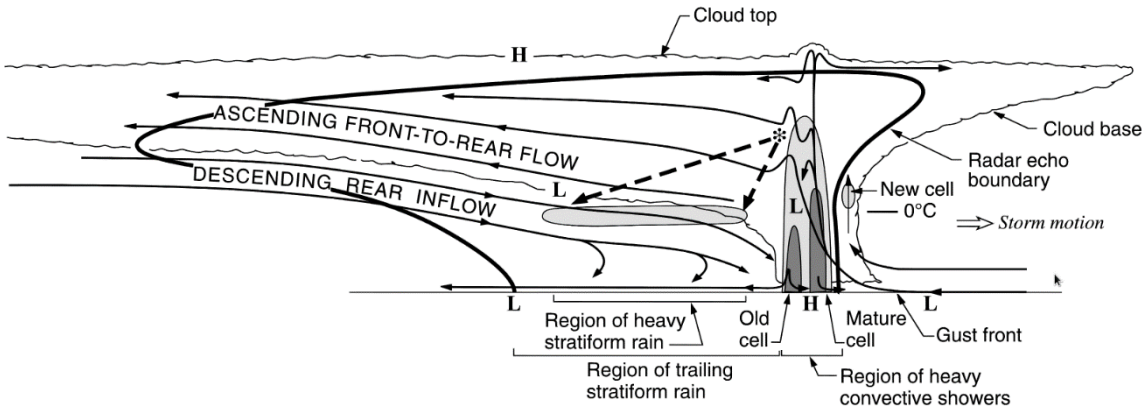


Figure I.1.1

Représentation en coupe d'un MCS idéalisé. Source : Houze (2004).

I.2) La pluie, processus physique et description mathématique

Description physique

Météo France définit une précipitation comme "un ensemble organisé de particules d'eau liquide ou solide tombant en chute libre au sein de l'atmosphère". Le type de particules, ou hydrométéores, définit le type de précipitation :

- eau liquide : pluie
- glace solide en blocs irréguliers : grêle
- glace cristallisée agglomérée en flocons : neige

Les hydrométéores se forment dans l'atmosphère quand la température et la pression sont telles que l'air est sursaturé en eau. Ces particules d'eau liquide ou solide, formées par condensation ou congélation constituent les nuages. Le diamètre et la masse de ces particules augmentent par coalescence en phase liquide, ou agrégation en phase solide, jusqu'à atteindre une masse critique qui entraine leur chute. Lorsque la température en surface est positive, les particules solides passent le point de congélation au cours de leur chute et entrent en fusion (sauf dans le cas particulier de la grêle). Dans la communauté radar météorologique, la couche d'altitude à laquelle se produit ce phénomène est appelée bande brillante du fait de sa forte réflectivité observée par radar. Dans cette thèse nous nous intéressons spécifiquement à la pluie dans les régions tropicales. La pluie est par définition une précipitation en phase liquide au niveau du sol mais, comme nous venons de le voir, une partie de son processus de génération se produit en phase solide (à l'exception des "warm rains" [Lau et Wu, 2003]).

Pour définir un champ de pluie comme une grandeur mesurable, nous le décrivons comme un flux vertical d'eau liquide, c'est-à-dire un volume d'eau par unité de surface et de temps. Notons que du fait des possibles changements de phase de l'eau en chute dans l'atmosphère, ce flux n'est pas conservatif. Ainsi une pluie en altitude ne correspond pas nécessairement à une pluie d'intensité équivalente au sol. Dans les régions tropicales, il existe des pluies de type virga pour lesquelles la totalité des gouttes d'eau sont ré-évaporées pendant leur chute avant d'atteindre le sol.

Notons qu'aux plus fines échelles, et notamment quand on s'approche de l'échelle de la goutte d'eau, la description de la pluie en tant que flux devient inadaptée. En effet si l'on considère $1m^3$ d'air contenant 500 gouttes d'eau sphériques d'un diamètre de 2mm, ce qui correspondrait à une pluie tropicale des plus intenses, nous avons seulement 2×10^{-6} m^3 d'eau liquide pour 1

m^3 d'air. La valeur du flux serait donc nulle quasiment partout. La description de la pluie à ces échelles relève de la granulométrie ou de la disdrométrie, les grandeurs qui font sens sont la densité volumique des hydrométéores, leur taille et leur vitesse de chute. Ces grandeurs ne sont cependant pas celles qui nous préoccupent directement dans cette thèse puisque nous n'y considérons pas les échelles sub-kilométriques ou microphysiques.

Représentation mathématique de la pluie et de sa mesure

Nous avons défini un champ de pluie comme un flux vertical d'eau liquide. Ce flux s'exprime en $m^3\ m^{-2}\ s^{-1}$ ou en $m\ s^{-1}$ dans le système international. Cependant en météorologie on préfèrera généralement l'exprimer en $mm\ h^{-1}$. On utilisera également le terme de taux de pluie (rain rate) ou d'intensité de pluie plutôt que de flux. Soit r(x,y,z,t) la variable représentant la valeur de ce flux en un point donné et à un instant donné. Comme nous venons de le montrer, la valeur ponctuelle instantanée de r peut apparaitre difficile à définir du fait de sa très forte irrégularité à fine échelle. C'est pourquoi il est commode de considérer r(x,y,z,t) du point de vue mathématique comme une fonction singulière du temps est de l'espace. C'est-à-dire une fonction présentant une ou plusieurs (éventuellement une infinité de) singularités, des points où elle n'a pas de valeur finie. L'analyse fractale est l'un des outils mathématiques qui permet de décrire de telles fonctions [Lovejoy et Mandelbrot, 1985 ; Venugopal et al., 2006 ; Verrier et al., 2010].

Dans cette thèse nous nous intéressons à la précipitation au niveau du sol (surface rain ou near surface rain), celle qui importe du point de vue de l'hydrologie de surface et de la fermeture du cycle de l'eau associé au bilan radiatif global. De plus, les mesures des instruments passifs embarqués sur les satellites permettent difficilement d'appréhender la variabilité verticale des précipitations (voir chapitre II). La variable *r* peut être ainsi réduite ici à une fonction de trois variables *x, y* et *t* en imposant $z = z_0$. Enfin, nous ne nous intéressons jamais dans cette thèse à la valeur ponctuelle instantanée de *r*. En effet, ce que l'on cherchera à mesurer ou estimer en réalité sera toujours sa valeur moyenne *R* intégrée sur une certaine surface Δx × Δy et une certaine durée Δt :

$$R(x,y,t) = \frac{1}{\Delta x\,\Delta y\,\Delta t} \int_{x-\Delta x/2}^{x+\Delta x/2} \int_{y-\Delta y/2}^{y+\Delta y/2} \int_{t-\Delta t/2}^{t+\Delta t/2} r(\theta,\omega,\tau)\, d\theta\, d\omega\, d\tau \quad (I.2.1)$$

Contrairement à r, la valeur de R est elle toujours définie dans $\mathbb{R}$. Tout comme r, R s'exprime en mm/h. Notons qu'en plus de sa définition mathématique ambiguë, la valeur ponctuelle instantanée r n'est dans les faits simplement pas mesurable, tout système d'observation produisant une mesure intégrée dans l'espace et dans le temps. Ainsi, dans cette thèse, un taux de pluie R sera toujours défini, estimé ou mesuré à une résolution $\Delta x \times \Delta y \times \Delta t$ donnée. Cependant, quand Δx, Δy ou Δt sont petits par rapport à l'échelle de variabilité de R, les formulations "pluie ponctuelle" ou "pluie instantanée" sont parfois utilisées par abus de langage. Nous reviendrons en particulier dans les parties I.3 et II.2 sur la réalité du caractère instantané de mesures dite telles. Notons qu'un taux de pluie moyen intégré sur une certaine durée est équivalent à une hauteur d'eau cumulée. Dans cette thèse nous parlerons indifféremment de taux de pluie ou d'intensité à une résolution donnée (sous-entendu taux de pluie moyen ou intensité moyenne pour une période et une surface donnée) et de hauteur d'eau cumulée. Cette dernière grandeur est au final la variable d'intérêt en hydrologie ou pour l'établissement de bilans énergétiques et de bilans de masse.

Dans la réalité la valeur de R n'est jamais connue, elle est estimée, ou mesurée de façon imparfaite. Soit $\tilde{R}$ l'estimé de R par un système d'observation :

$$\tilde{R}(x,y,t) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} g(\theta - x, \omega - y, \tau - t, z) \times f[r(\theta,\omega,\tau,z)]\, d\theta\, d\omega\, d\tau\, dz + \varepsilon$$

$$(I.2.2)$$

Où les fonctions f et g modélisent le système d'observation et ε est un terme d'erreur qui représente les imprécisions instrumentales. La fonction f est dans le cas général une fonction non linéaire du taux de pluie r. Notons que même si nous souhaitons estimer la valeur de R à l'altitude z_0, le système d'observation impose généralement une certaine intégration verticale de la mesure. Nous verrons dans la suite que dans certains cas cette intégration spatiale verticale peut être assimilée à une intégration temporelle.

La détermination des fonctions f et g est rarement triviale. Pour les mesures basées sur les capteurs micro-ondes actifs ou passifs par exemple, la détermination rigoureuse de la fonction g nécessite de connaitre entre autres le diagramme de gain de l'antenne. Pour obtenir un système d'observation "idéal", tel que l'estimé $\tilde{R}$ soit la plus proche possible de la valeur vraie R, il faudrait que f soit la fonction identité et g soit une fonction de type indicatrice :

$$g_{idéal} = \begin{cases} 1 \;\; si\; \theta \in \left[x - \frac{\Delta x}{2}, x + \frac{\Delta x}{2}\right] \; et\; \omega \in \left[y - \frac{\Delta y}{2}, y + \frac{\Delta y}{2}\right] \; et\; \tau \in \left[t - \frac{\Delta t}{2}, t + \frac{\Delta t}{2}\right] \; et\; z = \; z_0 \\ 0 \;\; sinon \end{cases}$$

(I.2.3)

On aurait alors simplement :

$$\tilde{R}(x, y, t) = R(x, y, t) + \; \varepsilon \quad (I.2.4)$$

Dans les faits, il est difficile de concevoir un tel système d'observation, capable de réaliser une véritable moyenne à une altitude donnée, sur une surface et une durée parfaitement délimitées. Dans le cas général, *f* et *g* étant inconnus, on considèrera que le système d'observation réalise une pseudo-moyenne sur la surface Δx×Δy et la durée Δt, et on notera :

$$\tilde{R}(x, y, t) = R(x, y, t) + \; \mathrm{E} \quad (I.2.5)$$

Où E est un terme d'erreur qui contient à la fois les imprécisions instrumentales ε et l'erreur induite par les modélisations grossières des fonctions *f* et *g*. Les grandeurs Δx, Δy et Δt définissent alors la résolution ou pseudo-résolution de l'estimé.

<u>Propriétés statistiques du taux de pluie *R*</u>

En plus de son aspect discret à l'échelle de la goutte d'eau, la pluie montre un caractère intermittent à plus grande échelle. En effet une grande fraction du temps et de l'espace est non-précipitante. Cela se traduit par le fait qu'un certain nombre de réalisations de *R*(x,y,t) prennent pour valeur 0 mm/h. Le taux de zéros dans la distribution statistique de *R* dépend bien sûr du régime climatique, mais aussi et surtout de la résolution spatio-temporelle de définition de *R*. Ainsi en zone Sahélienne (grossièrement entre 11° et 16° de latitude Nord sur le continent Africain), la probabilité que *R* soit nul sur une zone Δx × Δy de 1° par 1° et sur une période Δt d'une année est nulle (tout du moins jamais observé). En revanche, dans la même région à l'échelle d'un pluviomètre (Δx × Δy ≈ 0.1 m^2), avec une période Δt d'une heure, la valeur 0 mm/h représente plus de 95% des observations (données des réseaux AMMA-CATCH, 2006-2012). Ainsi, pour ces échelles d'observation relativement fines, la fonction de répartition de la variable *R* est discontinue. La densité de probabilité *f* de la variable *R* est une fonction singulière qui présente un pic (fonction de Dirac) en zéro :

$$f(\rho) = (1 - p) \times \delta(\rho) + p \times f_c(\rho) \quad (I.2.6)$$

Où $\delta(\rho)$ est la fonction delta de Dirac. $f_c(\rho)$ est une densité de probabilité continue sur $]0, \infty[$. p est la probabilité que *R* soit strictement positif. Une telle fonction f et sa dérivée ne sont pas à valeur dans $\mathbb{R}$, ce qui peut être problématique pour une estimation de type maximum de vraisemblance et pour l'estimation Bayésienne en général. L'approche qui consiste à considérer séparément les questions de la détection de la pluie et de la mesure quantitative du taux de pluie permet de simplifier le problème. Nous pouvons définir une indicatrice *I* (ou masque pluvieux) à la résolution de R.

$$I(x,y,t) = \begin{cases} 1 \; si \; R(x,y,t) > 0 \\ 0 \; sinon \end{cases} \quad (I.2.7)$$

$$R(x,y,t) = I(x,y,t) \times \; R_+(x,y,t) \quad (I.2.8)$$

R_+ est le taux de pluie conditionnel (ou intensité conditionnelle) strictement positif défini uniquement où I=1. La densité de probabilité de R_+ est la fonction f_c continue sur $]0, \infty[$. Ainsi, en considérant successivement et séparément les deux questions de la détection et de l'estimation, nous nous ramenons à deux problèmes standards : un problème de détection binaire et un problème d'estimation avec une variable dont la distribution statistique est continue. Dans cette thèse l'adjectif "conditionnel" utilisé seul signifie "calculé sur les valeurs non nulles".

En moyennant l'indicatrice I(x,y,t) sur un volume $\Delta X \times \Delta Y \times \Delta T$, avec $\Delta X > \Delta x$, $\Delta Y > \Delta y$ et $\Delta T > \Delta t$, nous obtenons une fraction précipitante (FP) à valeur dans [0, 1]. Nous rappelons que R, et par conséquent I, sont toujours définis à une résolution $\Delta x \times \Delta y \times \Delta y$ donnée. Pour définir rigoureusement une fraction précipitante, il faut considérer deux résolutions : la résolution $\Delta x \times \Delta y \times \Delta y$ de l'indicatrice I à partir de laquelle FP est construite et la résolution d'agrégation $\Delta X \times \Delta Y \times \Delta T$. Nous verrons dans la partie III.1 comment ces deux résolutions affectent les propriétés statistiques de FP.

Si les notions de surfaces précipitantes et surfaces non précipitantes sont relativement triviales, dans les faits, tout instrument de mesure admet un seuil minimal de détectabilité de la pluie. Ainsi l'indicatrice I ne peut dans la réalité être définie que par rapport à un seuil S strictement supérieur à 0 mm/h.

$$I(x,y,t) = \begin{cases} 1 \; si \; R(x,y,t) > S \\ 0 \; sinon \end{cases} \quad (I.2.9)$$

Nous reviendrons sur les questions des sensibilités relatives des divers instruments de mesure, et de l'effet de la valeur de S sur les fractions précipitantes estimées dans la partie III.1.

La question de la modélisation de la distribution statistique de R_+ a été et est encore largement discutée dans la littérature. Là encore la résolution considérée est de première importance. Aux échelles inférieures à 1° × 1° × 1 jour, la principale caractéristique de cette distribution est son asymétrie, avec un mode proche de zéro et une longue queue de distribution pour les taux de pluie élevés (figure I.2.1). Le skew (moment d'ordre 3) est donc supérieur à zéro et l'espérance $E[R_+]$ est supérieure au mode $\mathrm{argmax}(f_c)$. Sur de telles distributions les estimateurs de type moindres carrés, et maximum de vraisemblance produisent généralement des estimations sensiblement différentes, les seconds étant généralement biaisés négativement [Miles et Shelvin, 2001, chap. 4]. Classiquement, les distributions gamma ou log-normales sont considérées comme étant utilisables pour la modélisation de la distribution de R_+ [Kedem et Chiu, 1987 ; Guillot et Lebel, 1999 ; Cho et al. 2004]. Certains auteurs prônent l'utilisation d'autres distributions parmi lesquelles certaines des distributions stables de Levy (autres que la loi log-normale) [Gupta et Waymire, 1990] ou la distribution de Weibull [Wilks, 1989], en particulier lorsque l'on s'intéresse aux valeurs extrêmes hautes. La distribution asymétrique des taux de pluie doit être considérée pour l'interprétation des scores et mesures quadratiques telles que la corrélation et l'erreur quadratique moyenne. Ceux-ci seront en effet essentiellement influencés par les valeurs extrêmes de la queue da la distribution. De plus pour estimer précisément les moments (la moyenne et la variance en particulier) d'une distribution dite "à queue lourde" à partir d'une population observée, il est nécessaire d'avoir un nombre d'observation relativement important (comparativement à ce qui serait nécessaire pour une distribution normale par exemple).

A des échelles beaucoup plus grandes que 1° × 1° × 1 jour, en considérant R comme la valeur moyenne d'un grand nombre de réalisations indépendantes de r, la distribution de R doit théoriquement s'approcher de la distribution normale (par le théorème centrale limite) [Von Storch et Zwiers, 1999, chap. 3 ; Wilks, 2006, chap. 4]. Dans les faits, on constate effectivement des distributions de R s'approchant de la loi normale, à l'échelle d'une saison par exemple (figure I.2.2). On notera cependant que la convergence vers la loi normale suppose la stationnarité de r à grande échelle, hypothèse discutable (et discutée), en particulier dans un contexte de changement climatique [Milly et al., 2007 ; Koutsoyiannis et Montanari, 2014 ; Montanari et Koutsoyannis, 2014 ; Milly et al., 2015].

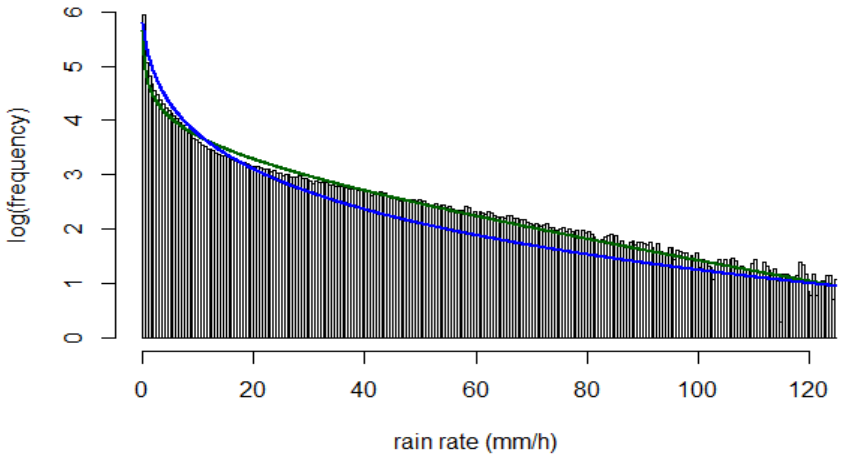


Figure I.2.1 Distribution des taux de pluie conditionnels R_+ "instantanés" mesurés par le radar Xport au Burkina Faso (voir annexe A) sur la période Mai-Octobre 2012-2013 à la résolution 3.5km. La ligne bleue est l'approximation de la distribution par une loi log-normale. La ligne verte est l'approximation par une loi gamma. Les zéros, non représentés sur cette distribution représentent 95.4 % des observations. Echelle logarithmique (décimale) pour la fréquence.

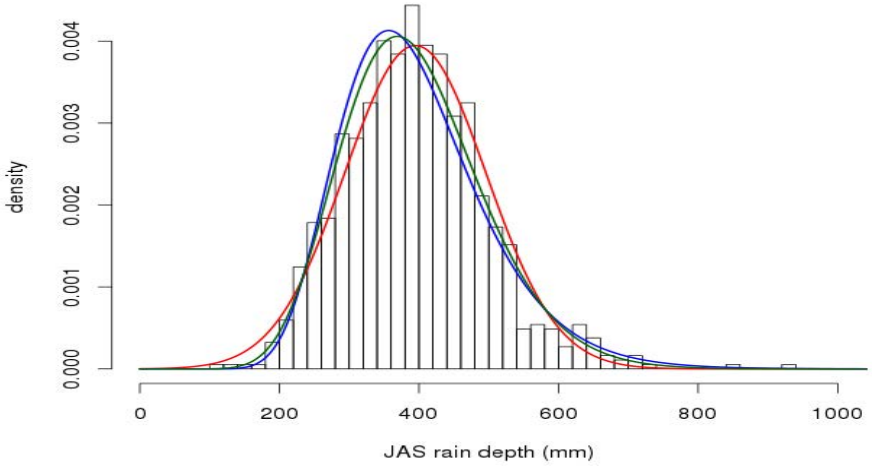


Figure I.2.2 Distribution des taux de pluie tri-mensuels (Juillet-Aout-Septembre) mesurés par les pluviomètres AMMA-CATCH au Niger (voir annexe A) sur la période 1990-2014. Histogramme construit à partir de 924 mesures réalisées par plus de 40 pluviomètres. La ligne bleue est l'approximation de la distribution par une loi log-normale. La ligne verte est l'approximation par une loi gamma. La ligne rouge est l'approximation par une loi normale.

I.3) L'observation et la mesure de la pluie

L'observation et la mesure de la pluie sont complexes du fait de la grande variabilité spatiale et temporelle du phénomène. En particulier, quel que soit le système d'observation considéré, seule une infime fraction du temps et / ou de l'espace est réellement observée. Un système d'observation réalise donc un échantillonnage spatio-temporel de la pluie. La figure I.3.1 illustre l'échantillonnage d'un "volume" ΔX×ΔY×ΔT par trois types de systèmes d'observations différents. Si l'on désire estimer la valeur moyenne $\bar{R}$ du taux de pluie sur ΔX×ΔY×ΔT, se pose alors la question de la représentativité des échantillons observés. Au-delà des erreurs instrumentales, pour chacun des systèmes d'observation, il est nécessaire de considérer une incertitude liée à d'échantillonnage. La modélisation et la quantification de l'erreur d'échantillonnage associée aux différents types de systèmes d'observation sont des problèmes très largement traités dans la littérature [North et Nakamoto, 1989 ; Bell et Kundu, 2000 ; Habib et al., 2001 ; Ciach, 2003 ; Gebremichael et Krajewski, 2005 ; Villarini et al., 2008].

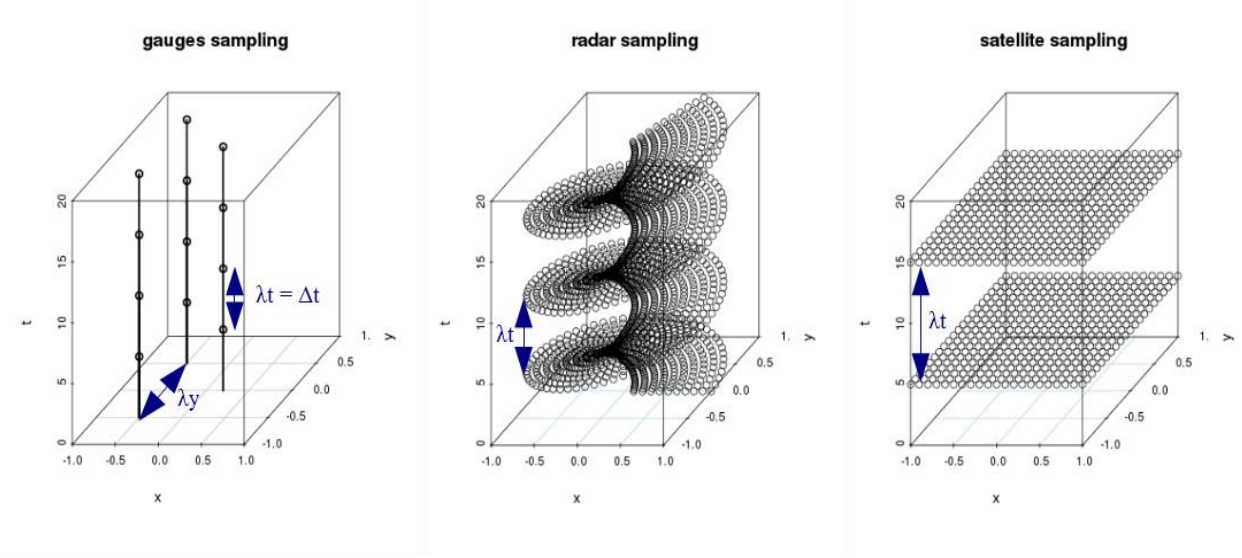


Figure I.3.1

Illustration de l'échantillonnage spatio-temporel d'un "volume" ΔX×ΔY×ΔT par un réseau de pluviomètres (gauche), un radar (centre) et un imageur embarqué sur satellite (droite).

Nous décrivons ici les systèmes d'observation classiquement utilisés pour la mesure de la pluie, en portant une attention particulière aux questions de résolution et d'échantillonnage.

Les pluviomètres

Le pluviomètre est historiquement le premier instrument utilisé pour la mesure de la pluie [Strangeways, 2010]. Il offre l'avantage de réaliser une mesure simple et directe, en revanche la représentativité spatiale de sa mesure est très limitée. Parce que sa surface de mesure $\Delta x \times \Delta y$ est très réduite (inférieure 1 m²), la mesure pluviomètre est souvent qualifiée de "ponctuelle". L'échantillonnage temporel dépend du type de pluviomètre utilisé. Les pluviomètres à lecture manuelle sont relevés à des intervalles de temps Δt réguliers. Les pluviomètres automatiques à augets basculants [Sevruk, 1996] mesurent quant à eux le temps nécessaire pour accumuler une hauteur d'eau donnée. Le second type offre l'avantage d'éviter la lecture humaine qui est toujours source d'erreur, grâce à l'automatisation de la mesure et de sa transmission. Il permet également un échantillonnage temporel plus fin.

Le disdromètre [Löffler-Mang et Joss, 2000] est un instrument qui estime le nombre et la taille des gouttes d'eau traversant une petite section (également inférieure 1 m²). Si l'on s'intéresse uniquement au taux de pluie, l'échantillonnage du disdromètre est comparable à celui d'un pluviomètre avec une période d'intégration temporelle potentiellement très courte (jusqu'à quelques secondes).

Pour compenser sa faible couverture spatiale le pluviomètre peut être utilisé en réseau. Sous certaines hypothèses de régularité, les mesures de différents pluviomètres peuvent être interpolées pour produire des estimations sur des surfaces plus grande que les quelques centimètres carrés couverts par chaque pluviomètre. Ces interpolations sont nécessairement approximatives et ont donc toujours leur part d'erreur. Certaines méthodes, telles que le Krigeage [Matheron 1963, Cressie 1990], permettent d'estimer la variance de cette erreur d'interpolation. Plus le champ de pluie est irrégulier, plus le réseau de pluviomètres doit être dense pour produire une estimation fiable. Notons que, quelle que soit l'échelle spatiale considérée, la régularité spatiale de $R(x,y,t)$ dépend de la période d'intégration Δt. Ainsi pour les échelles de temps très courtes, même les réseaux les plus denses peuvent être mis en défaut [Ciach, 2003 ; Vischel et al., 2011].

Le radar météorologique

Développé à partir des années 1940 [Maynard, 1945], le radar est un système actif qui émet des trains d'ondes hyper-fréquence (micro-ondes) dans une direction de l'espace et capte l'onde

réfléchie par une cible - les hydrométéores dans le cas des radars météorologiques de précipitation. Le balayage mécanique du système permet une couverture complète de l'espace environnant le radar. En fonction de la puissance émise et de la longueur d'onde utilisée la portée des radars varie de quelques kilomètres à 500 km. La durée d'un scan horizontal complet est généralement de quelques minutes. Pour couvrir de très grandes surfaces plusieurs radars peuvent être utilisés en réseau. Aux Etats-Unis la NOAA opère le réseau NEXRAD composé de plus de 150 radars en bande S. Le réseau ARAMIS de Météo-France pour la métropole est composé de 29 radars en bandes C, S et X. Dans les faits la mesure radar est quasi-instantanée (la durée d'un train d'onde est de l'ordre de la milliseconde). Il s'agit cependant d'une mesure volumique, à partir de laquelle est déduit un taux de pluie surfacique (au niveau du sol ou à une altitude donnée). La réflectivité mesurée par le radar dépend de la densité et de la taille des hydrométéores dans tout le volume observé [Austin, 1987 ; Chandrasekar et Bringi, 1987 ; Uijlenhoet et Pomeroy, 2001]. Le taux de pluie estimé n'est donc pas un flux instantané à une altitude donnée, mais la moyenne d'un flux intégré sur une certaine hauteur Δz. Il apparait donc plus pertinent de considérer un taux de pluie issu d'une mesure radar comme un taux de pluie moyen sur une durée Δt, qui correspond au temps de chute des hydrométéores sur la hauteur Δz que comme un taux de pluie véritablement instantané. Avec des vitesses de chute de l'ordre de 1 à 5 m s^{-1}, et des résolutions verticales de l'ordre de plusieurs centaines de mètres, la valeur de Δt est généralement de quelques minutes.

L'estimation satellite

TIROS-1 mis en orbite en 1960 fut le premier satellite météorologique opérationnel qui permit une observation des formations nuageuses depuis l'espace [Bandeen et al., 1965]. Aujourd'hui, les méthodes produisant des estimations quasi-continues des précipitations sur l'ensemble du globe reposent sur l'utilisation conjointe de divers capteurs embarqués sur des plateformes en orbite basse ou géostationnaire. Ces capteurs mesurent le rayonnement émis, réfléchi ou diffusé par les nuages dans les domaines micro-onde (MO), infrarouge (IR) et visible (VIS). L'estimation de la pluie à partir de la mesure de ces variables nuageuses est donc très indirecte. L'avantage premier des satellites est leur champ d'observation très large. Ainsi seules les méthodes satellite permettent de suivre sur toute la durée de leur cycle de vie des systèmes se propageant sur plusieurs dizaines de degrés en longitude ou de latitude [Fiolleau et Roca, 2013a, 2013b ; Roca et al., 2014]. C'est par l'utilisation combinée de plusieurs instruments embarqués sur les plateformes différentes qu'il est possible de produire les estimations les plus fiables,

avec le champ d'observation le plus large et la plus haute répétitivité des observations. Cependant chaque capteur ayant sa propre résolution spatiale $\Delta x \times \Delta y$ la résolution effective de l'estimé final est souvent complexe à déterminer. La répétitivité temporelle des observations est également spécifique à chaque instrument. Nous reviendrons largement sur ces questions de résolution et de répétitivité spatiale et temporelle des observations dans le chapitre II, où seront présentés en détails les différents capteurs et les différentes méthodes permettant de combiner leurs mesures.

Les méthodes opportunistes

Compte tenu du coût important que constitue la mise en place et l'entretien des réseaux d'observation, depuis quelques années des méthodes pour la mesure de la pluie s'appuyant sur des infrastructures préexistantes, non conçues initialement pour cette tâche, ont été imaginées. En particulier, l'atténuation des ondes électromagnétiques par la pluie, phénomène affectant les réseaux de communication hertziens est étudiée depuis de nombreuses années [Olsen et al., 1978]. Plusieurs études [Leijnse et al., 2007 ; Doumounia et al., 2014 ; Overeem et al. 2016] ont démontré que la mesure de l'atténuation d'un signal micro-onde entre deux antennes relai d'un réseau téléphonique cellulaire peut être utilisée pour détecter ou mesurer la pluie. Ces méthodes sont pour l'instant à un stade expérimental, mais leur développement rapide laisse entrevoir de nouvelles perspectives pour la mesure de la pluie, notamment dans les régions où les réseaux d'observation classiques sont déficients. Ces nouvelles méthodes donnent naissance à un nouveau type d'échantillonnage de la pluie avec des mesures sur des sections linéaires [Goldshtein et al., 2009], différentes des mesures ponctuelles des pluviomètres et des mesures volumiques des radars. D'autres études considèrent l'atténuation de liaisons sol-satellite avec une approche similaire [Mercier et al. 2015].

Chacun de ces systèmes d'observation est ainsi caractérisé par plusieurs dimensions spatiales et temporelles. Nous avons déjà défini les grandeurs Δx, Δy, et Δt qui sont les résolutions spatiales et temporelles des observations. De plus, les périodes d'échantillonnage spatiales et temporelles λx, λy et λt caractérisent la répétitivité des observations. Pour chacune des dimensions x, y et t les valeurs de Δ et λ ne sont pas nécessairement égales ni même du même ordre de grandeur. Ainsi pour un réseau de pluviomètres $\Delta x \times \Delta y < 1$ m² alors que la distance entre deux pluviomètres $\sqrt{\lambda x^2 + \lambda y^2}$ peut être de plusieurs kilomètres. Si la résolution spatiale

des mesures pluviomètre est très fine, l'échantillonnage spatial offert par le réseau est quant à lui généralement grossier. De même il est nécessaire de différencier la résolution temporelle de la période d'échantillonnage d'un radiomètre embarqué. Une mesure radiométrique satellite est quasi-instantanée. On peut cependant, comme pour le radar, prendre en compte le temps de chute des hydrométéores pour compenser le fait qu'une mesure intégrée verticalement (sur toute la hauteur de l'atmosphère) est associée à une estimation surfacique (voir partie II.1). Quoi qu'il en soit, même ce faisant, Δt reste inférieur à 20 minutes alors que la période λt entre deux observations en un point peut être de plusieurs heures. Là encore la résolution est beaucoup plus fine que l'échantillonnage. Inversement, la résolution spatiale des radiomètres est souvent moins fine que l'échantillonnage. Ainsi, sur une image radiométrique il peut y avoir chevauchement des pixels avec $\lambda x<\Delta x$ et $\lambda y<\Delta y$.

La variété des résolutions et des périodes d'échantillonnage associées aux différents systèmes d'observation fait que l'inter-comparaison des estimés produits par ces systèmes n'est jamais triviale.

Pour tous ces systèmes d'observation, la représentation de variabilité spatio-temporelle des précipitations aux fines échelles présente une difficulté particulière. Premièrement parce qu'elle nécessite un échantillonnage et une résolution très fins alors que ceux-ci sont dans les faits limités par le design propre du système d'observation. Ensuite parce que la fine échelle est associée à une dynamique atmosphérique difficile à modéliser et à prévoir de façon déterministe [Germann et Zawadzki, 2002 ; Surcel et al., 2015]. Dans cette thèse nous nous intéressons particulièrement aux échelles spatiales inférieures à un degré (environ 110km aux basses latitudes) et jusqu'à 2 kilomètres. D'un point de vue temporel, nous nous intéressons aux échelles inférieures au jour (et jusqu'à 15 minutes), entre autres pour la résolution du cycle diurne. Nous nous situons donc à la limite entre la méso-échelle et la micro-échelle. Ces échelles sont importantes pour certaines applications hydrologiques qui s'intéressent à des petits bassins et sous-bassins. Elles ont également une influence sur le ruissellement de surface lié aux fortes intensité de pluie.

Chapitre II : L'estimation satellite des intensités et hauteurs cumulées de pluie

II.1) Mesures radiométriques

Radiomètres MO

Imageurs IR

Radars embarqués

II.2) Méthodes multicapteur pour l'estimation globale des intensités de pluie : état de l'art

Méthodes s'appuyant sur les observations MO éparses

Méthodes reposant sur une relation pluie / TB IR

Produits hybrides (multi-algorithmes)

Ajustement à partir d'observations sol et intégration de données annexes

II.3) La méthode UAGPI et l'algorithme TAPEER

Estimation du cumul journalier par la méthode UAGPI

Calcul de la variance de l'erreur d'estimation

II.4) Validation des produits fusionnés à l'échelle un degré, un jour

Quelle référence pour la validation ?

Prise en compte de l'incertitude sur la référence sol

Résultats de validation à un degré et un jour dans les tropiques

II.1) Mesures radiométriques

Comme nous l'avons déjà évoqué, l'estimation de la pluie au sol depuis l'espace repose sur des méthodes très indirectes. Les capteurs passifs embarqués n'observent pas directement la pluie au niveau du sol mais mesurent des radiances liées à des paramètres nuageux. Deux types de capteurs passifs utilisés pour l'observation des précipitations depuis l'espace réalisent des mesures radiométriques dans deux domaines différents : le domaine microonde (MO) et le domaine optique infrarouge (IR) et visible (VIS). Nous détaillons dans cette partie les spécificités de ces différents capteurs et de leur mesure. Nous évoquerons également les deux seuls capteurs actifs (radars) dédiés aux précipitations à avoir été mis en orbite à ce jour.

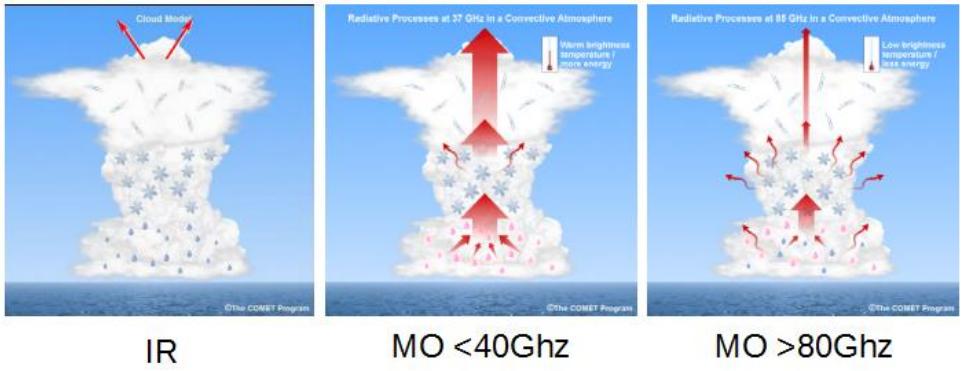


Figure II.1.1
Emission diffusion et absorption par les nuages dans les domaines IR et MO. (source : article Cloud, Precipitation and Water Vapor, COMET, http://www.meted.ucar.edu)

Radiomètres microonde

Le rayonnement microonde (entre 1 et 300 GHz) émis par les surfaces terrestres (océaniques ou continentales) est en partie absorbé et diffusé par les particules d'eau solide ou liquide qui forment les nuages (figure II.1.1). Les radiomètres dédiés à l'estimation de la pluie mesurent ce rayonnement dans diverses bandes de fréquences entre 6 et 166 GHz. Ces radiomètres sont embarqués sur des satellite défilants sur orbite basse (entre 350 et 900 km). Par un balayage mécanique cross-track ou conique [Wessel et Boucher, 1998], chaque instrument a une fauchée au sol comprise entre 800 et 1800km. Ainsi, en fonction de la configuration de la constellation des satellites considérée, et de l'orbite de chaque plateforme, sur la période 2011-2016, nous

pouvons obtenir entre 5 et 10 observations MO par jour pour un point situé entre les latitudes 30°N et 30°S [Chambon et al., 2013].

Les coefficients d'absorption mesurés par les radiomètres MO sont sensibles à la présence des gouttes d'eau liquide dans l'atmosphère. Pour les coefficients de diffusion, aux fréquence inférieures à 40 GHz, c'est également l'effet des particules liquides qui domine. Au-dessus de 80 GHz l'effet diffusif des cristaux de glace est dominant [Ulaby et al., 1981 ; Jobard, 1996]. Plusieurs méthodes ont été développées pour associer un profil d'atmosphère à une signature spectrale micro-onde. Celles-ci sont basées sur des classifications à apprentissage empirique et sur des modèles physiques de transfert radiatif. Parmi les algorithmes de ce type on peut citer GPROF [Kummerow et al., 1996, 2001], BRAIN [Viltard et al. 2006] et GSMaP [Aonashi et al., 2009]. Ces méthodes permettent d'associer à chaque profil d'atmosphère un taux de pluie au sol (figure II.1.3).

Radiomètre	Fréquences (GHz)	Plateforme(s)
SSM/I	19.3-22.2-37.0-85.5	DMSP F8/F11/F13/F14/F15
SSMI/S	19.3-22.2-37.0-91.7-150	DMSP F16/F17/F18/F19 *
TMI	10.7-19.3-21.3-37.0-85.5	TRMM *
AMSR	6.9-10.7-18.7-23.8-36.5-50.3-52.8-89.0	ADEOS-II
AMSR-E	6.9-10.7-18.7-23.8-36.5-89.0	Aqua
AMSR-2	6.9-7.3-10.7-18.7-23.8-36.5-89.0	GCOM-W1 *
MADRAS	18.7-23.8-36.5-89.0-157	Megha-Tropiques *
GMI	10.7-18-7-23.8-36.5-89.0-166	GPM Core Observatory *

Table I.1.1

*Liste des radiomètres microonde utilisés classiquement pour l'estimation de la pluie. Plusieurs autres sondeurs et imageurs micro-onde embarqués sont utilisés pour la détection de la vapeur d'eau, notamment à la fréquence 183 GHz [Chambon et al. 2015]. * : Plateformes faisant partie de la constellation GPM depuis 2011.*

Pour chaque mesure MO, la forme et la taille de l'empreinte au sol (footprint) dépend de l'instrument, de la bande spectrale et de la géométrie du scan [Kummerow et al., 1998 ; Bauer et Bennartz, 1998 ; Roca et al., 2015]. Elle correspond globalement à une ellipse dont les dimensions varient de 3 km pour les hautes fréquences à 60 km pour les basses fréquences. La figure II.1.2 montre les empreintes au sol pour 6 radiomètres MO embarqués et pour chacune de leurs bandes spectrales. Chaque bande spectrale ayant sa propre résolution, la résolution

spatiale effective d'une estimation de l'intensité pluviométrique réalisée à partir d'une signature multi-spectrale MO est toujours problématique à définir [Bauer et Bennartz, 1998 ; Viltard et al., 2006].

Comme pour le radar la durée de chaque mesure radiométrique est inférieure à la milliseconde. Mais là encore, il n'est pas forcément pertinent de considérer la valeur du taux de pluie estimé comme une valeur instantanée. Chaque profil d'atmosphère se voit associer un taux de pluie surfacique à une altitude donnée (au niveau du sol ou dans la couche d'atmosphère la plus proche du sol) alors que les radiances mesurées sont affectées par la présence des hydrométéores sur toute la hauteur de la troposphère. Nous pouvons donc raisonnablement considérer ce taux pluie comme un taux de pluie moyen sur une durée de quelques minutes correspondant au temps de chute des hydrométéores jusqu'au sol. Turk et al. (2009) ont montré que considérer un délai de 5 à 10 minutes par rapport à l'instant de la mesure permet d'obtenir une meilleure corrélation entre une estimation satellite et des donnés sol pour une comparaison entre un réseau dense de pluviomètres (interpolés spatialement) échantillonnés temporellement à 1min et une observations satellite "instantanée" avec une résolution spatiale de 0.25°.

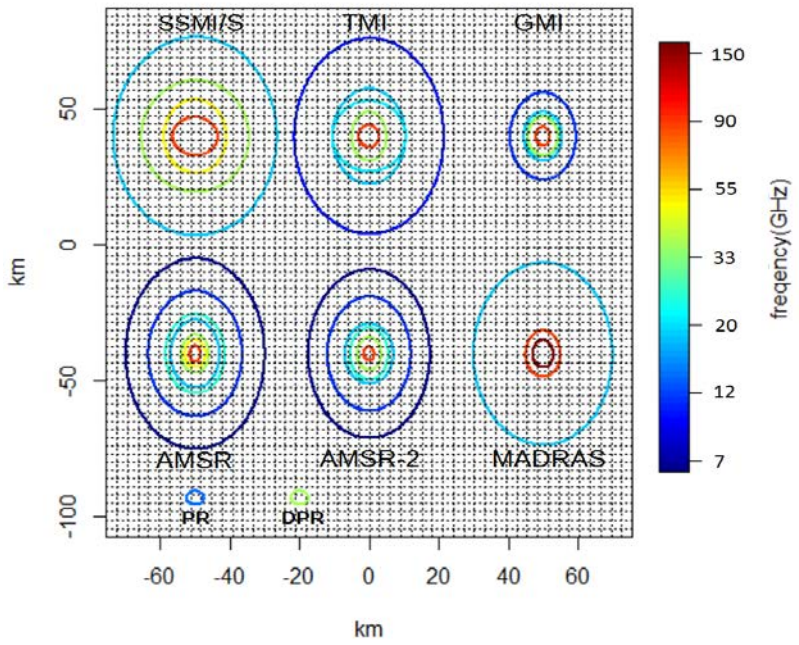


Figure II.1.2

Empreintes au sol à -3dB des imageurs MO SSMI/S, TMI, GMI, AMSR, AMSR-2 et MADRAS ainsi que du PR (TRMM) et du DPR (GPM Core Observatory). La couleur de l'ellipse dépend

de la fréquence du canal (échelle logarithmique). La grille noire superposée correspond à la résolution des images de l'imageur SEVIRI au nadir à 10.8µm.

Imageurs optiques IR/VIS

Les imageurs optiques embarqués sur les satellites géostationnaires réalisent des prises de vue du couvert nuageux dans diverses bandes spectrales des domaines visible et infrarouge. Chaque imageur peut produire une image d'un hémisphère terrestre toutes les 15 ou 30 minutes avec une résolution au sol de 1 à 8 km (selon la bande spectrale) au nadir. Du fait de la non perméabilité des nuages aux ondes optiques seule la partie supérieure des formations nuageuses est observée dans le domaine optique. Les radiances mesurées sont le fait de la réflexion du rayonnement solaire sur le sommet des nuages (pour le VIS) ou de l'émission propre des couches supérieures (IR).

Imageur	Longueurs d'onde IR (µm)	Longueurs d'onde VIS et proche IR (µm)	Plateforme(s)
MVIRI	6.4-11.5	0.7	Metosat 1-7
SEVIRI	3.9-6.2-7.3-8.7-9.7-10.8-12.0-13.4	0.6-0.8-1.6	MSG 1-4
GOES Imager	3.9-6.6-10.7-13.4	0.65	GOES 12-15
MTSAT-2 Imager	3.8-6.8-10.8-12.0	0.68	MTSAT-2
MI	3.7-6.7-10.8-12.0	0.67	COMS
AHI	3.9-6.2-6.9-7.3-8.9-9.6-10.4-11.2-12.4-13.3	0.47-0.51-0.64-0.86-1.6-2.3	Hiwamari 8-9
S-VISSR	3.8-6.8-10.7-12	0.68	FengYun-2 C/D/E
VHRR	6.4-10.5	0.65	Kalpana
MSU-GS	3.75-6.35-8-8.7-9.7-10.7-11.7	0.57-0.72-0.86	Elektro L 1-3

Table I.1.2

Imageurs IR/VIS géostationnaires opérationnels sur la période 2011-2016.

La température de brillance (TB) à 10.8 µm (IR thermique) en particulier permet d'estimer le développement vertical des nuages, les températures les plus froides correspondant aux altitudes les plus élevées [Adler, 1981]. Dès les années 60 plusieurs études ont démontré un lien statistique entre la température de brillance IR et l'occurrence des précipitations [Lethbridge, 1967 ; Arkin, 1979]. Cependant cette relation est encore plus incertaine que celle qui associe la pluie aux mesures MO [Kidd, 2001 ; Todd et al. 2001]. Ainsi l'utilisation de l'infrarouge seul

a dans un premier temps été dédié à l'estimation de la pluie à des échelles très grossières (de l'ordre de 1°, 1 mois) [Barret, 1970].

Plus récemment des méthodes multi-spectrales permettant de tirer avantage de chacun des différents canaux ont été développées [Behrangi et al., 2009 ; Lazri et al 2013, 2014]. Cependant celles-ci ne sont généralement applicables que sous un ensemble de plusieurs conditions. Ainsi les canaux visibles ne sont utilisables que de jour et l'angle d'incidence des rayons solaires doit toujours être pris en compte. Les méthodes multi-spectrales sont généralement développées spécifiquement pour un type de surface (continentale ou océanique) et même pour un régime climatique particulier. De plus la variabilité des canaux disponibles sur les différents imageurs rend difficile leur transposition d'un instrument vers un autre. L'avantage de l'utilisation conjointe de plusieurs bandes spectrales par rapport à l'IR thermique seul a pour l'instant été démontré uniquement aux moyennes et hautes latitudes et sous certaines conditions.

Radars embarqués

De 1997 à 2015 le satellite TRMM a embarqué un radar précipitation (PR) en bande Ku (13.8 GHz). Ce radar fonctionne selon le même principe que les radars au sol, avec un balayage mécanique cross-track et une résolution horizontale de 5 km au sol [Kummerow et al., 1998 ; Shimizu et al., 2008]. La largeur de sa fauchée est de 247 km. Le Dual-frequency Precipitation Radar (DPR) embarqué sur le GPM Core Observatory est quant à lui opérationnel depuis 2014. Il fonctionne aux fréquences 13.6 GHz (bande Ku) et 35.5 GHz (bande Ka) avec une résolution équivalente à celle du TRMM-PR. Sa fauchée est de 245 km en bande Ku et de 120 km en bande Ka. Ces radars permettent une estimation des précipitations plus directe et donc moins incertaine que celle des capteurs passifs. Cependant, de par leur faible nombre et leur fauchée réduite, ils n'observent qu'une très faible fraction des précipitations à l'échelle globale. Alors que les imageurs IR/VIS géostationnaires produisent une image toutes les 15 ou 30 minutes, que la constellation MO permet 6 à 10 observations par jours en un point donné dans les tropiques, le temps de revisite moyen aux basses latitudes est de 1.5 jours pour TRMM-PR et de 5 jours pour le DPR. Les radars embarqués ne sont donc pas utilisables pour le monitoring et le mapping global des précipitations à haute résolution (supérieure à 1° et 1 jour). En revanche les mesures qu'ils produisent permettent d'obtenir des données statistiques sur les champs de pluie et notamment sur leur variabilité spatiale à fine échelle [Nesbitt et al., 2006 ;

Nesbitt et Anders, 2009 ; Biasutti et al., 2012]. Les mesures des radars fournissent également des bases de donnée pour l'entrainement / l'étalonnage des méthodes basées sur les capteurs passifs. Ils produisent aussi des bases d'apprentissage pour les algorithmes de classification [Bellerby et al., 2000 ; Viltard et al., 2006].

II.2) Méthodes multicapteur pour l'estimation globale de la pluie : état de l'art

Aucun des instruments que nous venons de présenter ne permet à lui seul de réaliser le mapping des précipitations à une résolution supérieure à 1° × 1° × 1 jour sur l'ensemble de la ceinture tropicale. Les méthodes générant de tels produits d'estimation quantitative des précipitations (QPE) reposent donc toutes sur la combinaison des données de plusieurs capteurs. Ces produits d'estimation, projetés sur une grille spatio-temporelle régulière, avec un taux de complétion proche de 100% sont appelés produits fusionnés (ou produit de niveau 3 et 4 dans le jargon spatial). Il existe une grande variété d'algorithmes et de produits fusionnés utilisant les multiples capteurs MO et / ou les capteurs IR/VIS. Dans cette thèse, nous nous intéressons particulièrement aux méthodes capables de produire des estimations à très fine échelle, c'est-à-dire mieux résolues que 0.25° × 0.25° × 3h. L'échelle spatiale 0.25° correspond à l'ordre de grandeur des pixels MO. Trois heures est le temps moyen entre deux observations MO avec la constellation disponible sur 2011-2016. Nous choisissons de classer ces méthodes dans deux catégories :

- Les méthodes qui déduisent l'intensité des pluies des observations MO. Ces méthodes se basent sur des observations éparses puisque l'échantillonnage offert par la constellation des capteurs MO est limité. L'intensité de la pluie entre les observations microondes doit donc être interpolée ou simulée par un modèle. Ces méthodes peuvent éventuellement utiliser l'IR géostationnaire pour suivre les déplacements des structures nuageuses entre deux observations MO et réaliser ainsi une interpolation dynamique.

- Les méthodes qui établissent un lien direct entre les températures de brillance IR géostationnaires et l'intensité des précipitations. Ces méthodes peuvent éventuellement utiliser les observations MO comme donnée annexe pour entrainer l'algorithme ou pour ajuster statistiquement les estimations fournies par l'IR.

Méthodes s'appuyant sur les observations MO éparses

Comme nous l'avons évoqué dans la section précédente, les mesures des radiomètres MO embarqués sur les satellites défilants permettent, grâce à des algorithmes tels que GPROF et BRAIN, d'estimer l'intensité de la pluie sous la trace de chaque satellite. Ces estimés sont des produits dits "de niveau 2". Ces estimations sont cependant éparses et même en utilisant l'ensemble des radiomètres disponibles il faut considérer un délai moyen de plusieurs heures entre deux observations en un même point. Considérer la moyenne de plusieurs observations

sur une période donnée et dans une aire donnée permet de réaliser une estimation statistiquement fiable à une échelle grossière [Ferraro, 1997]. La variance d'estimation dépend alors du nombre d'observations indépendantes. En revanche, si nous voulons estimer des cumuls sur des périodes relativement courtes (typiquement moins de trois heures), il n'est pas garanti d'avoir au moins une observation par pas de temps. De plus, même dans le cas où nous avons au moins une observation, celle(s)-ci n'est pas (ou ne sont pas) nécessairement représentative(s) de la pluie moyenne sur toute la période considérée.

Pour les pas de temps où aucune observation MO directe n'est disponible, le champ de pluie doit donc être interpolé ou simulé. Plusieurs méthodes dynamiques, qui prennent en compte le déplacement des systèmes nuageux entre deux observations ont été développées pour réaliser ces interpolations.

L'algorithme CMORPH [Joyce et al. 2004] produit une estimation globale de l'intensité de la pluie toutes les 30 minutes avec une résolution spatiale de 8km. L'algorithme s'appuie sur l'estimation GPROF pour les pas de temps où une observation MO a été réalisée. Pour les autres pas de temps, le champ de pluie est prédit par l'intermédiaire d'un simple modèle d'advection. Cette prédiction consiste à propager les observations MO dans l'espace selon des vecteurs de déplacement (Cloud System Advection Vectors). Ces vecteurs sont quant à eux calculés à partir de l'observation des déplacements des systèmes nuageux sur les images géostationnaires IR. A partir d'une observation MO à un instant t_0 une prédiction est réalisée pour les pas de temps $t_i>t_0$ et une rétro-prédiction est réalisée pour les pas de temps $t_i<t_0$. Au final le champ de pluie estimé entre deux observations MO est une combinaison linéaire de la prédiction à partir de l'observation précédente et le la rétro-prédiction à partir de l'observation suivante.

L'algorithme GSMaP-MVK [Ushio et al., 2009] repose sur une approche similaire pour produire des estimés avec une résolution de 0.1° toutes les heures. Le champ de pluie est prédit à chaque pas de temps par un modèle d'advection. Comme pour CMORPH, les vecteurs de déplacement (Moving Vectors) sont obtenus à partir des images IR géostationnaires. Chaque nouvelle observation MO est assimilée par un filtre de Kalman.

<u>Méthodes reposant sur une relation pluie / TB IR</u>

Nous avons vu que les images IR géostationnaires offrent une résolution spatiale (entre 2.5km et 8km à 10.8 µm) et une répétitivité des observations (de 15 à 30 minutes) très supérieures à celles offertes par les mesures MO. C'est là que réside leur principal avantage pour l'estimation

de la pluie à haute résolution. Pour réaliser cette estimation à partir d'une image IR, une relation doit être établie entre la pluie et la TB mesurée. L'approche empirique a été très largement utilisée pour tenter d'établir cette relation : les images IR sont co-localisées avec des mesures indépendantes de la pluie, et une relation statistique est établie par régression, histogram matching ou table de concordance [Todd et al, 2001]. La relation la plus simple qui puisse être établie est la probabilité de précipitation en fonction d'une valeur seuil de TB. C'est généralement le canal IR thermique à 10.8 µm qui est utilisé car c'est celui qui montre la plus forte corrélation avec la pluie. Les mesures indépendantes de la pluie sont quant à elle fournies soit par des instruments au sol (pluviomètres ou radar), soit par des estimations satellites MO passif ou radar [Todd et al., 2001]. La difficulté principale est d'établir une relation qui soit robuste et adaptée à tout type de climat ou de régime pluviométrique. La robustesse dépend essentiellement du nombre d'observations indépendantes qui forment la base d'apprentissage utilisée pour étalonner la relation TB IR / pluie. La représentativité de cette base d'apprentissage par rapport à chaque scène observée détermine également la qualité de l'estimation. Ainsi considérer plusieurs bases d'apprentissages différenciées en fonction des aires climatiques et des saisons peut rendre l'estimation plus performante. En particulier, l'utilisation d'estimations indépendantes issues d'observations satellites permet de créer un très grand nombre de bases d'apprentissage spécifiques (sur des petites régions et de courtes périodes) ou de générer une base dynamique avec rafraichissement automatique régulier. Une fois la relation entre TB et pluie établie, elle peut être utilisée pour produire une estimation, potentiellement à la résolution même de l'image IR.

Les algorithmes NRL-Blended [Turk et Miller, 2005] et EUMETSAT-MPE [Heinemann et al., 2002] par exemple produisent des estimations à la résolution IR. Pour les deux algorithmes la relation TB IR / pluie est obtenue par histogram matching avec des estimations satellite MO indépendantes. Cependant de nombreux travaux de validation [Turk et al. 209, Sohn et al. 2010] suggèrent que ces méthodes produisent des estimations très incertaines à la résolution IR et qu'il est préférable de ne considérer ces produits qu'agrégés à des résolutions plus grossières.

L'algorithme PERSIANN-CCS [Hong et al., 2004] propose une version raffinée de ces méthodes en tentant d'identifier plusieurs classes de nuages et d'associer une relation TB IR / pluie spécifique à chaque classe. Cette classification repose sur un réseau de neurones et utilise des paramètres de texture calculés localement sur les images IR. La classification est entrainée sur les observations indépendantes fournies par le réseau de radars NEXRAD de la NOAA. Ces observations radar servent également à établir la relation TB IR / pluie pour chacune des classes.

L'algorithme PERSIANN-CCS utilise également les estimations satellite MO disponibles pour ajuster statistiquement les estimations IR.

L'algorithme Tropical Amount of Precipitation with Estimate of ERror (TAPEER) [Chambon et al., 2012], basé sur la méthode Universally Adjusted Geostationary Precipitation Index (UAGPI) est le point de départ de la méthode développée dans cette thèse. Il exploite la relation entre la fraction précipitante (pourcentage d'une aire donnée qui est couvert par la pluie) et la surface observée avec une TB inférieure à un seuil S_{IR} prédéterminé sur les images IR géostationnaires. La détermination du seuil S_{IR} est quant à elle réalisée à partir des observations MO. Nous présentons cette méthode en détails dans la section II.3.

Produits hybrides (multi-algorithmes)

Les performances de toutes les méthodes évoquées précédemment sont très dépendantes du nombre et du type d'observations disponibles. Ainsi le nombre de plateformes et la configuration des constellations MO et IR déterminent en partie la précision des estimations. La configuration des constellations varie au cours du temps avec la mise en orbite de nouveaux instruments, les éventuelles défaillances de ceux-ci, ou le repositionnement de certains satellites [Shimizu et al., 2008 ; Roca et al., 2015]. Enfin, pour ce qui est de la constellation des satellites défilants MO, la densité d'observation dépend de la latitude, et les heures de passage des satellites varient au cours de leur cycle de précession [Chambon et al., 2013 ; Roca et al., 2015]. L'échantillonnage temporel des observations MO est donc irrégulier.

On comprend donc facilement que, quelle que soit la méthode d'estimation, la précision de l'estimé est très variable dans le temps et dans l'espace. De plus, les différentes méthodes produisent des estimations de la pluie dont la précision est également variable en fonction des régions géographiques, des régimes climatiques et des types de systèmes précipitants observés. Certains algorithmes ont été entrainés sur des régions particulières et ont donc des performances réduites en dehors de celles-ci.

Ainsi, la méthode optimale, c'est-à-dire celle produisant l'estimation la plus fiable peut varier en fonction des circonstances. De façon à fournir systématiquement l'observation la plus fiable possible, certains produits combinent différentes méthodes ou alternent entrent celles-ci. C'est le cas du produit TMPA 3B42 qui est en fait le résultat d'une double estimation [Huffman et al., 2007]. Deux estimations sont réalisées par deux algorithmes différents (un algorithme MO

et un algorithme IR). En fonction de plusieurs paramètres (essentiellement en fonction du délai par rapport à l'observation MO la plus proche dans le temps), l'une ou l'autre des deux estimations est considérée comme étant l'estimation optimale.

Développé récemment dans le cadre de la mission GPM, le produit IMERG est obtenu par combinaison des algorithmes CMORPH et PERSIANN-CCS [Huffman et al., 2015]. L'algorithme PERSIANN-CCS produit une première estimation à partir des images IR géostationnaires. Cette estimation est ensuite intégrée au sein du processus CMORPH : à chaque pas de temps, en plus des deux prédictions obtenues par le modèle d'advection de CMPORH, l'estimation fournie par PERSIANN-CCS est assimilée par l'intermédiaire d'un filtre de Kalman.

Ajustement à partir d'observations sol et intégration de données annexes

Certains produits d'estimation satellite sont ajustés a posteriori à partir des mesures de réseaux de pluviomètres. Les mesures des pluviomètres peuvent être assimilées par filtre de Kalman [Mega et al., 2014] ou par des méthodes géostatistiques [Verdin et al., 2016]. D'autres méthodes plus rudimentaires forcent la distribution statistique des estimés satellite vers celle des mesures sol par histogram matching. Cette correction a généralement pour effet de diminuer localement les biais quantitatifs affichés par les produits satellite bruts [Gosset et al., 2013] ; notons que dans certains cas l'effet sur d'autres critères de performance tels que l'erreur quadratique moyenne peut être négatif. La qualité de cette correction est bien entendu très dépendante de la densité locale du réseau de pluviomètres. Contrairement aux données satellite, les mesures des pluviomètres, en particulier dans les régions tropicales, ne sont généralement pas transmises en temps réel aux organismes qui assurent la production des produits d'estimation. Ainsi, alors que les produits utilisant uniquement des données satellite sont potentiellement disponibles quelques heures après les observations, ceux qui intègrent des mesures sol sont distribués seulement après plusieurs semaines. Plusieurs organismes proposent ainsi deux versions d'un même produit : une version "temps réel" (RT) à partir des données satellite seules et une version post-corrigée à partir des données sol. La version post-corrigée du produit TMPA 3B42 (v7) est débiaisée à l'échelle mensuelle à partir des mesures des pluviomètres GPCC [Yong et al., 2015]. L'algorithme IMERG utilise la même méthode pour produire une estimation finale ajustée. Des versions débiaisées des produit CMORPH et PERSIANN-CCS à partir de mesures de pluviomètres ont également été développées [Xie et al., 2011 ; Boushaki et al., 2009].

Plusieurs autres types de données annexes sont parfois utilisés pour appuyer l'estimation satellite. Les produits d'analyse des températures par exemple peuvent permettre de discriminer les différents types de précipitations (pluie, neige ou grêle). Les produits d'analyse de la couverture neigeuse permettent d'identifier les surfaces couvertes en neige ou glace et éviter ainsi une mauvaise interprétation des températures de brillances mesurées par les radiomètres. Les modèles numériques de terrain (MNT) peuvent aussi être utilisés pour améliorer l'estimation des précipitations orographiques.

II.3) La méthode UAGPI et l'algorithme TAPEER

Cette thèse s'appuie essentiellement sur les champs produits par l'algorithme Tropical Amount of Precipitation with Estimate of Error [Chambon, 2011]. L'algorithme TAPEER, développé dans le cadre de la mission Megha-Tropiques [Roca et al., 2015] produit des estimations de la pluie à une résolution de 1° × 1° × 1 jour à partir des images IR géostationnaires. L'algorithme est entrainé localement à partir d'estimations satellite MO (produites par l'algorithme BRAIN dans l'implémentation actuelle). La résolution finale du produit TAPEER est issue d'un choix méthodologique, consistant à agréger les estimations à une résolution relativement grossière à laquelle il est prouvé que la méthode est robuste. La méthode peut potentiellement être appliquée à une résolution beaucoup plus fine, avec comme limite absolue la résolution des images IR géostationnaires. L'objectif de cette thèse est de tester la capacité de la méthode à produire des estimations à fine échelle et de l'adapter en conséquence. Une particularité de l'algorithme TAPEER est d'associer à chaque estimation une variance d'estimation qui quantifie l'incertitude.

Estimation du cumul journalier par la méthode UAGPI

La méthode Universally Adjusted Geostationary Precipitation Index [Xu et al, 1999] repose sur la détection des aires pluvieuses sur les images IR géostationnaires à 10.8 µm, selon le principe simple que les zones affichant une température de brillance inférieure à un seuil donné peuvent être considérées comme précipitantes. Cependant ce seuil peut varier en fonction des aires climatiques, des saisons et des types de systèmes précipitants observés. La force de l'algorithme repose sur sa capacité à déterminer la valeur du seuil optimal pour chaque jour sur une aire de 1° × 1°. La détermination de ce seuil, se fait lors de l'étape d'apprentissage, à partir d'observations MO colocalisées avec les images IR. L'estimation du cumul pluvieux sur un "volume" 1° × 1° × 1 jour est réalisée selon la séquence suivante (également représentée par la figure II.3.1) :

- Un volume d'apprentissage élargi est défini autour du volume d'intérêt. Dans l'implémentation actuelle de TAPEER ce volume d'apprentissage est de 3° × 3° × 1 jour. Le volume doit être suffisamment réduit pour garantir une certaine homogénéité climatique à l'intérieur de celui-ci (représentativité de la base), et suffisamment grand pour permettre une nombre minimal d'observation MO pour l'apprentissage (robustesse de l'apprentissage) [Chambon et al. 2013]. Le volume de 3° × 3° × 1 jour est considéré

comme optimal avec la constellation des radiomètres MO disponible sur la période 2012-2014.

- Toutes les observations MO dans le volume d'apprentissage sont colocalisées avec les images IR géostationnaires. Les taux de pluie R_{MO} estimés par l'algorithme BRAIN sont comparés avec les températures de brillances infrarouge TB_{IR} à 10.8 µm.
- Les histogrammes des données colocalisées sont comparés. Ceci permet de déterminer le seuil S_{IR} tel que le taux de pixels IR plus froids que ce seuil ($TB_{IR}<S_{IR}$) corresponde au taux de pixels MO pluvieux ($R_{MO}>0$) sur l'ensemble des données d'apprentissage.
- Le seuil S_{IR} est appliqué sur toutes les images IR dans le volume d'estimation 1° × 1° × 1 jour. On obtient donc un masque I_{TAPEER} (une image binaire) à la résolution des images IR, que l'on interprète comme une détection pluie / non pluie. Le taux de pixels plus froids que S_{IR} fournit une estimation $\widehat{FP}$ de la fraction précipitante à la résolution 1° × 1° × 1 jour.
- Parallèlement, un second volume d'apprentissage, encore plus large (5° × 5° × 5 jours), et centré sur le volume d'estimation est défini. A partir de toutes les estimations microonde BRAIN dans ce volume, un taux de pluie moyen conditionnel $\widehat{R_+}$ est déterminé. C'est le taux de pluie moyen calculé en excluant les pixels non pluvieux ($R_{MO}=0$).
- Au final l'estimation TAPEER à 1° × 1° × 1 jour est le produit des deux quantités estimées :

$$\hat{R} = \widehat{FP} \times \widehat{R_+} \quad (II.3.1)$$

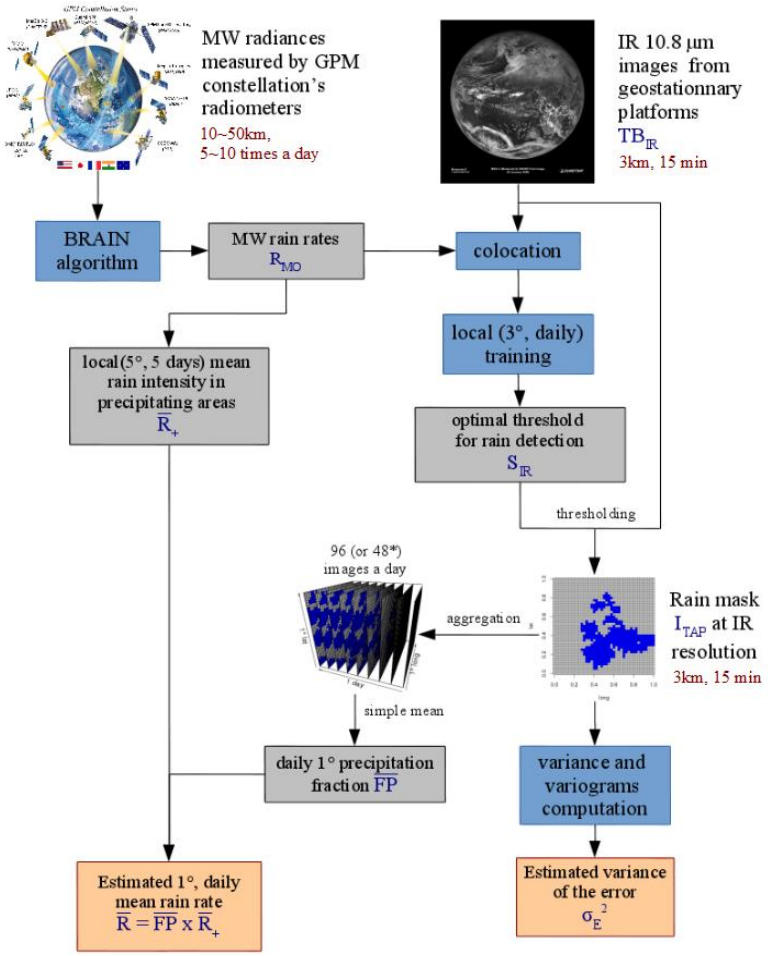


Figure II.3.1

Flow chart simplifiée de l'algorithme TAPEER.

**Une image toutes les 15 minutes ou 30 minutes selon le satellite géostationnaire couvrant la zone.*

Calcul de la variance de l'erreur d'estimation

L'algorithme TAPEER associe à chaque estimation $\hat{R}$ à la résolution degré jour une variance d'estimation qui quantifie une part de l'incertitude sur l'estimé. Cette variance d'estimation est calculée comme la variance d'estimation de la moyenne d'une population à partir d'un échantillon observé de cette population. Elle est en fait la variance d'échantillonnage de l'estimation de FP.

Si A est un ensemble de N réalisations indépendantes x_n de la variable aléatoire X. Si X suit une loi de distribution quelconque de variance var(X) = σ^2. O est un sous ensemble de n_o éléments de A représentant sa partie observée. La variance d'estimation de la valeur moyenne $\bar{A}$ de X sur A à partir de la partie observée O est :

$$var(\bar{A} - \bar{O}) = \sigma^2 \frac{N - n_0}{N\, n_o} \quad (II.3.2)$$

Dans le cas où le nombre d'éléments observés est très petit par rapport au nombre d'éléments de A, $n_o << N$:

$$var(\bar{A} - \bar{O}) = \frac{\sigma^2}{n_o} \quad (II.3.3)$$

Dans la méthode TAPEER la formule est appliquée pour estimer la variance d'estimation sur $\widehat{FP}$ qui est la moyenne de n_o observations indépendantes du masque pluie / non pluie. Dans ce cas, σ^2 est donc la variance du masque. Si la formule II.3.3 est relativement simple, la détermination du nombre d'observations indépendantes n'est pas triviale. En effet, parce que le masque pluie / non pluie est autocorrélé spatialement et temporellement, chaque pixel ne peut être considéré comme une réalisation indépendante. Cependant, il est possible d'assimiler un ensemble de n_p observations corrélées à un ensemble de n_o observations indépendantes (avec $n_o < n_p$) en prenant en compte le "degré de corrélation" entre les observations. Le nombre de réalisations indépendantes d'une variable autocorrélée dans un certain volume peut être estimé à travers l'analyse de la fonction d'autocorrélation [Bell et Kundu, 2000], ou d'un proxy de cette dernière, tel qu'un variogramme [Roca et al., 2010] ou un spectre de Fourier [North et Nakamoto, 1989]. Pour l'algorithme TAPEER, n_0 est estimé à partir des variogrammes spatiaux et temporels calculés empiriquement sur le masque pluie / non pluie :

$$n_o = \frac{\Delta X\, \Delta Y\, \Delta T}{\delta x\, \delta y\, \delta t} \quad (II.3.4)$$

Où ΔX, ΔY et ΔT sont les dimensions du volume d'estimations, soit 1° × 1° × 1 jour. δx et δy sont les distances de décorrélation spécifiques des variogrammes spatiaux dans les directions est-ouest et nord-sud. Ces distances de décorrélation correspondent aux portées des variogrammes spatiaux théoriques (avec un modèle de variogramme exponentiel) qui approximent au mieux les variogrammes empiriques. L'algorithme TAPEER suppose une isotropie dans l'autocorrélation spatiale du masque, ce qui impose δx = δy. Dans les faits, un seul variogramme spatial (isotrope) est donc calculé. De la même façon, la période de décorrélation spécifique δt est la portée du variogramme temporel théorique (avec un modèle exponentiel également).

II.4) Validation des produits fusionnés à l'échelle un degré, un jour

Pour évaluer un produit d'estimation quantitative de la pluie il est nécessaire de comparer celui-ci avec une seconde estimation indépendante qui sert alors de référence. Quelle que soit la résolution considérée, la première difficulté qui se pose pour la validation des QPE est la question de la disponibilité d'une telle référence et de la qualité de celle-ci. Pour la plupart des travaux de validation publiés cette référence consiste en des mesures par pluviomètres [Sapiano et Arkin, 2009 ; Gebremichael et al. 2014)], ou par des radars au sol.

Cependant, ces références, comme toutes les estimations quantitatives des précipitations, contiennent nécessairement une part d'incertitude propre. Les radars, comme les satellites réalisent des mesures indirectes. La relation entre la réflectivité mesurée et l'intensité de la pluie n'est pas triviale et est variable [Uijlenhoet et Pomeroy, 2001 ; Gosset et al., 2010]. Quant au pluviomètre, l'échantillonnage spatio-temporel qu'il offre est fondamentalement très différent de celui du satellite. La comparaison entre les mesures pluviomètre et les QPE satellite n'est donc possible qu'en faisant des hypothèses fortes sur la régularité spatio-temporelle des champs de pluie [Roca et al. 2010, Kirstetter et al., 2013]. Sous ces hypothèses de régularité, il est possible d'interpoler les mesures de plusieurs pluviomètres pour produire une estimation surfacique comparable à celle issue des satellites, mais encore une fois, cette interpolation est génératrice d'incertitude.

Le cas le plus simple est celui où l'incertitude sur la donnée de référence est suffisamment faible pour être négligée devant l'incertitude associée au QPE évalué. Pour pouvoir faire cette hypothèse il est nécessaire d'avoir une information sur la magnitude de l'incertitude sur la référence.

Quelle référence pour la validation ?

A l'échelle du degré jour, dans les tropiques, la validation des QPE satellite se fait généralement par comparaison avec des mesures par pluviomètres [Roca et al., 2010 ; Kirstetter et al, 2013 ; Gosset et al., 2013]. Pour les raisons que nous avons évoquées précédemment, liées à la représentativité spatiale de sa mesure, un pluviomètre unique ne peut fournir une estimation fiable du cumul pluviométrique journalier sur une surface de 1° par 1° (soit environ 10^4 km²). Ainsi seules les estimations surfaciques obtenues par interpolation de plusieurs pluviomètres sont réellement comparables à l'estimation satellite, elle-même obtenue par moyennage spatial

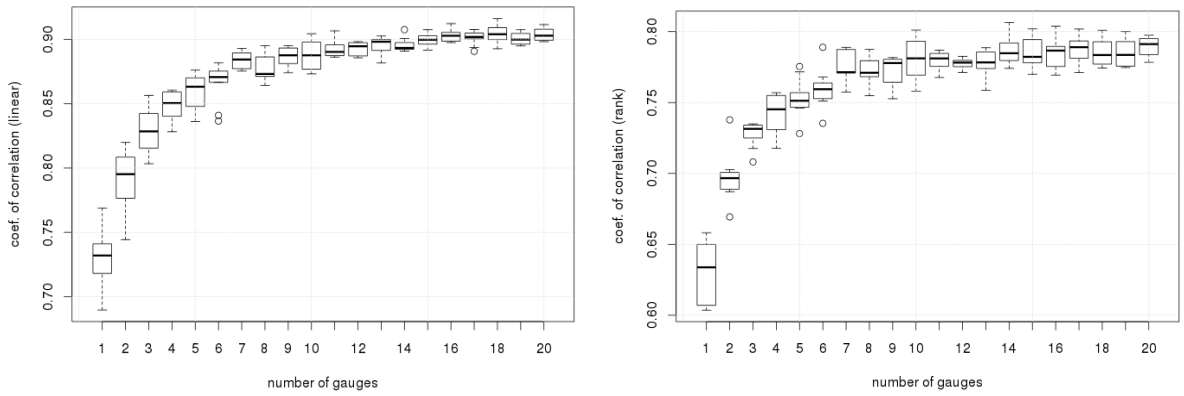
et temporel. En négligeant les éventuelles erreurs affectant la mesure ponctuelle de chaque pluviomètre, l'incertitude sur la référence sol est alors directement dépendante de la densité du réseau de pluviomètres. L'hypothèse selon laquelle l'incertitude sur la référence sol est négligeable par rapport à l'erreur associée à l'estimé satellite sera donc vérifiée seulement si le réseau de pluviomètres a une densité suffisante à l'endroit où est réalisée la comparaison. La figure II.4.1 montre l'évolution de différents critères d'évaluation quantitatifs d'un QPE satellite, calculés par comparaison avec le réseau dense AMMA-CATCH au Niger (voir annexe A) lorsque le réseau est volontairement dégradé. Il apparait qu'au Niger, il est nécessaire d'avoir au minimum une quinzaine de pluviomètres sur une surface de 1°×1° pour que l'erreur d'interpolation n'affecte pas significativement les scores calculés à l'échelle journalière. Cette densité minimale est évidement variable en fonction des régions et des régimes climatiques : plus la valeur du cumul journalier est variable spatialement, plus il est nécessaire d'avoir une densité de pluviomètres élevée.

Outre les mesures fournies par les réseaux denses de pluviomètres, les produits issus de la fusion de mesures pluviomètres et radar peuvent également constituer une référence de qualité suffisante pour la validation des QPE satellite à l'échelle degré jour. Ces produits permettent de compenser la faiblesse des pluviomètres en terme d'échantillonnage spatial grâce au radar qui offre une couverture spatiale plus complète, tout en limitant les biais et erreurs aléatoires liés aux indéterminations dans la relation entre l'intensité de la pluie et la réflectivité mesurée par le radar.

Au final le développement des méthodes d'estimation de la pluie par satellite se trouve confronté à un paradoxe :

- Les QPE satellite ont un intérêt particulier dans les zones faiblement instrumentées.
- La validation et la calibration de ces QPE est particulièrement difficile dans les zones faiblement instrumentées.

Ce constat appelle au développement de méthodes d'estimation robustes, dépendant le moins possible de paramètres climatiques locaux.



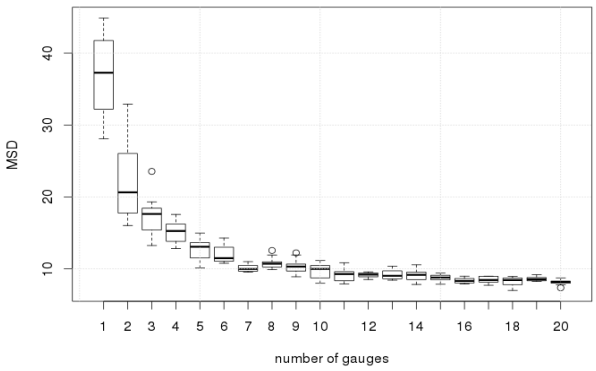


Figure II.4.1

Evolution des coefficients de corrélation linéaire (haut, gauche) et de rang (haut droite) de la différence quadratique moyenne en (mm/jour)², (bas) entre la série temporelle estimées par TAPEER et celles estimées par interpolation des pluviomètres du réseaux AMMA-CATCH au Niger en fonction de la densité du réseau de pluviomètres. Les réseaux « dégradés » sont générés par sous-échantillonnages aléatoires du réseau complet. La comparaison est faite à la résolution un degré et un jour sur la période 2011-2014.

<u>Prise en compte de l'incertitude sur la référence sol</u>

Quand l'incertitude sur la donnée de référence n'est pas négligeable devant l'erreur associée à l'estimation satellite, celle-ci doit être prise en compte afin d'estimer quelle part de la différence entre les deux jeux de données a réellement pour origine l'erreur d'estimation satellite. Ceci nécessite donc que cette incertitude sur la référence soit caractérisée quantitativement. Pour les mesures pluviomètres, nous avons évoqué le krigeage comme une méthode d'interpolation géostatistique qui associe une variance d'interpolation à chaque valeur interpolée. Des méthodes d'évaluation empiriques de type "cross-validation", "bootstrap" ou "data denial" [Haberlandt et al. 2007] peuvent également permettre quantifier l'incertitude lorsque l'on a affaire à des données interpolées.

Considérons une série $R_{ref}(i)$ de mesures de taux de pluie avec :

$$R_{ref} = R + \varepsilon_{ref} \quad (II.4.1)$$

Où R est la valeur "vraie" du taux de pluie.

La valeur estimée de R par les observations satellite est :

$$R_{sat} = \alpha + \beta R + \varepsilon_{sat} \quad (II.4.2)$$

Nous avons ainsi défini un modèle statistique de type "errors-in-variable" [Carroll et al. 2006]. A partir d'une telle représentation il est possible sous certaines hypothèses de déterminer les paramètres qui lient R_{sat} à R à partir de la comparaison de R_{sat} et R_{ref}.

Le cas le plus simple est celui où l'on suppose que l'estimation satellite et la référence sol sont seulement affectées par une erreur additive d'espérance nulle. Dans ce cas :

$$\alpha=0, \quad \beta=1 \quad \text{et} \quad R_{sat} - R_{ref} = \varepsilon_{sat} - \varepsilon_{ref} \quad (II.4.3)$$

En supposant que ε_{sat} et ε_{ref} sont indépendants, que la variance σ^2_{ref} de ε_{ref} est connue, la variance σ^2_{dif} de R_{sat} - R_{ref} estimée à partir des données, alors on peut calculer la variance σ^2_{sat} de ε_{sat} par simple décomposition de la variance :

$$\sigma^2{}_{sat} = \sigma^2{}_{dif} - \sigma^2{}_{ref} \quad (II.4.4)$$

Quand en plus de σ^2_{sat}, α et β sont inconnus, ils peuvent être estimés par une approche de type "total least square" [Markovsky et Van Huffel, 2007]. Cependant, cette approche repose sur une série d'hypothèses qui ne sont pas généralement vérifiées en matière d'estimation de la pluie. Parmi ces hypothèses :

- Les variables R, ε_{sat} et ε_{ref} doivent être indépendantes.
- ε_{sat} et ε_{ref} doivent être homoscédastiques, c'est-à-dire que leur variance doit être identique pour toutes les observations.

L'homoscédasticité n'est pas une hypothèse raisonnable pour une estimation réalisée à partir d'observations par ensemble hétérogène de capteurs embarqués, dont l'échantillonnage spatio-temporel est irrégulier. De plus, même pour un système d'observation stable, la non stationnarité du processus de précipitation entraine nécessairement une estimation hétéroscédastique.

L'hypothèse de l'indépendance entre l'erreur ε et le taux de pluie R est également critiquable. En effet, de nombreux travaux [McMillan et al., 2011 ; Tian et al., 2013] suggèrent de

considérer que la variance de l'erreur σ^2 augmente quand la valeur de R est élevée. Ceci invite à considérer un modèle d'erreur de type multiplicatif avec :

$$R_{sat} = \alpha R^{\beta} \times e^{\varepsilon_{sat}} \quad (II.4.5)$$

$$R_{ref} = \gamma R^{\delta} \times e^{\varepsilon_{ref}} \quad (II.4.6)$$

Où les termes d'erreur ε_{sat} et ε_{ref} sont d'espérance nulle et de variance constante.

Cependant les travaux cités précédemment montrent que cette approche n'est elle non plus pas pleinement satisfaisante en particulier pour les valeurs faibles de R. D'autres modèles d'erreur plus complets permettent de considérer simultanément des erreurs multiplicatives et additives. Cependant, l'utilisation de modèles mixtes entraine l'augmentation du nombre de paramètres à estimer, ce qui peut conduire à une sur-paramétrisation du problème (risque d'overfitting lors de la détermination des paramètres).

Dans certains cas, l'hypothèse d'indépendance de ε_{sat} et ε_{ref} peut également être mise en défaut. Cela peut être le cas notamment pour les QPE satellite qui intègrent des mesures sol ou lors de l'inter-comparaison de deux QPE satellite. Même en considérant deux systèmes d'observations a priori parfaitement disjoints, il est toujours possible que leurs erreurs soient corrélées par exemple si leurs fonctions d'échantillonnage sont identiques ou similaires.

Le problème de la comparaison de deux séries de données affectées par des erreurs de mesures n'est pas spécifique aux sciences atmosphériques. Dans le domaine de l'astrophysique, Kelly (2007) a proposé une méthode bayésienne reposant sur une méthode de type Monte Carlo à chaine de Markov pour la régression linéaire quand chacune des séries de données est affectée par une erreur de mesure additive hétéroscédastique. A partir d'un modèle d'erreur aditif (équations II.4.1 et II.4.2) la méthode permet d'estimer la corrélation entre R_{sat} et R ainsi que les paramètres α, β et σ^2_{sat}. La variance σ^2_{ref} est elle supposée connue pour chacune des valeurs de la série R_{ref}. La méthode a été adaptée pour la comparaison des séries de mesures de cumuls pluviométriques [Roca et al., 2010]. La figure II.4.3 illustre la régression linéaire entre l'estimation TAPEER et les mesures des pluviomètres AMMA-CATCH au Niger en prenant en compte l'incertitude sur les données sol (variance de krigeage) par cette méthode. Nous constatons que, même en utilisant un réseau dégradé (4 pluviomètres), nous pouvons estimer une corrélation de 0.87 entre R_{sat} et R, ce qui est comparable à celle que nous obtenons en utilisant le réseau complet, alors que la corrélation apparente entre R_{sat} et R_{ref} est seulement de 0.77. La même méthode, utilisée avec le réseau complet (figure II.4.4) permet de confirmer

l'hypothèse que, dans cette configuration, l'erreur sol est négligeable puisque la corrélation estimée n'est pas significativement différente de la corrélation apparente. La méthode est utilisée ici en prenant en compte uniquement les jours où et la mesure des pluviomètres et l'estimation satellites sont non nulles. La corrélation estimée est donc une corrélation conditionnelle.

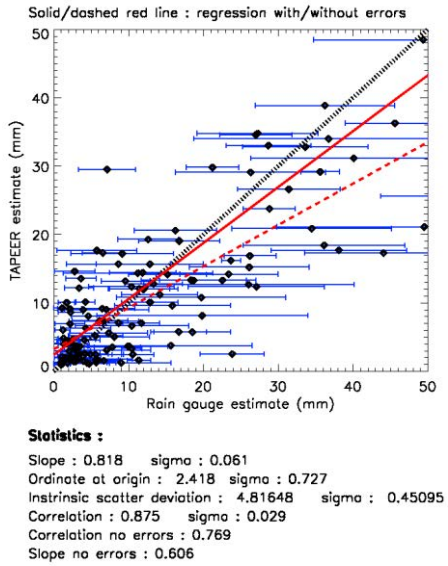


Figure II.4.3

Illustration de la régression linéaire entre R_{sat} et R en prenant en compte l'incertitude associée à chaque valeur de R_{ref} estimée à partir de 4 pluviomètres seulement par la méthode Kelly-Roca. Le coefficient de corrélation estimée entre R_{sat} et R est de 0.875 (±0.029) alors que le coefficient corrélation entre R_{sat} et R_{ref} est de 0.769. Estimations à la résolution un degré et un jour, Niger, 2011-2014.

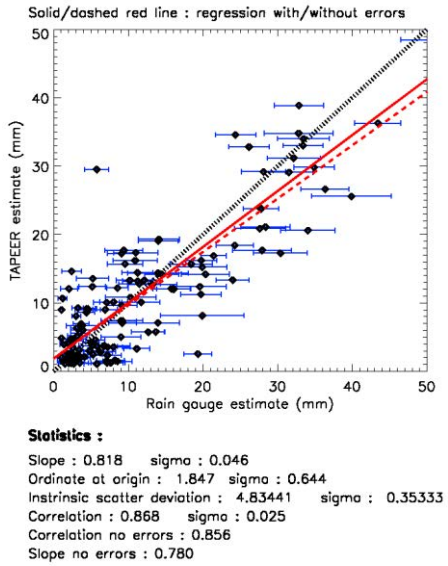


Figure II.4.4

Illustration de la régression linéaire entre R_{sat} et R en prenant en compte l'incertitude associée à chaque valeur de R_{ref} estimée à partir du réseau AMMA-CATCH complet (environ 40 pluviomètres). Par la méthode Kelly-Roca. Le coefficient de corrélation estimée entre R_{sat} et R est de 0.868 (±0.025), proche de celui entre R_{sat} et R_{ref} à 0.856. On peut considérer alors que l'erreur associée à R_{ref} est négligeable. Estimations à la résolution un degré et un jour, Niger, 2011-2014.

Si les méthodes évoquées ici permettent de séparer les erreurs aléatoires affectant chacun des deux jeux de données comparés, leurs biais respectifs ne sont en revanche pas discernables. Le modèle d'erreur additif (équation II.4.1) suppose donc que l'estimée de référence est conditionnellement non biaisée. De façon générale l'effet des erreurs associées à la référence sur les biais apparents lors de la comparaison avec les estimations satellite est non trivial. En effet même dans le cas où les deux jeux de données comparés sont conditionnellement non biaisés, les erreurs aléatoires d'espérance nulle ε_{ref} et ε_{sat} peuvent générer des biais conditionnels apparents.

L'incertitude sur la référence sol est particulièrement critique lorsqu'il s'agit d'évaluer le taux de détection et le taux de fausse alarme. En effet, ce qui apparait comme une détection erronée à partir des observations satellite peut être en réalité un défaut de détection de la référence sol. En particulier les réseaux de pluviomètres, de par leur échantillonnage spatial très réduit, sont sujets à la non-détection quand les systèmes précipitants sont de taille réduite. Cet effet est particulièrement difficile à prendre en compte puisqu'il faudrait pour cela connaître la probabilité $P(R_{vrai}>0 \mid R_{ref} = 0)$ qui par définition dépend de paramètres non observés. Pour la plupart des modèles d'erreur hétoroscédastiques, $\sigma^2{}_{ref} = 0$ quand $R_{ref} = 0$, c'est le cas par exemple pour la variance théorique de krigeage qui est nulle si toutes les observations sont nulles. De tels modèles d'erreurs ne sont donc pas adaptés pour prendre en compte les éventuelles défauts de détection dans la référence sol.

<u>Résultats de validation à un degré et un jour dans les tropiques</u>

Dans cette section sont présentés succinctement les résultats des travaux qui ont permis de valider les estimations TAPEER à un degré et un jour sur trois sites instrumentés en Afrique de l'Ouest durant la saison des pluies 2012. Trois réseaux denses de pluviomètres couvrant chacun une région de 1° par 1° au Niger, Bénin, et Burkina Faso composés respectivement de 40, 40 et 15 pluviomètres ont produit les estimations des cumuls qui ont servi de de référence pour cette validation (voir annexe A). Les mesures individuelles des pluviomètres ont été interpolées par krigeage de bloc afin de produire les moyennes journalières à un degré. En zone soudano-sahélienne (Niger et Burkina Faso) sur l'ensemble de la saison des pluies 2012 (avril-octobre), le produit TAPEER ne présente pas de biais significatifs. Les biais quantitatifs observés sont en effet de 4% au Niger et de 1% au Burkina Faso pour des cumuls saisonniers respectifs de 574mm et 845mm selon les pluviomètres. Au Benin le produit TAPEER montre un déficit de

11% sur un cumul saisonnier de 1387mm. Pour l'analyse de la corrélation linéaire entre les estimations TAPEER et la référence sol à la résolution un degré et un jour les séries ont été réduites à l'ensemble des jours pour lesquels le cumul sol est supérieur à 1mm. Le coefficient de corrélation calculé entre les deux séries est de 0.82 au Bénin, 0.85 au Niger et de 0.94 au Burkina Faso. Les résultats de la validation sur une période plus étendue (2012-2014) doivent être publiés prochainement dans l'article Gosset et al. en cours de rédaction ; ils confirment les bonnes performances de TAPEER en Afrique de l'Ouest.

De très nombreuses études portant sur la validation des QPE fusionnés montrent des performances variables dans les tropiques, selon les aires, les saisons et les produits considérés. Les zones côtières et/ou montagneuses sont celles où l'estimation demeure la plus problématique [Maggioni et al, 2016]. Cependant, dans les aires ou les précipitations proviennent essentiellement de systèmes convectifs organisés telles que l'Afrique de l'Ouest, les performances des résolutions de l'ordre de un degré et un jour en terme d'identification des jour pluvieux (fausse alarme et non détection), et de corrélation des cumuls par rapport à une référence supposée fiable sont généralement satisfaisantes [Gosset et al. 2013] (FA et ND autour de 10% et corrélations supérieures à 0.7). Certains produits (parmi ceux qui n'intègrent pas d'observations sol) présentent cependant des biais quantitatifs très importants (parfois supérieurs à 100%) [Gosset et al. 2013]. Comparativement, les très faibles biais du produit TAPEER sont remarquables. Notons qu'une fois que les biais identifiés et quantifiés, ceux-ci peuvent être corrigés par des méthodes statistiques très simples [Guilloteau et al., 2014 ; Casse et al. 2015].

Chapitre III : Intermittence et variabilité, le rôle de la détection dans l'estimation des hauteurs de pluie cumulées

III.1) Seuil de détection et fraction précipitante

III.2) Analyse multi-échelle de la relation entre FP et *R*

A l'échelle un degré et un jour

Aux échelles plus fines qu'un degré et un jour

III.3) L'identification pluie / non pluie à partir des capteurs embarqués passifs

UAGPI avec bases d'apprentissage différenciées

Considérant que la méthode UAGPI est validée en Afrique de L'Ouest à la résolution un degré et un jour, se pose la question de l'applicabilité de la méthode à une résolution plus fine. Nous rappelons que l'algorithme TAPEER s'appuie sur un produit intermédiaire qui est un masque de détection des aires précipitantes à une résolution de 2.8 km avec une image toutes les 15min. Nous nous intéressons donc en premier lieu à la question de la détection de la pluie à haute résolution. L'objectif de ce chapitre et du chapitre suivant est de déterminer quelle quantité d'information peut être tirée du masque I_{TAPEER} dans l'optique de l'estimation quantitative des hauteurs de pluie à des résolutions plus fines que un degré et un jour.

Le caractère intermittent des précipitations et ses conséquences sur les propriétés statistiques des champs de pluie a été évoqué dans la partie I.2. Nous avons établi qu'afin de simplifier le problème de son estimation quantitative il peut être avantageux de considérer la variable R comme le produit d'une indicatrice I par un taux de pluie strictement positif R_+. En effet les problèmes de détection (ou plus généralement de classification) et les problèmes d'estimation sont généralement traités avec des approches différentes, le premier type faisant appel à des lois de distribution discrètes (non dérivables) et le second à des lois continues. Avec la notation $R = I \times R_+$, la moyenne de R sur un volume spatio-temporel ΔX×ΔY×ΔT est naturellement $\bar{R} = FP \times \overline{R_+}$, où la fraction précipitante FP est la moyenne de I sur ΔX×ΔY×ΔT et le taux de pluie conditionnel moyen $\overline{R_+}$ est la moyenne de R_+ sur ΔX×ΔY×ΔT. Nous avons également vu dans la partie II.3 que les hauteur d'eau cumulées estimées par TAPEER reposent sur deux estimations indépendantes de FP et $\overline{R_+}$ à un degré et un jour. Dans ce chapitre, nous tentons de déterminer l'importance relative de chacun des deux termes pour expliquer la variabilité de $\bar{R}$. En particulier, pour une méthode telle que l'UAGPI reposant essentiellement sur la détection des aires pluvieuses à partir des observations IR, il est nécessaire d'évaluer quelle part de la variabilité de $\bar{R}$ peut être appréhendée à partir de la connaissance seule de FP. Il est évident que la réponse à cette question dépend très largement de la résolution ΔX×ΔY×ΔT considérée. C'est pourquoi, dans cette partie, nous nous attachons à caractériser la relation entre FP et $\bar{R}$ sur une large gamme d'échelles allant de un degré et un jour jusqu'à l'échelle de résolution des images IR géostationnaires, soit 2.8km et 15min.

III.1) Seuil de détection et fraction précipitante

Nous avons évoqué dans la partie I.2 le fait que la distinction des aires précipitantes ou non précipitantes est dans les faits toujours relative à un seuil d'intensité *S*, correspondant à la l'intensité de la pluie la plus faible qui puisse être détectée par l'instrument (les instruments) de mesure considéré(s). Une fraction précipitante, qui est en fait la valeur moyenne d'une indicatrice *I* sur une certaine surface et une certaine durée est donc toujours définie relativement à un seuil de détection *S*. Parce que l'espérance de FP est par définition égale à la probabilité que l'intensité *R* soit supérieure à *S*, la valeur de *S* peut avoir une grande influence sur les propriétés statistiques de FP.

La figure III.1.1 est une représentation de la probabilité de dépassement de *S*, pour *S* compris entre 0 et 2 mm/h, calculée sur les données du radar Xport au Burkina Faso (voir annexe A) à différentes résolutions. Il apparait que dans la gamme des taux de pluie très faibles (inférieurs à 0.5 mm/h), une faible variation du seuil de détection *S* peut entrainer une variation importante de l'espérance de FP. Cependant, pour les régimes de pluie dominés par la convection profonde, ces taux de pluie faibles représentent un faible pourcentage du cumul saisonnier (figure III.1.2). Ainsi, à la résolution 3.5 km et 15 minutes abaisser le seuil de détection de 0.8mm/h à 0.2mm/h entraine un doublement des surfaces pluvieuses détectées (figure III.1.1) alors que la variation en terme de hauteurs d'eau cumulées est inférieure à 3% (figure III.1.2). Hamada et Tabayaku (2015) ont montré qu'abaisser la sensibilité du Dual-frequency Precipitation Radar embarqué sur le GPM Core Observatory de 18dBZ à 12dBZ entraine une augmentation de 21% des surfaces détectées comme pluvieuses (figure III.1.3). En revanche, parce que les intensités concernées sont très faibles (entre 0.15 e 0.30 mm/h), en terme de cumul, la différence n'est que de 1.9%.

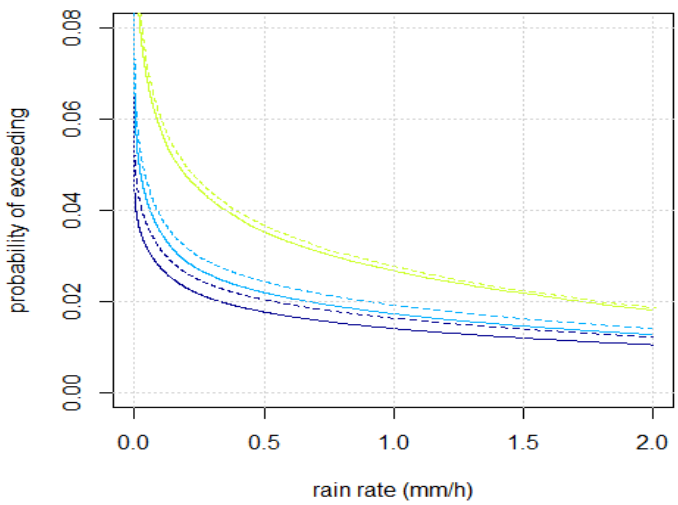


Figure III.1.1

Probabilité de dépassement entre 0 et 2mm/h. Données Xport Burkina Faso, Mai-Octobre 2012 et 2013. Bleu : 1/32° (3.5km), bleu clair : 1/8°, vert clair : 1/2°. Ligne pleine : cumul à 15 minutes, ligne pointillée : cumul à 30 minutes.

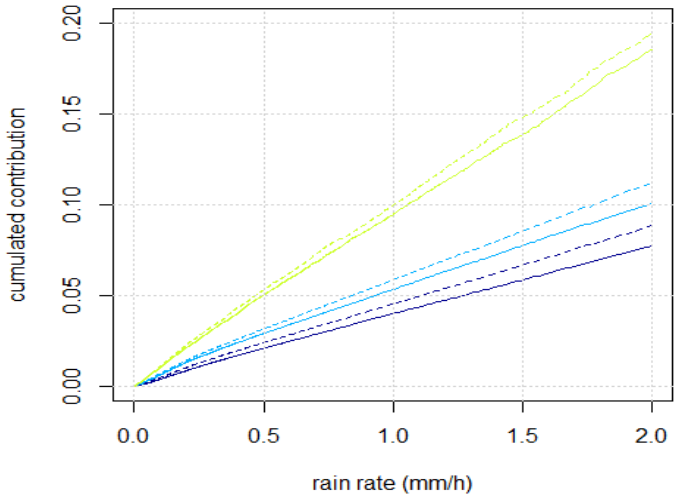


Figure III.1.2

Contribution au cumul des taux de pluie inférieur à S en fonctions de S. Données Xport Burkina Faso, Mai-Octobre 2012 et 2013. Bleu : 1/32° (3.5km), bleu clair : 1/8°, vert clair : 1/2°. Ligne pleine : cumul à 15 minutes, ligne pointillée : cumul à 30 minutes.

Si la dépendance de l'espérance de FP à la valeur de *S* était a priori évidente, il apparait d'après la figure III.1.1 qu'elle dépend également de la résolution spatio-temporelle de l'indicatrice *I* dont elle dérive. Cela s'explique par la variabilité et le caractère intermittent de la pluie à fine échelle. En effet si l'intensité moyenne de pluie sur une surface $\Delta x \times \Delta y$ est supérieure à S, elle ne l'est pas nécessairement sur toute sous-division de cette surface. Ainsi, pour les faibles valeurs de S plus la résolution de l'indicatrice *I* est fine, plus son espérance est faible. En théorie, en répétant indéfiniment la désagrégation spatio-temporelle de l'indicatrice *I* sa valeur moyenne tend vers zéro. Nous retrouvons ici les propriétés fractales des champs de pluie évoquées dans la partie I.2 où la pluie "ponctuelle" *r* est une fonction nulle presque partout mais dont la valeur moyenne est non nulle. On note ainsi que deux fractions précipitantes estimées sont difficilement comparables si les méthodes de détection sur lesquelles elles reposent ont des résolutions effectives différentes. Dans cette thèse, nous nous intéressons en particulier à des fractions précipitantes calculée à partir d'images IR géostationnaires ayant une résolution

spatiale de 2.8km à 5km. La comparaison de ces FPs avec des mesures de pluviomètres par exemple, ne sera possible que sous certaines hypothèses de régularité des champs de pluie.

Pour l'algorithme TAPEER, parce que la détection des aires pluvieuses sur les images infrarouge est entrainée sur les estimations microonde de l'algorithme BRAIN, le seuil de détection S est par construction équivalent à celui de l'algorithme BRAIN. La classification pluie / non pluie de l'algorithme BRAIN ayant elle-même été entrainée sur des profils d'atmosphère observés par le PR de TRMM, son seuil de détection théorique, à la résolution de 6 km, est équivalent à celui du PR, soit 0.7 mm/h (17 dBZ) [Kacimi et al., 2013]. Par comparaison du masque pluvieux IR I_{TAPEER} avec les champs radar Xport colocalisés il apparait qu'en considérant un seuil de 0.65 mm/h sur les images radar, nous obtenons des surfaces pluvieuses équivalentes en moyenne à celle détectées par la méthode TAPEER sur la période mai-octobre 2012.

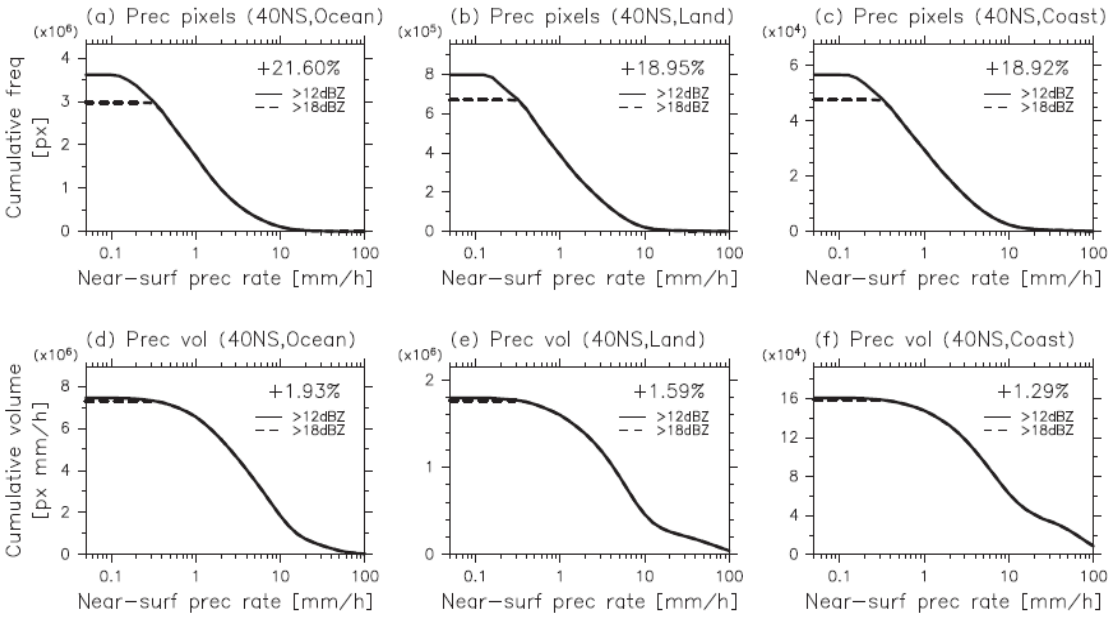


Figure III.1.3

Comparaison des taux de pluie observés par le radar DPR embarqué sur GPM Core Observatory avec des seuils de détection de 12 dBZ et 18 dBZ. Haut : fonction de répartition en terme de fréquence d'occurrence. Bas : fonction de répartition en terme de volume de pluie. Source : Hamada et Takayabu, 2015.

III.2) Analyse multi-échelle de la relation entre FP et *R*

Nous analysons ici les variations de chacun des termes de la relation $\bar{R} = FP \times \overline{R_+}$, d'abord à l'échelle un degré et un jour pour les estimations TAPEER, puis à des échelles plus fines grâce aux données du radar Xport en afrique de l'ouest.

A l'échelle un degré et un jour

L'analyse des variations temporelles et spatiales de FP et $\overline{R_+}$ estimés par l'algorithme TAPEER à la résolution un degré et un jour montre une très grande variabilité de FP comparativement à $\overline{R_+}$ qui est relativement stable (figures III.2.1, III.2.2 et III.2.3). A cette résolution, sur la période Juin-Septembre 2012 et sur toute la ceinture tropicale (de 30°N à 30°S) le coefficient de corrélation linéaire entre FP et $\bar{R}$ est de 0.931. Ce coefficient de corrélation est calculé sur plus de 680 000 estimations en excluant tous les cas où $\bar{R}$ < 0.5mm/jour (74% des observations). A cette résolution, d'après TAPEER, la variabilité de la fraction précipitante explique donc 87% de la variabilité du cumul pluviométrique journalier. La figure III.2.4 est une représentation des distributions statistiques de FP et $\bar{R}$. On remarque une forte similarité quant à la forme des deux distributions, avec entre autres des coefficients de variation relativement proches : 1.79 pour $\bar{R}$ et 1.72 pour FP. Il est remarquable que, bien que contrairement à $\bar{R}$ la valeur de FP soit bornée (comprise entre 0% et 100%) nous n'observons pas d'effet de saturation sur la fraction précipitante, à la résolution de un degré et un jour. Nous verrons dans la suite qu'à des échelles plus fines, en particulier quand la résolution ΔX×ΔY×ΔT à laquelle est calculée FP s'approche de la résolution Δx×Δy×Δt de l'indicatrice *I*, la probabilité que FP soit égale à 100% augmente produisant des distributions modales caractéristiques des effets de saturation.

Au final, sur la ceinture tropicale, à l'échelle un degré et un jour, si l'on suppose que les estimations TAPEER de FP et $\overline{R_+}$ sont fiables, la fraction précipitante apparait globalement comme un très bon proxy de $\bar{R}$. Cela semble indiquer qu'à cette échelle, les performances d'une une méthode du type UAGPI, dépendent au premier ordre de la capacité de détection des surfaces pluvieuses et que la variabilité de l'intensité conditionnelle des pluies a un rôle secondaire. Dans la suite, nous utilisons des champs radar pour confirmer cette affirmation et déterminer jusqu'à quelle échelle elle reste vraie.

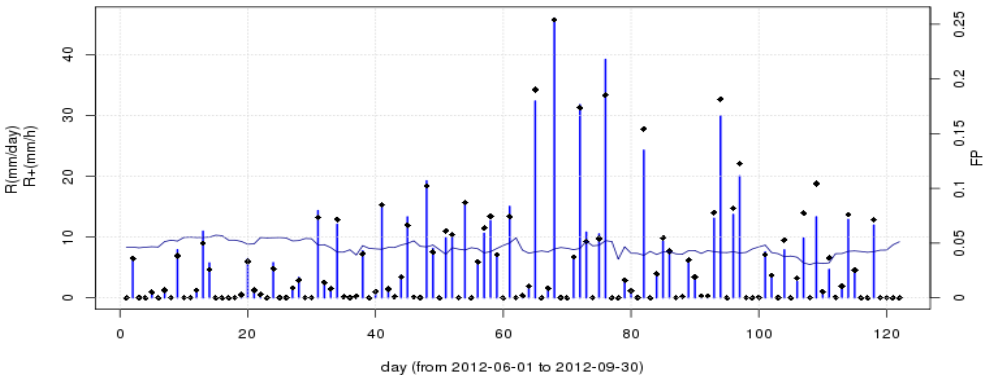


Figure III.2.1

Série temporelle des $\bar{R}$ (barres bleues) FP (points noirs) et $\overline{R_+}$ (ligne bleue) estimés par TAPEER à la résolution 1°, 1 jour. Burkina Faso (long -1.5°, lat 12.5°), Juin-Septembre 2012.

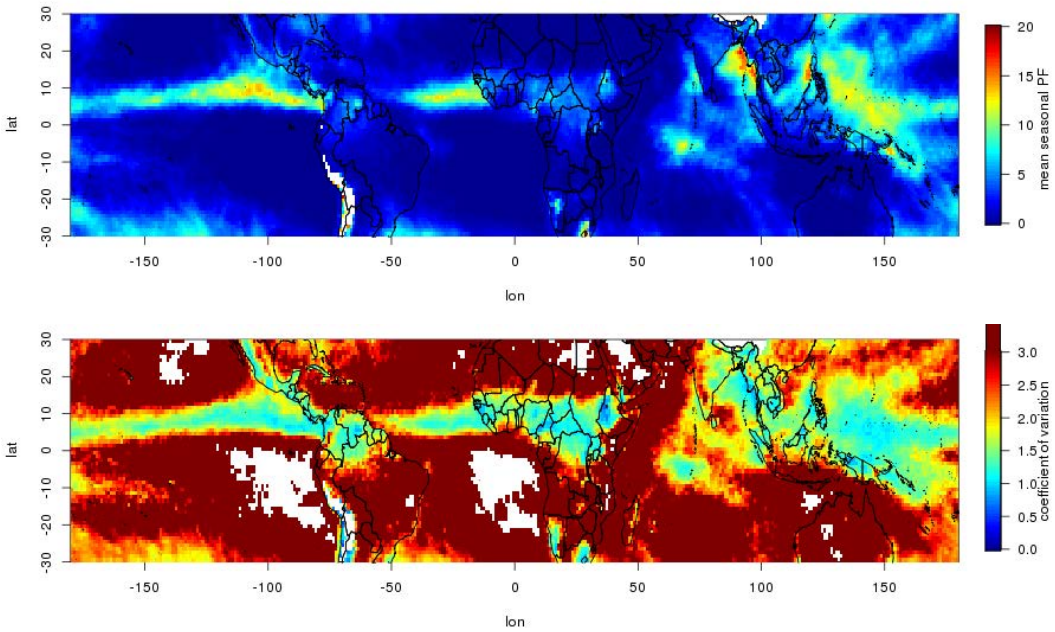


Figure III.2.2

Variabilité de FP estimée par TAPEER à la résolution 1° et 1 jour :

Haut : Moyenne saisonnière de la Fraction Précipitante exprimée en pourcentage (Juin-Septembre 2012).

Bas : Coefficient de variation saisonnier de FP. La classe la plus haute (rouge sombre) comprends toutes les valeurs supérieures à 3 (jusqu'à 10^5). Sont exclus les pixels où FP est nulle sur toute la saison.

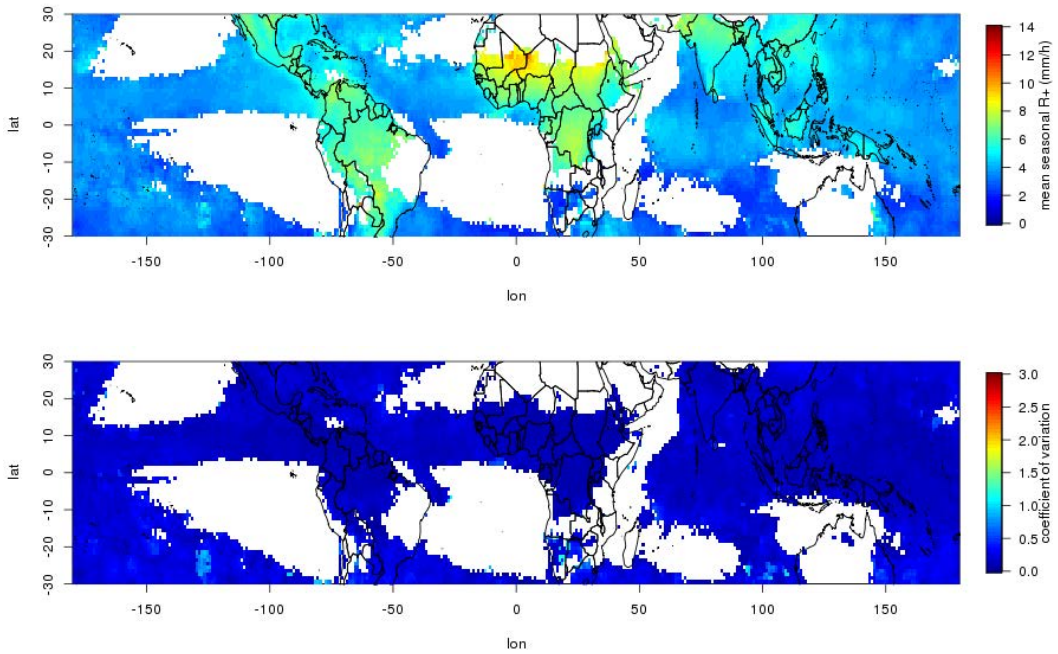


Figure III.2.3

Variabilité de $\overline{R_+}$ estimé par TAPEER à la résolution 1° et 1 jour :

Haut : Moyenne saisonnière de la pluie conditionnelle $\overline{R_+}$ exprimée en mm/h (Juin-Septembre 2012).

Bas : Coefficient de variation saisonnier de $\overline{R_+}$. Sont exclus les pixels pour lesquels il n'y a pas au moins 5 jours avec plus de 1mm de cumul.

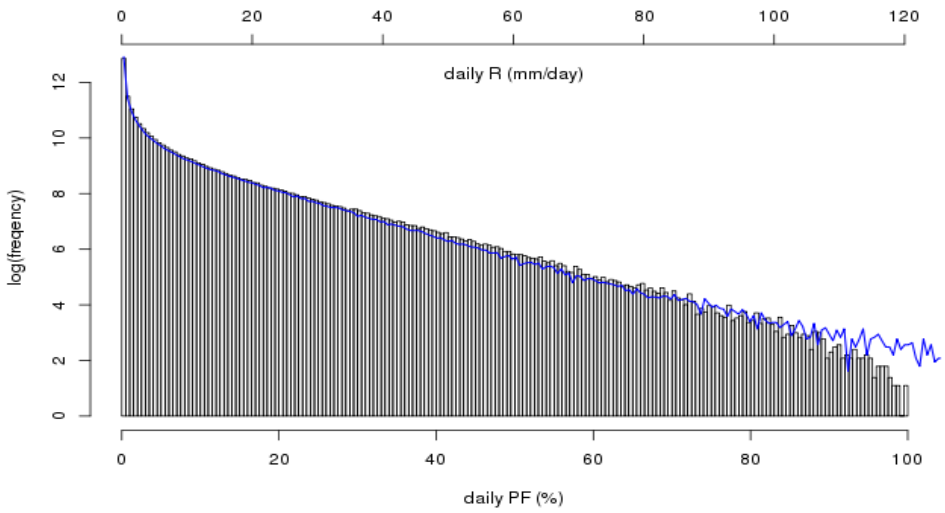


Figure III.2.4

Histogrammes de PF (barres) et $\bar{R}$ (ligne bleue) estimés par TAPEER à la résolution 1° et 1 jour. Ensemble de le ceinture tropicale, Juin-Septembre 2012. Les cas $\bar{R}$ = 0 qui représentent 59.4% des observations sont exclus de cette représentation. Echelle logarithmique (décimale) pour la fréquence.

E[PF] = 5.8%, var(PF)=98.9, E[$\bar{R}$] = 6.9mm/jour, var($\bar{R}$)=153(mm/jour)². Les moments sont calculés en excluant les cas $\bar{R}$ = 0.

<u>Aux échelles plus fines qu'un degré et un jour</u>

Les champs de pluie observés par le radar Xport au Burkina Faso en 2012 et 2013 sont utilisés ici pour évaluer quelle part de la variabilité du cumul pluviométrique peut être expliquée par l'intermittence à plusieurs échelles, comprise l'échelle degré jour de l'estimation TAPEER et l'échelle 2.8km instantané. 2.8km correspond à la résolution des images IR produites par l'imageur SEVIRI sur les plateformes MSG à 10.8µm, c'est donc la résolution du masque I_{TAPEER} dans la région couverte par le radar Xport. Les images radar, dont la résolution originale est de 200m×1200m à 70km du radar (portée maximale considérée ici), sont d'abord agrégées à la résolution 2.8×2.8 km². La fraction précipitante FP_{radar} relative à un seuil de pluie *S* est ensuite calculée à partir des images radar. FP_{radar} est comparé au taux de pluie moyen $\overline{R_{radar}}$ à différentes échelles.

A l'échelle un degré et un jour et avec S=0.65 mm/h, ce qui correspond aux conditions de l'estimation par la méthode TAPEER, le coefficient de corrélation entre FP_{radar} et $\overline{R_{radar}}$ est de 0.96 (en excluant les cas où $\overline{R_{radar}}$ < 0.5mm/jour), ce qui est conforme à ce qui a été déterminé d'après les estimations TAPEER. La figure III.2.5 montre l'évolution de ce coefficient de corrélation en fonction du seuil S à différentes résolutions entre 1°× 1° × 2 h et 0.25°× 0.25° × 15 min. Nous constatons que dans notre région d'étude, quelle que soit l'échelle, une valeur relativement haute de S (supérieure à 6mm/h) permet de maximiser la corrélation entre FP et $\bar{R}$. En considérant une corrélation de rang plutôt qu'une corrélation linéaire, nous observons des maxima de corrélation pour des valeurs de S plus faibles, mais toujours supérieures à 2.5mm/h. Nous remarquons qu'en choisissant un seuil S adéquat, la corrélation linéaire entre FP et $\bar{R}$ demeure relativement forte (supérieure à 0.9), même à l'échelle 0.25° et 15 min.

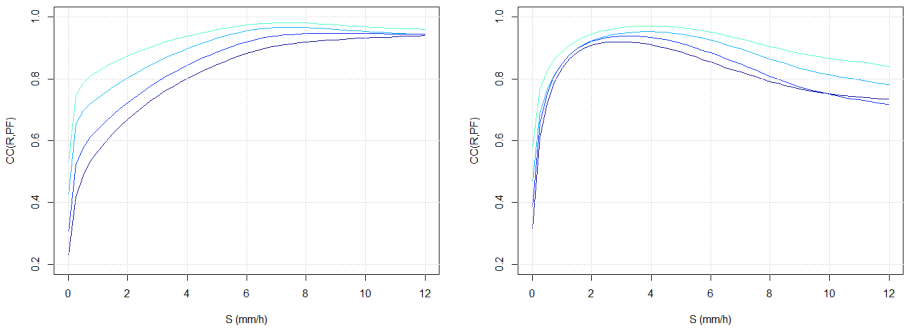


Figure III.2.5

Coefficient de corrélation linéaire (haut) et coefficient de corrélation de rang (bas) entre FP et $\bar{R}$ en fonction du seuil S aux résolutions (1°, 2h), (1°,15 min) (0.5°, 15 min) et (0.25°, 15 min) respectivement, du bleu le plus clair vers le plus foncé. Données Xport Burkina Faso, Mai-Octobre 2012-2013. La détection R > S est faite à la résolution 2.8km, 15 minutes. Pour le calcul des corrélations, sont exclus les cas où $\bar{R}$ = 0. La corrélation linéaire est la corrélation de Pearson, la corrélation de rang est la corrélation de Spearman.

Plusieurs études [Houze, 1977 ; Nesbitt et Zipser, 2003 ; Kebe et al., 2005] ont montré que, sous le régime de pluie Sahélien, et même plus généralement pour tout type de système précipitant, les hauteurs d'eau cumulées mesurées dépendent non seulement de la fraction précipitante mais sont également étroitement liées à la fraction convective, c'est-à-dire du rapport entre les surfaces précipitantes de type stratiformes et celles de type convectifs, ces

dernières étant associés à des précipitations beaucoup plus intenses. Arkin (1979) a analysé, dans le cadre de la campagne GATE sur les précipitations océaniques, la corrélation entre le cumul pluviométrique à 6 heures sur une surface de 0.5° par 0.5° (estimation radar) et la surface couverte par des nuages dont le développement vertical est supérieur à une hauteur seuil S_H (estimée par imagerie satellite IR). Une des conclusions de cette étude est qu'une valeur de S_H autour de 10 km permet de maximiser le coefficient de corrélation. Prendre un seuil S_H aussi haut est équivalent à exclure une partie des structures nuageuses stratiformes potentiellement précipitantes. Ces considérations expliquent en partie pourquoi nous observons des valeurs aussi élevées pour le seuil maximisant la corrélation entre FP et $\bar{R}$. De plus, une valeur relativement élevée de S permet limiter l'effet de saturation sur FP tel que nous pouvons l'observer sur la figure III.2.6. Cette saturation qui se traduit par un grand nombre de valeurs de FP mesurées égales à 100% fait chuter le coefficient de variation de FP et donc bride sa capacité à appréhender la variabilité de $\bar{R}$ aux échelles fines.

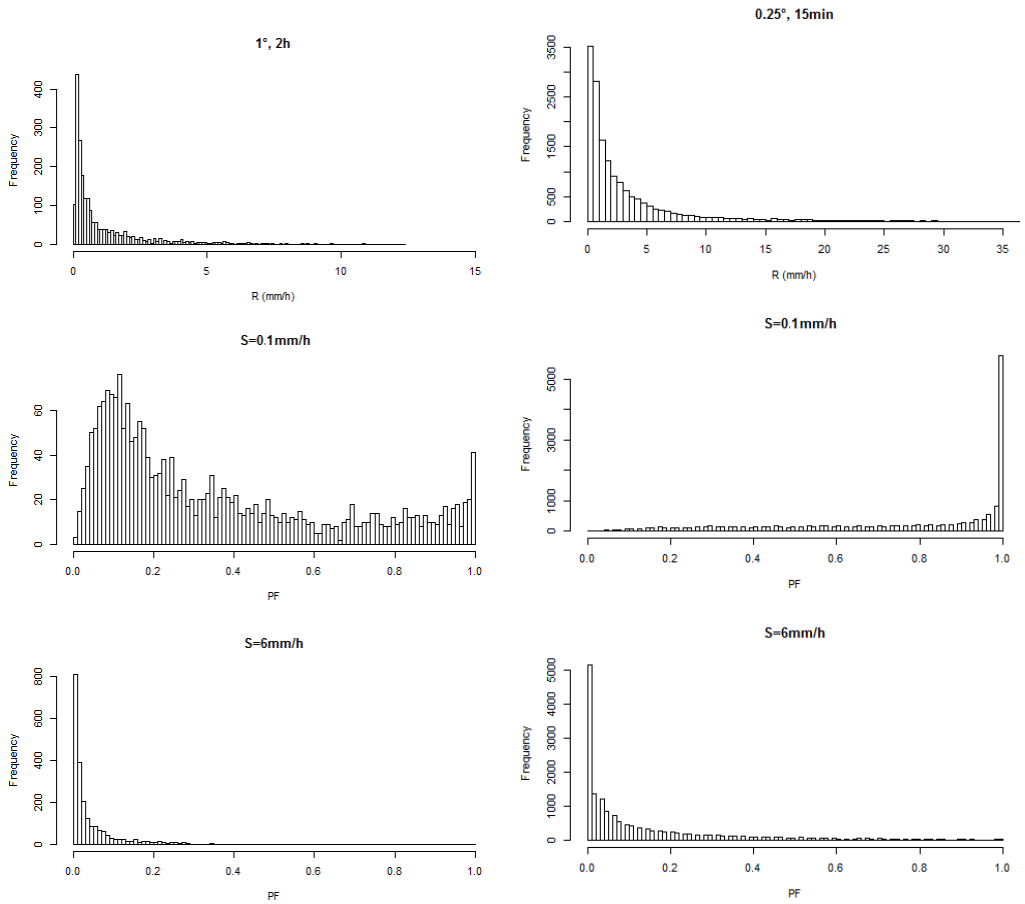


Figure III.2.6

Histogrammes des distributions de $\bar{R}$ (haut) et FP avec S = 0.1mm/h (centre) et S= 6mm/h (bas) aux résolutions 1°, 2h (gauche) et 0.25° 15 minutes (droite). Données Xport Burkina

Faso, Mai-Octobre 2012-2013. Sont exclus les cas où $\bar{R}$ = 0. Pour S = 0.1mm/h, on observe la saturation de FP, alors que le seuil S = 6 mm/h permet une distribution statistique de FP plus en accord avec celle de $\bar{R}$.

Pour pousser plus en avant l'analyse des variations et co-variations de FP et $\bar{R}$ à travers différentes échelles nous choisissons de nous appuyer sur l'analyse spectrale par la transformée en ondelettes, qui permet la décomposition des signaux par échelles de variabilité spatiales et temporelles. La décomposition en ondelettes discrète (Discrete Wavelet Transform) est appliquée aux champs R_{radar} et $\overline{R_+} \times I_{radar}$ dont la résolution spatiale est de 2.8 km × 2.8 km, avec une image "instantanée" toutes les 7.5 minutes. L'indicatrice I_{radar} est obtenue par seuillage de R_{radar} avec un seuil S = 6.2 mm/h (figure III.2.7). La valeur de $\overline{R_+}$ est quant à elle constante à 25 mm/h. Ces valeurs de S et $\overline{R_+}$ sont choisies telles que R_{radar} et $\overline{R_+} \times I_{radar}$ ont même espérance et même variance sur la totalité de la série 2012. Le calcul de la variance et de la covariance des coefficients d'ondelette à chaque échelle nous donne les spectres et le co-spectre d'énergie spatio-temporels des deux séries d'images.

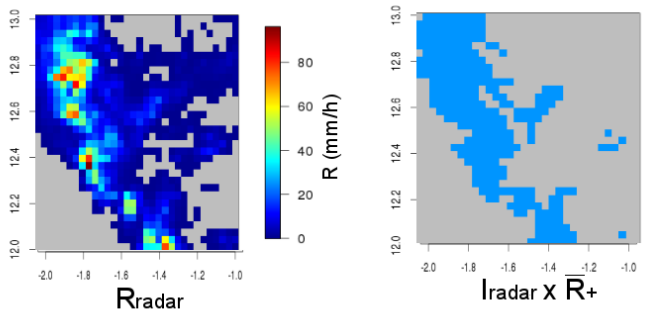


Figure III.2.7
Image "instantanée" de R_{radar} (gauche) et $\overline{R_+} \times I_{radar}$ (droite). Xport Burkina Faso, Juillet 2012.

En comparant les spectres d'énergie de R_{radar} et $\overline{R_+} \times I_{radar}$ (figure III.2.8), on constate que, malgré les natures très différentes de deux champs (l'un étant une variable continue et l'autre une variable discrète), ceux-ci sont très similaires. En particulier, pour les échelles plus grandes que 22km et 2h les spectres sont quasi-identiques. On observe une distribution légèrement différente de l'énergie pour les échelles plus fines. L'énergie correspondant à l'échelle la plus fine (2.8km, 7.5min) est significativement plus élevée pour $\overline{R_+} \times I_{radar}$ que pour R_{radar}. Ceci est la conséquence des transitions abruptes entre les aires pluvieuses et les aires non pluvieuses pour le champ $\overline{R_+} \times I_{radar}$. Pour le champ R_{radar}, ces transitions sont moins abruptes car les aires pluvieuses en périphérie des systèmes précipitants sont généralement associées à des

pluies relativement peu intenses. Cette transition "en douceur" entre les zones pluvieuses et les zones non pluvieuses a été théorisée entre autres par Schleiss et al. (2014 A et B) sous l'appellation "dry drift" pour les orages continentaux aux hautes latitudes. Notons cependant que pour les système convectifs Sahéliens, il est possible d'avoir des taux de pluie très élevés aux limites des systèmes, notamment pour les lignes de grains qui présentent un front convectif à l'avant du système, perpendiculaire à la direction de son déplacement [Houze, 1977].

La figure III.2.9 B est le spectre de la différence $R_{radar} - \overline{R_+} \times I_{radar}$. On remarque que pour les échelles plus grandes que 22km et 2h, la variance de la différence des deux champs est relativement faible. Cela illustre le fait que les variations de grande échelle des champs R_{radar} et $\overline{R_+} \times I_{radar}$ sont quasi identiques comme le confirme l'analyse des coefficients de corrélation à ces échelles (figure III.2.9 A). En revanche, la forte variance de la différence $R_{radar} - \overline{R_+} \times I_{radar}$ aux échelles plus fines que 22km et 2h démontre que, pour ces échelles, il est nécessaire de prendre en compte la variabilité de l'intensité conditionnelle R_+ afin d'appréhender les variations de R.

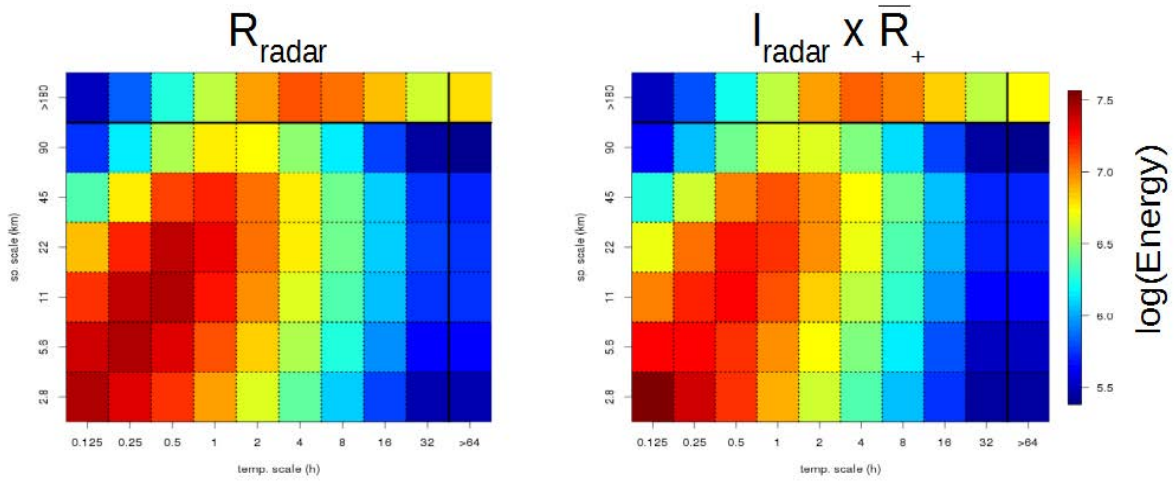


Figure III.2.8

Spectres d'ondelette de R_{radar} (gauche) et $\overline{R_+} \times I_{radar}$ (droite). La couleur de chaque cellule représente la variance des coefficients d'ondelette à l'échelle correspondante. Ondelette de Haar.

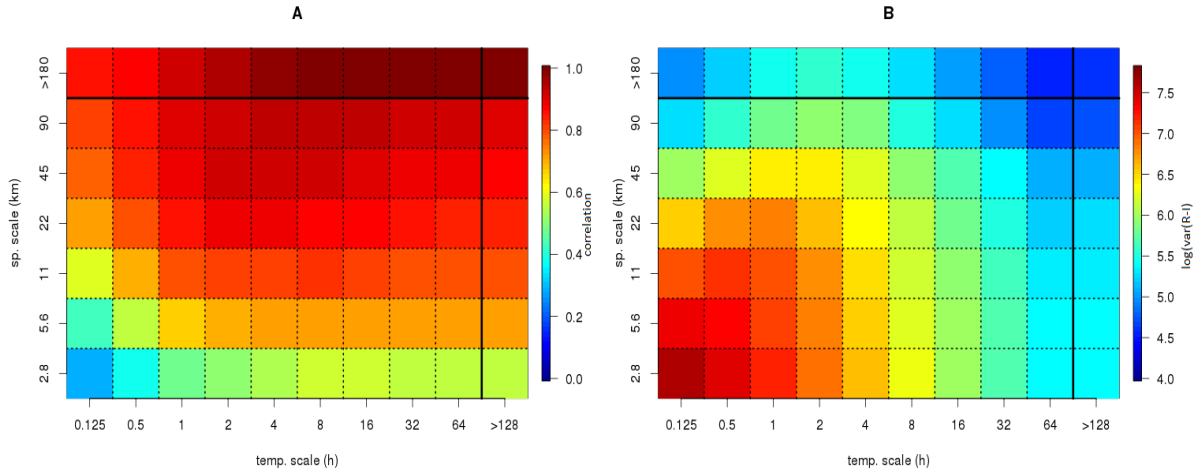


Figure III.2.9

Gauche (A) : corrélation des coefficients d'ondelette issus de des décompositions de R_{radar} *et* $\overline{R_+} \times I_{radar}$ *.*

Droite (B) : spectre d'ondelette de la différence $R_{radar} - \overline{R_+} \times I_{radar}$ *.*

Ondelette de Haar.

Ainsi, sous le régime de pluie Sahélien, il est possible de produire une estimation relativement précise du cumul pluviométrique connaissant seulement la Fraction Précipitante au-dessus d'un seuil d'intensité de 6mm/h, et ce jusqu'à une résolution de l'ordre de 20km, 2h. Jusqu'à cette échelle, l'hypothèse d'un $\overline{R_+}$ constant reste relativement raisonnable. Notons que ceci est vrai au Sahel où la très grande majorité du cumul pluviométrique annuel a pour origine des pluies convectives, et où, si les précipitations stratiformes existent malgré tout, elles sont toujours associées à des cellules convectives un sein d'un même système précipitant. Considérer un $\overline{R_+}$ constant équivaut à considérer un unique régime de pluie. Pour des régions où la contribution au cumul pluviométrique est répartie plus équitablement entre pluies convectives et stratiformes, la variabilité de $\overline{R_+}$ associée au premier ordre à la variabilité du rapport entre les surfaces convectives et stratiformes a potentiellement plus d'influence sur la variabilité de R.

Notons que d'après le spectre de R_{radar}, les échelles temporelles plus fines que 2h et les échelles spatiales plus fines que 22km représentent plus de 80% de la variance de R_{radar} (en ne prenant pas en compte la variabilité éventuelle des champs aux échelles plus fines que 2.8km et 7.5min). Ainsi, pour appréhender la variabilité des champs de pluie aux très fines échelles, c'est à dire les échelles comprises entre 22km, 2h et 2.8km, 15min (cette dernière étant a priori la limite

absolue actuellement envisageable pour l'observation satellite passive) il sera nécessaire de prendre en compte à la fois la variation de FP et celles R_+.

Ces résultats font écho à ceux obtenus par Lopez et al. (1989) en Amérique du Nord (Floride) et par Atlas et al. (1990) sur l'Océan Atlantique qui montrent qu'à l'échelle d'un orage convectif, le volume de précipitation dépend essentiellement de l'extension spatiale et de la durée de vie de l'orage et très peu de l'intensité des précipitations qui peut en première approximation être assimilée à une constante.

III.3) L'identification pluie / non pluie à partir des capteurs embarqués passifs

L'utilisation de la radiométrie micro-onde passive multi-spectrale entre 6 et 166Ghz pour la détection des aires pluvieuses et la mesure de l'intensité des précipitations été évoquée dans la partie II.2. Nous avons vu dans la même partie comment l'imagerie IR peut également être utilisée pour la détection des aires précipitantes par simple seuillage des TB à 10.8µm, à la condition que la valeur du seuil à utiliser soit déterminée localement et régulièrement mise à jour.

Nous avons justifié dans le chapitre I le choix méthodologique consistant a toujours considérer que $\bar{R} = FP \times \overline{R_+}$ et à estimer séparément les deux termes du produit par la simplification théorique permise par cette approche. En pratique, la méthode d'estimation UAGPI qui est celle de TAPEER s'appuie sur une approche identique. Ainsi, en plus de la simplification théorique qu'elle offre, il existe un argument technique en faveur de cette approche : le fait d'estimer séparément FP et $\overline{R_+}$ permet de recourir à un ensemble d'instruments différent pour chacune des deux estimations. En effet, certains instruments peuvent être adaptés pour la détection des aires précipitantes et être inadaptés pour l'estimation de l'intensité pluviométrique. L'UAGPI tire déjà parti de ce principe puisque l'IR géostationnaire est utilisé uniquement pour l'estimation de FP. La détection IR doit cependant être entrainée localement à partir des observations MO, et la précision sur l'estimation de FP dépond donc du nombre d'observations MO disponible.

UAGPI avec bases d'apprentissage différenciées

Dans le domaine MO, la détection des aires précipitantes (ou tout du moins des aires convectives) est également réalisable un utilisant uniquement des fréquences supérieures à 100 Ghz [Hong et al., 2005]. Or, de nombreux sondeurs à 183 Ghz dédiés à la mesure de vapeur d'eau dans l'atmosphère ont été placés sur orbites basses au cours des dernières décennies. L'ajout de ces sondeurs aux imageurs MO dédiés aux précipitations permet d'enrichir la base d'apprentissage utilisée pour déterminer le seuil S_{IR} et ainsi d'améliorer les performances de la méthode UAGPI. Les versions récentes de l'algorithme TAPEER s'appuient ainsi sur un masque de détection des aires précipitantes dérivé des mesures du radiomètre SAPHIR embarqué sur Megha-Tropiques en plus des mesures fournies par les imageurs MO de la constellation GPM. Ces données ne sont en revanche pas utilisées pour l'estimation du taux de pluie conditionnel R_+. L'utilisation d'une base de données enrichie pour la détermination de S_{IR}

permet d'améliorer la précision avec laquelle le seuil est déterminé et éventuellement de réduire le voisinage retenu pour la base d'apprentissage afin que cette soit plus représentative de l'aire et la période correspondant à l'estimation finale. La réduction du voisinage nécessaire à l'apprentissage peut éventuellement permettre de réaliser une estimation finale à plus fine échelle dans un second temps.

Chapitre IV : Evaluation des capacités de détection à fine échelle des produits fusionnés

IV.1) Evaluation à fine échelle : la prise en compte nécessaire de l'autocorrélation

IV.2) Comparaison des masques de détection satellite à un masque de détection radar

Construction des masques

Détection et fausse alarme avec tolérance

Autocovariance et covariance croisée

IV.3) Analyse multi-échelle des masques par la transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes

Analyse spectrale comparée des masques

Une perspective régionale avec le PR

Variabilité des spectres dans le temps et l'espace

IV.4) Autres éléments de validation

La comparaison directe satellite-pluviomètre

Cycle diurne

IV.5) Conclusion du chapitre

IV.1) Evaluation à fine échelle : la prise en compte nécessaire de l'autocorrélation

Nous avons déjà évoqué la validation des estimations satellites à la résolution de un degré et un jour dans le chapitre précédent. A cette échelle l'approche classique consiste à considérer deux séries de données et à comparer chaque valeur de la série issue du satellite à la valeur correspondante dans la série de référence. Cette approche peut également s'appliquer pour la validation à fine échelle ; cependant, à haute résolution la nature des erreurs d'estimation peut être différente. En effet, au-delà des problèmes de non-détection, de fausse alarme et de surestimation ou sous-estimation de l'intensité des précipitations, les estimés à haute résolution peuvent être plus ou moins précis en terme de localisation et de temporalisation des précipitations. Or, à haute résolution, de relativement faibles erreurs sur la localisation des systèmes précipitants peuvent très largement dégrader les performances en terme de scores classiques (coefficients de corrélation, EQM, Fausse Alarme, etc.) calculés "point à point" du fait du phénomène de "double pénalité" [Rossa et al, 2008]. En effet, lors de la comparaison d'un champ de précipitation estimé avec un champ de référence, la non concordance spatiale ou temporelle de deux observations entraine une non détection et une fausse alarme ainsi qu'une anti-corrélation statistique des deux champs. La figure IV.1.1 illustre ce phénomène.

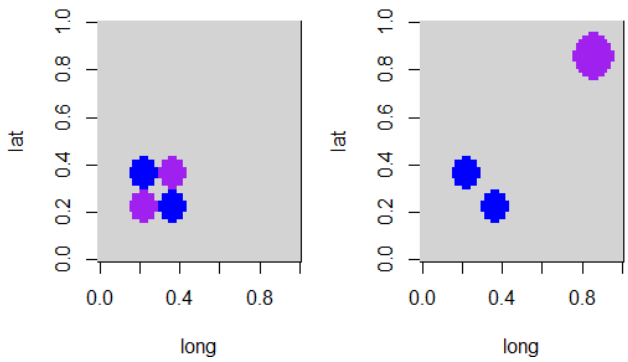


Figure IV.1.1
Illustration de la double pénalité. En bleu les "vraies" aires pluvieuses, en mauve les aires pluvieuses estimées. En terme de scores calculées point à point les estimations de droite et gauche sont identiques : FA = 100%.

Ainsi, aux résolutions qui nous intéressent, il est nécessaire de qualifier les champs estimés en utilisant des critères capables de rendre compte de la capacité des QPE à plus ou moins bien localiser les champs de pluie. Il s'agit en fait de caractériser la capacité des QPE à appréhender les différentes échelles de variabilité des champs de précipitation. Analyser les performances des QPE à une résolution donnée est limitant et seule une caractérisation multi-échelle de ces performances permet d'évaluer l'utilisabilité des QPE pour chacune de leurs applications potentielles [Hossain et Huffman, 2008]. Une approche intuitive consiste à agréger les champs

estimés à différentes résolutions spatiales et temporelles et à calculer les scores classiques pour chaque résolution [Turk et al., 2009 ; Sohn et al., 2010]. La dépendance des scores à l'échelle considérée dépend en fait des fonctions d'autocovariance des deux signaux comparés ainsi que de leur covariance croisée [Wei, 1994, chap. 14]. La caractérisation complète des performances des QPE et de leur dépendance d'échelle peut donc également se faire directement par l'analyse de ces fonctions ou de proxys de celles-ci. L'analyse spectrale, qu'elle repose sur la transformée de Fourier, la transformée en cosinus discrète [Bielli et Roca, 2010] ou la transformée en ondelettes est une approche classique pour l'analyse de la fonction d'autocovariance. De même, l'analyse spectrale croisée [Yao et Journel, 1998 ; Katul et al. 2001] qui consiste à calculer des co-spectres ou spectres d'interaction de deux variables permet de caractériser leur covariance. Les outils géostatistiques tels que les variogrammes (et co-variogrammes) [Cressie, 1990 ; Cressie et Zimmerman, 1992] peuvent fournir une approche alternative (ou complémentaire) à l'analyse spectrale pour la caractérisation de ces mêmes fonctions.

Ces questions sont parfois abordées à travers la question de l'autocorrélation spatio-temporelle de l'erreur d'estimation [Sorooshian et Dracup, 1980 ; Hossain et Huffman, 2008, Mandapaka et al. 2009], ce qui est dans les faits strictement équivalent puisque la fonction d'autocovariance de la différence de deux signaux est liée à leurs autocovariances, respectives et à leur covariance croisée par la relation :

$$\Gamma_{A-B}(\tau) = \Gamma_A(\tau) + \Gamma_B(\tau) - 2\Gamma_{A,B}(\tau) \quad (IV.1.1)$$

Où Γ_A est la fonction d'autocovariance de la variable A, $\Gamma_{A,B}$ est la covariance croisée des variables A et B.

IV.2) Comparaison des masques de détection satellite à un masque de détection radar

Dans cette partie, nous évaluons plusieurs masques de détection des aires précipitantes à travers différents critères prenant en compte leur variabilité à différentes échelles. Les masques évalués sont le masque I_{TAPEER} à la résolution des images IR géostationnaires que nous avons présentés au chapitre II, ainsi que quatre masques satellite dérivés des QPE fusionnés CMORPH, PERSIANN-CCS, GSMaP-MVK (et IMERG dans une moindre mesure). Les masques sont évalués ici par comparaison avec des mesures sol pluviomètre et radar ainsi qu'avec les observations du radar embarqué TRMM-PR. Nous détaillons ici plus particulièrement l'analyse des performances du masque I_{TAPEER}, les résultats concernant les autres masques sont reportés en partie dans l'annexe C.

Construction des masques

Pour permettre la comparaison de deux masques et des fractions précipitantes qui en dérivent, il est nécessaire que ceux-ci soient à la même résolution. Dans cette partie les champs de précipitation du radar Xport sont agrégés à la résolution spatiale du produit satellite correspondant pour chacune des comparaisons avec les QPE satellite. Pour les trois QPE satellite ainsi que pour le masque I_{TAPEER}, la résolution spatiale théorique est égale à l'incrément de la grille sur laquelle ils sont projetés ($\Delta x=\Delta y=\lambda x=\lambda y$). Ces résolutions sont respectivement 2.8 km, 4.4 km, 8 km et 11 km pour le masque I_{TAPEER}, PERSIANN-CCS, CMORPH et GSMaP-MVK. La série d'images Xport est également ré-échantillonnée à 15 minutes pour la comparaison avec I_{TAPEER}, 30 minutes pour PERSIANN-CCS, et CMORPH et une heure pour GSMaP-MVK.

La capacité de détection des pluies peu intenses d'un radar en bande X tel que Xport étant très supérieure à celle des capteurs passifs des satellites, nous choisissons d'ignorer les taux de pluie les plus faibles et donc d'évaluer la détection de la pluie au-dessus d'un seuil *S* supérieur à zéro. Nous avons déterminé dans la section III.1 que le seuil de détection pour le masque I_{TAPEER} correspondait à une intensité de pluie de 0.65mm/h observée par le radar Xport. Pour la période que nous considérons ici (mai à octobre 2012), cela correspond au quantile supérieur 88% des estimés Xport. La figure IV.2.1 montre l'évolution de la probabilité de dépassement d'un seuil S variant entre 0 et 5mm/h pour les différents jeux de données considérés ici sur la période d'intérêt et sur la zone couverte par le radar Xport. Il apparait que la distribution statistique des taux de pluie faibles est très variable selon les jeux de données. En considérant la distribution

dérivée des observations radar comme une référence fiable PERSIANN-CCS, CMORPH et GSMaP-MVK surestiment la fréquence des taux de pluies plus grands que S, quelle que soit la valeur de S entre 0.2 et 5mm/h. Nous ne cherchons ici à évaluer les biais de détections des QPE ou les biais quantitatifs conditionnels sur les taux de pluie faibles. C'est pourquoi, pour la génération des masques $I_{PERSIANN}$, I_{CMORPH} et I_{GSMaP}, qui se fait par simple seuillage des taux de pluie, nous prenons toujours un seuil en mm/h correspondant au quantile 88%.

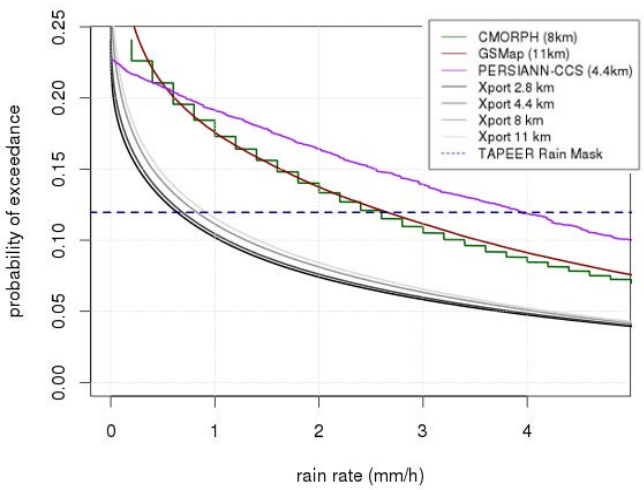


Figure IV.2.1

Probabilité de dépassement observées pour les produits CMORPH, GSMaP-MVK, PERSIANN-CCS, ainsi que pour le radar Xport aux résolutions équivalentes, sur l'aire couverte par le radar au Burkina Faso et sur la période mai-octobre 2012.

Ainsi, par construction, les masques comparés ont même espérance et même variance (puisque leur distribution est de type Bernoulli). Ceci permettra dans la suite de simplifier l'interprétation de leur covariance croisée ainsi que la comparaison de leurs spectres d'énergie.

Détection et fausse alarme avec tolérance

La comparaison pixel à pixel de chacun des quatre masques satellite $I_{PERSIANN}$, I_{GSMaP}, I_{CMORPH} et I_{TAPEER} au masque radar I_{radar}, produit des taux de fausse alarme (FA) de respectivement 54%, 50%, 43% et 49%. Ces valeurs extrêmement élevées illustrent immédiatement le fait que la détection déterministe de la pluie aux échelles spatiales inférieures à 0.1° reste problématique même pour les méthodes s'appuyant toutes sur l'utilisation conjointe d'un nombre relativement important de capteurs MO et IR. Cependant la figure IV.2.2 démontre qu'en autorisant une certaine incertitude sur la localisation et la temporalisation des pluies détectées, le taux de FA diminue drastiquement. Cela démontre que les FAs du masque I_{TAPEER} sont essentiellement le fait d'erreurs marginales sur la localisation des systèmes précipitants plutôt que de l'identification erronée de systèmes nuageux qui seraient en réalité non précipitants. Ceci est

cohérent avec le les bonnes performances démontrées de l'algorithme TAPEER (voir chapitre II) en terme d'estimation du cumul pluviométrique journalier par l'intermédiaire de la fraction précipitante à une résolution de un degré. Notons également que les FAs peuvent être la conséquence de la surestimation des dimensions spatiales d'un système. La même analyse pour les non-détections permet de conclure que, de la même façon, celle-ci résultent plus fréquemment d'une mauvaise localisation des systèmes pluvieux que d'un réel défaut de détection. On note cependant un taux de non-détection résiduel de 9.9%, même avec une tolérance de une heure et 30 kilomètres, ce qui indique que certains systèmes ou cellules isolées sont effectivement totalement non détectés.

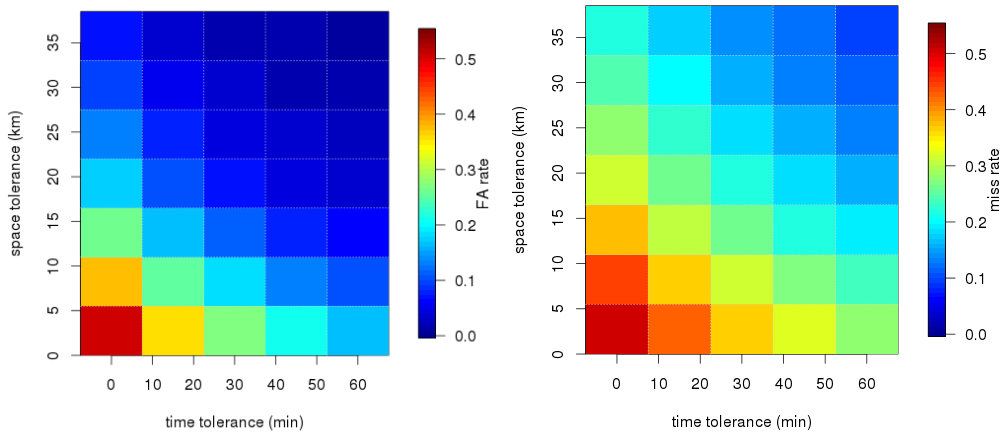


Figure IV.2.2

Taux de fausse alarme (gauche) et taux de non détection (droite) de I_{TAPEER} par rapport à I_{radar} calculés en autorisant une certaine marge de tolérance sur la localisation et la temporalisation des aires pluvieuses. Par exemple, avec une tolérance de 10 km et une heure, il y a fausse alarme seulement si $I_{TAPEER}(X_i)$ est pluvieux et que tous les pixels $I_{radar}(X)$ sont non pluvieux sur un voisinage de 10km et une heure autour de X_i. Burkina Faso, mai-octobre 2012.

Covariance et autocovariance spatiale et temporelle

La fonction d'autocovariance d'un champ permet de qualifier sa structure propre [Zawadzki, 1973]. Concrètement elle détermine statistiquement la similarité entre deux valeurs de ce champ en fonction de la distance qui les sépare. L'analyse de cette fonction importe du point de vue de l'estimation et de la détection de la pluie à plusieurs niveaux. Elle permet par exemple de définir quelle finesse d'échantillonnage est nécessaire pour appréhender les variations d'un signal avec une précision donnée. Pour un masque pluvieux *I*, la fonction d'autocovariance

définit la probabilité que $I(X_i) = 1$ connaissant la valeur de $I(X_j)$ en fonction la distance entre X*i* et X*j*. L'effet statistique qu'aura un moyennage spatial ou temporel sur un champ ou une série peut également être déduit de la fonction d'autocovariance.

Les fonctions d'autocovariance spatiales des masques I_{TAPEER} et I_{radar} ont été calculées empiriquement au Burkina Faso et moyennées sur la période mai octobre 2012 (figure IV.2.3). Il en ressort que le masque I_{TAPEER} est plus autocorrélé à courte distance (moins de 80 km) que I_{radar}. Cela signifie que le masque I_{TAPPER} contient plus de zones homogènement précipitantes. Ainsi, on peut prédire à partir des fonctions d'autocorrélation que la variance de la fraction précipitante instantannée calculée à partir de I_{TAPEER} à une résolution comprise entre 10km et 80km sera nécessairement plus grande que celle dérivée de I_{radar}, alors que les deux masques ont même variance à la résolution 2.8km par construction. On notera que, pour aucun des deux masques, la fonction d'autocovariance ne révèle d'anisotropie spatiale.

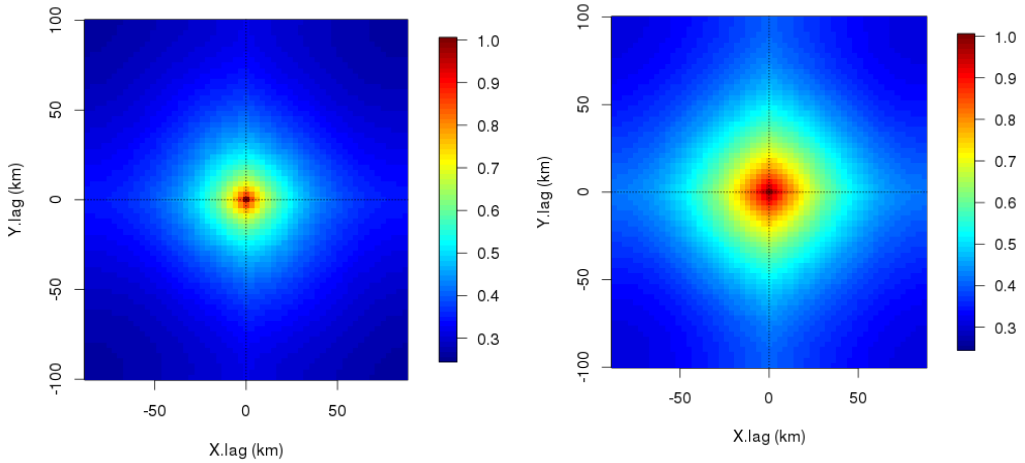


Figure IV.2.3

Autocovariances spatiales normalisées (où autocorrélation) des masques I_{radar} (gauche) et I_{TAPEER} (droite). Calculées sur la zone de couverture du radar Xport au Burkina Faso et moyennées sur la période mai-octobre 2012.

L'autocovariance temporelle est également calculée sur la saison 2012 pour chaque pixel et moyennée sur la toute zone d'étude (figure IV.2.4). Les deux masques montrent des autocovariances temporelles très semblables. Le masque I_{TAPEER} est légèrement plus autocorrélé à court terme (deux heures et moins).

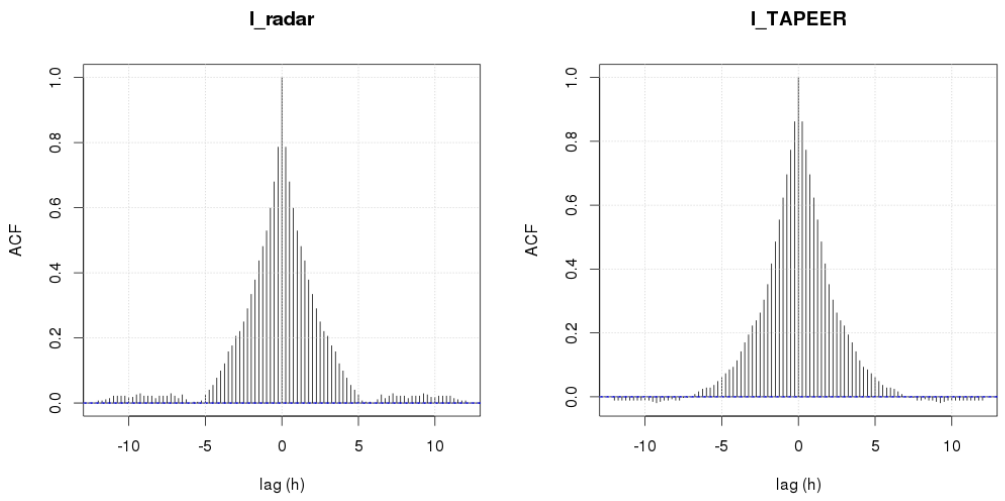


Figure IV.2.4

Autocovariances temporelles normalisées (où autocorrélation) des masques I_{radar} (gauche) et I_{TAPEER} (droite). Calculées sur sur la période mai-octobre 2012 et moyennées sur l'ensemble des pixels de la zone étudiée.

Les corrélations croisées temporelles et spatiales des deux masques sont données figure IV.2.5. On remarque premièrement que le maximum de la covariance temporelle ne correspond pas au lag 0. La corrélation au pixel entre les séries $I_{TAPEER}(x_i,y_i,t)$ et $I_{radar}(x_i,y_i,t)$ est améliorée si l'on introduit un retard de 30 à 45 minutes sur la détection satellite. Ce résultat peut s'expliquer par le fait que le radar mesure la pluie proche du sol (à quelques centaines de mètres d'altitude tout au plus) alors que les températures de brillance IR dont dérive le masque I_{TAPEER} sont celles des couches nuageuses supérieures (généralement à plus de 10km d'altitude). Ceci combiné à la géométrie particulière des systèmes nuageux convectifs forme d'enclume, avec un front nuageux à haute altitude qui précède la zone précipitante (figure I.1.1) entraine la désynchronisation des séries temporelles estimées. A cela, il faut ajouter la durée de chute des hydrométéores dont nous avons déjà dit qu'elle peut être d'une dizaine de minutes. Cette désynchronisation a également un effet sur la covariance spatiale des masques (figure IV.2.5, droite) : la covariance est plus forte pour les lag négatifs sur *x* (longitude), parce que les systèmes convectifs se propagent généralement d'Est en Ouest au Sahel.

Temporellement ou spatialement, on note une relativement faible variation de la covariance croisée autour du maximum alors que les fonctions d'autocorrélations des deux masques affichent un pic en zéro. Cela démontre la difficulté du masque I_{TAPPER} satellite à déterminer la position exacte des aires précipitantes. Pour un lag de 0 nous avons une corrélation de 0.52

entre I_{TAPEER} et I_{radar}. Cela correspond à l'autocorrélation de I_{radar} pour un lag spatial de 20km (figure IV.2.5, gauche). Cela signifie que $I_{TAPEER}(X_i)$ est un aussi bon prédicteur de la valeur $I_{radar}(X_i)$ que l'est $I_{radar}(X_j)$ avec $\|X_i - X_j\| = 20\ km$. En revanche, pour un lag de 50km la corrélation des deux masques est du même ordre de grandeur que l'autocorrélation de I_{radar}. Ainsi, si $\|X_i - X_j\| = 50\ km$, $I_{TAPEER}(X_j)$ est un aussi bon prédicteur de $I_{radar}(X_i)$ que $I_{radar}(X_j)$.

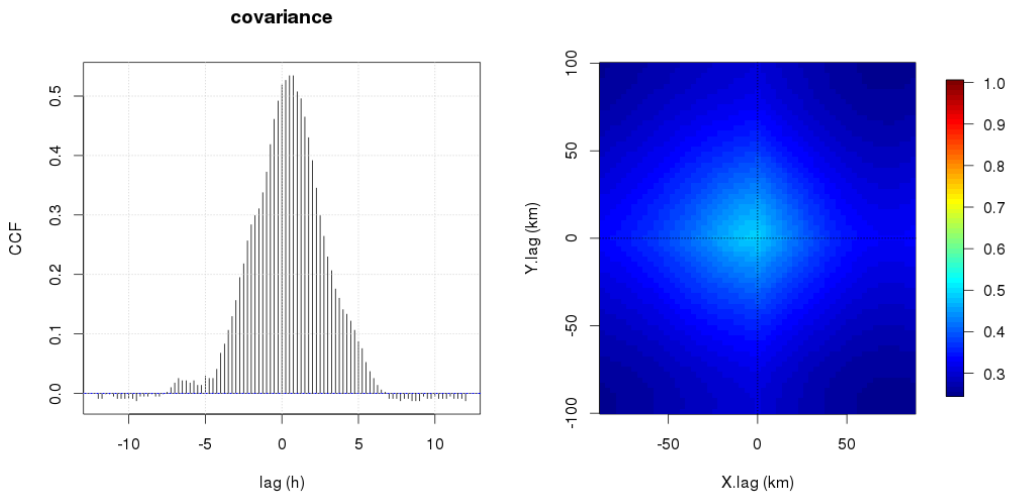


Figure IV.2.5

Corrélation croisée temporelle (gauche) et spatiale (droite) des masques I_{radar} et I_{TAPEER}.

IV.3) Analyse multi-échelle des masques par la transformée en ondelettes discrète

Nous avons brièvement introduit la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour l'analyse multi-échelle de la relation entre FP et *R* au chapitre précédent. Dans cette partie, nous décrivons l'outil de façon plus approfondie, et démontrons comment il peut être utilisé en tant que décomposition multi-échelle pour comparer un champ estimé à un champ de référence. L'analyse des spectres et co-spectres d'ondelette fournit également une alternative à l'analyse de la fonction d'autocorrélation.

Nous présentons d'abord la transformée en ondelettes continue (CWT) pour ensuite introduire la transformée en ondelettes discrète qui en découle.

La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes continue de la fonction f(x) est obtenue par convolution de la fonction analysée avec une ondelette [Mallat, 1999] :

$$W_f(x,s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)\psi^s(\tau - x)d\tau \quad (IV.3.1)$$

$\psi^S(x)$ est une famille d'ondelette, qui dérivent toutes d'une ondelette mère $\psi^0(x)$ par dilatation de cette dernière :

$$\psi^S(x-\tau) = \frac{1}{\sqrt{2^S}}\,\psi^0\left(\frac{x-\tau}{2^S}\right) \quad (IV.3.2)$$

$s \in \mathbb{R}$ est un paramètre de dilatation et 2^S est appelé facteur d'échelle.

En discrétisant les valeurs de *s* sur l'ensemble des entiers $\{\psi^S \mid S \in \mathbb{Z}\}$ devient une base orthogonale pour la décomposition de f(x). L'orthogonalité assure la conservation de l'énergie :

$$\sum_{s=-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_f^2(x,s)dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f^2(x)dx \quad (IV.3.3)$$

Quand *s* est discret sa valeur correspond à un niveau de décomposition. Pour les séries de données discrètes de longueur finie que nous manipulons dans cette thèse, nous utiliserons des décompositions avec un nombre de niveaux fini. Pour assurer la conservation de l'énergie et permettre la reconstruction du signal original, le résidu de cette décomposition "incomplète" est obtenu par convolution du signal avec une fonction de dilatation Φ^S (parfois désigné sous

les termes fonction d'échelle ou fonction de lissage). A chaque ondelette ψ^S est associée une unique fonction de dilatation Φ^S. Ainsi pour la transformée en ondelettes discrète à *N* niveaux :

$$\sum_{i=1}^{K} S_f^2(x_i, N) + \sum_{s=1}^{N} \sum_{i=1}^{K} W_f^2(x_i, s) = \sum_{i=1}^{K} f^2(x_i) \quad (IV.3.4)$$

Avec :

$$S_f(x, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)\Phi^s(\tau - x)d\tau \quad (IV.3.5)$$

Où *K* est le nombre d'éléments de la série discrète $f(x_i)$.

De façon synthétique on note pour une décomposition à N niveaux :

$$f(X) \underset{DWT}{\Longrightarrow} W_f(X, s),\ S_f(X, N) \quad (IV.3.6)$$

Avec *s* dans {1, 2, ..., *N*}. Le vecteur temps / position *X* définit les coordonnées dans l'espace à trois dimensions (x, y, t), (longitude, latitude, heure).

D'un point de vue fréquentiel, la décomposition en ondelettes discrète est équivalente à une analyse par banc de filtres [Vetterli et Herley, 1992]. Chacune des *N* séries de coefficients d'ondelette $W_f(X,s)$ est le résultat d'un filtrage passe-bande. La série résiduelle $S_f(X, N)$ est le résultat d'un filtrage passe-bas. Si le signal analysé est stationnaire, l'espérance des coefficients $W_f(X,s)$ est nulle. L'espérance de la série résiduelle $S_f(X, N)$ est égale à l'espérance du signal.

La décomposition en ondelettes selon une dimension se généralise à deux (ou *n*) dimensions en utilisant à chaque niveau de décomposition trois (ou 2^n-1) ondelettes orthogonales. Chaque ondelette encode alors les variations du signal décomposé dans une direction particulière de l'espace. Pour la décomposition d'une image en deux dimensions ces directions sont les directions verticale, horizontale et diagonale. (Pour plus de détails voir annexe B.)

La transformation en ondelette conserve les dimensions du signal original en ajoutant une dimension supplémentaire pour les échelles (les niveaux de décomposition). Ainsi, quelle que soit la valeur de *s*, la série des coefficients d'ondelette au niveau *s*, $W_f(X,s)$ a les mêmes dimensions que la série $f(X)$. Ceci permet éventuellement de réappliquer une décomposition en ondelettes à chacune des séries $W_f(X,s)$. Ici, nous appliquons successivement une décomposition

à deux dimensions pour analyser la variabilité spatiale, puis une décomposition à une dimension pour analyser la variabilité temporelle de chaque échelle spatiale :

$$f(X) \xRightarrow[2D.DWT]{} W_f(X, s1),\ S_f(X, N)$$

$$W_f(X, s1) \xRightarrow[1D.DWT]{} WW_f(X, s1, s2),\ SW_f(X, s1, M)$$

$$S_f(X, N) \xRightarrow[1D.DWT]{} WS_f(X, N, s2),\ SS_f(X, N, M)$$

$$(IV.3.7)$$

Où s1 dans {1, 2, ..., *N*} indique le niveau de la décomposition spatiale et s2 dans {1, 2, ..., *M*} indique le niveau de la décomposition temporelle. On notera que chacune des deux transformées est exacte et sans perte (voir annexe B), ainsi 100% de l'information contenue dans le signal original se retrouve dans les coefficients d'ondelette et la transformation est réversible.

La variance des coefficients d'ondelette calculée à chaque échelle définit le spectre d'ondelette énergétique du signal. Si la décomposition en ondelettes est appliquée à deux signaux différents, la covariance de leurs coefficients d'ondelette à chaque échelle définit le co-spectre (ou spectre d'interaction).

Dans toute cette thèse nous utilisons exclusivement l'ondelette de Haar [Haar, 1910] qui est une ondelette réelle, à support fini, constante par morceaux (voir annexe B). Cette ondelette est la plus simple à définir, elle est cependant adaptée à l'analyse des signaux à valeurs discrètes [Kumar et Foufoula-Georgiou, 1997 ; Domingues et al., 2005] tels que les masques binaires de détection de la pluie. De plus, nous nous intéressons ici aux performances des QPE satellite en fonction de leur résolution d'agrégation, le but étant de déterminer leur "résolution effective". Or, la fonction de dilatation Φ^S associée à l'ondelette de Haar est une simple moyenne sur une fonction porte. Le processus de décomposition / reconstruction par l'ondelette de Haar est donc très proche d'un simple processus d'agrégation / désagrégation. Concrètement, avec l'ondelette de Haar à une ou plusieurs dimensions, les coefficients d'ondelette s'obtiennent par de simples calculs de moyenne ou de différences finies sur des fenêtres rectangulaires. Pour toutes les autres ondelettes, d'ordre supérieur à 0, la signification physique des coefficients d'ondelette est bien moins triviale [Lovejoy et Schertzer, 2012].

A chaque niveau de décomposition *s*, correspond une échelle de variabilité spatiale ou temporelle notée L_S:

$$L_S = L \times 2^{S-1} \quad (IV.3.8)$$

Où L correspond à la période d'échantillonnage (temporelle ou spatiale) du signal analysé. Ainsi, pour puisque l'échantillonnage spatial du masque I_{TAPEER} est de 2.8km, si nous appliquons une décomposition spatiale à 6 niveaux, les échelles de variabilités analysées sont 2.8 km, 5.6 km, 11 km, 22 km, 44 km, et 90 km. Le terme résiduel $S_{I_{TAPEER}}(X,6)$ encode alors toutes les variations correspondant aux échelles spatiales égales ou supérieures à 180 km. Dans les faits le nombre de niveaux de décomposition est limité par la taille des images analysées. Pour la comparaison de I_{radar} et I_{TAPEER}, c'est la taille des images radar qui sera limitante. La période d'échantillonnage temporel de I_{TAPEER} est de 15 minutes. La décomposition temporelle sera réalisée avec 9 niveaux pour analyser les échelles de variation de 15 minutes à 64 heures.

<u>Analyse spectrale des variations et covariations de I_{radar} et I_{TAPEER}</u>

Comme indiqué, nous appliquons d'abord une décomposition en ondelettes spatiale à 9 niveaux aux deux masques I_{radar} et I_{TAPEER}. Nous nous intéressons premièrement au terme $S_I(X,6)$ qui n'est ni plus ni moins que la fraction précipitante instantanée (moyenne du masque) à la résolution 180km × 180km. La figure IV.3.1 montre l'évolution temporelle de ce terme, pour les deux masques, avec un pas de temps de 15 minutes sur la période mai-octobre 2012. Le coefficient de corrélation non centré entre les deux séries est de 0.83. Le coefficient de corrélation non centré ne prend en compte que les valeurs non nulles dans les deux séries, il prend également en compte la valeur de la composante continue des signaux. Ainsi, si la validation à l'échelle un degré et un jour avait montré la capacité de la méthode TAPEER pour l'estimation de FP à cette échelle, il apparait que la méthode est également capable de l'estimer convenablement à une échelle temporelle beaucoup plus courte. Le calcul des variances et de la covariance des séries $S_{I_{TAPEER}}(X,6)$ et $S_{I_{radar}}(X,6)$ révèle que les échelles spatiales supérieures ou égales à 180 km représentent respectivement 36% et 44% de l'énergie totale des masques I_{radar} et I_{TAPEER}. Ces mêmes échelles expliquent 67% de la covariance observée entre les deux masques et leur poids en terme de différence quadratique moyenne est seulement de 15% du total.

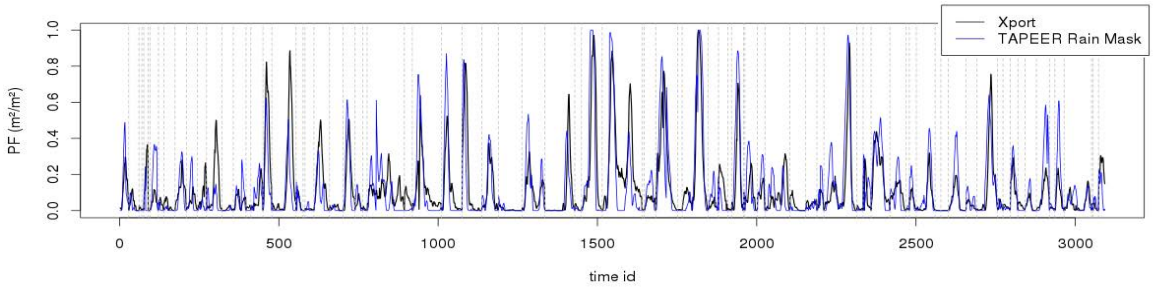


Figure IV.3.1

Evolution temporelle de mai à octobre 2012 des terme $S_{I_{TAPEER}}(X,6)$ *(bleu) et* $S_{I_{radar}}(X,6)$ *(noir) issus de la décomposition en ondelettes discrète des échelles spatiales. Les deux séries sont échantillonnées à 15 minutes. Les longues périodes pour lesquelles les deux signaux sont constants à zéro ont été retirées pour une meilleure visualisation, les coupures sont marquées par les lignes verticales en pointillé.*

La décomposition en ondelettes temporelle est ensuite appliquée aux deux séries $S_{I_{TAPEER}}(X,6)$ et $S_{I_{radar}}(X,6)$. Le spectres et co-spectres qui en découlent composent la figure IV.3.2. On observe que les grandes échelles spatiales affichent une forte variabilité temporelle à 4h et 8h. En revanche l'énergie associée aux échelles temporelles inférieures à une heure est relativement faible. Cela illustre le fait que la fraction précipitante à 180km évolue de façon lente avec des échelles de temps caractéristiques de plusieurs heures. La variance de l'erreur d'estimation de FP à la résolution 180km est faible par rapport à la variance propre du signal sauf pour les échelles inférieures à deux heures. Si, à une échelle particulière, la variance de l'erreur est plus grande que la variance du signal de référence, cela indique que les variations estimées par la méthode satellite à cette échelle dégradent les performances de l'estimation en terme d'erreur quadratique moyenne totale. Concrètement, dans le cas de la série $S_{I_{TAPEER}}(X,6)$, un lissage des variations temporelles inférieures à deux heures (par moyenne glissante par exemple) permettrait de réduire la différence quadratique par rapport à $S_{I_{radar}}(X,6)$.

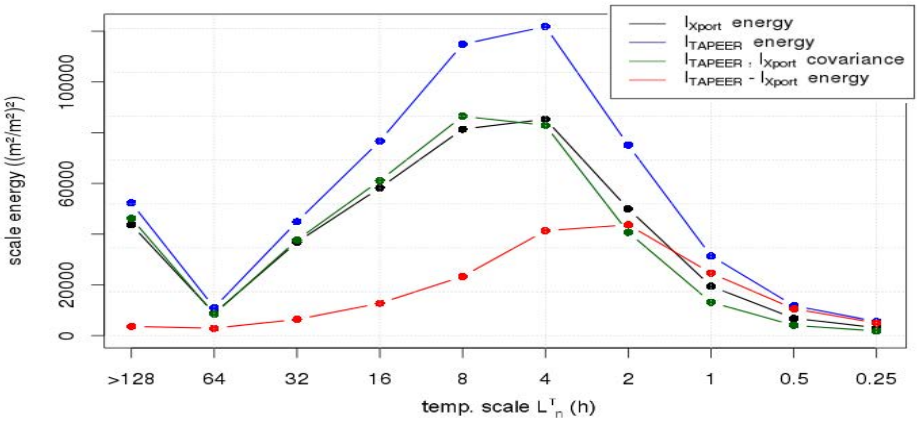


Figure IV.3.2

Spectres temporels d'énergie des séries $S_{I_{TAPEER}}(X,6)$ (bleu) et $S_{I_{radar}}(X,6)$ noir. Co-spectre des deux séries (vert). Spectre de la différence des deux séries (rouge).

De la même façon que nous avons décomposé temporellement les séries $S_{I_{TAPEER}}(X,6)$ et $S_{I_{radar}}(X,6)$ nous décomposons chacune des séries $W_{I_{TAPEER}}(X,s1)$ et $W_{I_{radar}}(X,s1)$ pour s1 = {1,2,..,6}. Le calcul des variances et covariances des coefficients issus de cette deuxième décomposition permet de produire les spectres et co-spectres d'énergie spatio-temporels des deux masques (figure IV.3.3). Les spectres respectifs des deux masques montrent une forte similarité de la distribution de l'énergie à travers les différentes échelles spatio-temporelle. Cette similarité des spectres confirme que les deux masques ont des propriétés statistiques semblables en terme d'auto-organisation spatio-temporelle comme l'avait déjà démontré l'analyse de leur autocovariance. On note cependant un déficit de variance de I_{TAPEER} par rapport à I_{radar} aux échelles inférieures à 10km et 30min et au contraire plus de variance autour de 45km et 2h. Ceci traduit le fait que le masque I_{TAPEER} a tendance à représenter un système précipitant comme un objet compact de relativement grande taille là où I_{radar} montre des objets moins compacts ou éventuellement plusieurs objets de plus petite taille. Cette caractéristique des champs de détection basés sur l'infrarouge avait auparavant été mise en évidence par Nesbitt et al. (2006). On notera cependant que l'analyse des masques dérivés des produits CMORPH et GSMaP-MVK dont la détection repose directement sur les observations MO (voir annexe C) montre également un déficit de variance à fine échelle.

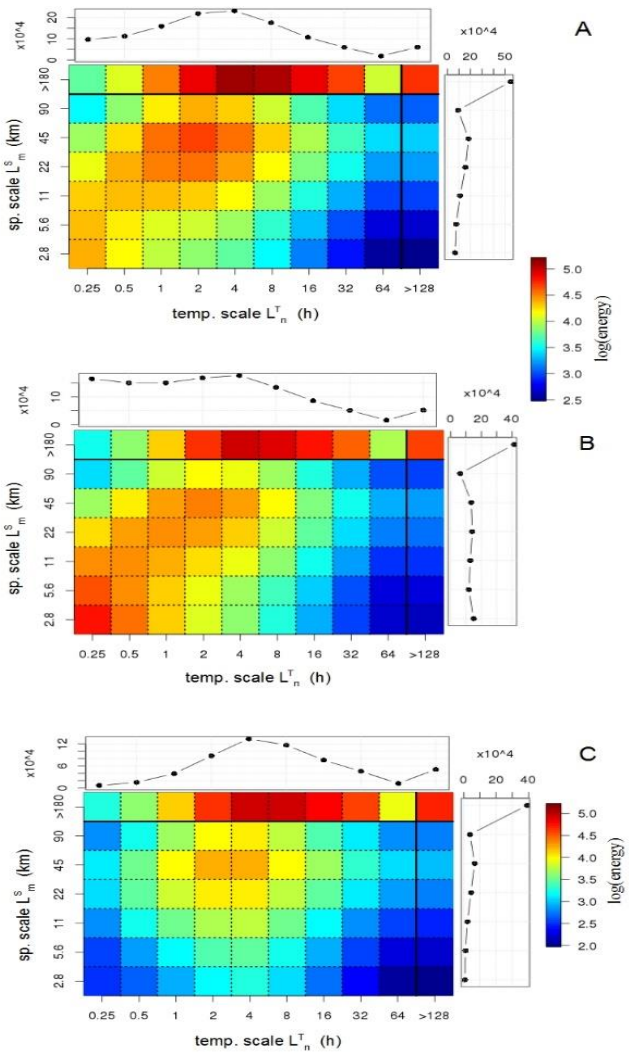


Figure IV.3.3

Spectres d'ondelette spatio-temporels de I_{TAPEER} (A) et I_{radar} (B). Co-spectre de I_{TAPEER} et I_{radar} (C).

La première ligne (>180 km) de chaque matrice correspond au résidu de la décomposition spatiale (et est donc redondante avec la figure IV.3.2). La dernière colonne (>128h) de chaque matrice correspond au résidu de la décomposition temporelle. La courbe au-dessus de chaque (co-)spectre est le (co-)spectre temporel, soit la somme de toutes les lignes de la matrice. La courbe à droite de chaque (co-)spectre est le (co-)spectre spatial, soit la somme de toutes les colonnes de la matrice.

L'analyse du co-spectre des deux masques (figure IV.3.3, C), permet de déterminer quelles échelles contribuent le plus à la covariance des deux masques. En plus des échelles spatiales plus grandes ou égales à 180km (première ligne de la matrice) que nous avons déjà commentées, les covariations des deux masques sont importantes pour les échelles autour de 45km et 2~4h. En revanche, pour les échelles plus fines, la covariance des masques est faible alors que d'après leurs spectres, chacun des deux masques affiche une forte variabilité à ces échelles. Cela démontre que les variations de fine échelle des deux masques ne sont pas corrélées comme le confirme la figure IV.3.4 A. Si le poids relatif des échelles spatiales inférieures à 180km est de 85% en ce qui concerne la variance de la différence $I_{TAPEER} - I_{radar}$, ce sont en fait les très fines échelles spatio-temporelles (de 2.8km à 22km et de 15 min à 2h) qui ont l'effet le plus

négatif sur les performances en terme de différence quadratique moyenne. Elles représentent à elles seules 54% de la variance de cette différence alors que leur poids dans la covariance des deux masques n'est que de 7%. Pour toutes ces très fines échelles la variance de la différence est plus grande que la variance de la référence I_{radar} (figures IV.3.3 A et IV.3.4 B). Nous pouvons ainsi spécifier que la résolution spatiale effective du masque I_{TAPEER} est proche de 0.2° pour une résolution temporelle de 2h. Notons que la résolution spatiale effective n'est pas définie de façon unique, elle dépend de la résolution temporelle considérée. Ainsi, à 15 minutes la résolution spatiale effective est seulement de 0.4°.

Les spectres des masques $I_{PERSIANN}$, I_{GSMaP}, I_{CMORPH} et I_{IMERG} sont reportés dans l'annexe C. Pour tous ces masques les conclusions sont similaires. Malgré un léger déficit de variance par rapport au radar aux très fines échelles (10km et 30min où plus fines), ils montrent tous une variabilité importante aux échelles plus fines que 45km et 2h. Ceci est remarquable considérant les procédures implémentées dans les algorithmes telles que le morphing de CMORPH ou le filtre de Kalman de GSMaP-MVK. En effet, on s'attend a priori à ce que de telles méthodes atténuent drastiquement la variabilité fine échelle. Si les méthodes considérées préservent en partie cette variabilité fine échelle, la comparaison avec les champs radar démontre que ces variations ne sont pas corrélées avec celles observées par le radar.

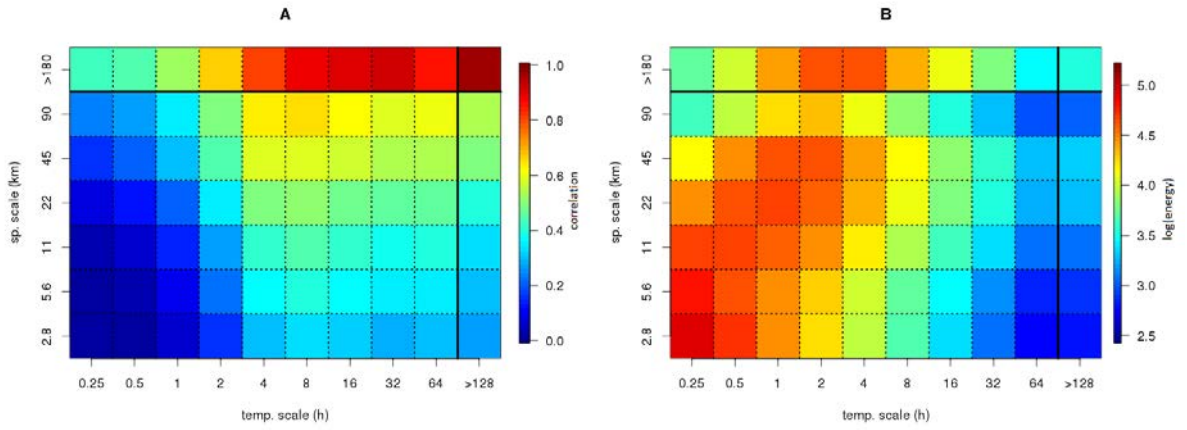


Figure IV.3.4

Gauche (A): Corrélation des coefficients d'ondelette issus des décompositions des masques I_{TAPEER} et I_{radar}.

Droite (B): Spectre d'énergie de la différence $I_{TAPEER} - I_{radar}$.

<u>Une perspective régionale avec le PR de TRMM</u>

L'analyse multi-échelle des variations et covariations des masques satellite avec le masque dérivé du radar Xport nous a permis de déterminer quelles sont les résolutions auxquelles il est possible de fusionner les mesures passives des satellites afin d'estimer une fraction précipitante de façon déterministe. Cependant, sans information supplémentaire il est difficile d'affirmer que ces résultats valables localement peuvent se généraliser à l'échelle globale ou même régionale. La colocalisation du masque I_{TAPEER} avec les observations du Precipitation Radar embarqué sur le satellite TRMM permet de vérifier sa capacité à appréhender les variations spatiales de la fraction précipitante avec une perspective régionale, voire globale. La répétitivité trop faible des observations du PR (λt irrégulier et supérieur à un jour en moyenne) ne permet pas en revanche d'évaluer les performances en terme de variabilité temporelle.

Le masque I_{TAPEER} est ainsi colocalisé avec le masque I_{PR} obtenu par seuillage des intensités mesurées par le PR à 0.7mm/h (seuil qui garantit que les deux masques ont même espérance), sur une fenêtre qui s'étend entre 5° et 25° de latitude Nord et de 10° Ouest à 30° Est en Afrique de L'Ouest (figure IV.3.5) sur les périodes mai-octobre 2012, 2013 et 2014. Pour cette comparaison le masque I_{TAPEER} est agrégé à la résolution 5km du PR. Une décomposition en ondelettes spatiale à 5 niveaux est utilisée, ce qui permet d'analyser spécifiquement les échelles 5 km, 10 km, 20 km, 40 km et 80 km. C'est ici la largeur de la fauchée du PR qui limite le

nombre de niveaux de la décomposition. Pour le terme résiduel $S_I(X,5)$ qui correspond aux échelles 160 km et plus, le coefficient de corrélation (non centré) entre I_{TAPEER} et I_{PR} est de 0.79, ce qui est comparable à ce que nous avions pour les échelles de 180 km et plus entre I_{TAPEER} et I_{radar} au Burkina (0.83). On notera que l'échantillonnage temporel à 5 minutes du radar Xport permettait une co-temporalisation à ± 2.5 min avec la série I_{TAPEER}. Ici, avec une image du masque toutes les 15 minutes la cotemporalisation est à ± 7.5min. Ceci plus l'écart entre les échelles considérées (160km contre 180km un Burkina Faso) permet d'expliquer la différence entre les deux coefficients de corrélation.

L'analyse des variances et covariances des autres termes de la décomposition spatiale (figure IV.3.6) fait apparaitre des caractéristiques similaires à celles observées au Burkina Faso. Le masque I_{TAPEER} exhibe un surplus de variance par rapport à I_{PR} aux échelles 40km et 80km, et un déficit aux échelles plus fines. Pour les échelles inférieures à 40km, la covariance des deux masques est faible et par conséquent la variance de l'erreur est supérieure à celle du masque I_{PR} qui sert de référence.

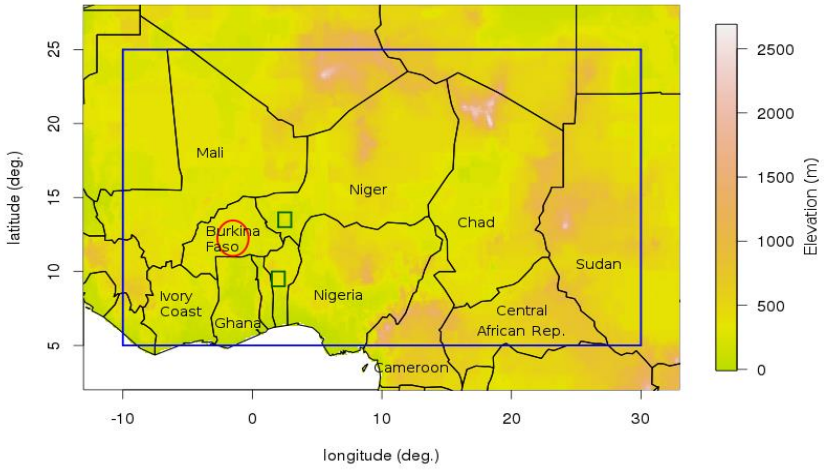


Figure IV.3.5
Carte de l'Afrique de l'ouest avec la région couverte par le radar Xport (cercle rouge), la fenêtre retenue pour la comparaison de I_{TAPEER} à I_{PR} (rectangle bleu) et les aires couvertes par les deux réseaux AMMA-CATCH au Niger et Bénin (carrés verts).

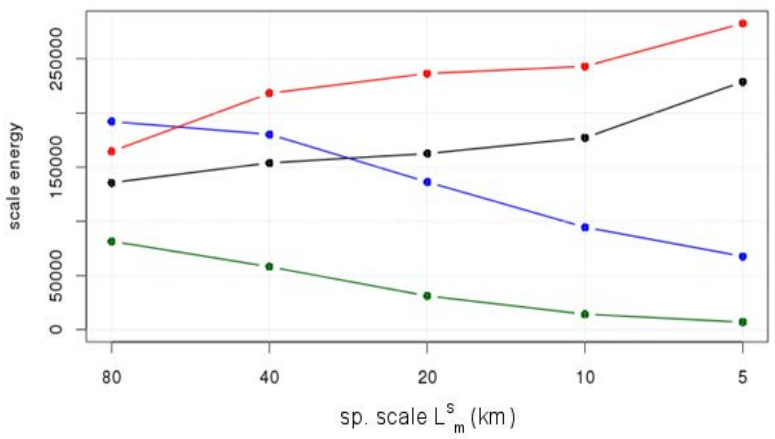


Figure IV.3.6 Spectres d'ondelette spatiaux de I_{TAPEER} (bleu) et I_{PR} (noir). Vert : co-spectre de I_{TAPEER} et I_{PR}. Rouge : spectre de la différence $I_{TAPEER} - I_{PR}$.

<u>Variabilité des spectres dans le temps et l'espace</u>

Nous avons mis ici en évidence une dépendance entre les échelles de variabilités spatio-temporelles de la fraction précipitante et la capacité des méthodes de fusion s'appuyant sur les mesures passives dans les domaines MO et IR depuis l'espace à appréhender cette dernière. L'existence d'un telle relation n'est pas une surprise en soi et a été de nombreuses fois évoquée dans la littérature [Hossain et Huffman, 2008 ; Turk et al., 2009 ; Sohn et al., 2010]. L'utilisation de la transformée en ondelettes nous a cependant permis de quantifier précisément cette dépendance. En fonction du rapport entre la différence quadratique moyenne par rapport au masque radar et la variance propre de ce dernier à chaque échelle nous pouvons déterminer s'il est préférable de conserver les variations observées par les satellites à une échelle donnée ou bien de les filtrer afin de réduire l'EQM de détection.

Le fait que les propriétés statistiques de champs de pluie varient selon les aires climatiques et saisons entraine nécessairement des performances de détection hétérogènes à l'échelle globale ou régionale pour chaque méthode satellite. A partir de la relation que nous avons établie entre échelle de variabilité et concordance des masques de détection, il apparait évident que les performances locales des masques satellite dépendent du contenu spectral du champ observé : si dans une région particulière, le masque observé présente une forte variabilité à fine échelle, on peut supposer que sa corrélation avec le masque vrai est faible. L'analyse de la variabilité spatiale et temporelle des paramètres spectraux peux donc nous permettre d'identifier les zones

climatiques et les saisons pour lesquelles nous pouvons espérer des performances comparables à celles constatées au Burkina Faso en terme de détection de la pluie.

Les spectres d'ondelette spatiaux calculés sur la fenêtre régionale Ouest Africaine (figure IV.3.5) pour chacun des masques satellite sont représentés figure IV.3.7 superposés aux spectres calculés localement au Burkina Faso. Si les spectres locaux et régionaux sont généralement très similaires, on constate que, pour tous les masques, le poids relatif des échelles spatiales plus grandes que 100km est légèrement moins important sur le spectre régional. La figure IV.3.8 montre comment la part de la variance du masque I_{TAPEER} associée aux échelles spatiales plus fines qu'un degré varie selon la latitude et la longitude en Afrique de l'Ouest. Dans la bande Sahélienne (entre 10° et 15° de latitude), les fines échelles spatiales expliquent environ 50% de la variabilité du masque. Plus au Sud, pour les pays côtiers autour du golfe de Guinée, leur contribution est plus importante : de 65 à 70% et jusqu'à 75% pour les régions présentant des reliefs relativement élevés telles que le massif du Mandara entre le Cameroun et le Nigeria. Sous le régime climatique Guinéen une partie des précipitations a en effet pour origine la convection locale, associée à des systèmes de moins grandes dimensions que les MCS sahéliens et dont les durées de vie sont seulement de quelques heures [Fink et al., 2010 ; Depraetere et al., 2009]. Ainsi, nous pouvons légitimement supposer que dans ces régions où l'intermittence spatiale des précipitations à fine échelle apparait particulièrement marquée, la détection par satellite des aires précipitantes à haute résolution soit encore plus incertaine qu'au Sahel.

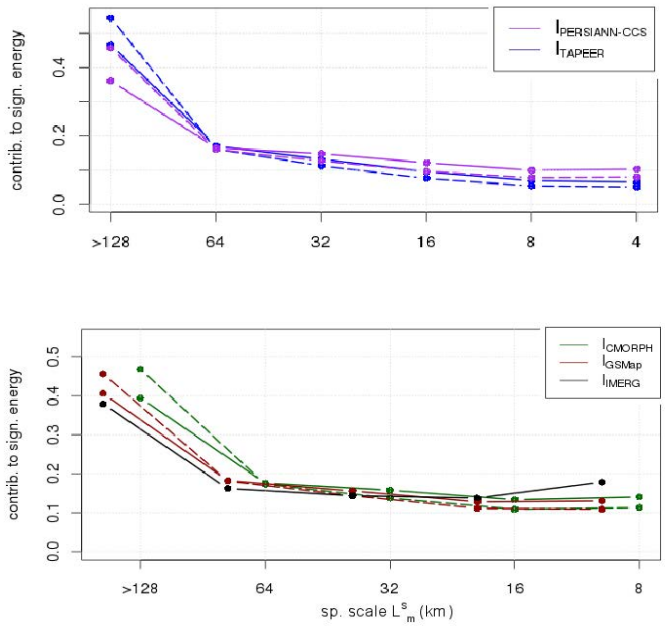


Figure IV.3.7
Spectres d'ondelette spatiaux normalisés des masques I_{TAPEER} (bleu), $I_{PERSIANN}$ (mauve), I_{CMORPH} (vert) et I_{GSMaP} (rouge). Traits pleins : spectres calculés sur la fenêtre régionale Afrique de l'Ouest et moyennés sur la période 2012-2014. Pointillés : spectres calculés sur la zone de couverture du radar Xport au Burkina Faso et moyennés sur

la saison pluvieuse 2012. Trait plein noir : spectre de I_{IMERG} calculé sur la fenêtre régionale Afrique de l'Ouest et moyenné sur la saison 2014.

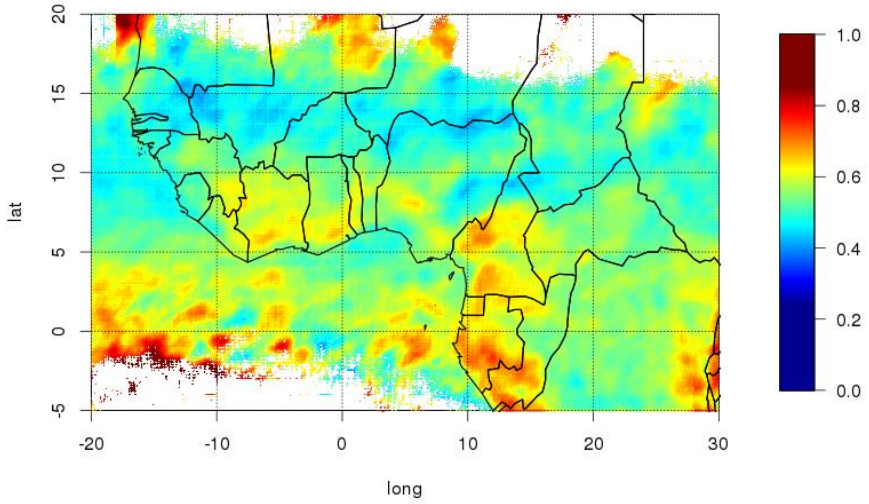


Figure IV.3.8

Part de la variance de I_{TAPEER} associée aux échelles spatiales plus fines qu'un degré (110km). Calculé à partir des spectres d'ondelette spatiaux sur la période 2012-2014. Sont exclus les points pour lesquels il y a moins de 10 pas de temps pluvieux sur toute la période.

<u>Couplage temps-espace et anisotropie</u>

Les différents spectres spatio-temporels que nous avons calculés sur les données radar et les masques satellite au Burkina Faso (figures III.2.8 et IV.3.3 et annexe C) mettent tous en évidence l'existence d'un couplage entre les échelles de variabilité temporelles et les échelles de variabilité spatiales des champs de précipitation. Pour les masques I_{TAPEER} et I_{radar}, nous avons vu que le terme $S_I(X,6)$, qui correspond aux échelles spatiales de 180km et plus montre un maximum de variance à 4~8h. Si l'on considère le terme $W_I(X,5)$ correspondant à l'échelle 45km (figures IV.3.3 A et B, troisième ligne sur les matrices), le maximum de variance est cette fois à 2h. Pour les échelles spatiales les plus fines (2.8 km et 5.6 km) c'est à 15 minutes que la variance est maximale. Ce couplage est la conséquence de la relation qui lie la taille des cellules et des systèmes précipitants à leur durée de vie [Mathon et al., 2002 ; Fiolleau et Roca, 2013b]. Il est aussi dépendant de la vitesse de déplacement des systèmes. Les déplacements des MCS

Sahéliens sont globalement rectilignes (d'Est en Ouest) avec une vitesse relativement constante (en dehors des phases d'apparition et de dissipation) comprise entre 15 km/h et 55 km/h [Depraetere et al., 2009].

Ces considérations conduisent à envisager une possible anisotropie spatiale des champs de pluie. La transformation en ondelette spatiale que nous avons utilisée ici décompose les champs en trois séries de coefficients à chaque échelle. Chacune de ces séries caractérise les variations spatiales du champ dans une direction particulière. Ces trois directions sont les directions latitudinale (Nord-Sud) longitudinale (Est-Ouest) et diagonale (voir annexe B). Pour produire les spectres spatio-temporels (figures III.2.8 et IV.3.3), nous avons sommé les variances des trois composantes, ce qui est possible car la décomposition en ondelettes discrète est orthogonale. Les spectres omnidirectionnels des figures II.2.8 et IV.3.3 sont donc en fait chacun la somme de trois spectres directionnels. Les spectres directionnels issus de la décomposition des champs R_{radar} sont représentés figure IV.3.9. Si les caractéristiques principales des spectres sont similaires pour les trois directions quelques différences méritent cependant d'être commentées. Toutes échelles confondues, la variance associée aux variations longitudinales est légèrement (8%) plus grande que celle associée aux variations latitudinales. La variabilité dans la direction diagonale est elle beaucoup (2.5 fois) plus faible. En comparant les spectres longitudinal et latitudinal on constate qu'il y a plus d'énergie dans la direction Est-Ouest aux échelles temporelles inférieures à 4 heures. Inversement il y a plus d'énergie dans la direction Nord-Sud pour les échelles temporelles supérieures à 16 heures. Ceci est cohérent avec le fait que les gradients climatiques au Sahel sont orientés dans la direction Nord-Sud. En revanche à l'échelles d'un système tel une ligne de grain il y a généralement une plus grande homogénéité dans le direction Nord-Sud que dans la direction Est-Ouest.

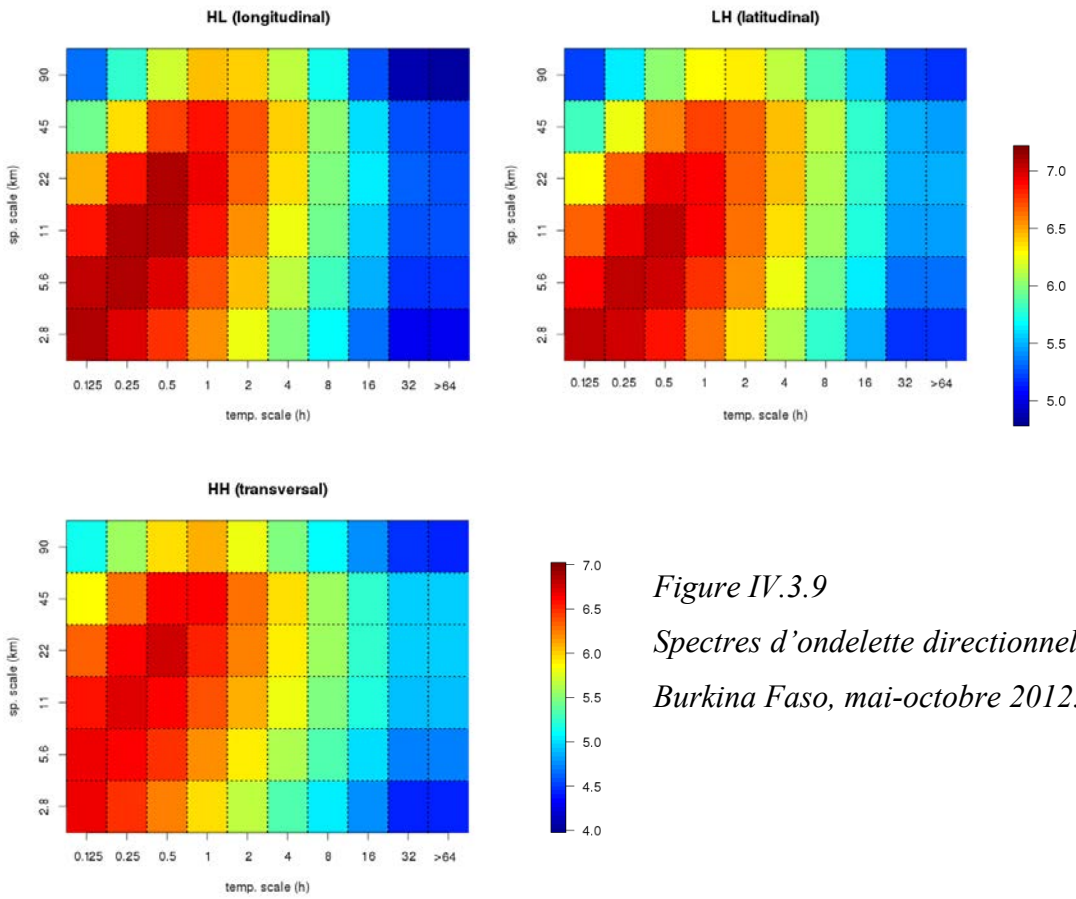


Figure IV.3.9

Spectres d'ondelette directionnels de R_{radar}.

Burkina Faso, mai-octobre 2012.

IV.4) Autres éléments de validation

La comparaison directe satellite-pluviomètre

Nous avons déjà évoqué les difficultés que présente la comparaison entre les observations satellite et les mesures de pluviomètres, liées aux échantillonnages très différents de ces deux systèmes d'observation, en particulier en ce qui concerne la validation à haute résolution. Si les observations satellite MO ou IR sont des images instantanées (qui peuvent éventuellement être associées à des moyennes temporelles sur quelques minutes en assimilant l'intégration volumique verticale de la mesure à une intégration temporelle) ; les mesures des pluviomètres sont elles nécessairement intégrées temporellement. Même pour les pluviomètres automatiques à auget basculant qui permettent en théorie l'échantillonnage temporel le plus fin, celui-ci est dans les fait dépendant de volume d'eau nécessaire au basculement et de l'intensité des précipitations. Ainsi pour les pluviomètres qui composent les réseaux AMMA-CATCH au Benin et au Niger, une pluie d'intensité 1mm/h entraine un basculement toutes les trente minutes. Du point de vue de l'échantillonnage et de la résolution spatiale, on notera simplement que le rapport entre la dimension du pixel I_{TAPEER}, soit 2.8km×2.8km, qui est l'observation satellite le mieux résolue spatialement que nous considérons dans cette thèse, et la surface couverte par un pluviomètre (0.1 m²) est de 10^8. La représentativité spatiale de la mesure d'un pluviomètre dépend en fait de la régularité locale du champ de pluie. En ce qui concerne la mesure des cumuls à dix minutes, plusieurs études [Jaffrain et Berne, 2012 ; Muthusamy et al., 2016] montrent que la distance de décorrélation entre deux pluviomètres n'excède pas quelques centaines de mètres pour les systèmes convectifs.

Ainsi, sans même considérer les erreurs de mesures respectives des deux système d'observation, on ne s'attend pas à ce qu'une estimation satellite et un pluviomètre produisent des séries temporelles identiques en un même point. En revanche, on peut espérer que la différence entre les deux mesures soit minimale quand celles-ci sont parfaitement colocalisées. La figure IV.4.1 illustre la capacité du masque I_{TAPEER}, à localiser spatialement un pluviomètre par comparaison de leurs mesures respectives. On compare la série temporelle issue d'un pluviomètre aux séries temporelles estimées par satellite pour chaque pixel dans un voisinage de 1.5° autour de la position du pluviomètre. La position estimée du pluviomètre correspond au pixel pour lequel la corrélation des deux séries est maximale. Pour cet exercice les séries pluviomètres ont été retardées de 30 minutes afin de maximiser la concordance (voir section IV.3). La figure IV.4.2 montre le résultat équivalent en utilisant les champs radar plutôt que le masque I_{TAPEER}. On constate qu'alors que la résolution spatiale théorique du masque I_{TAPEER} est de 2.8km, même en

considérant une série de 16 000 estimations (soit l'intégralité des saisons pluvieuses 2012, 2013 et 2014) la précision sur la localisation du pluviomètre est seulement de 10 km en longitude et de 16 km en latitude. Pour le masque I_{radar}, utilisé ici à une résolution de 1.8 km, la précision est de 1km en latitude et 2km en longitude pour une série de 2000 estimés.

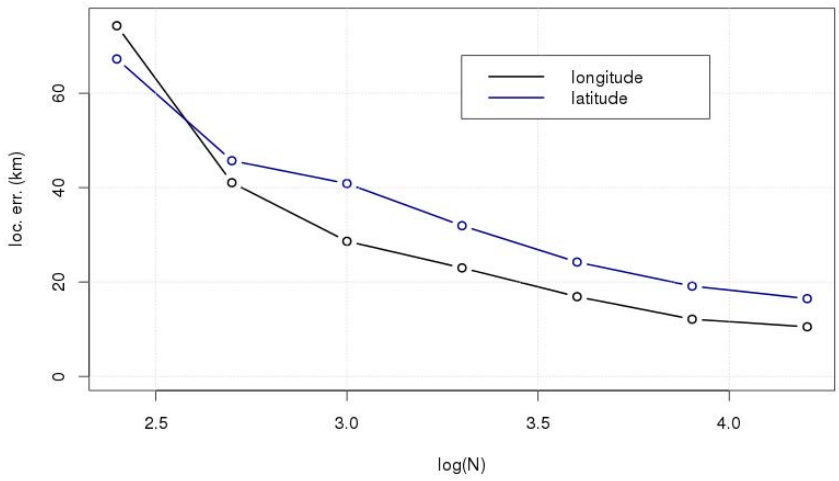


Figure IV.4.1
Erreur type (racine de l'erreur quadratique moyenne) sur la localisation d'un pluviomètre par maximisation de la corrélation avec le masque I_{TAPEER} en fonction de la longueur N des séries comparées. Pluviomètres du réseau MTGV Burkina Faso (voir annexe A), mai-octobre 2012, 2013 et 2014. Noir : erreur de position en longitude. Bleu : erreur de position en latitude. Les séries de longueur N sont générées par permutation aléatoire de la série temporelle observée. N={250, 500, 1000, 2000, 4000, 8000, 16000}.

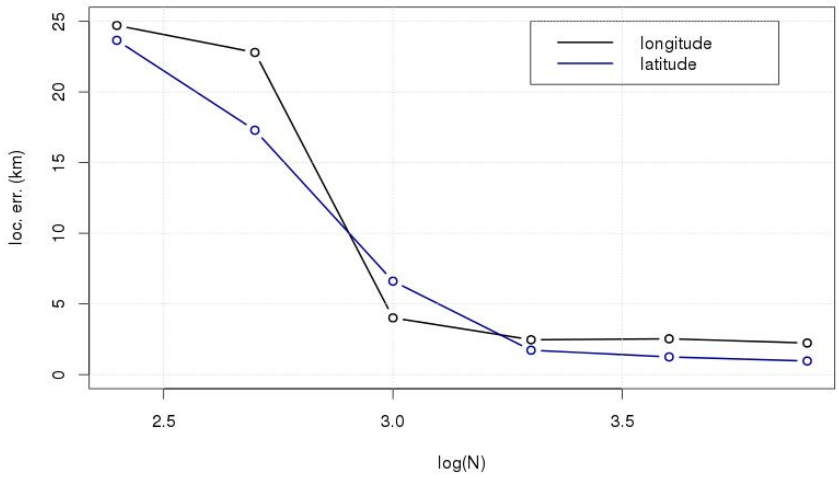


Figure IV.4.2
Identique à la figure IV.4.1 en remplaçant le masque I_{TAPEER} par le masque I_{radar} *Burkina Faso, mai-octobre 2012-2013. N={250, 500, 1000, 2000, 4000, 8000}.*

Cycle diurne

L'analyse spectrale des variations des masques radar et satellite a montré que plus de 90% de la variabilité pluie / non pluie est associée à des échelles temporelles plus courtes que 24 heures. Une part de cette variabilité dépend du cycle diurne, c'est-à-dire de la relation entre la fréquence d'occurrence des précipitations et l'heure locale. Nous évaluons dans cette partie la capacité des différents QPEs à reproduire le cycle diurne moyen de l'occurrence des précipitations associé à la mousson Ouest-Africaine. Les cycles diurnes moyens à une heure, calculés à partir des masques I_{TAPEER}, I_{CMORPH}, $I_{PERSIANN}$, et I_{GSMaP} sont comparés au cycle diurne dérivé des pluviomètres AMMA-CATCH au Niger et au Bénin (figure IV.4.3). Les cycles sont calculés sur la période juillet-aout-septembre 2012, 2013 et 2014, pour exclure les éventuels évènements de début ou de fin de saison qui ne sont pas associés au régime de mousson. Tous les produits se révèlent capables de reproduire la forme générale du cycle, au Bénin come au Niger. On notera cependant que le masque I_{TAPEER} ainsi que le produit GSMaP-MVK surestiment l'amplitude du cycle au Bénin, en particulier le matin. Au Niger, tous les produits satellite apparaissent en avance de phase avec un pic à 03h UTC là où les pluviomètres montrent un pic à 05h.

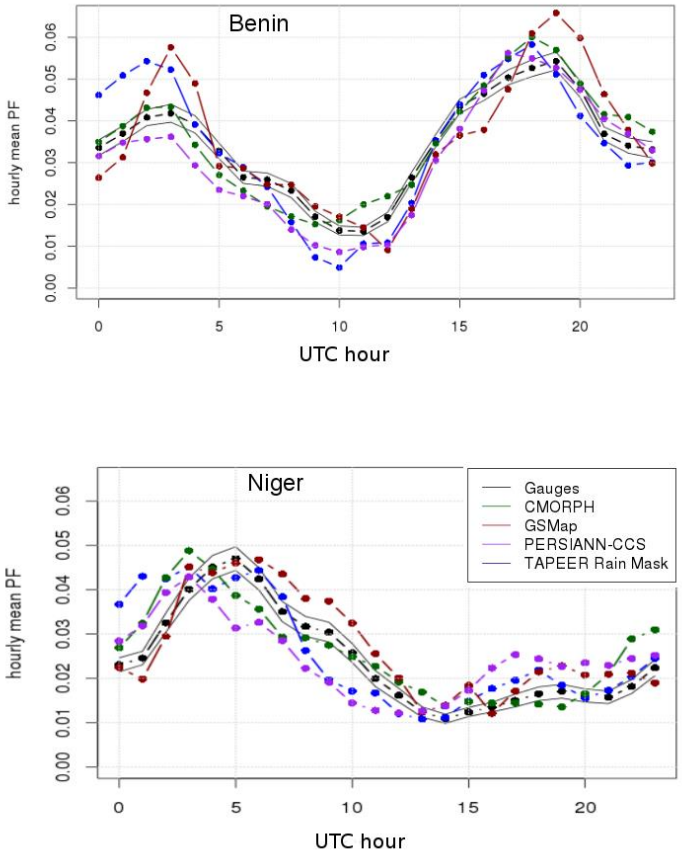
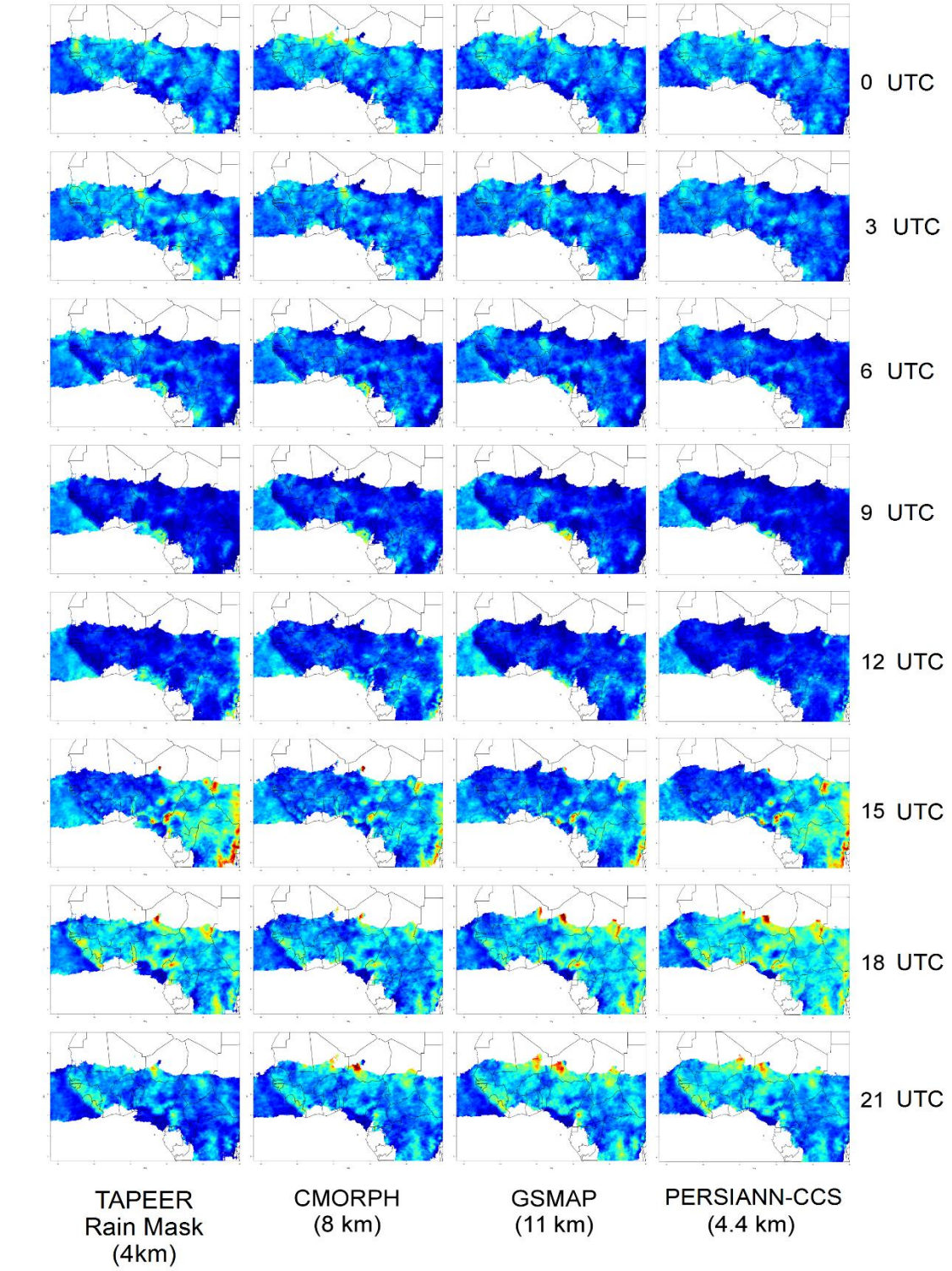


Figure IV.4.3

Cycles diurne composites de la fréquence des précipitations au Bénin (haut) et Niger (bas) dérivés des masques satellite I_{TAPEER} *(bleu),* I_{CMORPH} *(vert),* $I_{PERSIANN}$ *(mauve),* I_{GSMAP} *(rouge) et des pluviomètres AMMA-CATCH (noir). Calculés sur la période juillet-aout-septembre 2012, 2013 et 2014.*

Les mêmes cycles diurnes sont calculés pour chaque QPE satellite et pour chaque pixel sur la totalité de l'Afrique de l'Ouest (figure IV.4.4). A cette échelle, il n'existe pas de de référence sol à laquelle se comparer, nous effectuerons donc seulement une inter-comparaison des différents QPE. Les quatre produits montrent des cycles diurnes remarquablement similaires sur l'ensemble de l'Afrique de l'Ouest. Les traits qui apparaissent le plus nettement sont les effets orographiques : les systèmes précipitants se forment au-dessus des reliefs (tels que le massif du Marrah au Soudan, le Mandara entre le Cameroun et le Nigeria, et l'Aïr au nord du Niger) autour de 18h heure locale et se propagent ensuite vers l'Ouest.



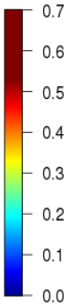


Figure IV.4.4

Cylces diurnes en occurrence des précipitations dérivés du masque I_{TAPEER} et des produits CMORPH, GSMaP-MVK et PERSIANN-CCS. Pour chaque période de trois heures, la couleur exprime la contribution à la FP journalière moyenne. Moyenne sur les périodes juillet-aout-septembre 2012, 2013 et 2014.

IV.5) Conclusion du chapitre

Les bonnes performances démontrées de la méthode UAGPI utilisée pour l'algorithme TAPEER, ainsi que celles des autres méthodes satellite testées, pour estimer la fraction précipitante à la résolution de un degré et un jour contrastent avec les faibles performances de ces mêmes méthodes pour la détection des aires pluvieuses "en instantané" à des résolutions spatiales kilométriques. L'analyse comparative des masques de détection satellite et radar à travers la transformée en ondelettes nous a permis d'identifier les échelles auxquelles l'utilisation des observation satellite permet d'apporter une information déterministe fiable.

- Pour les échelles plus grandes que 40 km et 2h ou 20km et 4h : Les spectres d'énergie des masques satellite et radar sont comparables. Les coefficients de corrélation calculés entre les coefficients d'ondelette sont supérieurs à 0.45. A chaque échelle la différence quadratique moyenne entre les deux séries de coefficients d'ondelette est plus faible que la variance de la série dérivée du masque radar qui fait référence.
- Pour les échelles plus fines que 40 km et 2h ou 20km et 4h, et plus grandes que 10km et 30 minutes : Les spectres d'énergie satellite sont encore concordants avec le spectre radar, mais la corrélation entre les coefficients d'ondelette est faible. Pour ces échelles la comparaison des séries de coefficient d'ondelette montre des différences quadratiques moyennes plus grandes que les variances des séries associées au masque radar.
- Pour les échelles plus fines que 10km et 30 minutes : Les spectres des masques satellite montrent un déficit de variance par rapport au masque radar. En plus d'être très faibles en amplitude, ces variations de très fine échelles des masques satellite apparaissent non corrélées avec celles du masque radar.

Ainsi, en terme d'estimation de la fraction précipitante par satellite, si le passage de la résolution un degré et un jour à la résolution 40 km et 2h ou 20km et 4h permet effectivement d'apporter une information déterministe supplémentaire sur la localisation des systèmes précipitants, les variations observées par les satellites aux échelles plus fines sont très peu corrélées avec les "vraies" variation de la fraction précipitante (en considérant que le masque radar comme une "vérité"), à tel point qu'elles dégradent l'estimation en terme d'erreur quadratique moyenne. Parce qu'elle ne traduit pas la réalité physique du champ observé, cette variabilité fine échelle peut être considérée comme un bruit.

La capacité des méthodes évaluées ici à appréhender la variabilité pluie /non pluie à fine échelle apparait intrinsèquement limitée par la résolution et l'échantillonnage des

instruments ainsi que par la relation ambiguë qui lie les paramètres nuageux mesurés aux précipitations. Il est largement admis que le lien entre les températures de brillance IR des nuages et l'occurrence des précipitations n'est pas déterministe mais seulement statistique [Kidd, 2001]. Cependant, on note que les méthodes CMORPH et GSMaP-MVK qui s'appuient directement sur les observations MO sont également affectées par une forte indétermination en terme de détection de la pluie à fine échelle. Ce dernier point s'explique par le fait que les interpolations dynamiques utilisées pour compenser le faible échantillonnage temporel des observations MO sont des méthodes nécessairement inexactes.

Nous avons constaté dans la zone étudiée au Burkina Faso un très fort couplage entre les échelles de variabilité temporelles et spatiales. La variabilité aux fines échelles spatiales est ainsi systématiquement associée à des échelles temporelles relativement courte. Par conséquent les champs de précipitation cumulés sur de longues périodes apparaissent très homogènes sur la zone couverte par le radar Xport. Cette zone d'étude ne permet donc pas d'évaluer la capacité des méthodes satellite à appréhender la variabilité climatique à fine échelle. L'analyse du cycle diurne a montré que moyenner un grand nombre de réalisations permet d'éliminer en partie le "bruit" haute fréquence et de faire apparaitre des variations temporelles cohérentes à une heure. Nous pouvons envisager un effet similaire du moyennage temporel sur les fines échelles spatiales et ainsi supposer que les méthodes satellite soient capables de reproduire fidèlement les variations climatiques de fine échelle. Cette supposition pourrait être vérifiée par une analyse identique à celle réalisée au Burkina Faso dans une région présentant de forts gradients climatiques locaux, telle une zone côtière ou montagneuse. Notons que plusieurs études semblent de fait le démontrer avec des approches différentes de la nôtre, la capacité des QPE satellite fusionnés à effectivement reproduire la variabilité spatiale climatique à fine échelle [Huffman et al., 2007 ; Habib et al., 2012].

Une partie des travaux présentés dans ce chapitre a été publiée dans Guilloteau et al. (2016) qui constitue l'annexe E de cette thèse.

Chapitre V : Génération d'un ensemble de masques pluvieux à fine échelle à partir du masque TAPEER

V.1) Filtrage des fines échelles dans le masque de détection

Minimisation de la différence quadratique moyenne par rapport au radar

Filtrage spatial et temporel par l'ondelette de Haar

Filtrage uniquement spatial

Effet du filtrage sur le masque I_{TAPEER} au Burkina Faso

V.2) Comparaison du masque filtré I_F au masque I_{radar}

Relation entre I_F et la probabilité de précipitation

Analyse des variations de I_F et I_{radar} par l'ondelette de Haar tridimensionnelle

Distributions statistiques et autocorrélation des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés

Définition d'un modèle d'erreur

V.3) Génération stochastique de l'intermittence à fine échelle

Processus de génération

Caractéristiques de l'ensemble I_{ens}

V.4) Validation des propriétés statistiques de I_{ens} distribution et autocorrélation

Distribution statistique

Variance multi-échelle

Variogrammes

Les résultats présentés au chapitre précédent démontrent qu'en l'état actuel, considérant les limites instrumentales en terme de résolution et de répétitivité des observations ainsi que les indéterminations dans les relations reliant les paramètres mesurés au processus de précipitation, la détection de la pluie à partir des mesures radiométriques passives par satellite devient très incertaine quand les fines échelles de variabilité spatiales et temporelles (plus fines que 20~40km et 2h) sont considérées. Ceci appelle à envisager des estimations probabilistes plutôt que déterministes de la fraction précipitante à haute résolution. Si la variabilité à fine échelle ne peut être appréhendée de façon déterministe, elle peut éventuellement être simulée stochastiquement, de façon à produire pour chaque observation un ensemble de possibles réalisations. Nous avons vu que la valeur du masque $I_{TAPEER}(X)$ n'est pas une estimation optimale (du point de vu de l'EQM) de l'état (pluie ou non pluie) de l'aire correspondant au pixel X. En revanche, les propriétés statistiques de I_{TAPEER}, c'est-à-dire son spectre d'énergie, sont cohérentes avec celles du masque radar (au moins pour les échelles plus grandes que 10km et 30 minutes).

L'analyse spectrale comparée avec le masque radar et l'analyse co-spectrale permettent d'évaluer deux propriétés différentes des masques satellite. La comparaison des spectres permet de déterminer si le masque satellite et le masque radar ont des propriétés statistiques comparables, si leurs fonctions d'autocovariance sont similaires, s'ils contiennent le même type d'objets ; en un mot si le masque satellite est "réaliste". L'analyse co-spectrale (de même que l'analyse spectrale de la différence) permet quant à elle de vérifier si les structures observées sont parfaitement colocalisées et co-temporalisées dans les deux masques. On voudrait dans l'absolu qu'une approche déterministe soit capable de montrer de bonnes performances selon les deux critères. Or, ces deux objectifs ont des implications antagonistes : La minimisation des erreurs, afin d'obtenir une estimation déterministe optimale au sens de l'EQM produit systématiquement des estimations "lisses", c'est à dire dont la variance est plus faible que celle de la variable vraie. Cette caractéristique est typique des approches MMSE (Minimum Mean Square Error), bayésiennes ou bayésiennes empiriques (maximum likelihood, maximum a posteriori, Best Linear Unbiased Estimator, filtrage optimal, filtrage de Kalman …). Cela s'oppose naturellement à l'objectif qui est de reproduire la distribution statistique de R et en particulier sa variance. Notons que les estimations déterministes optimales au sens de l'EQM sont également plus autocorrélées que la pluie vraie, car la partie non autocorrélée des champs de pluie est la plus difficile à estimer, puisqu'elle est par définition plus aléatoire. Il est

impossible d'affirmer que l'une des deux propriétés est préférable à l'autre puisque tout dépend de l'utilisation qui est faite du produit d'estimation.

C'est pourquoi nous avons retenu une approche physico-statistique afin de produire une estimation optimale au sens de l'EQM tout en étant capable d'associer à chaque estimé la distribution probable de la valeur vraie R. C'est par la génération stochastique d'ensembles contraints physiquement par les observations satellite que nous implémentons cette approche.

Dans ce chapitre nous montrons comment nous pouvons réduire la variance de la différence I_{TAPEER} - I_{radar} par une opération de filtrage de $I_{TAPEER.}$ Nous montrons ensuite comment la génération stochastique d'ensemble permet de retrouver les propriétés statistiques altérées par le filtrage. Dans la suite (chapitre VI) les ensembles de masques ainsi générés seront combinés avec des ensembles stochastiques d'intensité de pluie conditionnelle (toujours strictement supérieure à zéro) afin d'obtenir au final un ensemble de champs de précipitation intermittents.

V.1) Filtrage des fines échelles

La comparaison des coefficients d'ondelette issus des deux décompositions successives selon les dimensions spatiales et temporelles au chapitre précédent a révélé que pour les échelles plus fines que 40km et 2h la variance de la différence $WW_{I_{TAPEER}}(X, s1, s2) - WW_{I_{radar}}(X, s1, s2)$ est plus importante que la variance de $WW_{I_{radar}}(X, s1, s2)$. Parce que la transformée en ondelettes est une décomposition orthogonale, la différence quadratique entre I_{TAPEER} et I_{radar} est égale à la somme de la différence quadratique entre les coefficients d'ondelette à chaque échelle (y compris des termes résiduels $SW_I(X, s1, M)$, $WS_I(X, N, s2)$ et $SS_I(X, N, M)$:

$$\sum_{i=1}^{K}[I_{TAPEER}(X_i) - I_{radar}(X_i)]^2 = \sum_{i=1}^{K}\left[\begin{array}{l}\sum_{s1=1}^{N}\sum_{s2=1}^{M}\left[WW_{I_{TAPEER}}(X_i, s1, s2) - WW_{I_{radar}}(X_i, s1, s2)\right]^2 \\ + \sum_{s1=1}^{N}\left[SW_{I_{TAPEER}}(X_i, s1, M) - SW_{I_{radar}}(X_i, s1, M)\right]^2 \\ + \sum_{s2=1}^{M}\left[WS_{I_{TAPEER}}(X_i, N, s2) - WS_{I_{radar}}(X_i, N, s2)\right]^2 \\ + [SS_{I_{TAPEER}}(X_i, N, M) - SS_{I_{TAPEER}}(X_i, N, M)]^2\end{array}\right] \quad (V.1.1)$$

Ainsi, pour une échelle où la variance $WW_{I_{TAPEER}}(X, s1, s2) - WW_{I_{radar}}(X, s1, s2)$ est plus importante que celle $WW_{I_{radar}}(X, s1, s2)$, si l'on supprimait les variations de I_{TAPEER} en imposant $WW_{I_{TAPEER}}(X, s1, s2) = 0$, la différence quadratique entre I_{TAPEER} et I_{radar} serait réduite. Cette opération brutale, serait de fait équivalente à un simple moyennage par fenêtre glissante (parce que nous utilisons ici l'ondelette de Haar). Il existe cependant une opération, qui, par pondération des coefficients d'ondelette à chaque échelle, permet de réduire la différence quadratique de façon plus efficace.

Minimisation de différence quadratique moyenne

D'après l'équation V.1.1 la minimisation de la différence quadratique entre $WW_{I_{TAPEER}}(X, s1, s2)$ et $WW_{I_{radar}}(X, s1, s2)$ à chaque échelle permet de minimiser la différence quadratique entre I_{TAPEER} et I_{radar}. A chaque échelle il existe un unique réel Γ(s1, s2) tel que la variance de $\Gamma(s1, s2)\, WW_{I_{TAPEER}}(X_i, s1, s2) - WW_{I_{radar}}(X_i, s1, s2)$ soit minimale [Turner et al., 2004] :

$$\Gamma(s1,s2) = \frac{cov(WW_{I_{TAPEER}}(X,s1,s2),\ WW_{I_{radar}}(X,s1,s2))}{var(WW_{I_{radar}}(X,s1,s2))} \quad (V.1.2)$$

Où *cov* dénote la covariance et *var* la variance. Ainsi, pour une échelle où les variations de la fraction précipitante seraient parfaitement représentées par le masque I_{TAPEER} : $WW_{I_{TAPEER}}(X,s1,s2) = WW_{I_{radar}}(X,s1,s2)$ et $\Gamma(s1,s2) = 1$. En revanche, pour une échelle où les variations $WW_{I_{TAPEER}}(X,s1,s2)$ et $WW_{I_{radar}}(X,s1,s2)$ sont décorrélées, $\Gamma(s1,s2) = 0$.

Filtrage spatial et temporel par l'ondelette de Haar

La pondération des coefficients d'ondelette est en fait une opération de filtrage comparable à ce qui peut être réalisé dans le domaine des coefficients de Fourrier. Nous appliquons donc un filtrage par l'ondelette discrète de Haar du masque I_{TAPEER} de façon à minimiser la différence quadratique moyenne entre I_{TAPEER} et I_{radar} selon la séquence suivante :

1) Pour permettre le filtrage, le masque I_{TAPEER} est d'abord projeté sur une grille régulière à la résolution 1/32° × 1/32°.

2) On applique la décomposition en ondelettes spatiale (ondelette de Haar) avec N = 5. Les séries de coefficients d'ondelette correspondent alors aux échelles spatiales 1/32°, 1/16°, 1/8°, 0.25°, et 0.5°. Le terme résiduel $S_I(X,5)$ correspond aux échelles égales ou supérieures à 1°.

3) On applique la décomposition temporelle avec M=5 à chacune des cinq séries de coefficients issues de la décomposition spatiale ainsi qu'à la série résiduelle $S_I(X,5)$. Les échelles correspondant à cette décomposition temporelle sont 15min, 30min, 1h, 2h, 4h. La série résiduelle correspond aux échelles 8h et plus.

4) On multiplie chacune des séries $WW_I(X,s1,s2)$ par le coefficient $\Gamma(s1,s2)$. Les termes $WS_I(X,5,s2)$ et $SW_I(X,s1,5)$ sont également pondérés. Seul le terme résiduel $SS_I(X,5,5)$ n'est pas pondéré. Ainsi, seules les échelles de variabilité plus fines que 1° et 8h sont affectées par le filtrage, la fraction précipitante à 1° et 8h est donc préservée.

5) On applique la transformée discrète inverse temporelle puis spatiale.

De façon synthétique :

$$I(X) \xRightarrow[2 \times DWT]{} WW_I(X, s1, s2) \xRightarrow[pondération]{} \Gamma(s1, s2)\, WW_I(X, s1, s2) \xRightarrow[2 \times IDWT]{} I_F(X)$$

$$(V.1.3)$$

Les coefficients de pondération $\Gamma(s1, s2)$ (tableau V.1.1) sont appris sur les données du radar Xport au Burkina Faso pour la saison 2012, en utilisant les variances et covariances empiriques et l'équation V.1.2. Parce que les coefficients Γ ont été calculés de façon à minimiser la différence quadratique moyenne par rapport à la référence I_{radar}, le filtrage peut être qualifié d' optimal (du point de vue de l'EQM). La variable I_F issue du filtrage n'est pas une indicatrice binaire comme l'est I_{TAPEER}. $I_F(X)$ peut prendre n'importe quelle valeur sur l'intervalle [0,1].

La valeur de $I_F(X)$ peut être interprétée de deux façon selon qu'on la considère comme une estimation déterministe ou probabiliste : elle peut être vue comme une moyenne pondérée de la valeur de I_{TAPEER} sur un voisinage "flou" autour de X, c'est à dire comme une pseudo fraction précipitante, ou elle peut être considérée comme la probabilité de précipitation au pixel X. Notons que si I_F est assimilée à une probabilité de précipitation, la différence quadratique moyenne entre I_F et I_{radar} est par définition équivalente à un score de Brier [Brier, 1950] (en assimilant le masque radar au "vrai" masque pluie / non pluie). L'opération de filtrage peut ainsi être vue comme une minimisation du score de Brier. Notons également que la valeur 0 ou 1 d'un masque de détection peut elle-même être considérée comme une fraction précipitante (0% ou 100%). Cette astuce permet de faire en sorte que la définition d'un champ I ne change pas quand celui-ci est agrégé, puisque la moyenne d'une fraction précipitante reste une fraction précipitante. Elle permet également d'interpréter de façon simple la différence entre un masque binaire et une fraction précipitante.

Parce que le coefficient de pondération pour le terme résiduel $SS_I(X,5,5)$ est forcé à la valeur 1, toutes les variations aux échelles plus grandes que un degré et huit heures sont rigoureusement préservées. L'espérance de I_{TAPEER} en particulier est préservée. Aux fines échelles, l'amplitude des variations est réduite. D'un point de vue fréquentiel, l'opération correspond à un filtrage passe-bas, les séries temporelles et les variations spatiales sont donc lissées (figures V.1.1 et V.1.2). Cette méthode permet de préserver une partie de la variabilité fine échelle, contrairement à celle qui consisterait à forcer à zéro tous les coefficients à partir d'une échelle donnée. Notons que d'après l'équation V.1.2, pour toutes les échelles plus fines que un degré et 8 heures, la variance des coefficients d'ondelette du masque satellite après filtrage est inférieure ou égale à celle des coefficients d'ondelette du masque radar.

Ech. Temp 2^{s2} L_{temp} Ech. Sp 2^{s1} L_{sp}	15 min	30 min	1h	2h	4h	≥ 8h
≥ 1°	0.299	0.510	0.677	0.833	0.932	**1**
0.5°	0.078	0.141	0.271	0.499	0.626	0.640
0.25°	0.006	0.027	0.091	0.242	0.353	0.339
1/8°	0.002	0.015	0.041	0.111	0.168	0.158
1/16°	0.003	0.006	0.018	0.049	0.076	0.075
1/32°	0.000	0.001	0.004	0.014	0.023	0.027

Tableau V.1.1

Coefficients de filtrage optimaux $\Gamma(s1, s2)$ déterminés empiriquement sur les données Xport 2012 au Burkina Faso.

Filtrage uniquement spatial

Le caractère optimal de cette opération de filtrage dépend dans les faits de notre faculté à déterminer la valeur des coefficients $\Gamma(s1, s2)$. Ici, nous avons utilisé les données du radar Xport en 2012 comme base d'entrainement pour leur détermination. Pour appliquer la méthode sur l'ensemble de le ceinture tropicale, nous devons faire l'hypothèse que la relation entre échelle spatio-temporelle et corrélation des coefficients d'ondelette déterminée au Burkina Faso est valable partout. Dans la mesure où cette hypothèse peut paraitre optimiste il peut être préférable d'utiliser un jeu de données plus global pour l'apprentissage, tel que les masques précipitants dérivés des observations TRMM-PR ou GPM-DPR. Cependant, comme les radars embarqués ne permettent pas de mesurer des fraction précipitantes moyennées sur plusieurs heures en un point, le filtrage doit dans ce cas être réduit à la dimension spatiale seule : l'étape 3 de la procédure est ignorée et la pondération est appliquée directement sur les coefficients $W_I(X,s1)$. Dans ce cas, pour chaque pas de temps de 15 minutes, l'image instantanée du masque I_{TAPEER} est filtrée indépendamment des pas de temps précédents et suivants.

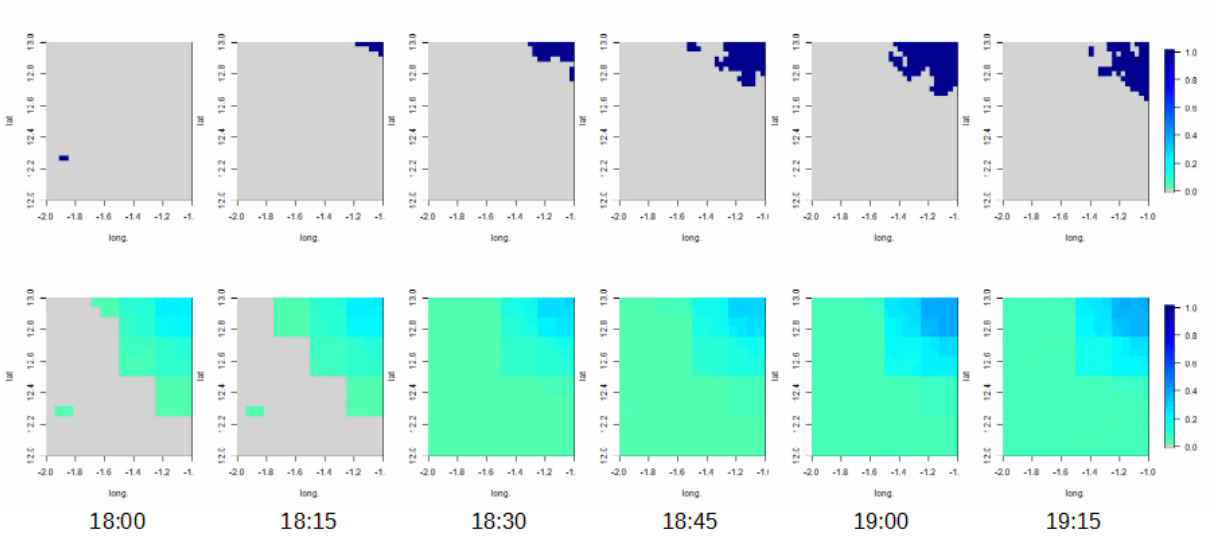


Figure V.1.1

Série temporelle montrant l'évolution du masque I_{TAPEER} avant filtrage (haut) et du champ filtré I_F (bas). 28/07/2013, Ouagadougou, Burkina Faso.

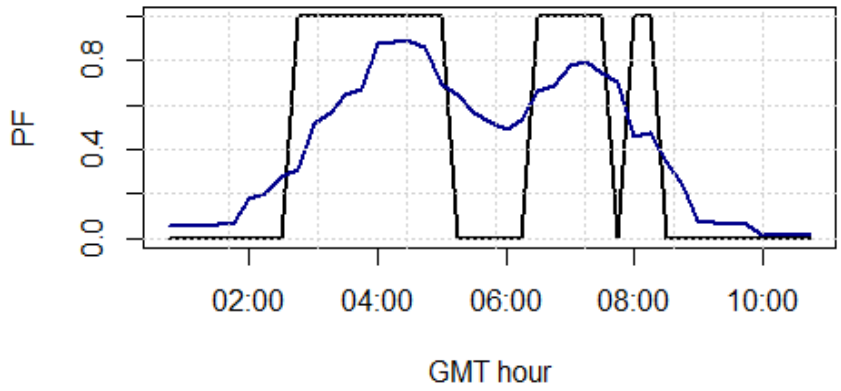


Figure V.1.2

Evolution temporelle de la valeur de I_{TAPEER} (noir) et de I_F (bleu) pour le pixel (de résolution 1/32° avec des pas de temps de 15 min) correspondant à la longitude -1.5° et à la latitude 12.5° (Ouagadougou, Burkina Faso). 24/07/2013.

<u>Effet du filtrage sur le masque I_{TAPEER} au Burkina Faso</u>

Les masques de précipitation dérivés du radar Xport pour la saison des pluies 2013 sont utilisés pour évaluer le champ I_F obtenu par le filtrage de I_{TAPEER}. Le filtrage a été entrainé sur la saison 2012. Pour la saison des pluies 2013 la différence quadratique moyenne entre I_{TAPEER} et I_{radar} est égale à $1.10 \times var(I_{radar})$ avant filtrage. Le filtrage spatio-temporel permet d'obtenir une différence quadratique moyenne entre I_F et I_{radar} de $0.74 \times var(I_{radar})$. Le filtrage spatial seul (entrainé sur les mêmes données) permet quant à lui de réduire l'erreur quadratique à $0.79 \times$

$var(I_{radar})$. Le filtrage purement spatial, filtre indifféremment toutes les structures de fine échelle, quelle que soit leur persistance temporelle. En particulier, contrairement au filtrage spatio-temporel il ne différencie pas la variabilité spatiale climatique de la variabilité spatiale météorologique spécifique à un évènement particulier. Nous avons commenté au chapitre précédent le fort couplage observé entre échelles de variabilité spatiales et échelles de variabilité temporelles au Burkina Faso. Du fait de ce couplage, même quand il est appliqué uniquement sur les variations spatiales, le filtrage a nécessairement un effet sur la dynamique temporelle des champs de pluie. Comme nous l'avons déjà commenté, au Burkina Faso les champs de pluie cumulée sur de longues périodes sont spatialement homogènes. Nous pouvons supposer que dans une région pour laquelle la relation entre variabilité temporelle et variabilité spatiale serait moins triviale, par exemple pour une région présentant une variabilité spatiale climatique à fine échelle en plus de la variabilité météorologique, l'écart de performance entre filtrage spatial et filtrage spatio-temporel serait plus marqué.

V.2) Comparaison du masque filtré I_F au masque I_{radar}

Dans cette partie nous analysons en détail les variations de I_F et de I_{radar} ainsi que celles du terme de différence I_F - I_{radar}. Considérant $I_F(X)$ comme une estimation de l'état vrai $I_{vrai}(X)$, l'objectif est de définir un modèle d'erreur pour celle-ci. L'objectif est d'utiliser ensuite ce modèle afin de générer stochastiquement la variabilité manquante du champ I_F et de retrouver au final un spectre d'ondelette identique en moyenne à celui du masque I_{radar}.

Relation entre I_F et la probabilité de précipitation

La figure V.2.1 montre la fraction des observations $I_{radar}(X)$ égales à 1 pour 50 classes de valeur de $I_F(X)$. L'augmentation de la fréquence observée des précipitations avec la valeur de $I_F(X)$ valide l'interprétation de I_F en tant que probabilité de précipitation. On constate que pour I_F inférieur à 0.4 la probabilité de précipitation dérivée du radar concorde avec la valeur de $I_F(X)$.. Pour I_F compris entre 0.5 et 0.8, la probabilité de précipitation radar varie peu autour de 50%. Les valeurs élevées de I_F (supérieures à 0.8) correspondent également à des forte probabilité de précipitation selon le radar.

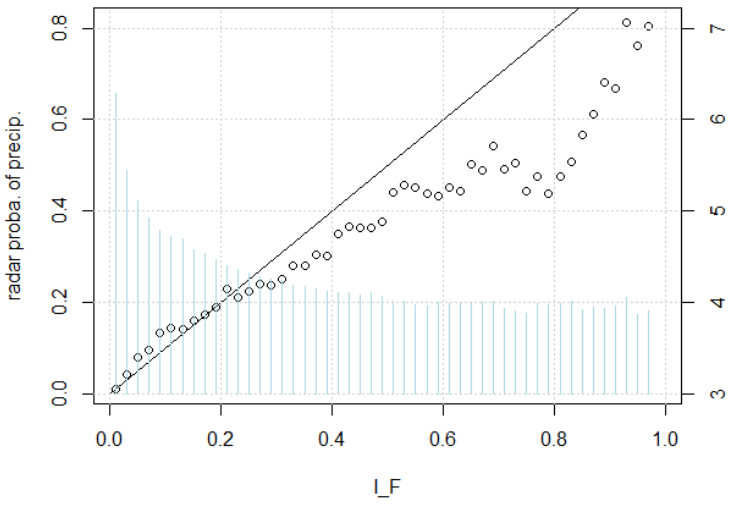


Figure V.2.1
Cercles noirs : probabilité de précipitation dérivée du radar Xport au Burkina Faso (saison 2013) en fonction de la valeur de I_F. Les valeurs de I_F sont regroupés en 50 classes de 0 à 1. Les barres verticales bleus indiquent le nombre d'élément par classe (puissance de 10, échelle de droite).

La ligne noire indique la première bissectrice.

Analyse des variations de I_F et I_{radar} par l'ondelette de Haar tridimensionnelle

Pour la suite, les variations I_F et I_{radar} sont analysées dans l'espace des coefficients d'ondelette. Une transformée en ondelettes tridimensionnelle par l'ondelette discrète de Haar (voir annexe B) est utilisée ici pour analyser à la fois les variations spatiales et temporelles des deux champs. Par souci de concision nous utilisons dans la suite le terme "ondelette tridimensionnelle". Ceci est un abus de langage puisqu'en réalité, la décomposition sur trois dimensions est réalisée par 7 fonctions d'ondelette orthogonales et une fonction de dilatation. (voir annexe B). L'utilisation d'une ondelette tridimensionnelle ne permet pas d'analyser le couplage entre les échelles spatiales et temporelles, comme cela était possible en appliquant successivement la transformée spatiale et la transformée temporelle (partie IV.3). Avec l'ondelette tridimensionnelle, le couplage est porté par l'ondelette elle-même. L'utilisations d'une ondelette tridimensionnelle permet de réduire considérablement le nombre d'échelles à considérer comparément à ce que nous avions en utilisant les deux transformées successives. Soient deux images successives composées chacune de 2×2 pixels. L'ensemble des deux images peut être vue comme un "volume spatio-temporel" de 2×2×2 éléments. La convolution de ce volume par une ondelette tridimensionnelle produira 8 coefficients : Le coefficient LLL correspond à la somme des 2×2×2 éléments divisée par $\sqrt{8}$; les 7 autres coefficients : LLH, LHL, LHH, HLL, HLH, HHL et HHH encodent les variations à l'intérieur du volume. Le coefficient LLH (Low-pass selon la longitude, Low-pass selon la latitude, High-pass selon le temps) correspond ainsi aux variation qui ne dépendent que du temps. LHL correspond aux variations en latitude, LHH aux variations dépendant à la fois de la latitude et du temps, etc. La définition exacte de chaque coefficient est fournie en annexe B.

Dans notre cas, parce que I_F et I_{radar} sont bornés entre 0 et 1, le coefficient LLL est borné entre 0 et $\sqrt{8}$. De même les sept autres coefficients sont bornés entre –η et η, avec :

$$\eta = \begin{cases} LLL & si\ LLL \leq \sqrt{2} \\ \sqrt{8} - LLL & si\ LLL > \sqrt{2} \end{cases} \qquad (V.2.1)$$

La transformée est appliquée ici avec cinq niveaux de décompositions, les échelles analysées sont (1/32°)²×15min ; (1/16°)²×30min ; (1/8°)²×1h ; (0.25°)²×2h ; (0.5°)²×4h et (1°)²×8h, identifiées par l'indice *n* croissant de 1 à 5. L'analyse porte sur les coefficients d'ondelette normalisés LLH/η, LHL/η, LHH/η, HLL/η, HLH/η, HHL/η et HHH/η. Les coefficients d'ondelette étant calculés comme des différence finies (annexe B) les coefficients normalisés correspondent à des différences relative (à la variation maximale possible considérant la valeur locale de la fraction précipitante).

Distributions statistiques et autocorrélation des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés

La figure V.2.2 présente, sous forme d'histogramme, les distributions des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés issus de I_{radar} et ceux issus de I_F pour l'échelle $(1/16°)^2 \times 30$min. Les distributions pour les autres échelles sont présentées en annexe D. Toutes ces distributions sont d'espérance nulle et symétriques (skew = 0). Chacune d'entre elles peut donc être modélisée par une distribution paramétrique Pearson type II ou VII [Pearson, 1916 ; Elderton et Johnson, 1969].

Les figures V.2.3 et V.2.4 sont les représentations graphiques des fonctions d'autocorrélation spatiales et temporelles des sept coefficients d'ondelette normalisés correspondant à la différence entre I_{radar} et I_F à l'échelle $(1/16°)^2 \times 30$min. On observe que pour tous les coefficients l'autocovariance décroit rapidement. La structure spatio-temporelle des coefficients d'ondelette est donc proche de celle d'un bruit blanc (au sens faible). La non-corrélation des coefficients d'ondelette est une propriété essentielle de la transformée en ondelettes [Shapiro, 1993]. En effet, celle-ci a été initialement développée pour la compression de données, la décorrélation des coefficients permet d'éviter la redondance d'information [Lewis et Knowles, 1992].

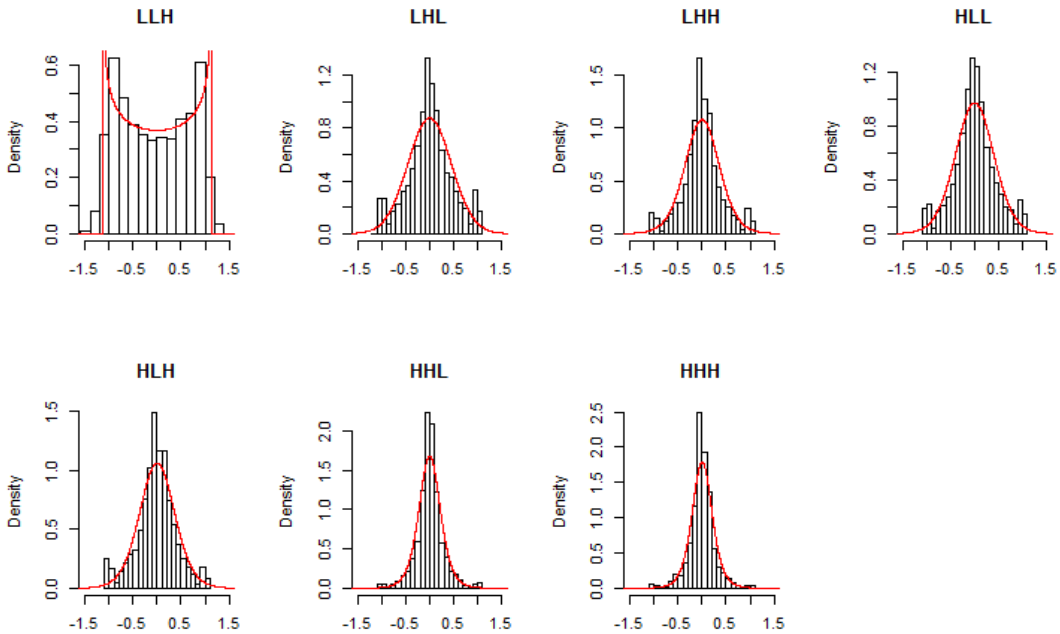


Figure V.2.2

Distributions des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés dérivés du masque I_{radar} et ceux dérivés du masque I_F. Les coefficients sont ceux correspondant à l'échelle (1/16°)²×30min. Burkina Faso, 2013. Chaque histogramme est construit à partir de 7000 valeurs observées. La ligne rouge correspond à l'approximation de la distribution empirique par une loi Pearson de type VII (type II pour le coefficient LLH qui correspond aux variations qui ne dépendent que du temps).

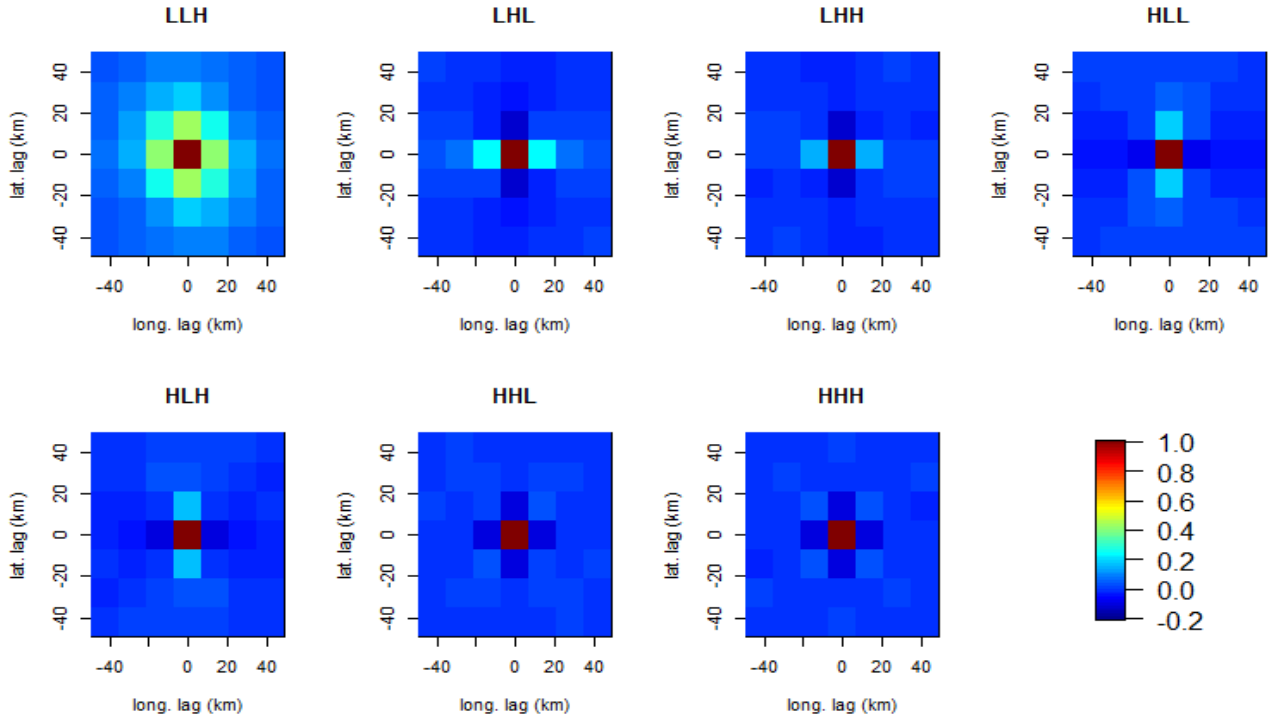


Figure V.2.3

Autocorrélations spatiales des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés dérivés du masque I_{radar} et ceux dérivés du masque I_F. Les coefficients sont ceux correspondant à l'échelle (1/16°)²×30min. Calculées sur la zone de couverture du radar Xport au Burkina Faso et moyennées sur la période mai-octobre 2013.

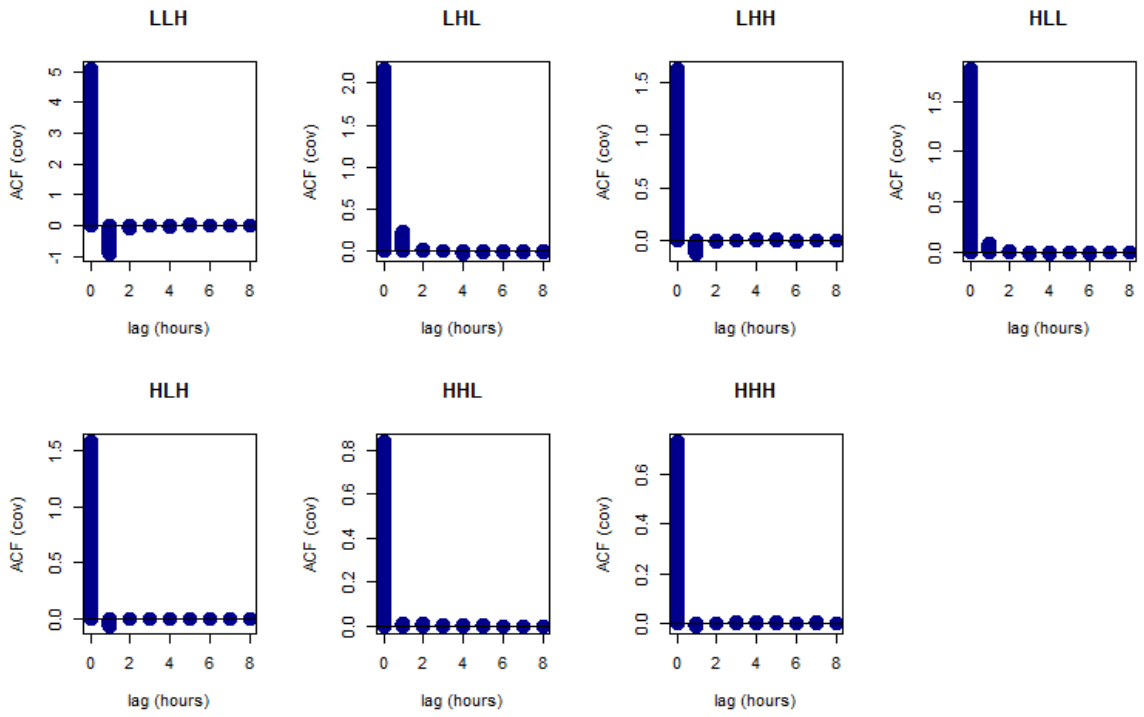


Figure V.2.4

Autocovariances temporelles des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés dérivés du masque I_{radar} et ceux dérivés du masque I_F. Les coefficients sont ceux correspondant à l'échelle $(1/16°)^2 \times 30min$. Calculées sur la période mai-octobre 2013 et moyennées sur la zone de couverture du radar Xport au Burkina Faso.

<u>Définition d'un modèle d'erreur</u>

En considérant le radar comme une référence suffisamment fiable pour que le différence I_{vrai}-I_{radar} soit négligeable devant la différence I_{vrai}-I_F pour toutes les échelles considérées ici ; les paramètres déterminés empiriquement décrivant la différence entre les coefficients d'ondelette normalisés dérivés du radar et ceux calculés sur le champ I_F définissent un modèle d'erreur statistique de I_F. Nous appelons ici "erreur" la différence $I_F - I_{vrai}$. Comme nous l'avons fait remarqué dans la section précédente elle peut être interprétée comme un score statistique ou "scoring" [Bröcker et Smith, 2007] ou comme une simple erreur d'estimation de la vraie fraction précipitante.

Le modèle d'erreur est défini sur les sept (LLL exclu) coefficients normalisés issus de la transformée en ondelettes de Haar tridimensionnelle. Parce que le modèle d'erreur est défini sur les coefficients d'ondelette normalisés nous supposons que, pour chaque échelle, et pour

chacun des sept coefficients nous sommes dans un cas hétéroscédatstique. Cela ne serait pas possible avec les coefficients d'ondelette bruts, puisqu'il est évident que l'amplitude locale des variations des masques à une certaine échelle dépend de la valeur de la fraction précipitante à l'échelle supérieure. Par exemple si la fraction précipitant est nulle sur une aire donnée, il ne peut y avoir aucune variation des champs à l'intérieur de cette aire. Notons qu'il en est de même si la fraction précipitante est égale à 1. A l'échelle *n*, la variance des coefficients LLH_n, LHL_n, LHH_n, HLL_n, HLH_n, HHL_n et HHH_n dépend ainsi de la valeur de LLL_n. La valeur de LLL_n dépend quant à elle des coefficients LLH, LHL, LHH, HLL, HLH, HHL et HHH aux échelles supérieures à *n*. La variance des coefficients d'ondelette normalisés est elle en revanche indépendante de LLL_n et donc indépendante des variations aux échelles plus grandes que *n*. En supposant pour chaque coefficient et à chaque échelle une distribution des erreurs selon une loi de Pearson, dont l'espérance et le skew sont nuls, la forme de la distribution peut être parmétrisé par un unique paramètre, le moment centré réduit d'ordre 4, appelé kurtosis (ou coefficient d'aplatissement de Pearson).

Si le terme d'erreur I_F-I_{vrai} est autocorrélée spatialement et temporellement dans son domaine de définition, l'analyse de celui-ci a montré que, dans le domaine des coefficients d'ondelette normalisés, l'autocorrélation peut être négligée (figures V.2.3 et V.2.4). Cette dernière propriété est particulièrement intéressante dans l'optique de la génération d'ensembles, puisqu'il est beaucoup plus simple de générer stochastiquement des variables aléatoires non corrélées que des variables corrélées [Ebtehaj and Foufoula-Georgiou, 2011A, 2011B].

V.3) Génération stochastique de l'intermittence à fine échelle

Le modèle d'erreur que nous avons défini dans le domaine des coefficients d'ondelette peut être utilisé afin de générer stochastiquement des ensembles de masque précipitants possibles à partir du masque filtré I_F. C'est ce que nous réalisons dans cette partie avec pour objectifs : 1) Que toutes les réalisations soient équiprobables. 2) Que chaque réalisation de l'ensemble soit réaliste, c'est-à-dire que ses propriétés statistiques (espérance, variance, et autocorrélation) soient comparables à celles du masque I_{radar}. 3) Que la moyenne d'ensemble soit égale à I_F.

Processus de génération

Nous avons vu dans la partie IV.3 qu'en dehors des très fines échelles (2.8~5.6 km et 15~30 min) les spectre d'ondelette des masques I_{TAPEER} et I_{radar} sont concordants. Nous avons noté cependant une variance légèrement plus importante de I_{TAPEER} par rapport I_{radar} aux échelles autour de 45km et deux heures. Nous supposons ici, que pour chaque échelle, le ratio entre la variance des coefficients d'ondelette normalisés issus de la décomposition par l'ondelette de Haar tridimensionnelle de I_{TAPEER} et ceux dérivés de I_{radar} est une constante $\varphi(n,i)$ indépendante de la latitude la longitude ou du temps. n dans {1, …, 5} est l'indice d'échelle, i dans {1,2, …, 7} est l'indice désignant un des sept coefficients (LLH, LHL, …). La constante $\varphi(n,i)$ a été déterminée empiriquement sur les champs I_{radar} et I_{TAPEER} colocalisés en 2012 pour chacun des sept coefficients, et pour chaque échelle (figure V.3.1). Nous pouvons ainsi déduire du masque I_{TAPEER} avant filtrage quelle doit être localement la variance finale des coefficients d'ondelette pour les ensembles à générer afin que ceux-ci soient réalistes.

La génération stochastique d'un ensemble de champs synthétiques $I_{ens}(X,k)$, où k est un entier dans {1,2 … K} est réalisée à partir des champs I_{TAPEER} et I_F selon la séquence suivante :

1) La transformée en ondelettes discrète tridimentionelle, avec un nombre de niveaux N=5 est appliquée sur les champs I_{TAPEER} et I_F. Le terme résiduel de cette transformée LLL_5 correspond à la fraction précipitante à l'échelle 1°×1°×8h. Pour les deux champs I_{TAPEER} et I_F le terme LLL_5 est identique puisque le filtrage conduisant à I_F ne portait que sur les fines échelles (partie V.1).
2) Pour chaque fenêtre de 1°×1°×8h, un voisinage de 3°×3°×3j est défini et les variances des coefficients d'ondelette normalisés dérivés de I_{TAPEER} et I_F sont calculées sur ce dernier. Nous supposons que le spectre de I_{vrai} peut être dérivé de celui de I_{TAPEER} et

déterminons quelle doit être à chaque échelle n l'amplitude du signal stochastique à ajouter à I_F pour retrouver le spectre de I_{vrai} :

$$var(WN_{rand}(X,n,i)) = \varphi(n,i) \times var\left(WN_{I_{TAPEER}}(X,n,i)\right) - var(WN_{I_F}(X,n,i)) \quad (V.3.1)$$

Où $WN_{I_F}(X,n,i)$ et $WN_{I_{TAPEER}}(X,n,i)$ sont les séries de coefficients d'ondelette normalisés dérivées respectivement de I_F et de I_{TAPEER}. La série $WN_{rand}(X,n,i)$ est une série aléatoire.

3) Pour chacune des sept séries de coefficients normalisés et à chaque échelle n une série aléatoire est générée et ajoutée à la série dérivée de I_F :

$$WN_{ens}(X,n,i) = WN_{I_F}(X,n,i) + WN_{rand}(X,n,i) \quad (V.3.2)$$

La série WN_{rand} est généré selon une loi de Pearson. Ses moments d'ordre 1 et 3 (espérance et skew) sont fixés à zéro (Pearson type II ou VII). Sa variance a été déterminée à l'étape 2. Le moment centré réduit d'ordre 4 (kurtosis) est supposé constant, pour chaque coefficient et chaque échelle n ; il a été déterminé empiriquement à partir des comparaisons entre I_F et I_{radar} en 2012 au Burkina Faso (partie V.1).

4) Chaque série WN_{ens} est dénormalisée : $W_{ens}(X,n,i) = \eta_{ens}(X,n)\, WN_{ens}(X,n,i)$. A l'échelle n Le terme η_{ens} dérive du terme LLL_n (équation V.2.2) qui est lui-même est déterminé par la valeur des coefficients W_{ens} aux échelles supérieures à n. Ainsi le processus de génération stochastique doit se faire en commençant par les grandes échelles.

5) La transformée en ondelettes tridimensionnelle inverse est utilisée pour construire le champ $I_{ens}(X,k)$.

L'entier k dans {1, 2, …, K} est l'indice correspondant à une réalisation de l'ensemble généré. Les étapes 3 à 5 sont exécutés K fois pour générer un ensemble de K réalisations. A l'échelle la plus fine (1/32° et 15 minutes) le masque I_{vrai} n'a par définition que deux valeur possibles : 0 et 1. Les ensembles I_{ens} en revanche sont générés de telle façon que $I_{ens}(X,k)$ est un réel dans l'intervalle [0, 1]. Une simple opération de seuillage permettrait la discrétisation des valeurs de I_{ens}. Cependant la discrétisation par seuillage n'est pas sans effet sur les propriétés statistiques du champ, en particulier sur son autocorrélation. Le seuillage est également une opération non linéaire, qui peut affecter la moyenne d'ensemble. Pour cette raison nous choisissons ici d'ignorer l'échelle de variabilité la plus fine : 1/32°

et 15 min. Ainsi, lors de l'étape 5, la construction de I_{ens} à travers la transformée en ondelettes inverse est arrêtée à la seconde échelle la plus fine (n=2) : 1/16° et 30 min. Les ensembles I_{ens} sont considérés à la résolution 1/16° et 30 min seulement. A cette résolution, chaque réalisation $I_{ens}(X,k)$ est un réel dans l'intervalle [0, 1] qui peut alors être considéré en tant que fraction précipitante ; la discrétisation des valeurs n'est donc plus nécessaire. Notons également que la valeur élevée de φ(n,i) à l'échelle n=1 pour tous les coefficients pose question quant à la possibilité réelle de déduire la variance vraie de la variance de I_{TAPEER} à cette échelle.

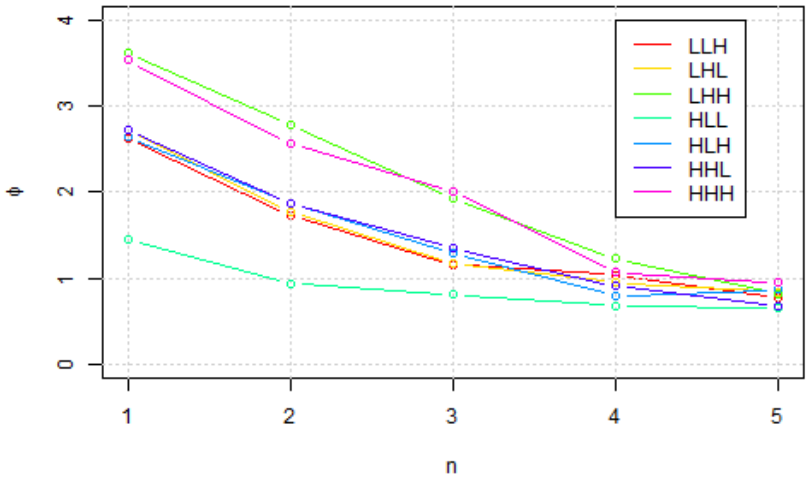


Figure V.3.1

Coefficients φ détermines empiriquement à partir des champs I_{radar} et I_{TAPEER} colocalisés au Burkina Faso en 2012 en fonction de l'échelle n. Les échelles de 1 à 5 sont 1° et 8h, 0.5° et 4h, 0.25° et 2h, 1/8° et 1h et 1/16° et 30min.

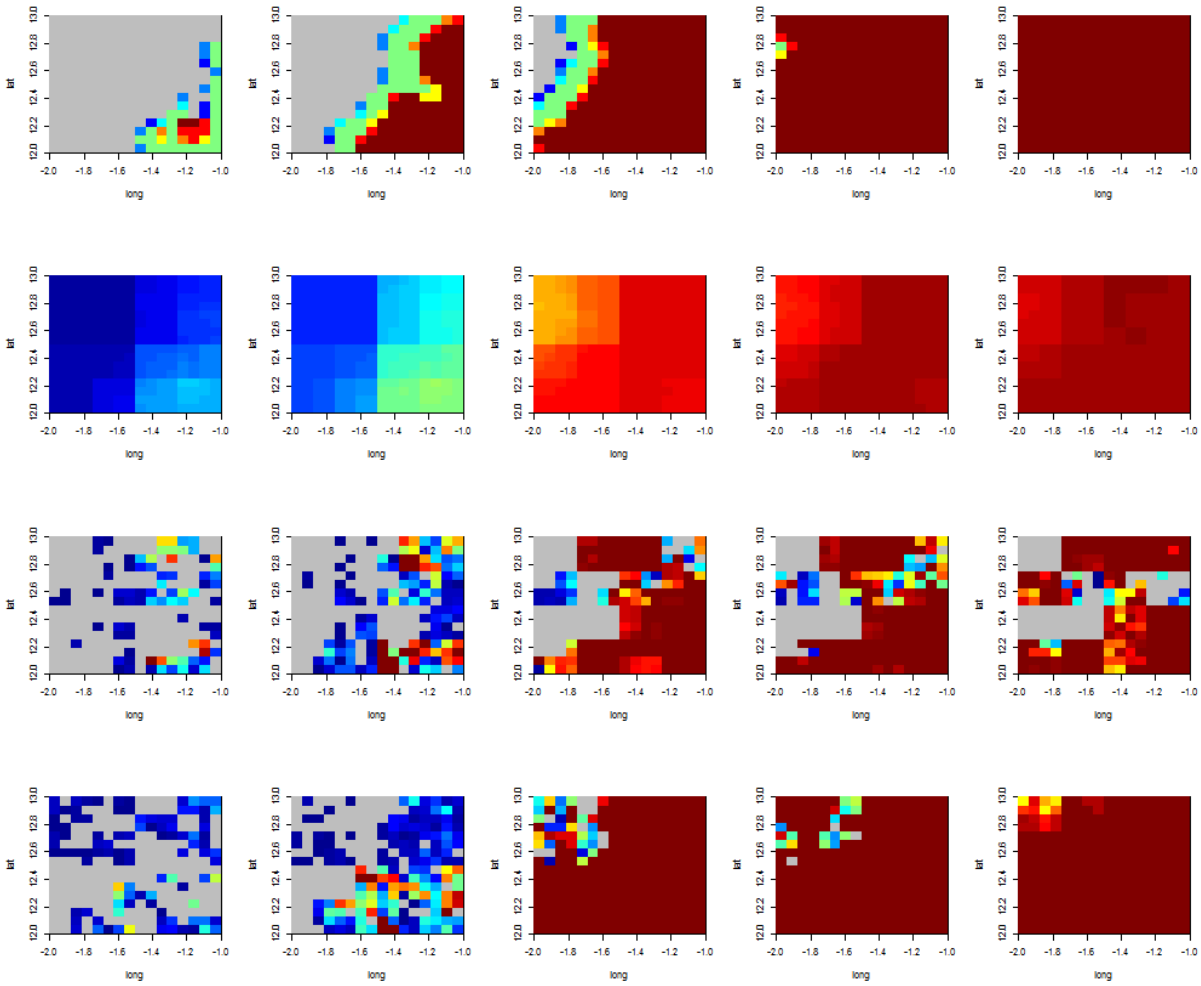
Caractéristiques de l'ensemble I_{ens}

Nous avons ainsi généré un ensemble de champs de fraction précipitante à la résolution 1/16° et 30 min. Par construction, pour toutes les réalisations, la fraction précipitante à la résolution 1° et 8h est identique à celle dérivée directement de I_{TAPEER}. Les échelles plus grandes que 1° et 8h sont purement déterministes, les échelles plus fines sont partiellement déterministes et partiellement stochastiques. Les échelles les plus fines sont celles où la part relative de la variabilité stochastique est la plus importante.

Deux séries temporelles correspondant à deux réalisations de I_{ens} sont représentées figure V.3.2. Il apparait que la méthode permet effectivement de régénérer la variabilité spatiale et temporelle qui avait été largement réduite par l'opération de filtrage. Les champs générés reproduisent les propriétés statistiques de I_{vrai} avec des aires totalement précipitantes (où FP=1) étendues ainsi que de nombreuses aires non précipitantes.

On notera cependant que certaines propriétés "géométriques" du masque I_{vrai} ne sont pas reproduites. Ceci s'explique par le fait que nous avons considéré une parfaite décorrélation des coefficients d'ondelette (partie V.2) alors qu'il existe une faible corrélation des coefficients d'ondelette adjacents [Ebtehaj and Foufoula-Georgiou, 2011A, 2011B]. Le fait que nous ayons utilisé une simple ondelette Haar à trois dimensions, définie sur un support fini cubique, est observable sur les champs générés : transitions abruptes entre les aires précipitantes et non précipitantes. L'utilisation d'une transformée en ondelettes non décimée [Percival et Walden, 2006, chap. 5] ou d'une transformée en ondelettes continue [Kumar et Foufoula-Georgiou, 1997 ; Labat, 2005 ; Lovejoy et Schertzer, 2010A, 2010B] permettrait d'éviter la génération de ces artéfacts au prix d'une complexité algorithmique et d'un coût calculatoire bien plus importants. Cependant, l'hypothèse de décorrélation des coefficients d'ondelette n'est plus valable avec la transformée non décimée ou la transformée continue.

Tel que nous avons implémenté la méthode dans sa première version, l'incertitude sur les échelles plus grandes que 1° et 8h n'est pas considérée. Or, l'estimation de la fraction précipitante à un degré et un jour par l'algorithme TAPEER est associée à une variance d'estimation calculée. Cette variance d'estimation peut également être calculée à la résolution 1° et 8° et être utilisée pour paramétriser une perturbation stochastique du terme LLL_5, par l'exemple par l'addition d'un terme aléatoire tiré selon une distribution normale.



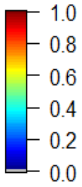


Figure V.3.2

Première ligne : Séries d'images du masque I_{TAPEER} agrégé à la résolution 1/16° et 30min.

Deuxième ligne : Séries d'images du masque filtré I_F agrégé à la résolution 1/16° et 30min

Deux dernières lignes : Deux réalisation de l'ensemble I_{ens} à la résolution 1/16° et 30min. Burkina Faso. 27/05/2013 20:30, 21:00, 21:30, 22:00, 22:30.

V.4) Validation des propriétés statistiques de I_{ens} distribution et autocorrélation

L'ensemble I_{ens} a ainsi été généré de façon à reproduire les propriétés statistiques des champs I_{radar} à la résolution 1/16° et 30 min. Dans cette partie nous vérifions que la distribution statistique de I_{ens} est comparable à celle de $I_{radar.}$ Nous vérifions également que les variances de champ I_{ens} et I_{radar} ré-agrégés à diverses résolutions restent comparables. Enfin nous évaluons l'autocorrélation des ensembles générés à travers le calcul des variogrammes spatiaux et temporels.

Distribution statistique

Les distributions statistiques correspondant aux fractions pluvieuses $I_{radar,}$ $I_{TAPEER,}$ I_F, et I_{ens} à la résolution 1/16° et 30 min pour la période mai-octobre 2013 au Burkina Faso sont présentées figure VI.4.1. On observe que parmi tous les champs dérivés des observations satellite les champs I_{ens} sont ceux dont la distribution est la plus proche de celle de I_{radar} avec une variance de 0.020 pour les deux. Pour les ensembles I_{ens} comme pour le champ I_{radar} 1.4% des valeurs simulées de la fraction précipitante sont égales à 1. On note que la valeur 1 n'est en revanche jamais atteinte avec le champ I_F. La surreprésentation des fractions pluvieuses entre 0 et 0.2 dans les ensembles I_{ens} démontre cependant que la méthode de génération stochastique de l'intermittence peut encore être améliorée. En l'état actuel de la désagrégation, seul les deux premiers moments de la distribution sont réellement contraints à chaque échelle. Pour I_{radar} et I_{TAPEER} le mode qui apparait dans la distribution à 0.5 est en fait un artéfact de calcul. En effet, à la résolution 1/16° et 30 min les fractions I_{radar} et I_{TAPEER} sont calculées numériquement comme une moyenne de 8 éléments de surface chacun étant égal à 0 ou 1. Les valeurs numériques de I_{radar} et I_{TAPEER} sont donc discrètes avec 9 valeurs possibles entre 0/8 et 8/8.

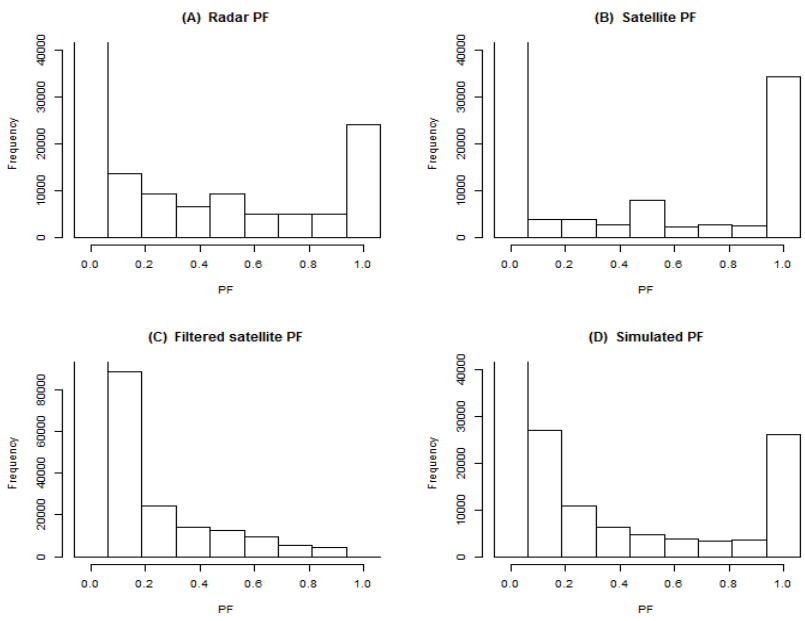


Figure V.4.1

Distributions statistiques des fractions précipitantes I_{radar} (A), I_{TAPEER} (B), I_F (C), et pour une réalisation de I_{ens} (D) à la résolution 1/16° et 30 min. Mai-octobre 2013 au Burkina Faso (256 pixels dans une zone de 1°×1°, 10000 pas de temps). Pour toutes les distributions l'espérance est de 0.0265. Les variances sont respectivement 0.020, 0.023, 0.009 et 0.020. Pour I_F (C) l'échelle de fréquence (verticale) est différente de celle des panneaux A, B et D.

<u>Variance multi-échelle</u>

Nous venons de voir que les champs I_{ens} *et* I_{radar} ont même espérance et même variance sur la période de validation. L'espérance est le seul moment des distributions de I_{ens} *et* I_{radar} qui soit indépendant de la résolution. La figure V.4.2 représente l'évolution du moment d'ordre 2 de la distribution (variance) en fonction de la résolution d'agrégation pour les quatre champs I_{radar}, I_{TAPEER}, I_F, et I_{ens}. La variance multi-échelle de I_{ens} est contrainte lors de la génération stochastique pour être identique à celle de I_{vrai} à travers la relation supposée entre la variance multi-échelle de I_{vrai} et celle de I_{TAPEER}. Ici encore, pour la validation, I_{vrai} est identifié à I_{radar}. La concordance des courbes pour I_{radar} et I_{ens} démontre que la variance multi-échelle est convenablement contrainte en 2013. Pour rappel la méthode a été entrainée avec les données la saison 2012. Par construction les champs I_{TAPEER}, I_F et I_{ens} ont même variance à la résolution 1° et 8h. On observe que la désagrégation de I_F aux échelles inférieures à 0.25° et 2h n'a quasiment

aucun effet sur la variance, ce qui confirme que la variabilité fine échelle a été supprimée par le filtrage.

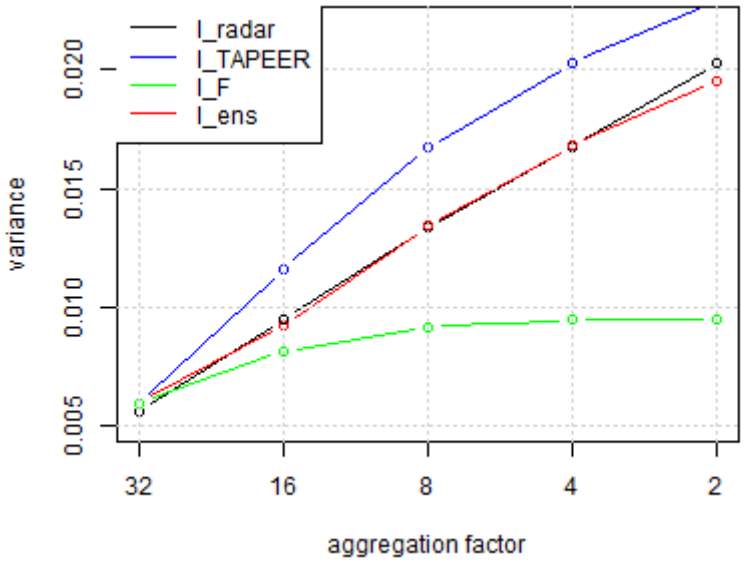


Figure V.4.2

Variance des champs I_{radar} (noir), I_{TAPEER} (bleu), I_F (vert), et I_{ens}(rouge) en fonction de la résolution spatio-temporelle à laquelle les champs sont agrégés. Les facteurs d'agrégation 32, 16, 8, 4 et 2 représentent respectivement les résolutions 1°×1°×8h, 0.5°×0.5°×4h, 0.25°×0.25°×2h, 1/8°×1/8°×1h et 1/16°×1/16°×30min.

Variogrammes

En dernier lieu l'autocovariance spatiale et temporelle de I_{ens} est comparée à celle de I_{radar} par le calcul des variogrammes empiriques. La figure V.4.3 présente les variogrammes spatiaux empiriques des champs satellite déterministes et stochastiques et du champ radar. Il apparait que si les variogrammes de I_{radar} et I_{ens} sont comparables pour les distances supérieures à 0.35° les champs I_{ens} sont moins autocorrélés spatialement que les champs I_{radar} à courte distance. Là encore, le fait d'avoir considéré des coefficients d'ondelette parfaitement décorrélés pour la génération stochastique peut être incriminé. Les variogrammes temporels sont présentés figure V.4.4. Nous constatons la bonne concordance entre le variogramme calculé sur les ensembles I_{ens} et celui calculé sur le champ radar.

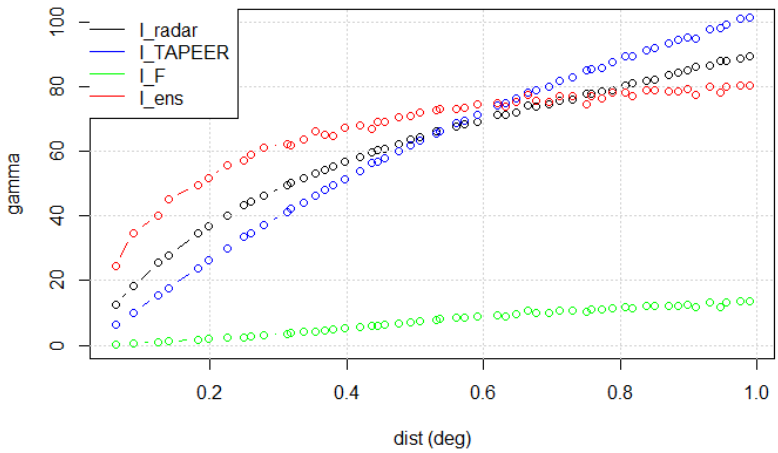


Figure V.4.3

Variogrammes spatiaux des champs I_{radar} (noir), I_{TAPEER} (bleu), I_F (vert), et I_{ens}(rouge) à la résolution 1/16° et 30 min. Calculés sur la période mai-octobre 2013 au Burkina Faso.

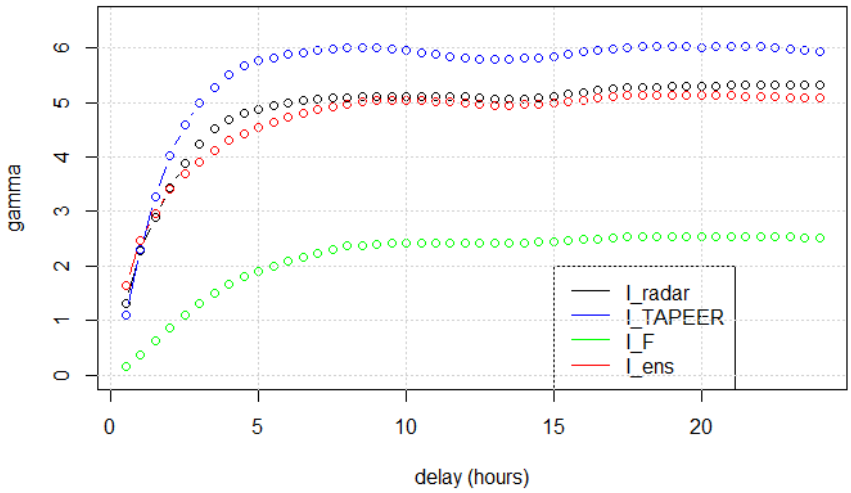


Figure V.4.4

Variogrammes temporels des champs I_{radar} (noir), I_{TAPEER} (bleu), I_F (vert), et I_{ens}(rouge) à la résolution 1/16° et 30 min. Calculés sur la période mai-octobre 2013 au Burkina Faso.

Chapitre VI : Génération et évaluation d'un ensemble de champs d'intensité de pluie

VI.1) Prise en compte de la variabilité de l'intensité conditionnelle de la pluie

Désagrégation stochastique de R_+

Raffinements possibles de la méthode

VI.2) Résumé de la méthode

VI.3) Propriétés statistiques des ensembles générés

Distribution variance et autocorrélation de la fraction précipitante I_{ens}

Distribution variance et autocorrélation de R_{ens}

VI.4) Dispersion des ensembles, moyenne et variance d'ensembles, interprétation probabiliste

Paramétrisation de la dispersion des ensembles, convergence des moments des distributions

Dans ce dernier chapitre nous décrivons une méthode de désagrégation stochastique utilisée pour simuler la variabilité locale de l'intensité conditionnelle R_{+}. Les champs d'intensité conditionnelle ainsi désagrégés sont associés aux champs de fraction précipitante qui composent l'ensemble I_{ens} afin de produire un ensemble de champs intermittents d'intensité de précipitation.

Les deux dernières sections sont consacrées à l'évaluation préliminaire des ensembles générés. Les différentes réalisations sont d'abord évaluées en tant que champs de pluie simulés, ce sont donc les propriétés statistiques des champs générés qui sont vérifiées et comparées avec celles des champs radar. Puis nous analysons la dispersion des ensembles, afin de qualifier l'incertitude associée à chaque estimation, aussi bien en terme de fraction précipitante qu'en terme d'intensité de précipitation. La moyenne d'ensemble est considérée ici comme une estimation déterministe de R.

VI.1) Prise en compte de la variabilité de l'intensité conditionnelle de la pluie

Comme nous l'avons montré au chapitre III une grande part de la variabilité spatiale et temporelle en terme de hauteur d'eau cumulée peut être expliqué par la variabilité de la fraction précipitante. Cependant, dès lors que l'on considère des échelles plus fines que 20km et 2h, la variabilité de l'intensité conditionnelle des précipitations ne peut plus être négligée. Dans l'algorithme TAPEER toute l'information concernant l'intensité des pluies est portée par la variable $\widehat{R_+}$ qui est une estimation du taux de pluie conditionnel moyen $\overline{R_+}$, calculée par moyenage des observations MO, sur une aire de 5° par 5° et une période de 5 jours.

Considérant le caractère lacunaire des observations MO (avec la configuration actuelle de la constellation GPM), et le fait qu'à l'échelle des tropiques moins de 3% des observations sont effectivement précipitantes, il apparait difficile d'estimer $\overline{R_+}$ de façon déterministe avec une précision raisonnable à une échelle plus fine que un degré et un jour. En l'absence d'information supplémentaire, nous choisissons de considérer que pour chaque aire de 1° par 1° et chaque période de 8h la valeur $\overline{R_+}$ est égale à celle qui a été calculée sur le voisinage de 5° et 5 jours. Cette hypothèse apparait raisonnable dans la mesure où R_+ montre très peu de variabilité aux échelles plus grandes que 20km et 2h (partie III.2). La variabilité de R_+ aux échelles comprises entre 1°, 8h et 1/16°, 30 min, qui correspond aux variations intra-système de l'intensité conditionnelle est quant à elle générée de façon purement stochastique. La génération stochastique de R_+ proposée ici n'étant pas (ou très peu) contrainte physiquement, elle ne permet pas de reproduire les caractéristiques spécifiques des MCS sahélien en terme de localisation des cellules convectives (i.e. le front convectif à l'avant des systèmes).

Désagrégation stochastique de R_+

La variable R_+ est désagrégée spatialement et temporellement de la résolution 1°×1°×8h vers la résolution 1/16°×1/16°×30min par une cascade multiplicative [Over et Gupta, 1996]. Un "volume" V de dimensions $\Delta x \times \Delta y \times \Delta t$ est divisé en 8 sous-volumes v_i ($i = \{1,2, \dots 8\}$) de dimensions $\frac{\Delta x}{2} \times \frac{\Delta y}{2} \times \frac{\Delta t}{2}$. La variabilité de R_+ dans le volume V est générée stochastiquement en multipliant la valeur moyenne $\overline{R_+}$ à la résolution $\Delta x \times \Delta y \times \Delta t$ par une variable aléatoire ρ_i pour chacun des 8 sous-volumes :

$$R_{+\,i} = \rho_i \, \overline{R_+} \qquad (VI.1.1)$$

Où $R_{+\,i}$ est la valeur générée de R_+ pour le volume v_i. Avec $i = \{1,2, \dots 8\}$.

En répétant quatre fois l'opération, nous désagrégeons ainsi R_+ depuis la résolution 1°×1°×8h jusqu'à la résolution 1/16°×1/16°×30min. Sur des données réelles telles que les observations radar, le coefficient $\rho_i = \frac{R_{+i}}{\overline{R_+}}$ peut être calculé dès lors que $R_{+\,i}$ peut être défini, c'est-à-dire quand la fraction précipitante sur le volume v_i est supérieure à 0. Nous faisons ici l'hypothèse que les propriétés statistiques de ρ sont indépendantes de l'échelle considérée (hypothèse d'invariance d'échelle [Lovejoy et Schertzer, 1985 ; Venugopal et al., 2006]), au moins pour les échelles comprises entre 1°×1°×8h et 1/16°×1/16°×30min. Pour déterminer la distribution statistiques du coefficient ρ nous utilisons une nouvelle fois les données du radar Xport au Burkina Faso. L'histogramme correspondant à la distribution empirique des coefficients ρ pour l'année 2012 est présenté figure VI.1.1 (barres verticales noires).

Nous définissons τ comme l'équivalent de ρ pour la fraction précipitante :

$$\tau_i = \frac{FP_i}{\overline{FP}} \qquad (VI.1.2)$$

Où FP_i est la fraction précipitante sur le volume v_i et $\overline{FP}$ est la fraction précipitante moyenne sur le volume V.

Les données radar nous permettent de constater qu'il existe une relation entre la valeur de ρ et celle de τ (figure VI.1.1). En particulier, quand la valeur τ est faible (inférieure à 1), la probabilité que la valeur de ρ soit également faible est élevée. Concrètement, une aire pour laquelle la fraction précipitante est plus faible que dans les aires formant son voisinage immédiat, a de fortes chances d'être également une aire où l'intensité conditionnelle des pluies est plus faible. C'est pourquoi, pour réaliser la désagrégation de l'estimation satellite de $\overline{R_+}$ nous ne considérons pas une unique distribution paramétrique pour ρ. Nous définissons cinq distributions paramétriques de type Gamma pour ρ correspondant à cinq classes de valeurs de τ à partir des données radar (figure VI.1.1, tableau VI.1.1). A chaque étape de la désagrégation et pour chaque volume v_i le coefficient ρ_i est tiré aléatoirement selon la loi gamma correspondante (tableau VI.1.1) en fonction de la valeur τ_i. La valeur τ_i est quant à elle calculée à partir du champ $I_{ens}(k,X)$ généré précédemment.

On notera que par définition :

$$\sum_{i=1}^{8} \tau_i = 8 \quad (VI.1.3)$$

Pour assurer la préservation exacte de $\overline{R_+}$ et donc de $\bar{R}$ il est nécessaire que :

$$\sum_{i=1}^{8} \tau_i \ \rho_i = 8 \quad (VI.1.4)$$

La préservation en moyenne de $\overline{R_+}$ impose seulement :

$$E[\tau\rho] = 1 \quad (VI.1.5)$$

L'ensemble I_{ens} à la résolution 1/16°×1/16°×30min est ainsi associé à un ensemble R_{+ens} de valeurs désagrégées du taux de pluie conditionnel. Puisque la désagrégation de $\overline{R_+}$ est dépendante de la valeur de τ, chaque réalisation $R_{+ens}(k)$ est associé à une unique réalisation $I_{ens}(k)$. La réalisation $R_{+ens}(k)$ est de fait en partie contrainte par la réalisation $I_{ens}(k)$ à travers l'influence du coefficient τ. Le produit des deux champs générés stochastiquement $I_{ens}(k,X)$ et $R_{+ens}(k,X)$, est une réalisation possible de champ de précipitation $R(X)$:

$$R_{ens}(X,k) = I_{ens}\,(X,k) \times R_{+ens}(X,k) \quad (VI.1.6)$$

Nous obtenons ainsi un ensemble R_{ens} de champs d'intensité de précipitation à la résolution 1/16°×1/16°×30min (figure VI.1.2).

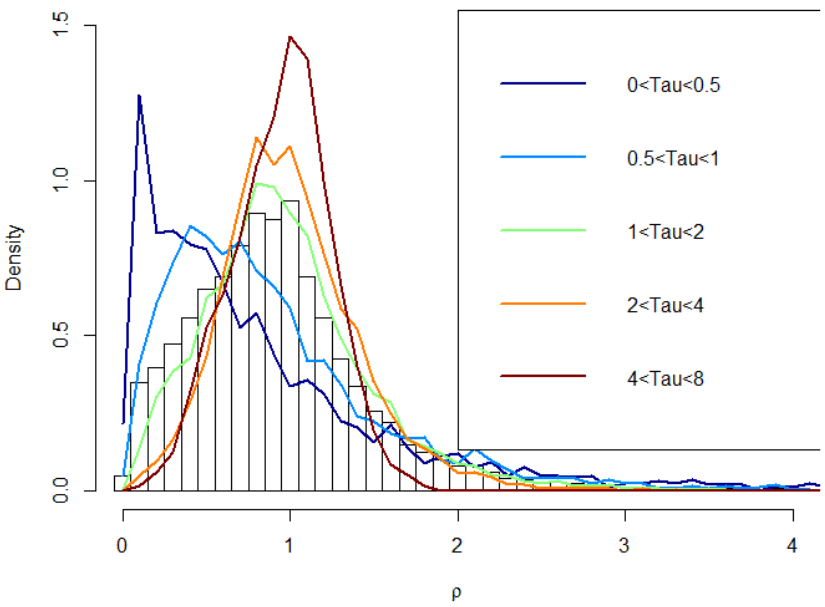
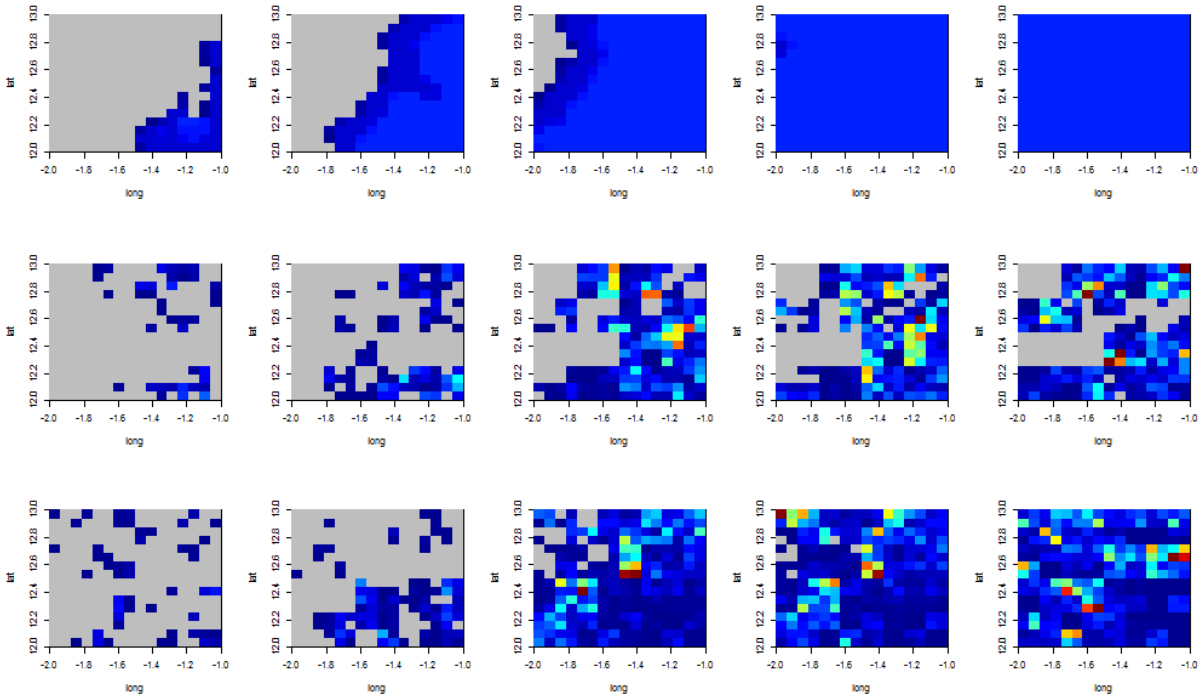


Figure VI.1.1 Barres noires : Histogramme des coefficients ρ calculés sur le données radar Xport au Burkina Faso, Mai à Octobre 2012. Lignes de couleurs : Histogrammes des ρ pour différentes classes de valeur du coefficient τ.

Paramètres de la distibution de ρ	0<τ<0.5	0.5<τ<1	1<τ<2	2<τ<4	4<τ
Shape (κ)	1.2	1.6	3.9	4.5	6.9
Scale (θ)	0.54	0.49	0.28	0.22	0.12
Esperance (κθ)	0.67	0.79	1.1	1.0	0.83
Variance ($\kappa\theta^2$)	0.35	0.38	0.30	0.22	0.10

Tableau VI.1.1

Paramètres des distributions de type Gamma selon lesquelles les coefficients ρ sont générés aléatoirement en fonction des coefficients τ calculés à partir des ensembles I_{ens}. Les paramètres ont été déterminé empiriquement à partir des données radar Xport 2012.



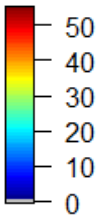


Figure VI.1.2

Première ligne : Séries d'images du masque I_{TAPEER} agrégé à la résolution 1/16°, 30min et multiplié par $\overline{R_+}$

Deuxième et troisième lignes : Deux réalisation de l'ensemble R_{ens} à la résolution 1/16° et 30min.

Echelle de couleurs en mm/h. Burkina Faso. 27/05/2013 20:30, 21:00, 21:30, 22:00, 22:30 UTC. L'heure indiquée est l'heure de la fin de la période d'intégration de 30 min.

Raffinements possibles de la méthode

Si la désagrégation spatiale par cascade multiplicative est une méthode classique [Rupp et al., 2012], son extension au cas spatio-temporel n'est pas une méthode standard. Elle suppose que la variabilité spatiale et temporelle R_+ sont statistiquement équivalentes pour une valeur donnée du ratio $\frac{\sqrt{\Delta x\,\Delta y}}{\Delta t}$. Dans le cas où cette dernière hypothèse ne serait pas vérifiée, les désagrégations spatiale et temporelle peuvent être générées par deux processus distincts [Venugopal et al., 1999].

Par la méthode proposée, la variabilité fine échelle de R_{+ens} est très peu contrainte par les observations : la seule contrainte physique est en fait la relation statistique entre les coefficients ρ générés stochastiquement et les coefficient τ dont la variabilité est partiellement déterministe et partiellement stochastique. Cependant, la moyenne d'ensemble $R_{EM}(X)$, qui peut être considérée comme la meilleure estimation de $R(X)$ dérivable de l'ensemble $R_{ens}(k,X)$, peut être combinée localement ou globalement à une seconde estimation de $R(X)$. En effet, pour chaque estimation $R_{EM}(X)$ la variance de l'ensemble $R_{ens}(k,X)$ peut être identifiée à une variance d'estimation. Ainsi, parce que la variance d'estimation de $R_{EM}(X)$ est connue, $R_{EM}(X)$ peut être facilement fusionnée avec toute autre estimation de $R(X)$ dès lors que la variance associée à cette seconde estimation est elle aussi connue [Voirin et al., 2015]. En particulier, il est possible d'assimiler les observations micro-onde $R_{MO}(X)$ quand celles-ci sont disponibles afin de réduire localement la variance d'estimation de $R(X)$ et d'ajouter une information déterministe sur la variabilité fine échelle de R_+. Notons que, parce que la génération des ensembles repose sur des représentations multi-échelles des champs $I(X)$ et $R_+(X)$, la variance des ensembles ré-agrégés à n'importe quelle résolution plus grande que 1/16°×1/16°×30min peut également être interprétée comme une variance d'estimation à cette résolution. Il n'est donc pas nécessaire que l'observation micro-onde soit de même résolution que $R_{EM}(X)$. Les questions de la signification de la moyenne et de la variance d'ensemble sont développées plus en détail dans les deux dernières sections de ce chapitre.

VI.2) Résumé de la méthode

Dans le chapitre IV, nous avions démontré que le masque de détection I_{TAPEER} avait des propriétés statistiques (espérance, variance et autocorrélation) comparables à celles du masque I_{radar} pour les échelles spatio-temporelles plus grandes que 1/16° et 30min. En revanche la variance de la différence I_{TAPEER}-I_{radar} est élevée et même supérieure à la variance de I_{radar}. Nous avons également considéré qu'agrégé à la résolution 1/16° et 30min le champ I_{radar} pouvait être assimilé à la fraction précipitante vraie I_{vrai}. Nous avons proposé une méthode afin de générer à partir des observations satellite IR et MO les champs et ensembles de champs suivants, tous à la résolution 1/16°×1/16°×30 min :

- Le champ $I_F(X)$ issu du filtrage par ondelette optimal du masque I_{TAPEER} est une estimation déterministe de la fraction précipitante. Le champ I_F est celui pour lequel l'erreur quadratique moyenne par rapport à la fraction précipitante vraie I_{vrai} est minimale. Ses propriétés statistiques, sa variance en particulier, sont en revanche altérées par le filtrage passe-bas. Le champ I_F est "lissé", sa dynamique spatiale et temporelle est plus faible que celle de I_{vrai}.
- Les champs $I_{ens}(X,k)$, présentés au chapitre V, sont un ensemble de réalisations stochastiques de la fraction précipitante contraintes par I_{TAPEER} et I_F. Ils ont été générés de façon à ce que leurs propriétés statistiques soient celles de I_{vrai}. Les variations stochastiques étant d'espérance nulle, quand le nombre de réalisations K devient grand, la moyenne d'ensemble $I_{EM}(X)$ converge vers I_F.
- Les champs $R_{+ens}(X,k)$ sont un ensemble de réalisations stochastiques de l'intensité de la pluie conditionnelle. Chaque réalisation est associée à une unique réalisation de la fraction précipitante $I_{ens}(X,k)$.
- Le produit $R_{ens}(X,k)$ de $R_{+ens}(X,k)$ et $I_{ens}(X,k)$ est une réalisation stochastique d'un ensemble de champs de pluie intermittents.
- La moyenne d'ensemble $R_{EM}(X)$ est la valeur vers laquelle converge la moyenne de $R_{ens}(X,k)$ quand le nombre de réalisations K tend vers l'infini. A l'échelle 1°, 1 jour la moyenne d'ensemble converge vers l'estimation TAPEER.

$R_{EM}(X)$ est considéré comme notre estimation finale de $R(X)$ à la résolution 1/16° et 30 min. L'incertitude sur la valeur estimée de $R(X)$ peut être dérivée de la dispersion des ensembles générés. Chaque réalisation de l'ensemble R_{ens} peut également être vue comme un champ de précipitation simulé "statistiquement réaliste" mais dont les structures précipitantes sont

localisées de façon imparfaite. De tels champs ont leur utilité en simulation hydrologique par exemple.

VI.3) Propriétés statistiques des ensembles générés

La génération stochastique de la variabilité de R_+ a été entrainée sur les champs observés par le radar Xport en 2012 au Burkina Faso. Nous avons décrit au chapitre V comment le filtrage du masque TAPEER et la génération stochastique de la variabilité manquante après filtrage ont eux aussi été entrainés à partir des données Xport 2012. L'ensemble R_{ens} est la combinaison (précisément le produit) des ensembles I_{ens} et R_{+ens}. Nous comparons ici l'ensemble de champs de précipitation $R_{ens,}$ en terme de fraction précipitante et d'intensité de pluie aux champs radar Xport pour la saison des pluies 2013. Les propriétés vérifiées sont la distribution statistique des valeurs de R_{ens} ainsi que l'autocorrélation des champs générés (à travers l'analyse de la variance multi-échelle et des variogrammes spatiaux et temporels).

Distribution statistique de R_{ens}

Nous nous intéressons maintenant aux propriétés des champs d'intensité de précipitation intermittents R_{ens} pour les comparer à celles des champs R_{radar} observés au Burkina Faso en 2013. Nous constatons que sur l'ensemble de la saison des pluies (mai à octobre), la distribution statistique des intensités de pluie R_{ens} à la résolution 1/16° et 30 min est comparable à celle du radar (figure VI.3.5). On observe simplement une faible surreprésentation intensités entre 5 et 15mm/h et au contraire une sous-représentation des intensités ente 20 et 60 mm/h. Ces différences ne paraissent pas significatives compte tenu des incertitudes radar [Kacou, 2014, chap. V]. Sur toute la saison, les champs R_{ens} présentent un biais positif de 25% sur l'intensité moyenne des précipitations. Ce biais provient de la partie déterministe de l'estimation, la valeur moyenne de R_{ens} à l'échelle de la saison étant égale à celle de $I_{TAPEER} \times \widehat{R_+}$.

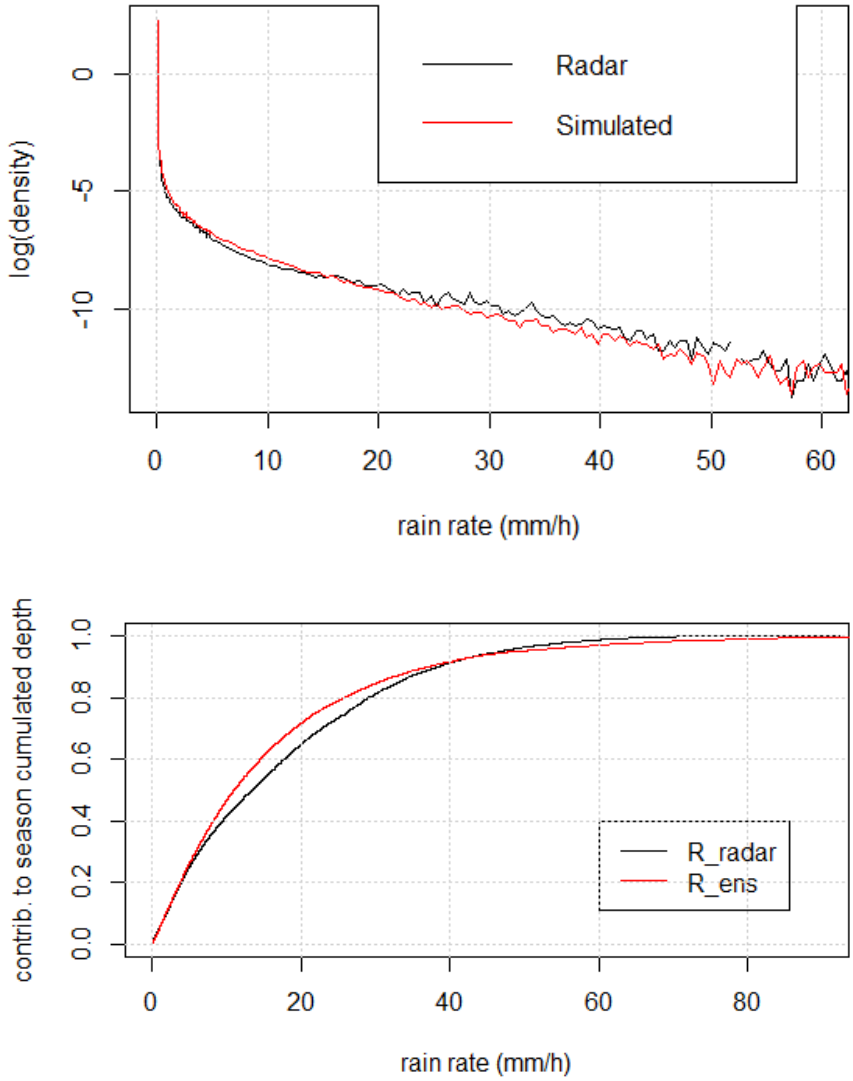


Figure VI.3.5

Haut : distributions statistiques des taux de pluie observés R_{radar} (noir) et générée stochastiquement R_{ens} (rouge) à la résolution 1/16° et 30min sur la période mai-octobre 2013 au Burkina Faso. Pour les deux distributions les intensités inférieures à 0.6 mm/h représentent 97% des observations, les espérances sont respectivement de 0.38 et 0.47 mm/h et les variances 6.0 et 6.1 (mm/h)². Echelle logarithmique (décimale) pour la densité.

Bas : Distribution des taux de pluie en terme de contribution au cumul.

En plus de vérifier la distribution des intensités R_{ens} à l'échelle d'une saison, nous nous intéressons individuellement à quelques évènements pluvieux significatifs durant cette même saison. Afin prendre en compte l'incertitude sur l'estimation TAPEER à l'échelle de

l'évènement, pour les cas considérés ici, la fraction précipitante à la résolution 1° et 8h estimée à partir du masque I_{TAPEER} a été perturbée stochastiquement. Nous rappelons que l'algorithme TAPEER calcule systématiquement la variance d'estimation de la fraction précipitante à l'échelle un degré et un jour (partie II.3). Pour notre étude de cas, sur une zone de 1° par 1° centrée sur la position du radar Xport, nous sélectionnons quatre jours pour lesquels la totalité ou quasi-totalité (i.e. au moins 95%) des précipitations sont concentrées sur une période de 8 heures ou moins. Ainsi la variance d'estimation χ de FP à 8h est identique à celle calculée à 24h.

Pour chaque réalisation $I_{ens}(k)$, en plus de la variabilité stochastique générée aux fines échelles, une perturbation aléatoire est donc ajoutée à la fraction précipitante à la résolution de 1° et 8h, c'est-à-dire au terme LLL_5 de la transformée par l'ondelette de Haar tridimensionnelle (partie V.3). Le terme aléatoire est tiré selon une loi normale d'espérance nulle et de variance χ. Les répartitions des intensités simulées pour 20 réalisations de I_{ens}, superposées avec la répartition dérivée des observations radar sont présentées figure VI.3.6 pour quatre évènements en 2013. On observe que, si il existe une grande dispersion du cumul évènementiel moyen à 1°, la forme des courbes, c'est-à-dire la distribution relative des intensités à la résolution 1/16° et 30 min varie peu.

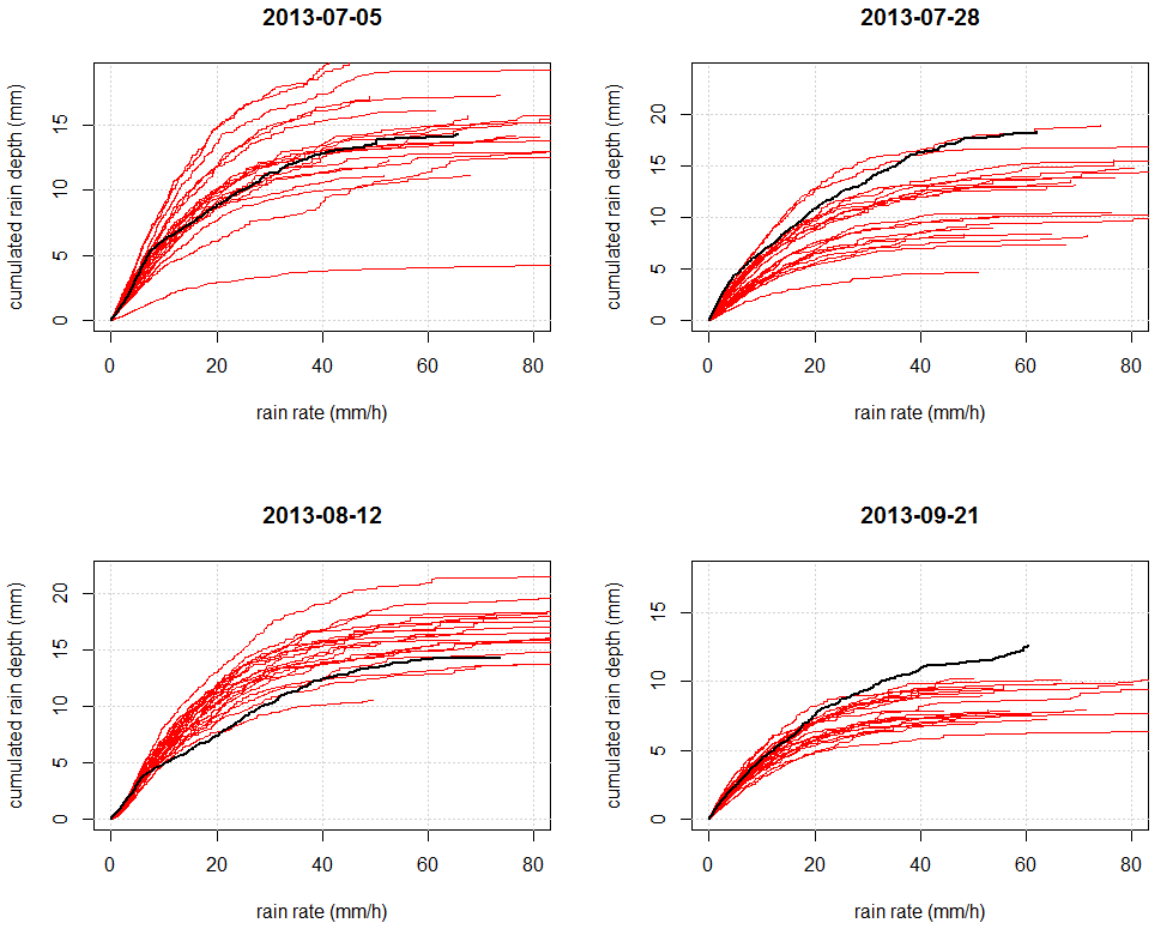


Figure VI.3.6

Distributions des taux de pluie observés R_{radar} (noir) et pour 20 réalisations de R_{ens} (rouge) à la résolution 1/16° et 30min pour 4 évènements particuliers. Les distributions sont représentées ici en terme de contribution au cumul évènementiel. Pour ces réalisations de R_{ens}, la fraction précipitante à 1° et 8h a été perturbée stochastiquement.

Pour les évènements du 05/07, 28/07, 12/08 et 21/09, les FPs TAPEER à 1°, 8h estimées sont respectivement et 21%, 16%, 34% et 9%. FPs estimées par radar sont respectivement 17%, 29%, 27% et 14%.

Les incertitudes TAPEER (voir section II.3) calculées sur les FPs à 1° et 8h sont respectivement de 23%, 26%, 14% et 18%.

Les cumuls TAPEER sont respectivement 13mm, 10mm, 17mm et 8mm. Les cumuls estimés par radar sont respectivement 14mm, 17mm, 14mm et 13mm.

Variance multi-échelle et autocorrélation de R_{ens}

Nous appliquons maintenant les diagnostiques réalisés sur les champs de fraction précipitante I_{ens} (section V.4) aux champs R_{ens}. La figure VI.3.7 présente la variance multi-échelle des champs R_{ens} comparée à celle des champs radar. On observe que si la variance des champs R_{ens} est identique à celle du champ R_{radar} à la résolution 1/16° et 30 min, celle-ci apparait légèrement trop importante aux échelles plus grande. Notons que, puisque cette différence n'apparaissait pas sur la figure V.4.2, c'est nécessairement l'intensité conditionnelle R_{+ens} qui est trop variable aux résolutions entre 1°×1°×8h, et 1/8°×1/8°×1h. Les variogrammes spatiaux et temporels sont donnés figures VI.3.8 et VI.3.9. Nous observons des décorrélations spatiale et temporelle très rapides aussi bien pour les champs radar que pour les champs synthétiques par rapport à ce que nous avions précédemment avec les champs I_{radar} et I_{ens}. Encore une fois les champs synthétiques montrent un déficit en terme de corrélation spatiale à très courte distance (moins de 0.20°).

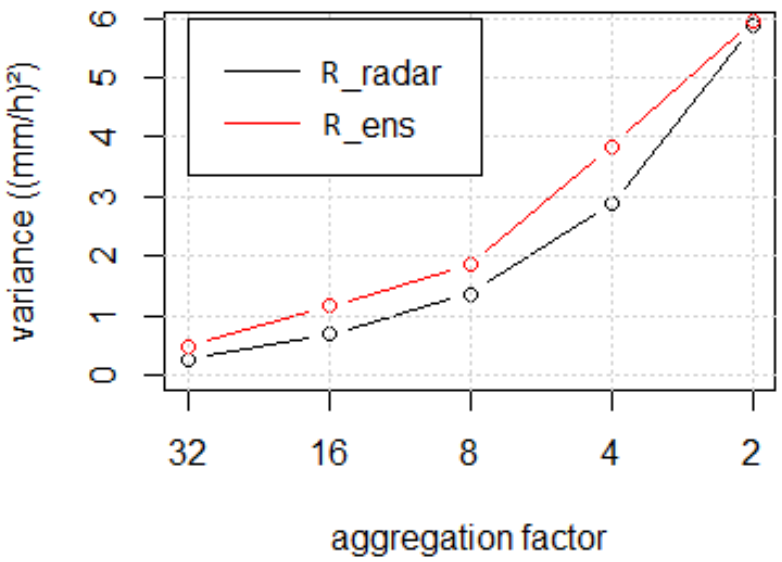


Figure VI.3.7

Variance des champs R_{radar} (noir) et R_{ens}(rouge) en fonction de la résolution spatio-temporelle à laquelle les champs sont agrégés. Les facteurs d'agrégation 32, 16, 8, 4 et 2 représentent respectivement les résolutions 1°×1°×8h, 0.5°×0.5°×4h, 0.25°×0.25°×2h, 1/8°×1/8°×1h et 1/16°×1/16°×30min.

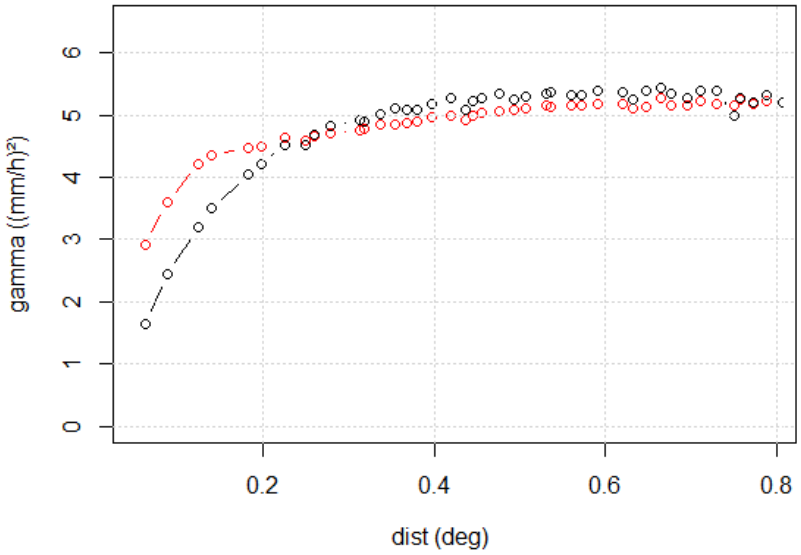


Figure VI.3.8

Variogrammes spatiaux des champs R_{radar} (noir) et R_{ens}(rouge) à la résolution 1/16° et 30 min. Calculés sur la période mai-octobre 2013 au Burkina Faso.

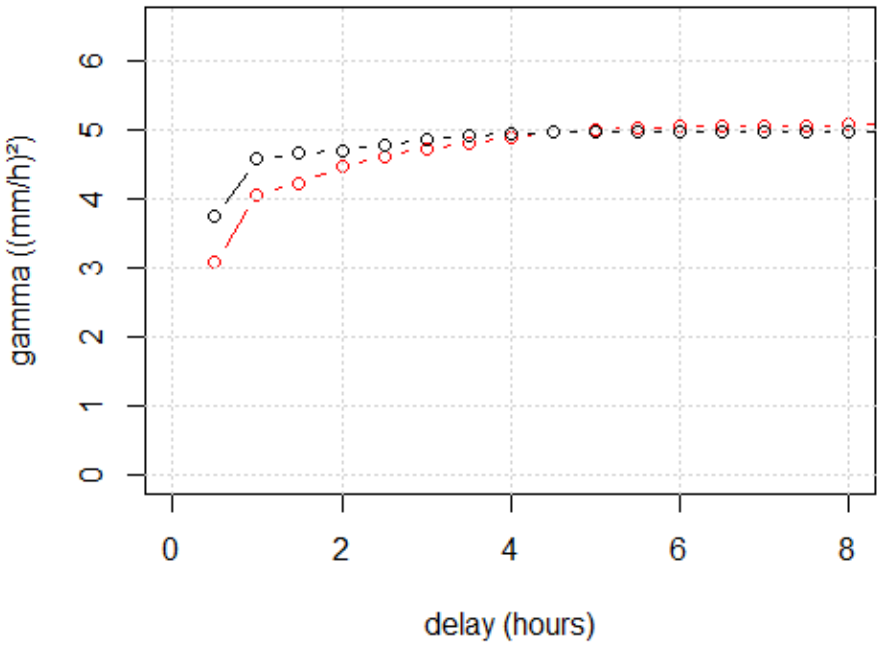


Figure VI.3.9

Variogrammes temporels des champs R_{radar} (noir) et R_{ens}(rouge) à la résolution 1/16° et 30 min. Calculés sur la période mai-octobre 2013 au Burkina Faso.

VI.4) Dispersion des ensembles, moyenne et variance d'ensembles, interprétation probabiliste

Dans cette dernière partie nous nous intéressons à la dispersion des ensembles. En particulier, l'objectif est de déterminer quels paramètres de la distribution statistique de $R_{ens}(X,k)$ peuvent être estimés en fonction du nombre de réalisations K. Comme nous l'avons déjà indiqué, un des avantages offerts par l'approche ensembliste est que la dispersion des ensembles peut être assimilée à l'incertitude associée à la variabilité fine échelle affectant l'estimé R_{EM}. Il est à noter qu'assimiler la dispersion des ensembles à l'incertitude sur l'estimé présuppose que le modèle statistique sur lequel repose la génération des ensemble constitue un modèle d'erreur adapté pour les cas considérés.

La figure VI.4.1 est une représentation de l'évolution de la moyenne d'ensemble $R_{EM}(X)$ au cours d'un évènement pluvieux en 2013 au Burkina Faso. A chaque pixel X (on devrait rigoureusement parler ici de "voxel") à 1/16° et 30 min est associé la probabilité de précipitation (en réalité la part des réalisations $R_{ens}(X,k)$ de valeur supérieure à 0) ainsi que l'écart type (racine de la variance) correspondant à la dispersion des réalisations au sein de l'ensemble. On note que $R_{EM}(X)$ est peu différente de la probabilité de précipitation à une constante près. En effet, l'intensité conditionnelle simulée $R_{+ens}(X,k)$ n'étant que très peu contrainte physiquement, pour un nombre de réalisations K grand (ici $K = 1000$), sa moyenne d'ensemble est quasi constante. Par construction, la moyenne d'ensemble est un champ "lisse" qui ne contient pas de valeurs extrêmes : avec $K = 1000$, le maximum de R_{EM} sur la saison 2013 au Burkina Fasso est de 8.7mm/h (à la résolution 1/16° et 30 min), alors que pour une réalisation, $R_{ens}(k,X)$ peut atteindre 60mm/h (figure VI.3.5). A la résolution 1/16° et 30 min l'écart type normalisé (par la moyenne d'ensemble) est quasi systématiquement supérieur à 2, ce qui indique que l'estimation de R à cette résolution demeure très incertaine.

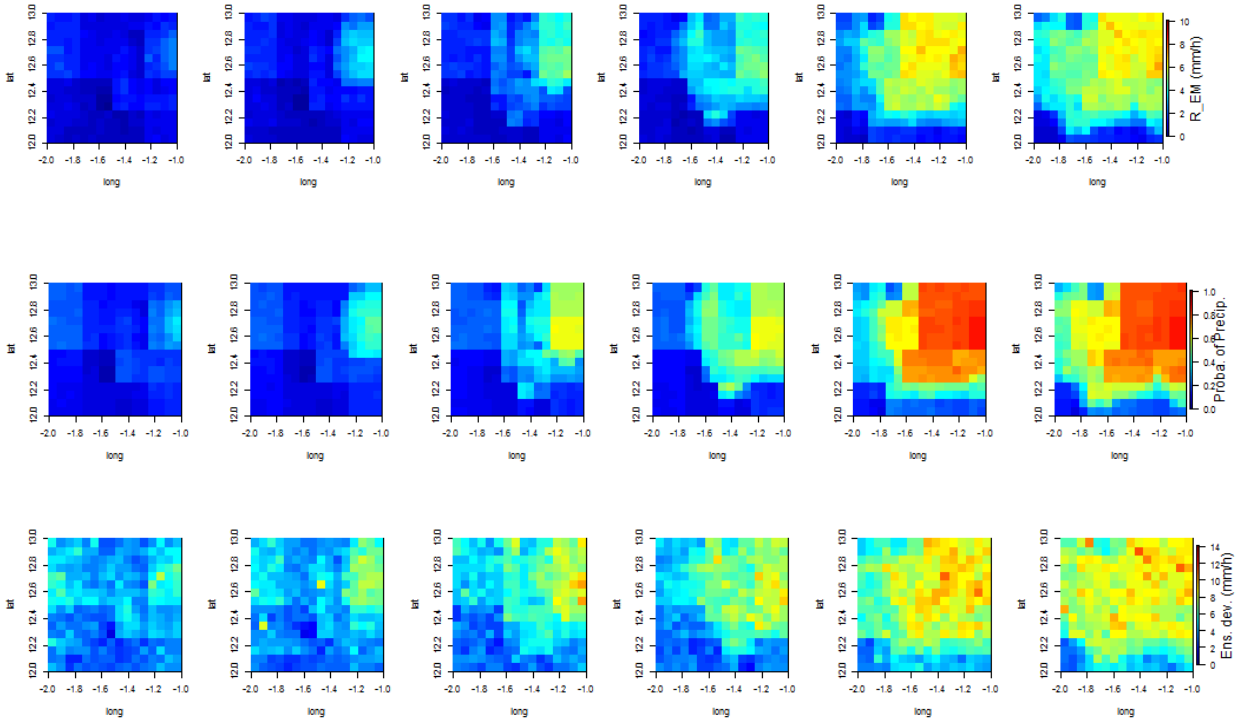


Figure VI.4.1

Haut : série d'images représentant la moyenne d'ensemble $R_{EM}(X)$

Milieu : série d'images représentant probabilité de précipitation estimée

Bas : série d'images représentant la dispersion (écart type) des ensembles

Les champs sont calculés à partir d'un ensemble de 1000 réalisations. L'intensité conditionnelle moyenne pour l'évènement est de 7.6mm/h. Burkina Faso, 27/09/2013, 16:00, 16:30, 17:00, 17:30, 18:00, 18:30 UTC. L'heure indiquée est l'heure de la fin de la période d'intégration de 30 min.

<u>Paramétrisation de la dispersion des ensembles, convergence des moments des distributions</u>

Nous présentons ici quelques exemples succincts, illustrant la façon dont la dispersion des réalisations pour un pixel donné peut être exploitée pour qualifier l'incertitude sur l'estimation $R_{EM}(X)$. Les histogrammes représentant la distribution de 1000 réalisations $R_{ens}(X,k)$ pour deux pixels X_1 et X_2 choisis sont présentés figure VI.4.2. Pour les deux pixels les probabilités estimées de précipitation sont respectivement de 59% et 18%. Les moyennes d'ensemble sont de 6.6mm/h et 2.8mm/h et les quantiles supérieurs à 98% sont 39 mm et 22mm. L'écart type normalisé des réalisations est de 2.1 pour X_1 et de 5.9 pour X_2. A la résolution 1/16° et 30 min la dispersion relative des réalisations est systématiquement très grande en particulier quand la valeur de $R_{EM}(X)$ est faible.

Cependant, parce que nous avons choisi une approche multi-échelle, il nous est possible de considérer la dispersion des ensembles à une résolution plus grossière. Un exemple de la dispersion d'ensemble à la résolution 0.5° et 4h, en terme d'intensité et de fraction précipitante est donné figure VI.4.3. Il est évident qu'à cette résolution l'incertitude relative est bien moins grande, d'où la moindre dispersion des réalisations. La fraction précipitante estimée à 0.5° et 4h est dans ce cas de 0.47 avec une incertitude (écart type) de 0.13. Le taux de pluie estimé est lui de 3.6 mm/h avec une incertitude de 1.7 mm/h. Notons que parce que l'erreur d'estimation est autocorrélée spatialement et temporellement, la variance d'estimation à une résolution grossière ne pourait pas être obtenue simplement par le calcul formel à partir de la variance d'estimation à fine échelle [Hossain et Huffman, 2008].

La figure VI.4.4 montre l'évolution des moments empiriques d'ordre 1 et 2 (moyenne et variance) ainsi que de la probabilité de précipitation en fonction du nombre de réalisations K pour les deux pixels X_1 et X_2. On note la convergence lente des paramètres dépendant de R_+ en particulier de la variance, alors que probabilité de précipitation est stable à partir de K=200. Cela s'explique encore une fois par le peu de contraintes physiques sur R_+, ainsi que par le type de distribution caractéristique de R_+, qui est asymétrique, sans borne haute et "à queue lourde". Notons que, par construction, quand le nombre de réalisation K est suffisamment grand la probabilité de précipitation tend vers la valeur $I_F(K)$.

Les trois paramètres considérés ici (probabilité de précipitation, espérance et variance) sont suffisants pour décrire la distribution probable de la valeur vraie de R si l'on considère que les valeurs non nulles peuvent être représentées par une loi gamma ou log-normale.

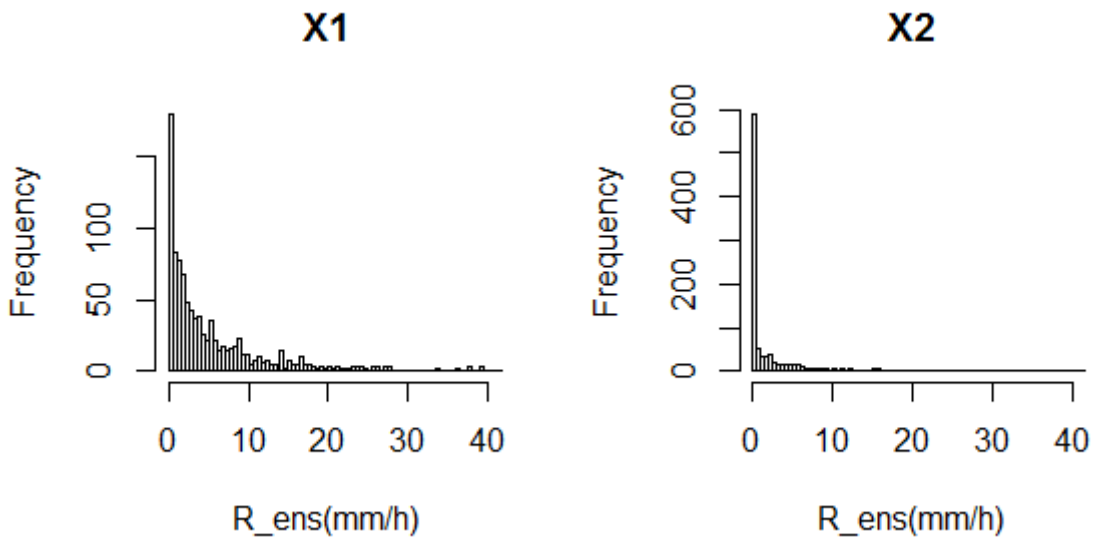


Figure VI.4.2

Dispersion des réalisations $R_{ens}(X_1,k)$ et $R_{ens}(X_2,k)$ à la résolution 1/16° et 30 min sous forme d'histogrammes avec K=1000.

X1 : long -1.2°, lat 12.8°, 27/09/2013, 18:30

X2 : long -1.4°, lat 12.7°, 27/09/2013 17:00

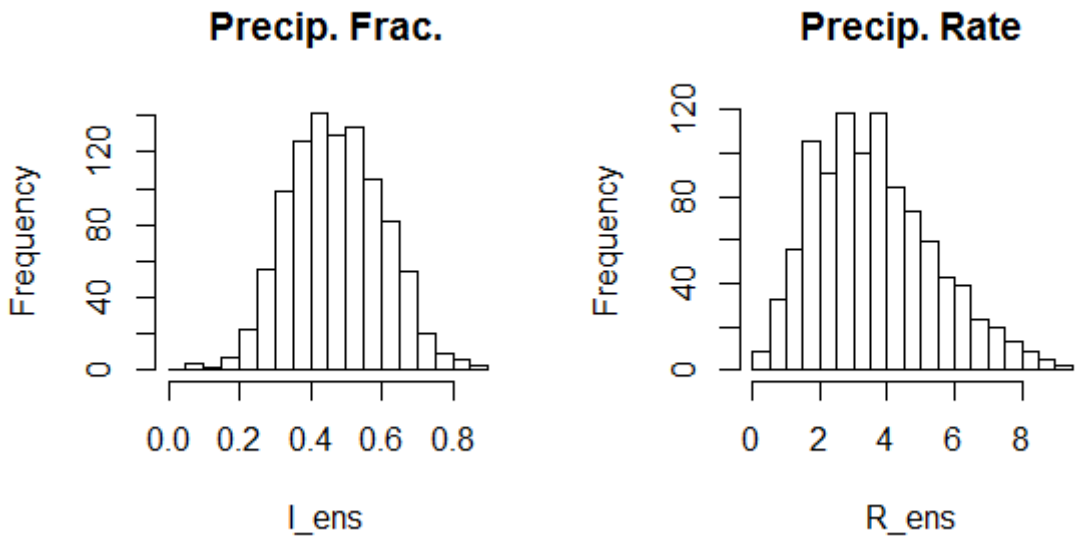


Figure VI.4.3

Dispersion des réalisations $I_{ens}(X,k)$ et $R_{ens}(X,k)$ à la résolution 0.5° et 4h sous forme d'histogrammes avec K=1000. X : long -1.25°, lat 12.75°, 27/09/2013, 16:00 à 20:00.

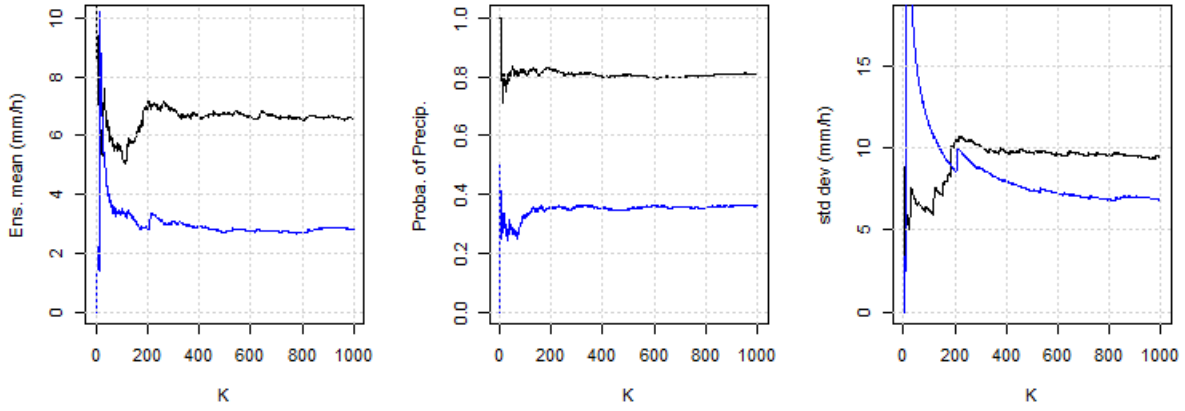


Figure VI.4.4

Evolution des paramètres estimés pour les distribution des ensembles $R_{ens}(X_1,k)$ (en noir) et $R_{ens}(X_2,k)$ (en bleu) en fonction du nombre de réalisation K. Gauche : moyenne d'ensemble. Centre : probabilité de précipitation. Droite : écart type.

Conclusions et perspectives

1) Conclusions

Evaluation des masques satellite

Choix de l'approche et de la méthode

Implémentation technique

Caractéristiques et propriétés des champs générés

2) Perspectives

1) Conclusions

Pour implémenter l'approche physico-statistique de l'estimation fine échelle des précipitations, nous sommes partis de l'algorithme de type UAGPI TAPEER, validé à la résolution 1° et 1 jour en Afrique de l'Ouest et plus généralement dans les zones climatiques où le régime des pluies est dominé par la convection profonde. La méthode UAGPI, qui s'appuie sur un masque de détection à haute résolution, implique une estimation de la fraction précipitante disjointe de celle de l'intensité des précipitations dans les aires précipitantes. C'est pourquoi nous nous sommes intéressés en premier lieu à la question de la détection des pluies à haute résolution.

Une analyse multi-échelle des variations jointes de la fraction précipitante et des cumuls pluviométriques à partir de données radar a montré qu'en Afrique de l'Ouest, même à des échelles infra-journalières et jusqu'à l'échelle 0.25° et 2h, la hauteur de pluie cumulée dépend en premier lieu de la fraction du temps et de l'espace qui est précipitante. Les mêmes données radar ont été utilisées pour évaluer le masque de détection TAPEER et plusieurs autres masques dérivés de produits satellite multicapteur.

Evaluation des masques satellite

Les performances en terme d'estimation déterministe de la FP montrées par le masque haute résolution TAPEER, déclinent peu entre 1° 1j et 0.5° 4h. Il en est de même pour les autres produits considérés. Pour CMORPH et pour le masque TAPEER, les variations dont l'échelle temporelle est de 8h sont même mieux estimées que celles dont l'échelle temporelle est plus grande. En revanche la corrélation des variations radar et satellite décroit rapidement en dessous 0.5° et 4h. En dessous 0.25° et 2h les variations de la FP estimées par les satellites sont dominées par le "bruit d'estimation".

L'approche spectrale multi-échelle a fourni une métrique quantitative relativement parcimonieuse mais néanmoins quasiment exhaustive (les coefficients d'ondelette contiennent 100% de l'information contenue dans le signal) permettant de préciser plusieurs propriétés communément admises à propos de la détection des champs de pluie à fine échelle par les méthodes satellite multicapteur :

- Le déficit de variance aux très fine échelles (moins de 10 km et 30 min) dans les masques satellite par rapport au masque radar révèle que les satellites ont tendance à voir des objets grands avec des contours réguliers (i.e. des objets convexes et

compacts), là où le radar voit des objets plus petits et plus nombreux. Néanmoins pour les échelles plus grandes que 10 km les spectres dérivés des masques radar et ceux dérivés des masques satellite sont relativement proches.

- La faible corrélation des coefficients d'ondelettes à fine échelle (0.25°, 2h et moins) révèle que les satellites ne reproduisent pas les structures fine échelle au bon endroit et au bon moment.

Si les masques ont des performances médiocres en terme de localisation déterministe des aires précipitantes à fine échelle (0.25° 3h et moins), ils sont en revanche très cohérents entre eux (et par rapport au Precipitation Radar de TRMM en instantané) en terme de climatologie des systèmes :

- Caractéristiques géométriques moyennes sur la période 2012-2014 en Afrique de l'Ouest des systèmes précipitants et ce même en ce qui concerne les échelles spatiales de 3/5/8/11 km.
- Cycle diurne à 1h comparés à ceux des pluviomètres au Bénin et Niger.
- Variabilité spatiale du cycle diurne en Afrique de l'Ouest.

L'analyse précise ainsi ce que d'autres études avaient révélé auparavant : si la haute résolution spatiale n'est pas désirée, la haute résolution temporelle est accessible de façon déterministe, et inversement. De façon générale moyenner plusieurs estimés produit systématiquement des estimations moins incertaines.

Choix de l'approche et de la méthode

Les résultats concernant l'évaluation des masques à haute résolution confirment que l'approche déterministe est peu adaptée à l'estimation de la variabilité aux fines échelles spatio-temporelles. De fait, l'estimation des précipitations cherche généralement à atteindre deux objectifs qui ont des implications antagonistes : la minimisation des erreurs pour une estimation déterministe "optimale" ; la reproduction des propriétés statistiques de la pluie vraie. Les estimateurs qui ont été développés avec pour objectif de minimiser l'EQM produisent des estimés "lisses" dont la variance est plus faible que celle du vrai signal. Ceci est d'autant plus vrai quand l'incertitude sur l'estimé est grande, c'est-à-dire quand la contrainte observationnelle est faible. Ces estimateurs ne peuvent par conséquent pas préserver la distribution statistique de R (en particulier sa variance), ni sa fonction d'autocorrélation. Ceci vient appuyer le choix d'une

approche physico-statistique, qui permet de fournir une estimation "optimale", associée à une caractérisation statistique probabiliste du vrai champ de pluie.

Dans la thèse l'approche physico-statistique est implémentée de façon originale, par une méthode stochastique ensembliste multi-échelle. Elle passe par la génération d'un ensemble de masques pluvieux à haute résolution. La transformée en ondelettes est utilisée comme représentation multi-échelle pour réaliser cette génération d'ensemble. La méthode peut être vue à la fois comme une désagrégation stochastique et une simulation contrainte.

Implémentation technique

La première étape de la procédure de désagrégation implémentée est le filtrage optimal du masque I_{TAPEER} par un filtre d'ondelette. Le filtre est entrainé sur le masque dérivé du radar Xport au Burkina Faso. Dans les faits, après optimisation des coefficients, on obtient un filtre passe-bas qui atténue les variations aux fines échelles et préserve les grandes échelles. On peut appliquer le même filtrage du masque TAPEER avec les mêmes coefficients sur l'ensemble des tropiques. Seulement il n'est pas garanti que le filtrage soit effectivement optimal partout. Pour pouvoir affirmer que les paramètres retenus sont optimaux même en dehors de la zone d'entrainement, l'hypothèse à faire est que les performances de détection à une échelle donnée (ou dans une bande de fréquence donnée) sont constantes (ou peu variables). On s'affranchit donc d'une partie de la dépendance des performances à la variabilité climatique. C'est de fait une hypothèse beaucoup moins forte que celle qui consisterait à supposer que les performances de détection toutes échelles confondues sont invariables (à l'opposé de ce que montrent tous les travaux de validation).

La seconde étape est la génération stochastique de la variabilité manquante après filtrage à partir d'un modèle d'erreur associé au masque filtré. Les paramètres qui servent localement à la génération des ensembles de masques sont dérivés du masque TAPEER lui-même (pour ce qui est de la variance de l'erreur), ou ont été déterminés au Burkina Faso en utilisant le radar (pour le paramètre de forme de la distribution des erreurs). De même que pour le filtrage, il n'est pas prouvé que le modèle d'erreur soit adapté à tout type de système précipitant en dehors de la zone où il a été établi. La variance multi-échelle des masques générés est cependant complètement maîtrisée et ne dépend que de paramètres estimés localement.

Par choix méthodologique, ni le filtrage ni la génération stochastique n'affecte les échelles plus grandes que 1° et 8h. Cela vient en fait du nombre de niveaux de décomposition utilisé pour les décompositions en ondelettes.

La dernière étape est la génération stochastique de la variabilité de l'intensité de la pluie conditionnelle à fine échelle qui s'appuie sur une cascade multiplicative partant de la valeur $\overline{R_+}$ estimée à 1° et 8h.

Caractéristiques et propriétés des champs générés

Au final les informations obtenues par cette méthode sont :

- Une estimation de la pluie vraie avec une erreur (quadratique moyenne) minimale : la moyenne d'ensemble.
- A chaque pixel, la probabilité que la fraction précipitante soit différente de 0, et la distribution statistique de la FP vrai probable si nécessaire (n'est pas nécessaire si la distribution est bimodale).
- Pour chaque pixel où la probabilité de précipitation est non nulle, la distribution probable de l'intensité conditionnelle vraie.

Toutes ces informations peuvent être fournies à n'importe quelle résolution plus grande que 1/16° et 30 min, car le modèle d'erreur est multi-échelle, et donc les erreurs modélisées s'agrègent de façon "réaliste". Les distributions statistiques peuvent être fournies sous forme paramétrique, une distribution log-normale apparait comme une option envisageable. Pour la fraction précipitante, il peut être nécessaire de considérer un mélange entre une distribution discrète et une distribution continue. Ces informations sont plus complètes qu'une valeur unique correspondant à une estimation. Elles ont une utilité potentielle pour une variété d'applications parmi lesquelles :

- Les études statistiques, climatiques, en particulier celles qui s'intéressent aux évènements rares.
- Le calcul de risque (hydrologiques, sanitaires …) grâce à la probabilité de dépassement.
- La validation d'autres produits, puisque dès que l'incertitude est quantifiée l'estimation peut alors servir de référence.

Les diverses réalisations qui forment l'ensemble généré peuvent de plus être utilisées pour simuler les réponses de modèles hydrologiques et tester leur sensibilité aux variations fine échelle des précipitations. Elles peuvent également permettre d'analyser la propagation des incertitudes à travers un modèle non linéaire.

L'approche proposée ici est par certains aspects similaire à l'approche ensembliste qui est celle utilisée pour la prévision météorologique par les modèles. Aujourd'hui les modèles météorologiques régionaux ont des résolutions kilométriques et certains modèles globaux des résolutions autour d'une dizaine de kilomètres. Ces modèles ont besoin de données indépendantes auxquelles se comparer, l'utilisation de réanalyses et la comparaison des modèles entre eux étant, par nature toujours, une méthode de validation "incestueuse". Les produits satellite d'estimation des pluies à haute résolution sont une des options possibles pour réaliser cette validation. La comparaison entre les sorties de modèles et les produits d'estimation est de fait plus pertinente si, pour chacun des deux jeux données l'incertitude est systématiquement quantifiée. L'estimation satellite de cumuls de pluie à haute résolution associés à une incertitude peut donc également contribuer à la validation des modèles météorologiques.

2) Perspectives :

La principale limitation de la méthode est sa nature empirique, et donc la nécessité d'utiliser des observations indépendantes pour estimer certains paramètres. Ces observations indépendantes doivent être des champs de détection hautement résolus et suffisamment fiables pour que toute erreur de détection puisse être négligée. Actuellement, la seule option envisageable est d'utiliser des observations radar. L'approche et la méthode proposées sont transposables partout, mais sa paramétrisation doit éventuellement être réévaluée pour d'autres types de climat. Quoi qu'il en soit, il est nécessaire d'évaluer dans un futur proche la méthode en dehors de la zone où elle a été entrainée. Les collaborations franco-indiennes et franco-brésiliennes initiées dans le cadre de la validation des produits Megha-Tropiques pourront dans le futur permettre l'évaluation de la méthode par comparaison à des données radar en Amazonie et sur le sous-continent indien. Dans cette thèse, afin de simplifier l'implémentation, nous sommes restés dans la zone couverte par l'imageur SEVIRI sur meteosat-SG. La méthode est évidemment applicable avec n'importe quel autre imageur IR géostationnaire.

La méthode peut être améliorée de façon simple afin de permettre la prise en compte systématique de l'erreur TAPEER à 1° et 8h : lors de la génération stochastique de l'intermittence le terme correspondant aux échelles plus grandes que 1° et 8h peut être lui aussi perturbé. Pour cela, l'incertitude associée à l'estimation TAPEER doit d'abord être calculée à 1° et 8h au lieu de 1° et 24h dans la version actuelle de l'algorithme. Notons que l'approche stochastique multi-échelle par ondelette peut également être étendue à la variabilité grande échelle.

La façon dont est gérée actuellement la variabilité de l'intensité conditionnelle aux fines échelles n'est pas satisfaisante. En particulier il est nécessaire d'intégrer une contrainte physique sur cette variabilité à fine échelle, c'est-à-dire, ajouter du déterminisme pour réduire la part de stochastique. La génération stochastique de la variabilité de R_+ peut également être largement améliorée, notamment en utilisant des méthodes géostatistiques, ou encore une fois, une approche par ondelette. Notons que la valeur de R_+ n'est pas définie partout et que la gestion des lacunes et des valeurs non numériques est très problématique dans le domaine des ondelettes.

L'analyse par ondelettes des variations spatiales ou temporelles d'une variable géophysique est aujourd'hui une méthode courante. Cependant l'auteur de cette thèse n'a connaissance d'aucun précédant en géophysique concernant l'analyse par ondelette des variations temporelles de

coefficients eux même issus d'une décomposition spatiale par ondelette, telle que celle présentée au chapitre IV de cette thèse (qui correspond en fait à une décomposition par paquets d'ondelettes [Kumar et Foufoula-Georgiou, 1997] à trois dimensions). Les potentialités de la méthode restent donc à explorer. De même, le filtrage optimal des structures spatiales par pondération des coefficients d'ondelette, proposée par Turner et al. (2004) pour une décomposition spatiale à deux dimensions, est ici appliqué en pondérant les coefficients issus de deux transformées successives, la méthode nécessite donc une analyse plus approfondie. Les tentatives concernant la génération d'ensemble par perturbation stochastique des coefficients issus des deux transformées successives n'ayant pas abouti, l'utilisation d'une ondelette tridimensionnelle a été retenue pour la perturbation stochastique (chapitre V). La première option envisagée apparait malgré tout comme conceptuellement réalisable. Ceci permettrait d'homogénéiser l'approche en utilisant une transformée identique pour le filtrage et pour la génération d'ensemble. Notons que dans ce cas, la détermination des coefficients de filtrage optimaux et l'établissement du modèle d'erreur pour la génération stochastique constitueraient une seule opération.

Bibliographie :

Adler, R. F., and D. D. Fenn, 1981: Satellite-observed cloud-top height changes in tornadic thunderstorms. *Journal of Applied Meteorology*, **20**(11), 1369-1375

Aonashi, K., and Coauthors, 2009: GSMaP passive microwave precipitation retrieval algorithm: Algorithm description and validation. *J. Meteor. Soc. Japan*, **87**A, 119–136

Arkin, P. A., 1979: The relationship between fractional coverage of high cloud and rainfall accumulations during GATE over the B-scale array. *Monthly Weather Review*, **107**(10), 1382-1387

Atlas, D., D. Rosenfeld, and D. A. Short, 1990: The estimation of convective rainfall by area integrals: 1. The theoretical and empirical basis. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **95**(D3), 2153-2160

Austin, P. M., 1987: Relation between measured radar reflectivity and surface rainfall. *Monthly Weather Review*, **115**(5), 1053-1070

Bandeen, W. R., M. Halev, and I. Strange, 1965: A radiation climatology in the visible and infrared from the TIROS meteorological satellites. *NASA technical note,* 37 pp

Barrett, E. C., 1970: The estimation of monthly rainfall from satellite data. *Monthly weather review*, **98**(4), 322-327

Bauer, P., and R. Bennartz, 1998: Tropical Rainfall Measuring Mission microwave imaging capabilities for the observation of rain clouds. *Radio Science*, **33**(2), 335-349

Behrangi, A., K. L. Hsu, B. Imam, S Sorooshian, G. J. Huffman, and R. J. Kuligowski, 2009: PERSIANN-MSA: A precipitation estimation method from satellite-based multispectral analysis. *Journal of Hydrometeorology*, **10**(6), 1414-1429

Bell, T. L., P. K. Kundu, 2000: Dependence of satellite sampling error on monthly averaged rain rates: Comparison of simple models and recent studies. *J. Climate*, **13**(2), 449-462

Bellerby, T., M. Todd, D. Kniveton, and C. Kidd, 2000: Rainfall estimation from a combination of TRMM precipitation radar and GOES multispectral satellite imagery through the use of an artificial neural network. *Journal of applied Meteorology*, **39**(12), 2115-2128

Berg, W., T. L'Ecuyer, and J. M. Haynes, 2010: The distribution of rainfall over oceans from spaceborne radars. *J. Applied Meteorology and Climatology*, **49**(3), 535-543

Betts, A. K., J. H. Ball, A. Beljaars, M. J. Miller, and P. A. Viterbo, 1996: The land surface-atmosphere interaction: A review based on observational and global modeling perspectives. *J. Geophysical Research: Atmospheres*, **101**(D3), 7209-7225

Beucher, F., 2010: *Manuel de météorologie tropicale: des alizés au cyclone tropical*. Météo-France

Biasutti, M., S. E. Yuter, C. D. Burleyson, and A. H. Sobel, 2012: Very high resolution rainfall patterns measured by TRMM precipitation radar: seasonal and diurnal cycles. *Climate dynamics*, **39**(1-2), 239-258

Bielli S., and R. Roca, 2010: Scale decomposition of atmospheric water budget over West Africa during the monsoon 2006 from NCEP/GFS analyses. *Climate dynamics*, **35**(1), 143-157

Brier, G. W., 1950: Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Monthly weather review*, **78**(1), 1-3

Boushaki, F. I., K. L. Hsu, S. Sorooshian, G. H. Park, S. Mahani, and W. Shi, 2009: Bias adjustment of satellite precipitation estimation using ground-based measurement: A case study evaluation over the southwestern United States. *Journal of Hydrometeorology*, **10**(5), 1231-1242

Bowman, K. P., 2005: Comparison of TRMM precipitation retrievals with rain gauge data from ocean buoys. *Journal of Climate*, **18**(1), 178-190

Bringi, V. N., and V. Chandrasekar, 2001: *Polarimetric Doppler weather radar: principles and applications*. Cambridge University Press, 636 pp

Bröcker, J., and L.A. Smith, L. A. 2007: Scoring probabilistic forecasts: The importance of being proper. *Weather and Forecasting*, **22**(2), 382-388

Carroll, R. J., D. Ruppert, L. A. Stefanski, and C. M. Crainiceanu, 2006: *Measurement error in nonlinear models: a modern perspective*. CRC press

Casse, C., M. Gosset, C. Peugeot, V. Pedinotti, A. Boone, B. A. Tanimoun, and B. Decharme, 2015: Potential of satellite rainfall products to predict Niger River flood events in Niamey. *Atmospheric Research*, **163**, 162-176

Chahine, M. T., 1992: The hydrological cycle and its influence on climate. *Nature*, **359**(6394), 373-380

Chambon, P. 2011: *Contribution à l'estimation des précipitations tropicales: préparation aux missions Megha-Tropiques et Global Precipitation Measurement,* Doctoral dissertation, Université Paris-Est, 190 pp

Chambon, P., R. Roca, I. Jobard, and J. Aublanc, 2012: *TAPEER BRAIN product algorithm theoretical basis document*. Megha-Tropiques Tech. Memo. 4, 13 pp

Chambon, P., R. Roca, I. Jobard, and M. Capderou, 2013: The sensitivity of tropical rainfall estimation from satellite to the configuration of the microwave imager constellation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **10**(5), 996-1000

Chambon, P., L. F. Meunier, F. Guillaume, J. M. Piriou, R. Roca, R., and J. F. Mahfouf, 2015: Investigating the impact of the water-vapour sounding observations from SAPHIR on board Megha-Tropiques for the ARPEGE global model. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 141(690), 1769-1779

Chandrasekar, V., and V. N. Bringi, 1987: Simulation of radar reflectivity and surface measurements of rainfall. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **4**(3), 464-478

Cho, H. K., K. P. Bowman, and G. R. North, 2004: A comparison of gamma and lognormal distributions for characterizing satellite rain rates from the tropical rainfall measuring mission. *Journal of Applied Meteorology*, **43**(11), 1586-1597.

Ciach, G. J., 2003: Local random errors in tipping-bucket rain gauge measurements. *J. Atmospheric and Oceanic Technology*, **20**(5), 752-759

Cressie, N., 1990: The origins of kriging. *Mathematical geology*, **22**(3), 239-252

Cressie, N., and D. L. Zimmerman, 1992: On the stability of the geostatistical method. *Mathematical Geology*, **24**(1), 45-59

Delcroix, T., C. Hénin, V. Porte, P. Arkin, P. 1996: Precipitation and sea-surface salinity in the tropical Pacific Ocean. *Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers*, **43**(7), 1123-1141

Depraetere, C., M. Gosset, S. Ploix, and H. Laurent, 2009: The organization and kinematics of tropical rainfall systems ground tracked at mesoscale with gages: First results from the campaigns 1999–2006 on the Upper Ouémé Valley (Benin). *J. Hydrol.*, **375**, 143–160

Domingues, M. O., O. Mendes, and A. M. Da Costa, 2005: On wavelet techniques in atmospheric sciences. *Adv. Space Res.*, **35**, 831–842

Doumounia, A., M. Gosset, F. Cazenave, M. Kacou, and F. Zougmoré, 2014: Rainfall monitoring based on microwave links from cellular telecommunication networks: First results from a West African test bed. *Geophys. Res. Lett.,* **41**, 6016–6022

Dutra, E., L. Magnusson, F. Wetterhall, H. L. Cloke, G. Balsamo, S. Boussetta, and F. Pappenberger, 2013: The 2010–2011 drought in the Horn of Africa in ECMWF reanalysis and seasonal forecast products. *International Journal of Climatology*, **33**(7), 1720-1729

Ebtehaj, M., and E. Foufoula-Georgiou, 2011A: Statistics of precipitation reflectivity images and cascade of Gaussian-scale mixtures in the wavelet domain: A formalism for reproducing extremes and coherent multiscale structures. *J. Geophysical Research: Atmospheres,* **116**(D14), doi:10.1029/2010JD015177

Ebtehaj, M., and E. Foufoula-Georgiou, 2011B: Adaptive fusion of multisensor precipitation using Gaussian-scale mixtures in the wavelet domain. *J. Geophysical Research: Atmospheres*, **116**(D22), doi:10.1029/2011JD016219

Elderton, W. P., and N. L. Johnson, 1969: *Systems of frequency curves.* (Vol. 216), Cambridge University Press

Faurès, J. M., D. C. Goodrich, D. A. Woolhiser, and S. Sorooshian, 1995: Impact of small-scale spatial rainfall variability on runoff modeling. *Journal of Hydrology*, **173**(1), 309-326

Ferraro, R. R., 1997: Special sensor microwave imager derived global rainfall estimates for climatological applications. *J. Geophysical Research: Atmospheres*, **102**(D14), 16715-16735

Fink, A. H., H. Paeth, V. Ermert, S. Pohle, and M. Diederich, 2010: Meteorological processes influencing the weather and climate of Benin. *Impacts of Global Change on the Hydrological Cycle in West and Northwest Africa*, P. Speth, M. Christoph, and B. Diekkrüger, Eds., Springer, 132–163

Fiolleau, T., R. Roca, 2013a: An algorithm for the detection and tracking of tropical mesoscale convective systems using infrared images from geostationary satellite. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **51**(7), 4302-4315

Fiolleau, T., R. Roca, 2013b: Composite life cycle of tropical mesoscale convective systems from geostationary and low Earth orbit satellite observations: method and sampling considerations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **139**(673), 941-953

Forster, P., V. Ramaswamy, and Coauthors, 2007: Changes in atmospheric constituents and in radiative forcing. *Climate Change 2007,* chap. 2, 106 pp

Gal, L., M. Grippa, P. Hiernaux, C. Peugeot, E. Mougin, L. Kergoat, 2016: Changes in lake water volume and runnof over ungauged Sahelian watersheds. *J. of Hydrology*, **540**, 1176-1188

Gebremichael, M., and W. F. Krajewski, 2005: Effect of temporal sampling on inferred rainfall spatial statistics. *Journal of Applied Meteorology*, **44**(10), 1626-1633

Gebremichael, M., M. M. Bitew, F. A. Hirpa, and G. N. Tesfay, 2014: Accuracy of satellite rainfall estimates in the Blue Nile basin: Lowland plain versus highland mountain. *Water Resour. Res.,* **50**, 8775–8790

Germann, U., and I. Zawadzki, 2002: Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology. *Monthly Weather Review*, **130**(12), 2859-2873

Goldshtein, O., H. Messer, A. Zinevich, 2009: Rain rate estimation using measurements from commercial telecommunications links. *IEEE Transactions on signal processing*, **57**(4), 1616-1625

Gosset, M., E. P. Zahiri, and S. Moumouni, 2010: Rain drop size distribution variability and impact on X-band polarimetric radar retrieval: Results from the AMMA campaign in Benin. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **136**(S1), 243-256

Gosset, M., J. Viarre, G. Quantin, and M. Alcoba, 2013: Evaluation of several rainfall products used for hydrological applications over West Africa using two high-resolution gauge networks. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **139**(673), 923-940

Graef, F., and J. Haigis, 2001: Spatial and temporal rainfall variability in the Sahel and its effects on farmers' management strategies. *Journal of Arid Environments*, **48**(2), 221-231

Guha-Sapir, D. P. Hoyois, and R. Below, 2014: Annual Disaster Statistical Review 2013: The Numbers and Trends. CRED, Louvain University, 50 pp

Guillot, G., and T. Lebel, 1999: Approximation of Sahelian rainfall fields with meta-Gaussian random functions. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, **13**(1-2), 113-130

Guilloteau, C., M. Gosset, C. Vignolles, M. Alcoba, Y. M. Tourre, and J. P. Lacaux, 2014: Impacts of Satellite-Based Rainfall Products on Predicting Spatial Patterns of Rift Valley Fever Vectors. *Journal of Hydrometeorology*, **15**(4), 1624-1635

Guilloteau, C., R. Roca, and M. Gosset, 2016: A multiscale evaluation of the detection capabilities of high-resolution satellite precipitation products in West Africa. *Journal of Hydrometeorology*, **17**, 2041-2059

Gupta, V. K., and E. Waymire, 1990: Multiscaling properties of spatial rainfall and river flow distributions. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **95**(D3), 1999-2009

Haar, A.: Zur Theorie des orthogonalen Funktionssysteme, *Mathematische Annalen*, **69**, 331–371, 1910

Haberlandt, U., 2007: Geostatistical interpolation of hourly precipitation from rain gauges and radar for a large-scale extreme rainfall event. *Journal of Hydrology*, **332**(1), 144-157

Habib, E., W. F. Krajewski, and A. Kruger, 2001: Sampling errors of tipping-bucket rain gauge measurements. *J. Hydrologic Engineering*, **6**(2), 159-166

Habib, E., M. El Saadani, and A. T. Haile, 2012: Climatology-focused evaluation of CMORPH and TMPA satellite rainfall products over the Nile Basin. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **51**(12), 2105-2121

Hamada, A., and Y. N. Takayabu, 2015: Improvements in Detection of Light Precipitation with the Global Precipitation Measurement Dual-Frequency Precipitation Radar (GPM/DPR). *J. of Atmospheric and Oceanic Technology*, **33**, 653-667

Heinemann, T., A. Latanzio, and F. Roveda, 2002: *The EUMETSAT multi-sensor precipitation estimate (MPE)*. EUMETSAT Rep., 8 pp

Hong, Y., K. Hsu, S. Sorooshian, and X. Gao, 2004: Precipitation Estimation from Remotely Sensed Imagery Using an Artificial Neural Network Cloud Classification System. J. Appl. Meteor., **43**, 1834–1853

Hong, G., G. Heygster, J. Miao, and K. Kunzi, 2005: Detection of tropical deep convective clouds from AMSU-B water vapor channels measurements. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, **110**(D5)

Hossain, F., and G. J. Huffman, 2008: Investigating error metrics for satellite rainfall data at hydrologically relevant scales. *J. Hydrometeor.*, **9**, 563–575

Houze, R. A., 1977: Structure and dynamics of a tropical squall-line system. *Monthly Weather Review*, **105**(12), 1540-1567

Houze, R. A., 2004: Mesoscale convective systems. *Reviews of Geophysics*, **42**(4), doi:10.1029/2004RG000150

Huffman, G. J., and Coauthors, 2007: The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. *J. Hydrometeor.*, **8**, 38–55

Huffman, G. J., D. T. Bolvin, and E. J. Nelkin, 2015: *Integrated MultisatellitE Retrievals for GPM (IMERG) technical documentation*. NASA/GSFC Code 612 Tech. Doc., 48 pp.

Jaffrain, J., and A. Berne, 2012: Quantification of the small-scale spatial structure of the raindrop size distribution from a network of disdrometers. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **51**(5), 941-953.

Jobard, I., 1996: Estimation des pluies par satellite: l'apport des données satellite micro-onde. *Problèmes de validation des méthodes d'estimation des précipitations par satellite en Afrique intertropicale,* 77-95

Joyce, R. J., J. E. Janowiak, P. A. Arkin, and P. Xie, 2004: CMORPH: A method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and temporal resolution. *J. Hydrometeor.*, **5**, 487–503

Kacou, M., 2014: *Analyse des précipitations en zone sahélienne à partir d'un radar bande X polarimétrique*. Ph.D. thesis, Université Toulouse III, Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan Cocody, 223 pp

Katul, G., C. T. Lai, K. Schäfer, B. Vidakovic, J. Albertson, D. Ellsworth, and R. Oren, 2001 : Multiscale analysis of vegetation surface fluxes: from seconds to years. *Advances in Water Resources*, **24**(9), 1119-1132

Kebe, C. M. F., H. Sauvageot, and A. Nzeukou, 2005: The relation between rainfall and area–time integrals at the transition from an arid to an equatorial climate. *J. Climate*, **18**, 3806–3819

Kedem, B., and L. S. Chiu, 1987: On the lognormality of rain rate. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **84**(4), 901-905

Kelly, B. C., 2007: Some aspects of measurement error in linear regression of astronomical data. *The Astrophysical Journal*, **665**(2), 1489

Kidd, C., A. Becker, G. J. Huffman, C. L. Muller, P. Joe, G. Skofronick-Jackson, and D. B. Kirschbaum, 2016: So, how much of the Earth's surface is covered by rain gauges? *Bulletin of the American Meteorological Society*, doi: 10.1175/BAMS-D-14-00283.1

Kidd C., 2001: Satellite rainfall climatology: A review. I*nt. J. Climatol*., **21**, 1041–1066

Kiehl, J. T., and K. E. Trenberth, K. E., 1997: Earth's annual global mean energy budget. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **78**(2), 197-208

Kirstetter, P. E., N. Viltard, and M. Gosset, 2013: An error model for instantaneous satellite rainfall estimates: evaluation of BRAIN-TMI over West Africa. *Quarterly Journal of the RoyalMeteorological Society*, **139**(673), 894-911

Koffi, A. K., M. Gosset, E. P. Zahiri, A. D. Ochou, M. Kacou, F. Cazenave, and P. Assamoi, 2014: Evaluation of X-band polarimetric radar estimation of rainfall and rain drop size distribution parameters in West Africa. *Atmospheric Research*, **143**, 438-461

Koutsoyiannis, D., and A. Montanari, 2015: Negligent killing of scientific concepts: the stationarity case. *Hydrological Sciences Journal*, **60**(7-8), 1174-1183

Kumar, P., and E. Foufoula-Georgiou, 1997: Wavelet analysis for geophysical applications. *Reviews of geophysics*, **35**(4), 385-412

Kummerow, C., W. S. Olson, and L. Giglio, 1996: A simplified scheme for obtaining precipitation and vertical hydrometeor profiles from passive microwave sensors. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens*., **34**, 1213–1232

Kummerow, C., W. Barnes, T. Kozu, J. Shiue, and J. Simpson, 1998: The tropical rainfall measuring mission (TRMM) sensor package. *Journal of atmospheric and oceanic technology*, **15**(3), 809-817

Kummerow, C., Y. Hong, W. S. Olson, S. Yang, R. F. Adler, J. McCollum, R. Ferraro, G. Petty, D-B. Shin, and T. T. Wilheit, 2001: The Evolution of the Goddard Profiling Algorithm (GPROF) for Rainfall Estimation from Passive Microwave Sensors. *J. Appl. Meteor.*, **40**, 1801–1820

Labat, D., 2005: Recent advances in wavelet analyses: Part 1. A review of concepts. *Journal of Hydrology*, **314**(1), 275-288

Lau, K. M., and H. T. Wu, 2003: Warm rain processes over tropical oceans and climate implications. *Geophysical Research Letters*, **30**(24), doi:10.1029/2003GL018567

Lazri, M., Z. Ameur, S. Ameur, Y. Mohia, J. M. Brucker, and J. Testud, 2013: Rainfall estimation over a Mediterranean region using a method based on various spectral parameters of SEVIRI-MSG. Advances in Space Research, 52(8), 1450-1466

Lazri, M., S. Ameur, and Y. Mohia, 2014: Instantaneous rainfall estimation using neural network from multispectral observations of SEVIRI radiometer and its application in estimation of daily and monthly rainfall. *Advances in Space Research*, **53**(1), 138-155

Lebel, T., J. D. Taupin, and N. d'Amato, 1997: Rainfall monitoring during HAPEX-Sahel. 1. General rainfall conditions and climatology. *J. Hydrology*, **188**, 74-96

Leijnse, H., R. Uijlenhoet, and J. N. M. Stricker, 2007: Rainfall measurement using radio links from cellular communication networks. *Water Resour. Res.*, **43**, W03201, doi:10.1029/2006WR005631

Lewis, A. S., and G. Knowles, 1992: Image compression using the 2-D wavelet transform. *IEEE Transactions on image Processing*, **1**(2), 244-250

Lethbridge, M., 1967: Precipitation probability and satellite radiation data. *Monthly Weather Review*, **95**, 487-490

Löffler-Mang, M., and J. Joss, 2000: An optical disdrometer for measuring size and velocity of hydrometeors. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **17**(2), 130-139

Lopez, R. E., D. O. Blanchard, R. L., Holle, J. L. Thomas, D. Atlas, and D. Rosenfeld, 1989: Estimation of areal rainfall using the radar echo area time integral. *Journal of applied meteorology*, **28**(11), 1162-1175

Lovejoy, S., and B. B. Mandelbrot, 1985: Fractal properties of rain, and a fractal model. *Tellus A*, **37**(3), 209-232

Lovejoy, S., and D. Schertzer, 1985: Generalized scale invariance in the atmosphere and fractal models of rain. *Water Resources Research*, **21**(8), 1233-1250.

Lovejoy, S., and D. Schertzer, 2010A: On the simulation of continuous in scale universal multifractals, part I: spatially continuous processes. *Computers & Geosciences*, **36**(11), 1393-1403

Lovejoy, S., and D. Schertzer, 2010B: On the simulation of continuous in scale universal multifractals, Part II: Space–time processes and finite size corrections. *Computers et Geosciences*, **36**(11), 1404-1413

Lovejoy, S., and D. Schertzer, 2012: Haar wavelets, fluctuations and structure functions: convenient choices for geophysics. *Nonlinear Processes in Geophysics*, **19**(5), 513-527

Maggioni, V., P. C. Meyers, and M. D. Robinson, 2016: A Review of Merged High-Resolution Satellite Precipitation Product Accuracy during the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Era. *Journal of Hydrometeorology*, **17**(4), 1101-1117

Mallat, S., 1999: *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Academic Press, 619 pp

Mandapaka, P. V., W. F. Krajewski, G. J. Ciach, G. Villarini, J. A. Smith, 2009: Estimation of radar-rainfall error spatial correlation. *Advances in Water Resources*, **32**(7), 1020-1030

Markovsky, I., and S. Van Huffel, 2007: Overview of total least-squares methods. *Signal processing*, 87(10), 2283-2302

Matheron, G., 1963: Traité de geostatistique appliquée, vol. II, Le krigeage. *Memoires du Bureau de Recherches Géologiques et Miniéres*, **24**, Ed. Bureau de Recherche Géologiques et Miniéres de Paris, 171 pp

Mathon, V., H. Laurent, and T. Lebel, 2002: Mesoscale convective system rainfall in the Sahel. *J. Appl. Meteor.*, **41**, 1081–1092

Maynard, R. H., 1945: Radar and weather. *Journal of Meteorology*, **2**(4), 214-226

McMillan, H., B. Jackson, M. Clark, D. Kavetski, and R. Woods, 2011: Rainfall uncertainty in hydrological modelling: An evaluation of multiplicative error models. *Journal of Hydrology*, **400**(1), 83-94

Mega, T., T. Ushio, T. Kubota, M. Kachi, K. Aonashi, and S. Shige, 2014: Gauge adjusted global satellite mapping of precipitation (GSMaP_Gauge). Conf. article, *IEEE General Assembly and Scientific Symposium 2014*

Mercier, F., L. Barthès, and C. Mallet, 2015: Estimation of Finescale Rainfall Fields Using Broadcast TV Satellite Links and a 4DVAR Assimilation Method. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **32**(10), 1709-1728

Miles, J., and M. Shevlin, 2001: Applying regression and correlation: *A guide for students and researchers*. Sage, 272 pp

Milly, P. C. D., B. Julio, F. Malin, M. Robert, W. Zbigniew, P. Dennis, and J. Ronald, 2007: Stationarity is dead : *Whither Water Management*. Ground Water News & Views, **4**(1), 6-8

Milly, P. C. D., J. Betancourt, and Coauthors 2015: On Critiques of "Stationarity is Dead: Whither Water Management?". *Water Resources Research*, **51**(9), 7785-7789

Montanari, A., and D. Koutsoyiannis, 2014: Modeling and mitigating natural hazards: Stationarity is immortal! *Water Resources Research*, **50**(12), 9748-9756

Muthusamy, M., A. Schellart, S. Tait, and G. B. M. Heuvelink, 2016 : Geostatistical upscaling of rain gauge data to support uncertainty analysis of lumped urban hydrological models. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss*., doi:10.5194/hess-2016-279

Nesbitt, S. W., and E. J. Zipser, 2003: The diurnal cycle of rainfall and convective intensity according to three years of TRMM measurements. *Journal of Climate*, **16**(10), 1456-1475

Nesbitt, S. W., R. Cifelli, and S. A. Rutledge, 2006: Storm morphology and rainfall characteristics of TRMM precipitation features. *Monthly weather review*, **134**(10), 2702-2721

Nesbitt, S. W., A. M. Anders, 2009: Very high resolution precipitation climatologies from the Tropical Rainfall Measuring Mission precipitation radar. *Geophysical Research Letters*, **36**(15), doi:10.1029/2009GL038026

Neumann, J., and Y Mahrer, 1971: A theoretical study of the land and sea breeze circulation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **28**(4), 532-542

North, G. R., and S. Nakamoto, 1989: Formalism for comparing rain estimation designs. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **6**(6), 985-992

Olsen, R., D. Rogers, and D. Hodge, The aR^b relation in the calculation of rain attenuation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, **26**(2), 318-329

Over, T. M., and V. K. Gupta, 1996: A space-time theory of mesoscale rainfall using random cascades. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **101**(D21), 26319-26331

Overeem, A., H. Leijnse, and R. Uijlenhoet, 2016: Retrieval algorithm for rainfall mapping from microwave links in a cellular communication network. *Atmospheric Measurement Techniques*, **9**(5), 2425-2444

Panthou, G., T. Vischel T., and T. Lebel, 2014: Recent trends in the regime of extreme rainfall in the Central Sahel. International Journal of Climatology, **34**(15), 3998-4006

Pascale, S., V. Lucarini, X. Feng, A. Porporato, and S. Hasson, 2015: Analysis of rainfall seasonality from observations and climate models. *Climate Dynamics*, **44**(11-12), 3281-3301

Pearson, K. 1916: Mathematical contributions to the theory of evolution. XIX. Second supplement to a memoir on skew variation. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*. **A, 216**, 429-457

Percival, D. B., and A.T. Walden, 2006: *Wavelet methods for time series analysis*. Cambridge university press, 622 pp

Roca R, P. Chambon, I. Jobard, P. E. Kirstetter, M. Gosset, J. C. Bergès, 2010: Comparing satellite and surface rainfall products over West Africa at meteorologically relevant scales during the AMMA campaign using error estimates. *J. Appl. Meteorol. Clim.*, **49**, 715–731

Roca, R., J. Aublanc, P. Chambon, T. Fiolleau, and N. Viltard, 2014: Robust observational quantification of the contribution of mesoscale convective systems to rainfall in the tropics. *J. Climate*, **27**(13), 4952-4958

Roca, R., and Coauthors, 2015: The Megha-Tropiques mission: a review after three years in orbit. *Frontiers in Earth Science*, **3**(17), doi:10.3389/feart.2015.00017

Rossa, A. M., P. Nurmi, and E. E. Ebert, 2008: Overview of methods for the verification of quantitative precipitation fore-casts. *Precipitation: Advances in Measurement, Estimation and Prediction*, S. C. Michaelides, Ed., Springer, 418–450

Sapiano, M. R. P., and P. A. Arkin, 2009: An intercomparison and validation of high-resolution satellite precipitation estimates with 3-hourly gauge data. *J. Hydrometeor.*, **10**, 149–166
Schleiss M., S. Chamoun, and A. Berne, 2014 A: Nonstationarity in Intermittent Rainfall: The "Dry Drift". *J. Hydrometeorology*, **15**(3), 1189-1204

Schleiss M., S. Chamoun, and A. Berne, 2014 B: Stochastic simulation of intermittent rainfall using the concept of "dry drift". *Water Resources Research*, **50**(3), 2329-2349

Sevruk, B., 1996: Adjustment of tipping-bucket precipitation gauge measurements. *Atmospheric Research*, **42**(1), 237-246

Shapiro, J. M., 1993: Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients. *IEEE Transactions on signal processing*, **41**(12), 3445-3462

Shimizu, S., T. Iguchi, R. Oki, M. Hirose, and T. Tagawa, 2008: Evaluation of the effect of the orbit boost of the TRMM satellite on the PR rain estimates. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, **4**, 133-136

Skinner, C. J., T. J. Bellerby, H. Greatrex, and D. Grimes, 2015: Hydrological modelling using ensemble satellite rainfall estimates in a sparsely gauged river basin: The need for whole-ensemble calibration. *Journal of Hydrology*, **522**, 110-122

Sohn, B. J., H. J. Han, and E. K. Seo, 2010: Validation of satellite based high-resolution rainfall products over the Korean Peninsula using data from a dense rain gauge network. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **49**, 701–714, doi:10.1175/2009JAMC2266.1

Sorooshian, S., and J. A. Dracup, 1980: Stochastic parameter estimation procedures for hydrologie rainfall-runoff models: Correlated and heteroscedastic error cases. *Water Resources Research*, **16**(2), 430-442

Stephens, G. L., and C. D. Kummerow, 2007: The remote sensing of clouds and precipitation from space: A review. *J. Atmos. Sci.*, **64**, 3742–3765

Strangeways, I., 2010: A history of rain gauges. *Weather*, **65**(5), 133-138

Surcel, M., I. Zawadzki, and M. K. Yau, 2015: A study on the scale dependence of the predictability of precipitation patterns. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **72**(1), 216-235

Tian, Y., G. J. Huffman, R. F. Adler, L. Tang, M. Sapiano, V. Maggioni, and H. Wu, 2013: Modeling errors in daily precipitation measurements: Additive or multiplicative? *Geophysical Research Letters*, **40**(10), 2060-2065

Todd, M. C., C. Kidd, C., D. Kniveton, and T. J. Bellerby, 2001: A combined satellite infrared and passive microwave technique for estimation of small-scale rainfall. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **18**(5), 742-755

Turk, F. J., and S. D. Miller, 2005: Toward improved characterization of remotely sensed precipitation regimes with MODIS/AMSR-E blended data techniques. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, ***43***(5), 1059-1069.

Turk, F. J., B. J. Sohn, H. J. Oh, E. E. Ebert, V. Levizzani, and E. A. Smith, 2009: Validating a rapid-update satellite precipitation analysis across telescoping space and time scales. *Meteorology and atmospheric physic*s, **105**(1-2), 99-108

Turner, B. J., I. Zawadzki, and U. Germann, 2004: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part III: Operational Nowcasting Implementation (MAPLE). *J. Applied Meteorology*, **43**(2), 231-248

Uijlenhoet, R., and J. H. Pomeroy, 2001: Raindrop size distributions and radar reflectivity? rain rate relationships for radar hydrology. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, **5**(4), 615-628

Ulaby, F. T., R. K. Moore, and A. K. Fung, 1981: *Microwave remote sensing: Active and passive. volume 1-microwave remote sensing fundamentals and radiometry*. NASA monograph, 470 pp

Ushio, T., and Coauthors, 2009: A Kalman filter approach to the Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP) from combined passive microwave and infrared radiometric data. *J. Meteor. Soc. Japan*, **87**A, 137–151

Venugopal, V., E. Foufoula-Georgiou, and V. Sapozhnikov, 1999: A space-time downscaling model for rainfall. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **104**(D16), 19705-19721

Venugopal, V., S. G. Roux, E. Foufoula-Georgiou, E., and A. Arneodo, 2006: Revisiting multifractality of high-resolution temporal rainfall using a wavelet-based formalism. *Water Resources Research*, **42**(6), doi:10.1029/2005WR004489

Verdin, A., C. Funk, B. Rajagopalan, B., and W. Kleiber, 2016: Kriging and Local Polynomial Methods for Blending Satellite-Derived and Gauge Precipitation Estimates to Support Hydrologic Early Warning Systems. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **54**(5), 2552-2562

Verrier, S., L. De Montera, L. Barthès, and C. Mallet, 2010: Multifractal analysis of African monsoon rain fields, taking into account the zero rain-rate problem. *Journal of hydrology*, **389**(1), 111-120

Vetterli, M., and C. Herley, 1992: Wavelets and filter banks: Theory and design. *IEEE Trans. Signal Proc*., 40, 2207–2232, doi:10.1109/78.157221

Villarini, G., P. V. Mandapaka, W. F. Krajewski, and R. J. Moore, 2008: Rainfall and sampling uncertainties: A rain gauge perspective. *J Geophysical Research: Atmospheres*, **113**(D11), doi:10.1029/2007JD009214

Viltard, N., C. Burlaud, and C. D. Kummerow, 2006: Rain retrieval from TMI brightness temperature measurements using a TRMM PR-based database. *J. Applied Meteorology and Climatology*, **45**, 455–466

Vischel, T., G. Quantin, T. Lebel, J. Viarre, M. Gosset, F. Cazenave, and G. Panthou, 2011: Generation of high-resolution rain fields in West Africa: Evaluation of dynamic interpolation methods. *Journal of Hydrometeorology*, **12**(6), 1465-1482

Voirin, C, M. Porté, and A. Castelein, 2015: *Évaluation des prévisions de pluie du prototype Arome Outre-Mer,* Rapport de stage, Ecole Nationale de Météorologie, 47 pp

Vonder Haar, T. H., V. E. Suomi, 1971: Measurements of the earth's radiation budget from satellites during a five-year period. Part I: extended time and space means. *J. Atmospheric Sciences*, **28**(3), 305-314

Von Storch, H, and F. W. Zwiers, 1999: *Statistical Analysis in Climate Research.* Cambridge University Press, 455 pp

Waliser, D. E., and N. E. Graham, 1993: Convective cloud systems and warm-pool sea surface temperatures: Coupled interactions and self-regulation. *J. Geophysical Research: Atmospheres*, **98**(D7), 12881-12893

Webster, P. J., C.A. Clayson, and J. A. Curry 1996: Clouds, radiation, and the diurnal cycle of sea surface temperature in the tropical western Pacific. Journal of Climate, **9**(8), 1712-1730

Wei, W. W. S. (1994). *Time series analysis*. Addison-Wesley, 605 pp

Wessel, J. E., and D. Boucher, 1998: Comparison between cross-track and conical scanning microwave window channels near 90 GHz. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, **36**(1), 16-24

Wilks, D. S., 1989: Rainfall intensity, the Weibull distribution, and estimation of daily surface runoff. *Journal of Applied Meteorology*, **28**(1), 52-58

Wilks, D. S., 2006: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences, second edition.* International Geophysics Series, Academic Press, 611 pp

Xie, P., S. H. Yoo, R. Joyce, and Y. Yarosh, 2011: Bias-corrected CMORPH: A 13-year analysis of high-resolution global precipitation. *Geophysical Research Abstracts*, **13**, Abstract EGU2011-1809

Xu, L., X. Gao, S. Sorooshian, P. A. Arkin, and B. Imam, 1999: A microwave infrared threshold technique to improve the GOES precipitation index. *J. Appl. Meteor.,* **38**, 569–579

Yao, T., and A. G. Journel, 1998: Automatic modeling of (cross) covariance tables using fast Fourier transform. *Mathematical Geology*, **30**(6), 589-615

Yong, B., and Coauthors, 2014: Intercomparison of the version-6 and version-7 TMPA precipitation products over high and low latitudes basins with independent gauge networks: Is the newer version better in both real-time and post-real-time analysis for water resources and hydrologic extremes? *J. Hydrol*., **508**, 77–87

Zawadzki, I., 1973: Statistical properties of precipitation patterns. *J. Appl. Meteorol.,* **12**, 459-472

Table des annexes

Annexe A : Données de validation 186

Annexe B : La transformée en ondelettes discrète par l'ondelette de Haar..... 188

Annexe C : Comparaison des masques I_{CMORPH}, $I_{PERSIANN}$ et I_{GSMaP} au masque I_{radar} 190

Annexe D : Distributions et fonction d'autocorrélation empiriques utilisées pour la construction du modèle d'erreur de I_F 193

Annexe E : Article "A Multiscale Evaluation of the Detection Capabilities of High-Resolution Satellite Precipitation Products in West Africa" publié dans la revue Journal of Hydrometeorology 201

Annexe A : Données de validation

Les réseau AMMA–CATCH au Niger et Benin

Les réseaux de pluviomètres AMMA-CATCH au Niger et Bénin sont deux sites d'observation des précipitations méso-échelle. Chacun des cites est composé d'une quarantaine de pluviomètres répartis sur une aire de un degré par un degré. Pour la période 2011-2014 qui correspond aux données utilisées dans cette thèse tous les pluviomètres sont automatiques à augets basculants avec un basculement tous 0.5 mm du pluie cumulés.

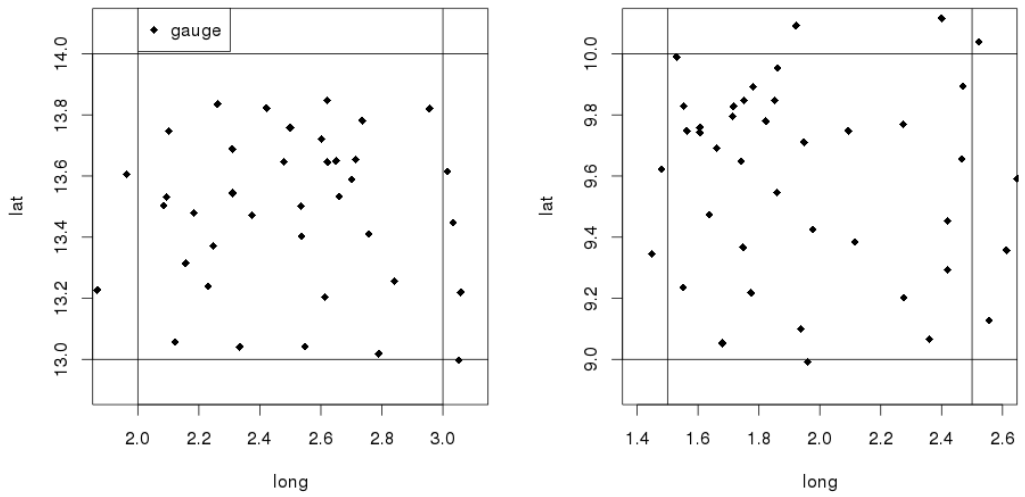


Figure A.1

Répartition géographiques des pluviomètres composant les réseaux AMMA-CATCH au Niger (gauche) et au Bénin (droite) en 2012.

Le réseau Megha-Tropiques Ground Validation (MTGV) Burkina Faso

Le réseau MTGV a été déployé depuis 2012 au Burkina Faso dans le cadre des campagnes de validation des produits Megha-Tropiques. Il est composé de 15 pluviomètres à augets basculants identiques à ceux utilisés sur les sites AMMA-CATCH. En 2012 et 2013 le radar Xport a été déployé sur le même site.

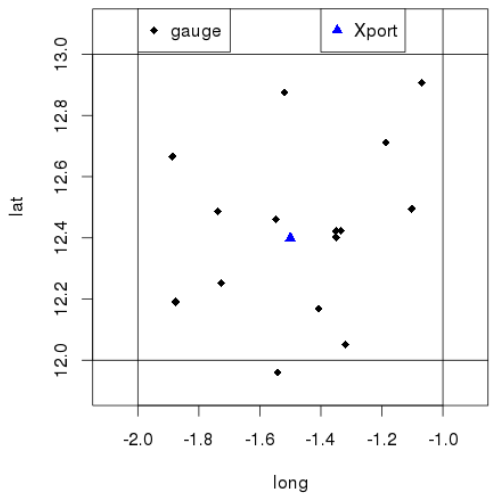


Figure A.2
Répartition géographiques des pluviomètres composant les réseaux MTGV au Burkina Faso en 2012.

Le radar Xport

Le radar Xport a été déployé en 2012 et 2013 à Ouagadougou (lat. 13.4°, long. -1.5°) au Burkina Faso dans le cadre de la campagne de validation des produits Megha-Tropiques. Il s'agit d'un radar en bande X polarimétrique développé Laboratoire d'étude des Transferts en Hydrologie et Environnement, à Grenoble entre 2001 et 2005. Sa résolution radiale est de 205m et sa résolution azimutale de 1.4° (soit 2km à une distance de 100km du radar). Sa portée est de 120 km. Dans cette thèse, seules les observations dans un rayon de 80 km autour du radar ont été considérées, les intensités de précipitation sont dérivées du saut de phase différentiel K_{DP} [Kacou, 2014]. Le saut de phase différentiel est une grandeur polarimétrique indépendante da la réflectivité [Bringi et Chandrasekar, 2001]. Pour obtenir des masques de détection, les champs d'intensité sont agrégés à des résolution de 2.8km ou plus grandes, puis seuillés à 0.6 mm/h. Dans son mode de fonctionnement normal, le radar Xport produit un scan horizontal avec une élévation angulaire entre 0.9° et 1.1° toute les 6 minutes. Il a observé 89 évènements pluvieux en 2012 et 82 en 2013 [Kacou, 2014].

Figure A.3
Photographie du radar Xport (crédits : Marielle Gosset).

Caractéristiques :
-Freq : 9.4 Ghz
-Double polarisation H et V
-Gain : 42 dB
-Puissance transmise max. : 100 kW
-Résolution radiale : 205m
-Largeur du faisceau à 3 dB : 1.4°

Annexe B : La transformée en ondelettes discrète par l'ondelette de Haar

Ondelette de Haar

La fonction définissant l'ondelette mère de Haar est :

$$\psi^0(x) = \begin{cases} +1 \; si \; x \; \in [0, 0.5] \\ -1 \; si \; x \; \in [0.5, 1] \\ 0 \; sinon \end{cases}$$

La fonction de dilatation associée est :

$$\phi^M(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2^M}} \; si \; x \; \in \; [0, 2^M] \\ 0 \; sinon \end{cases}$$

Les coefficients issus de la décomposition discrète d'un ensemble de données structuré (vecteur, tableau ou tableau multidimensionnel) par une ondelette de Haar peuvent toujours être obtenus par le calcul de simple différences finies. Soit une série de deux réels a_1 et a_2. Les coefficients d'ondelette correspondant à la décomposition discrète à un niveau de cette suite par ondelette de Haar sont :

$$\begin{cases} L = \; a_1 + a_2 \\ H = a_1 - a_2 \end{cases}$$

Le coefficient passe-haut H est le résultat de convolution du signal analysé par l'ondelette de Haar, le coefficient passe-bas L est le résultat de la convolution du signal analysé par la fonction de dilatation. Pour rigoureusement assurer la préservation de l'énergie du signal chaque coefficient doit être divisé par $\sqrt{2}$. Sur une série de 2×N éléments, les terme L et H peuvent être calculés N fois (à chaque fois sur deux éléments successifs.) On obtient donc deux séries de coefficients L et H chacune de longueur N. La série des coefficients H peut à nouveau être décomposée, on réalise ainsi une décomposition discrète à plusieurs niveaux.

A deux dimensions

Soit une matrice 2×2 de quatre réels $\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$. Les coefficients d'ondelette correspondant à un niveau d'une décomposition en deux dimensions de cette matrice par ondelettes de Haar sont :

$$\begin{cases} LL = a + b + c + d \\ LH = (a + b) - (c + d) \\ HL = (a + c) - (b + d) \\ HH = (a + d) - (c + b) \end{cases}$$

Pour rigoureusement assurer la préservation de l'énergie du signal chaque coefficient doit être divisé par $\sqrt{4}$. La décomposition repose donc sur trois ondelettes et une fonction de dilatation.

A trois dimensions

Soit une matrice 2×2×2 de huit réels $\left[\begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ c_1 & d_1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} a_2 & b_2 \\ c_2 & d_2 \end{bmatrix}\right]$. Les coefficients d'ondelette correspondant à la décomposition à un niveau de cette matrice par une ondelette de Haar tridimensionnelle sont :

$$\begin{cases} LLL = a_1 + b_1 + c_1 + d_1 + a_2 + b_2 + c_2 + d_2 \\ LLH = (a_1 + b_1 + c_1 + d_1) - (a_2 + b_2 + c_2 + d_2) \\ LHL = (a_1 + b_1 + a_2 + b_2) - (c_1 + d_1 + c_2 + d_2) \\ HLL = (a_1 + c_1 + a_2 + c_2) - (b_1 + d_1 + b_2 + d_2) \\ LHH = [(a_1 + b_1) - (c_1 + d_1)] - [(a_2 + b_2) - (c_2 + d_2)] \\ HLH = [(a_1 + c_1) - (b_1 + d_1)] - [(a_2 + c_2) - (b_2 + d_2)] \\ HHL = (a_1 + d_1 + a_2 + d_2) - (b_1 + c_1 + b_2 + c_2) \\ HHH = [(a_1 + d_1) - (c_1 + b_1)] - [(a_2 + d_2) - (c_2 + b_2)] \end{cases}$$

Pour rigoureusement assurer la préservation de l'énergie du signal chaque coefficient doit être divisé par $\sqrt{8}$. La décomposition repose donc sur sept ondelettes et une fonction de dilatation.

Généralités à propos de la décomposition en ondelettes discrète

Contrairement à la transformée de Fourrier, la transformée en ondelettes discrète peut être calculée exactement sur des séries de longueur finie, c'est pourquoi elle est utilisée entre autres pour la compression de donnée sans perte. La décomposition en ondelettes discrète est une décomposition sur une base orthogonale, comparable à une transformation de Karhunen-Loeve (analyse en composantes principales).

Annexe C : Comparaison des masques I_{CMORPH}, $I_{PERSIANN}$ et I_{GSMaP} au masque I_{radar}

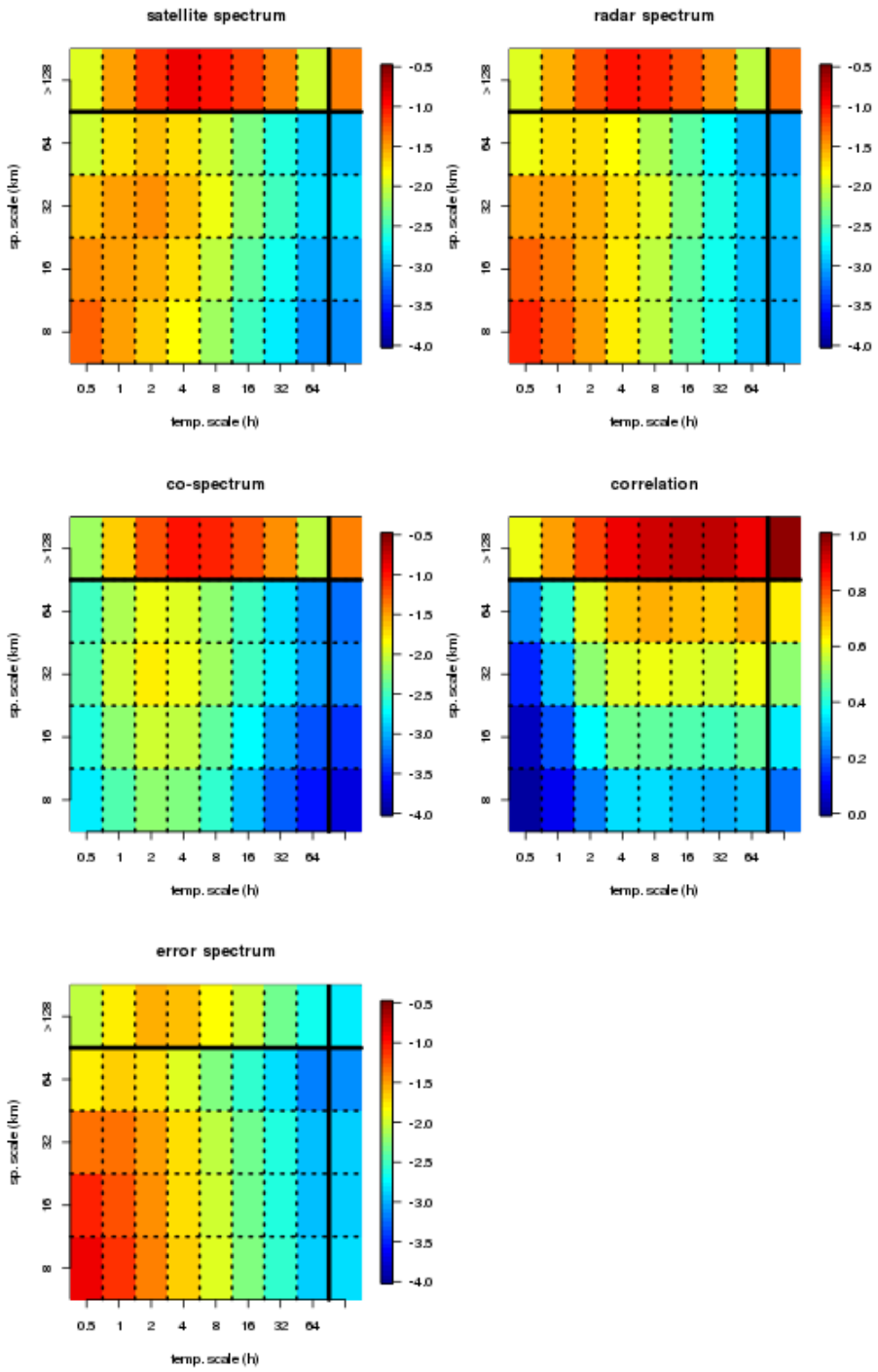


Figure C.1
Spectre d'ondelette de I_{CMORPH}, Spectre d'ondelette de I_{radar}, co-spectre de I_{CMORPH} et I_{radar}, corrélation des coefficient d'ondelette, spectre de la différence I_{CMORPH}-I_{radar}, les spectre et cospectres sont représentés avec une échelle de couleur logarithmique et normalisés par l'énergie totale du masque I_{radar}.

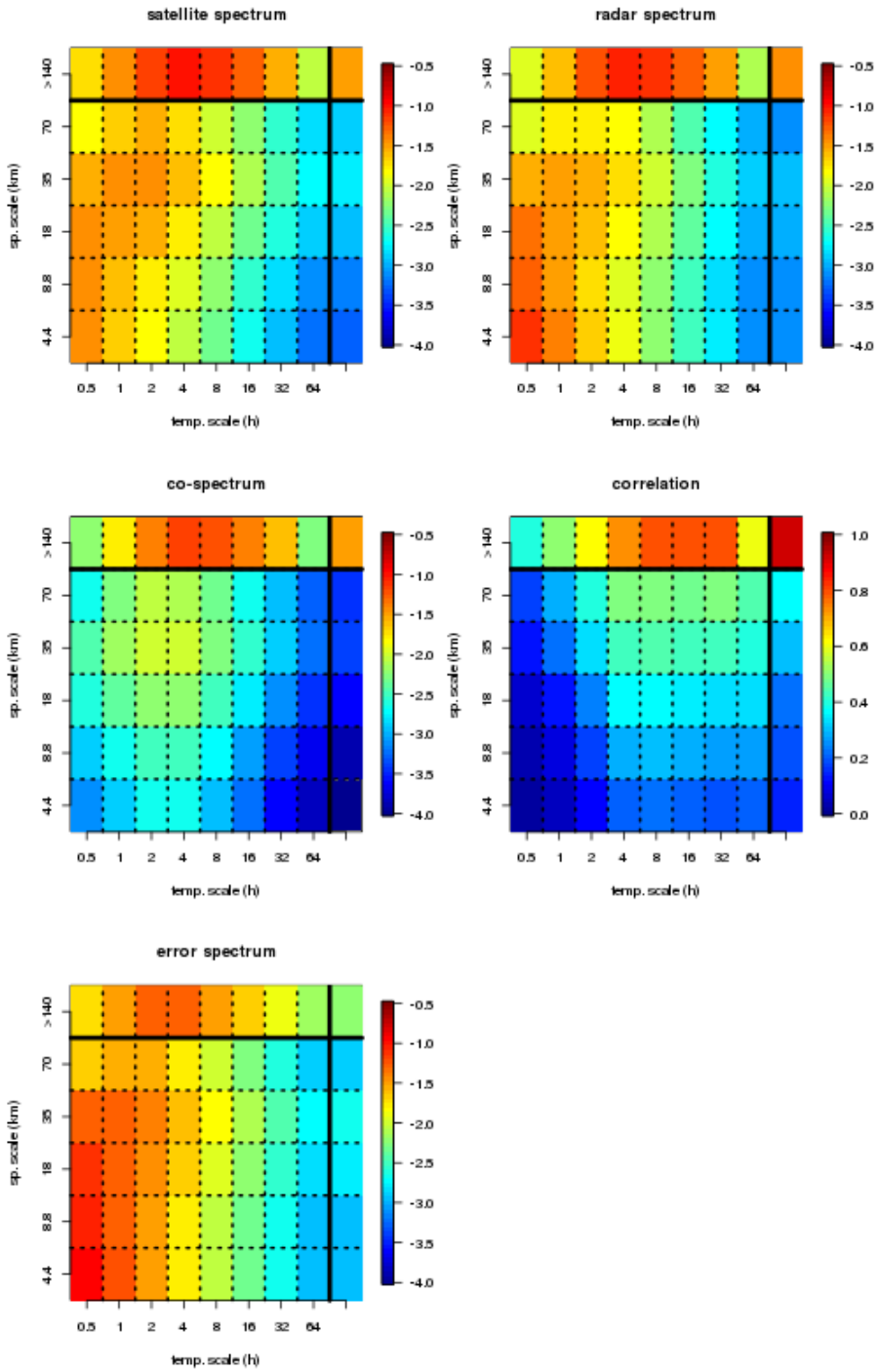


Figure C.2
Identique à C.1 avec $I_{PERSIANN}$ *à la place de* I_{CMORPH}.

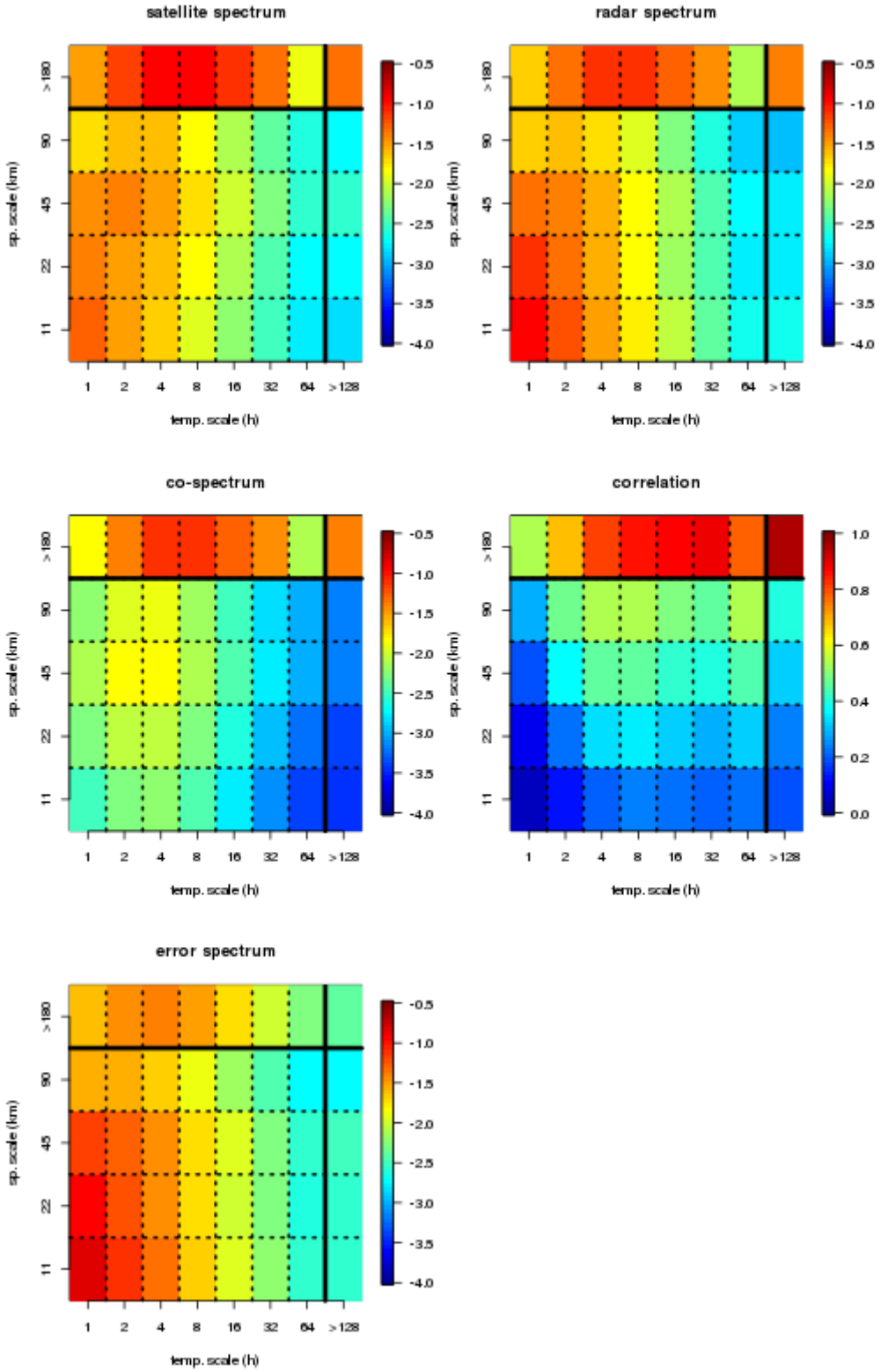


Figure C.3
Identique à C.1 avec I_{GSMaP} à la place de I_{CMORPH}.

Annexe D : Distributions et fonction d'autocorrélation empiriques utilisées pour la construction du modèle d'erreur de I_F

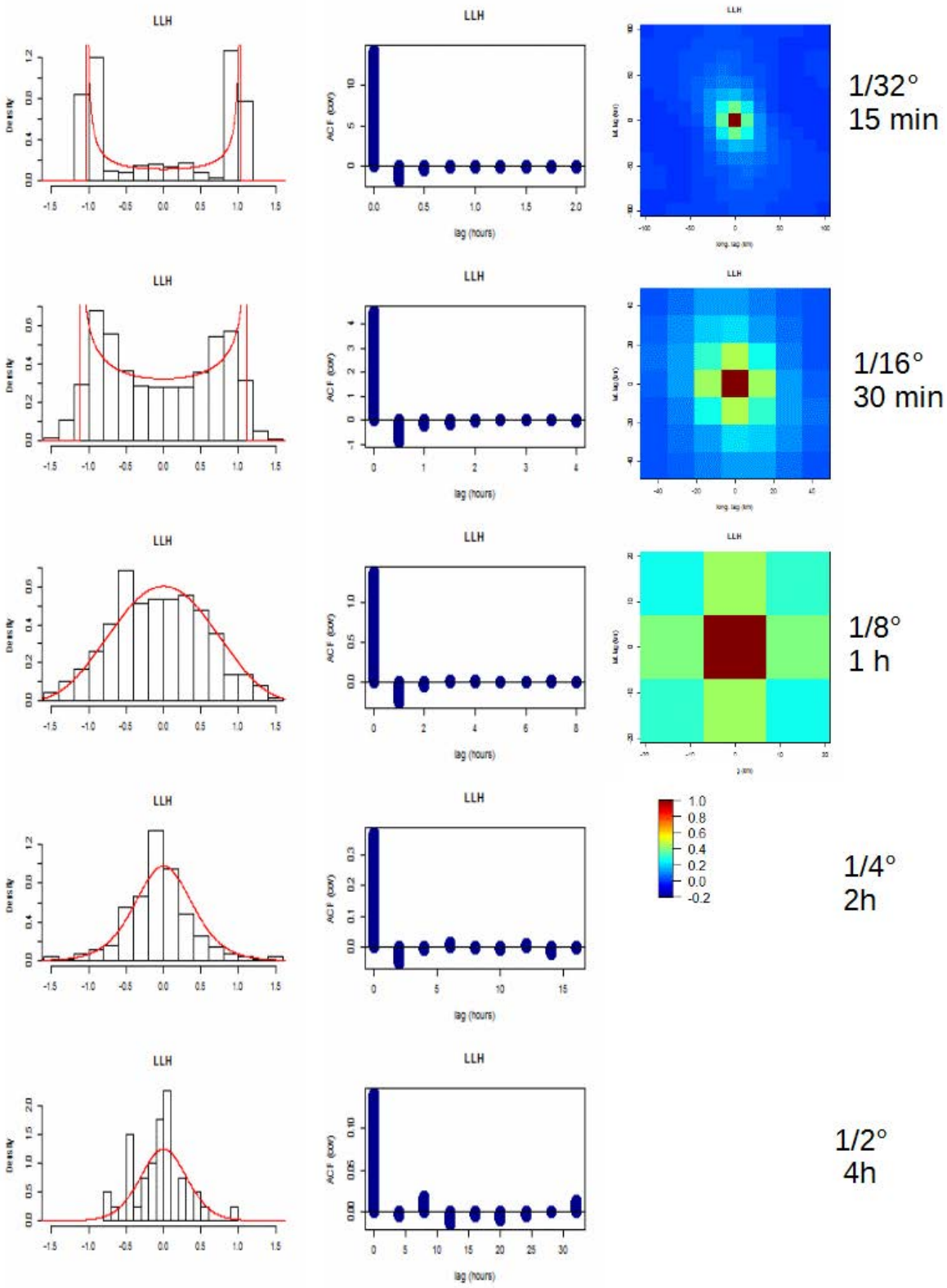
Figure D.1

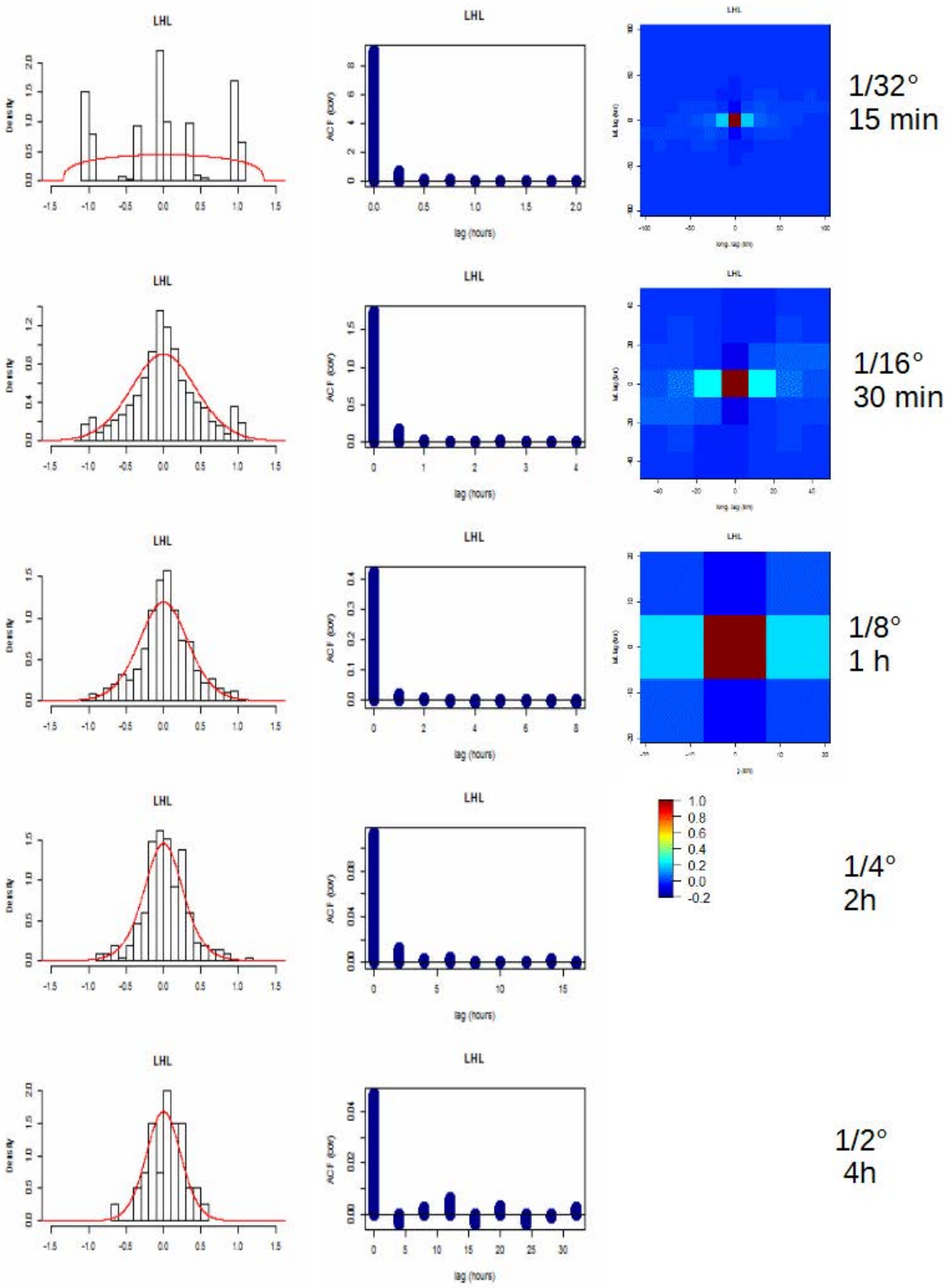
Colonne de gauche : Distributions des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés dérivés du masque I_{radar} et ceux dérivés du masque I_F. En rouge l'approximation par une distribution Perason type II ou VII.

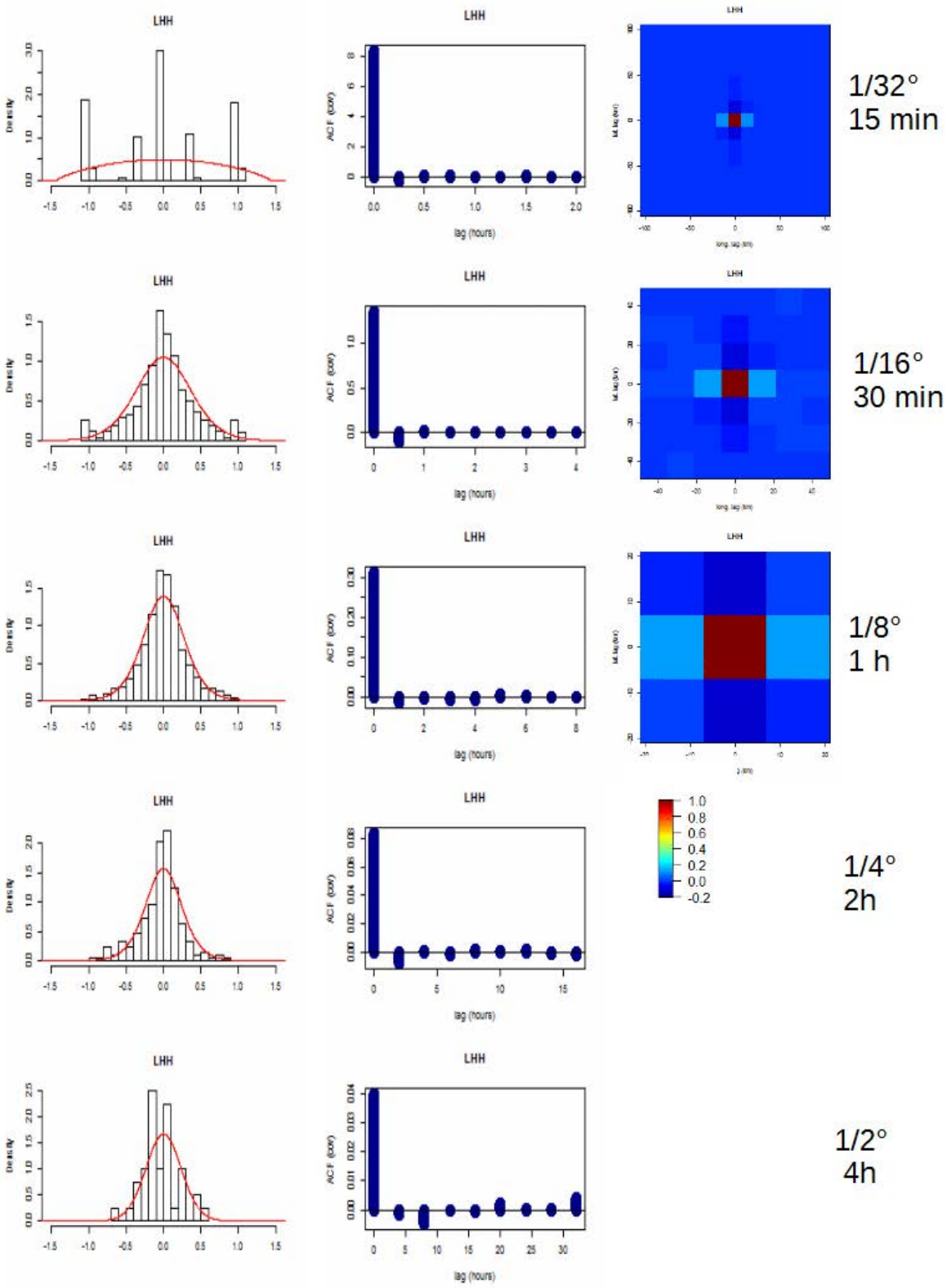
Colonne du centre : Distributions des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés dérivés du masque I_{radar} et ceux dérivés du masque I_F.

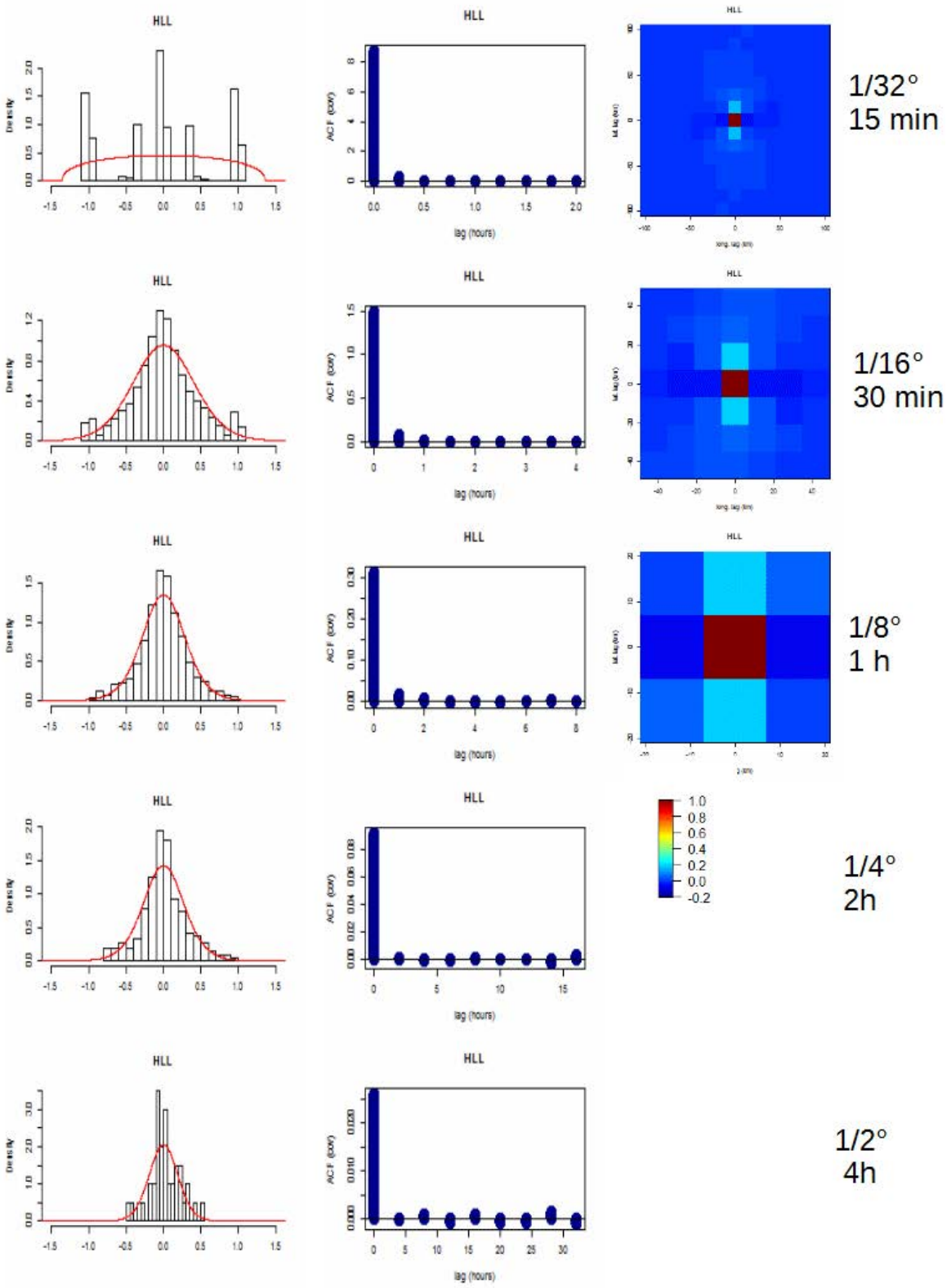
Colonne de droite : Autocorrélations spatiales des différences entre les coefficients d'ondelette normalisés dérivés du masque I_{radar} et ceux dérivés du masque I_F. L'autocorrélation spatiale n'est pas calculée pour les échelles 1/4°,2h et 1/2°, 2h car la portée limitée du radar Xport ne le permet pas.

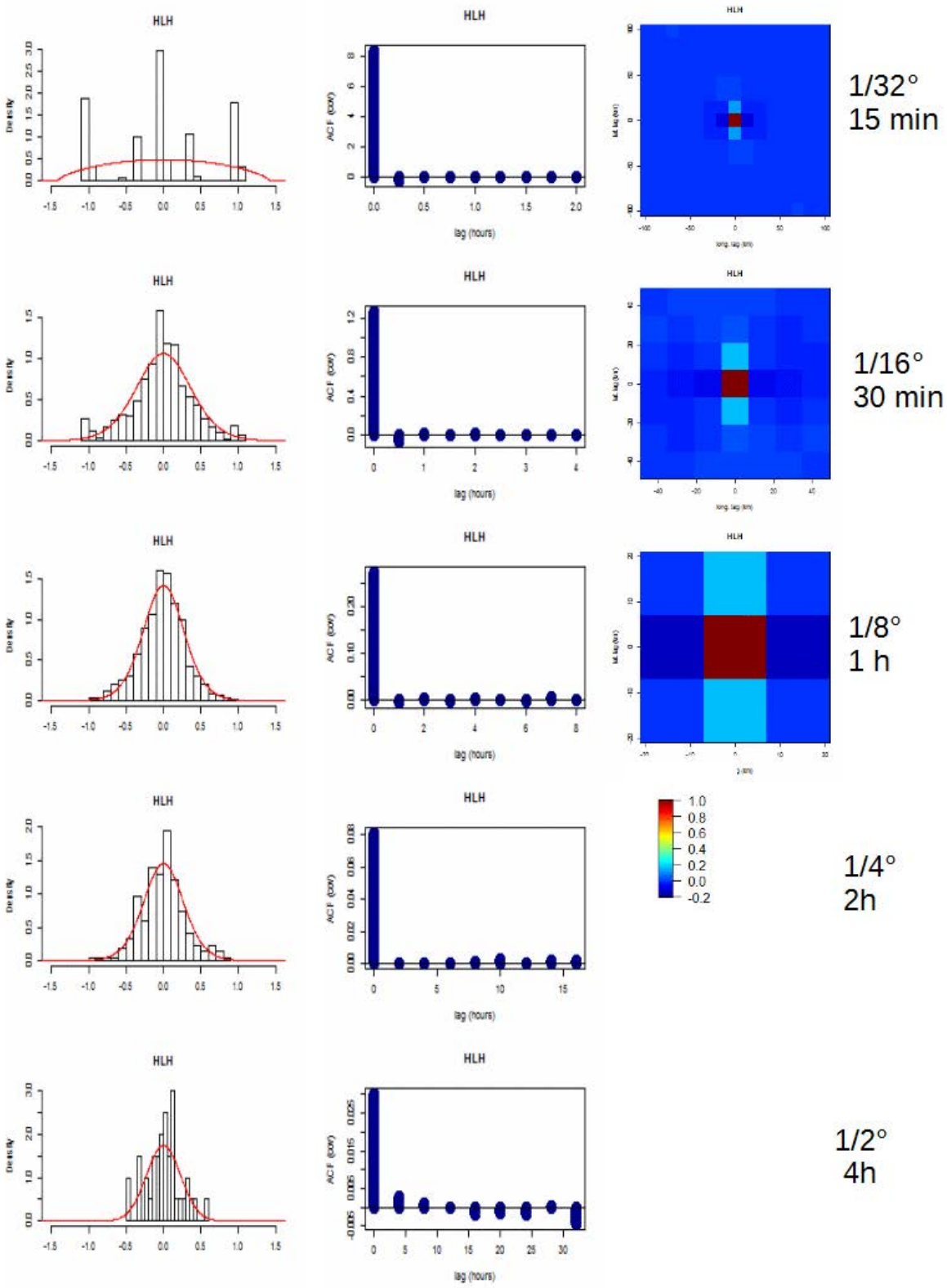
Les calculs portent sur 27883 coefficients non nuls à l'échelle 1/32° et 15 min, 6258 coefficients non nuls à l'échelle 1/16° et 30 min, 1151 coefficients non nuls à l'échelle 1/8° et 1h, 217 coefficients non nuls à l'échelle 1/4° et 2h, 40 coefficients non nuls à l'échelle 1/4° et 4h.

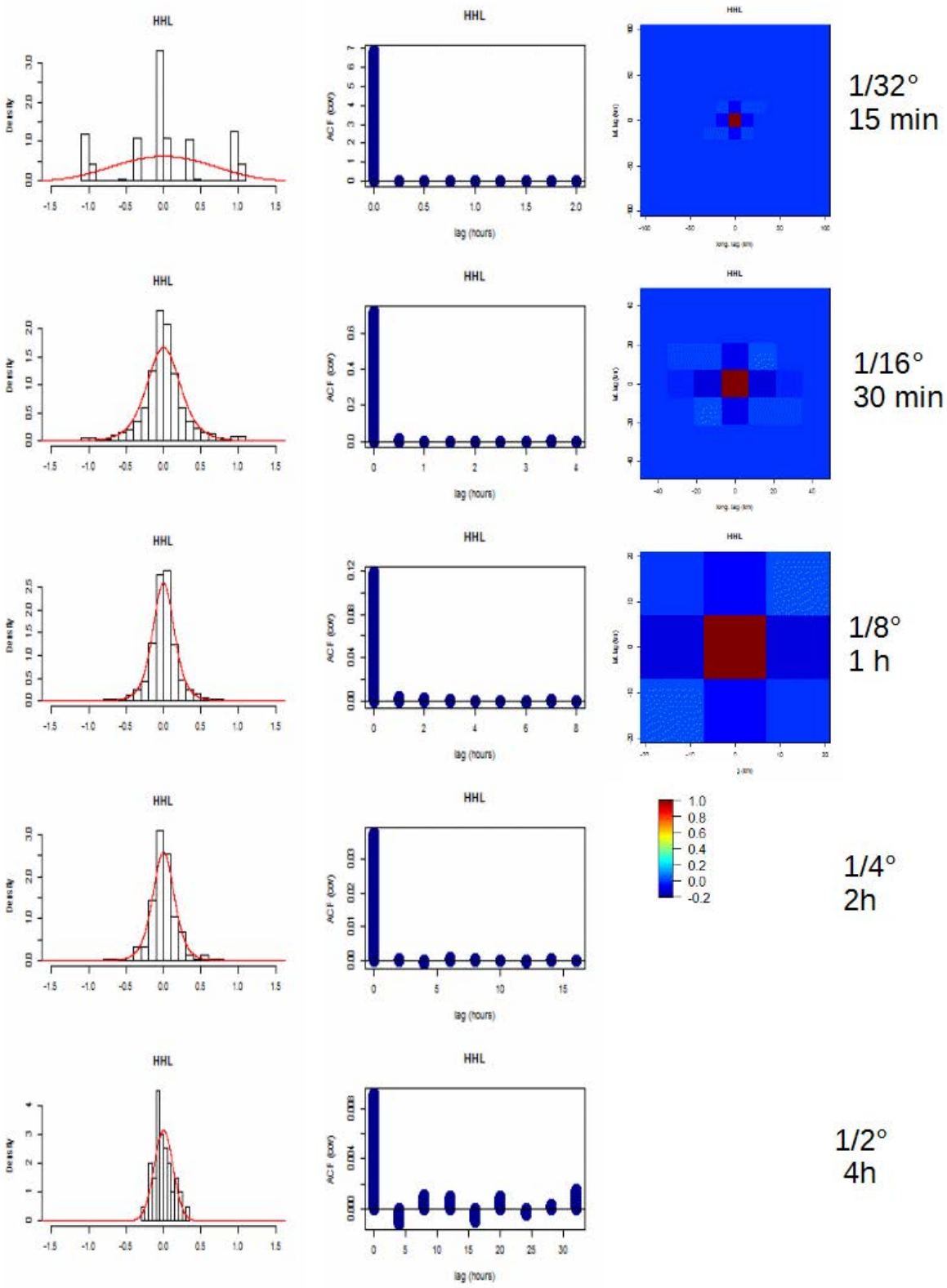

LLH
Density
ACF (corr)
lag (hours)
1/32°
15 min
1/16°
30 min
1/8°
1 h
1/4°
2h
1/2°
4h
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2

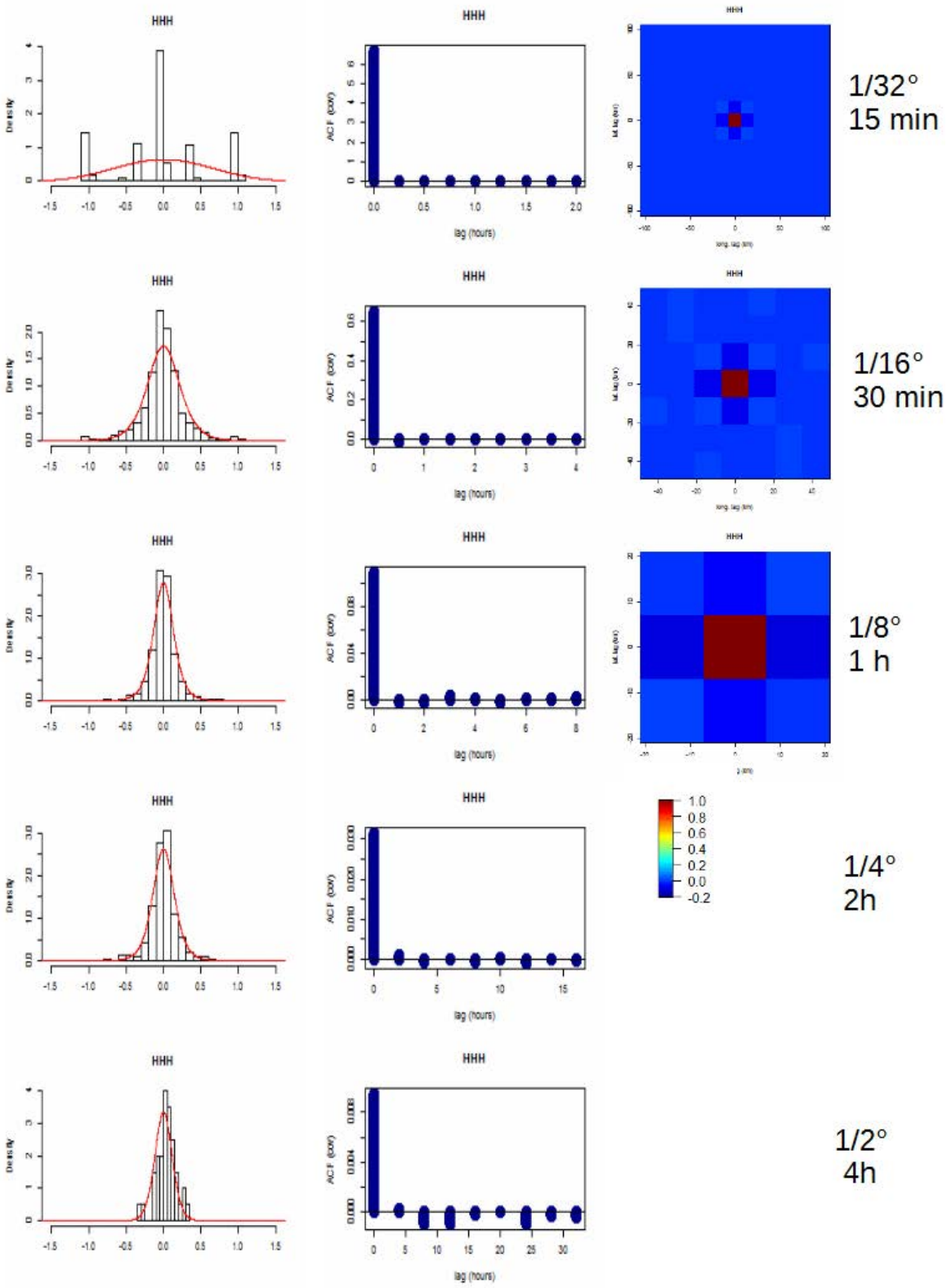

LHL
Density
ACF (cov)
lag (hours)
1/32°
15 min
1/16°
30 min
1/8°
1 h
1/4°
2h
1/2°
4h
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2


LHH
Density
ACF (cov)
lag (hours)
1/32°
15 min
1/16°
30 min
1/8°
1 h
1/4°
2h
1/2°
4h
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2


HLL
Density
ACF (cov)
lag (hours)
1/32°
15 min
1/16°
30 min
1/8°
1 h
1/4°
2h
1/2°
4h
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2


HLH
Density
ACF (cov)
lag (hours)
1/32°
15 min
1/16°
30 min
1/8°
1 h
1/4°
2h
1/2°
4h
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2


HHL
Density
ACF (cov)
lag (hours)
1/32°
15 min
1/16°
30 min
1/8°
1 h
1/4°
2h
1/2°
4h
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2


HHH
Density
ACF (cov)
lag (hours)
1/32°
15 min
1/16°
30 min
1/8°
1 h
1/4°
2h
1/2°
4h
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2

Annexe E : Article "A Multiscale Evaluation of the Detection Capabilities of High-Resolution Satellite Precipitation Products in West Africa" publié dans la revue Journal of Hydrometeorology

SPECIAL IPWG-7 COLLECTION

A Multiscale Evaluation of the Detection Capabilities of High-Resolution Satellite Precipitation Products in West Africa

CLÉMENT GUILLOTEAU AND RÉMY ROCA

Laboratoire d'Etudes en Géophysique et Océanographie Spatiales, Université de Toulouse III, CNRS, CNES, IRD, Toulouse, France

MARIELLE GOSSET

Géoscience Environnement Toulouse, Université de Toulouse III, CNRS, IRD, Toulouse, France

(Manuscript received 14 August 2015, in final form 9 May 2016)

ABSTRACT

Validation studies have assessed the accuracy of satellite-based precipitation estimates at coarse scale (1° and 1 day or coarser) in the tropics, but little is known about their ability to capture the finescale variability of precipitation. Rain detection masks derived from four multisatellite passive sensor products [Tropical Amount of Precipitation with an Estimate of Errors (TAPEER), PERSIANN-CCS, CMORPH, and GSMaP] are evaluated against ground radar data in Burkina Faso. The multiscale evaluation is performed down to 2.8 km and 15 min through discrete wavelet transform. The comparison of wavelet coefficients allows identification of the scales for which the precipitation fraction (fraction of space and time that is rainy) derived from satellite observations is consistent with the reference. The wavelet-based spectral analysis indicates that the energy distribution associated with the rain/no rain variability throughout spatial and temporal scales in satellite products agrees well with radar-based precipitation fields. The wavelet coefficients characterizing very finescale variations (finer than 40 km and 2 h) of satellite and ground radar masks are poorly correlated. Coarse spatial and temporal scales are essentially responsible for the agreement between satellite and radar masks. Consequently, the spectral energy of the difference between the two masks is concentrated in fine scales. Satellite-derived multiyear mean diurnal cycles of rain occurrence are in good agreement with gauge data in Benin and Niger. Spectral analysis and diurnal cycle computation are also performed in the West Africa region using the TRMM Precipitation Radar. The results at the regional scale are consistent with the results obtained over the ground radar and gauge sites.

1. Introduction

The number of precipitation-relevant observation platforms and algorithmic developments has increased in recent decades, yielding a large corpus of satellite quantitative precipitation estimation (QPE) products over the tropics. The range of applications of the products includes climatology (Biasutti and Yuter 2013; Roca et al. 2014), hydrological modeling (Bitew and Gebremichael 2011; Cassé et al. 2015), vegetation monitoring (Pierre et al. 2011), and infectious disease risk management (Guilloteau et al. 2014). Many validation studies of these products have been undertaken based on comparison with ground data (Sapiano and Arkin 2009; Gebremichael et al. 2014) at resolutions down to 0.25° and 3 h, and occasionally finer (Hong et al. 2007; Behrangi et al. 2012; Habib et al. 2012). Few of these validation studies have focused on West Africa (Nicholson et al. 2003; Roca et al. 2010; Gosset et al. 2013), where rain gauge networks are very sparse (Lorenz and Kunstmann 2012). These validation studies over Africa have been performed at a coarse spatiotemporal resolution (i.e., 1° and 1 day or coarser). Some products provide much more finely gridded data (down to 2.8-km instantaneous estimates) but remain unevaluated at their full resolution in West Africa.

Because of the intermittent nature of rain, QPE can be thought of as a double exercise: 1) identification of rainy areas and 2) estimation of rain intensity. The rain/no rain

Corresponding author address: Clément Guilloteau, Laboratoire d'Etudes en Géophysique et Océanographie Spatiales, Université de Toulouse III, 14 avenue Edouard Belin, Toulouse 31400, France.
E-mail: clement.guilloteau@legos.obs-mip.fr

DOI: 10.1175/JHM-D-15-0148.1

© 2016 American Meteorological Society

discrimination from passive satelliteborne sensors is far from trivial. Microwave and infrared brightness temperatures measured by the sensors cannot be unambiguously associated with a unique hydrometeor profile (Stephens and Kummerow 2007). Spatiotemporal variability of accumulated rain depth is partially driven by the rain/no rain variability. For a given period and over a given area, the cumulated rain depth is the product of precipitation fraction (i.e., fraction of space and time that is precipitating) and the mean rain intensity. The relative importance of each term in explaining rainfall variability depends on the considered resolution and the type of rainfall regime. Over the tropical continents, where a few hours of rain per year can produce most of the annual rain depth, the variability of the precipitation fraction is a key determinant (Morrissey et al. 1994; D'Amato and Lebel 1998; Kebe et al. 2005). In West Africa, most rainfall is provided by organized mesoscale convective systems (Houze 2004) of spatial expansion ranging from 10^2 to $10^6\,\mathrm{km}^2$ and propagating from east to west over thousands of kilometers. These systems may live up to a few days, but they produce rainfall for only a few hours over a given point. These physical processes give rise to a specific finescale signature in the rain fields.

Hossain and Huffman (2008) recommended to systematically analyze the dependence of error metrics to scale when assessing satellite rainfall data. To this end, Turk et al. (2009) and Sohn et al. (2010) aggregated satellite rain fields at various spatiotemporal resolutions to compare them with ground data. In this paper, the rain/no rain discrimination ability of a suite of high-resolution products derived from spaceborne passive sensors is evaluated in West Africa. Products considered are the Tropical Amount of Precipitation with an Estimate of Errors (TAPEER) intermediate data rain mask, Climate Prediction Center morphing technique (CMORPH), Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP), and Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information Using Artificial Neural Networks–Cloud Classification System (PERSIANN-CCS). The last three products are also evaluated as rain masks. A multiscale approach based on discrete wavelet decomposition is used to investigate the scale dependence of the masks' performance. Satellite-derived rain masks are compared with ground radar–derived rain masks over Burkina Faso and with TRMM Precipitation Radar (PR)-derived rain masks over the whole West Africa. The wavelet coefficients resulting from the decomposition of the masks and characterizing the variations of these masks at various scales are compared. At each scale, the variances and the covariance of the coefficients are computed. This is equivalent to analyzing the masks through various bandpass filters and comparable to what is done in Turk et al. (2009) and Sohn et al. (2010), where the aggregation can be seen as a low-pass filtering.

The objective is to determine the relative contribution of each scale to the masks' variance and covariance and to the variance of their difference. The scales for which the variance of the difference of the coefficients is greater than the variance of the radar-derived coefficients can be considered as noninformative. At these scales the information provided by the satellites degrades the estimation of the precipitation fraction.

The subdaily variations of the precipitation fraction are partially driven by the diurnal cycle that is prominent in the tropics (Nesbitt and Zipser 2003; Roca et al. 2010). The satellite-derived mean diurnal cycle of rain occurrence is evaluated here against gauges in Benin and Niger.

This paper is organized as follows. Section 2 presents the datasets used in this study. In section 3, the method for multiscale qualification through wavelet transform is explained. Results of the decomposition, multiscale skill scores, and mean diurnal cycle are presented in section 4, with emphasis on both local and regional scales.

2. Data

a. *High-resolution multisatellite rainfall products*

The products evaluated are time series of high-resolution (i.e., finer than 0.1°) mapped estimates. Each estimate is an instantaneous snapshot of the surface rain rate at a given time. All the products have a sampling period shorter than 1 h. For all the products, microwave (MW) radiances measured from satellites forming the GPM constellation (Hou et al. 2014) and infrared (IR) images from geostationary satellites are used as primary or auxiliary sources of information. Spatial resolution, sampling period, and other main characteristics of the products are summarized in Table 1.

TAPEER is a 1°, 1-day quantitative rain estimation algorithm based on the Universally Adjusted Global Precipitation Index (UAGPI) technique (Xu et al. 1999; Chambon et al. 2013a). TAPEER was developed under the French–Indian Megha-Tropiques mission framework (Roca et al. 2015). TAPEER combines thermal infrared (10.8 μm) brightness temperatures ($\mathrm{BT}_{\mathrm{IR}10.8}$) from geostationary imagers with passive microwave instantaneous rain estimates R_{MW} (Chambon et al. 2012). For the West African region, infrared brightness temperatures are provided by the Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager (SEVIRI; Schmetz et al. 2002) on board the Meteosat Second Generation geostationary platform every 15 min, with a 2.8-km resolution at nadir. Instantaneous

TABLE 1. Main characteristics and references of the satellite-based products. All products are instantaneous rainfall estimation. For the third column from the left, the products PERSIANN-CCS, GSMaP, CMORPH, and IMERG are mapped on a grid with a constant increment in latitude and longitude (0.04°, 0.1°, 0.073°, and 0.1°, respectively). TAPEER rain mask is defined on the original irregular grid of SEVIRI images. Values are equivalent resolutions at the ground in the Xport radar coverage area.

Product	Version used	Spatial grid resolution	Temporal sampling interval	Subset used	Primary source for rain-rate estimation	Algorithm reference	Data availability
TAPEER rain mask	1.5	2.8 km	15 min	May–October 2012–14	IR	Chambon et al. (2012)	Unpublished data
PERSIANN-CCS		4.4 km	30 min	May–October 2012–14	IR	Hong et al. (2004)	0.25°, 3-h resolution at http://chrs.web.uci.edu/persiann/data.html; full resolution data provided at the authors' request
GSMaP	Near–real time (NRT)	11 km	1 h	May–October 2012–14	MW	Ushio et al. (2009)	For registered users at http://sharaku.eorc.jaxa.jp/GSMaP/registration.html
CMORPH	1.0 (raw data)	8 km	30 min	May–October 2012–14	MW	Joyce et al. (2004)	http://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/precip/CMORPH_V1.0/RAW/8km-30min/
IMERG	3	11 km	30 min	May–October 2014	Alternative IR, MW	Huffman et al. (2015)	ftp://gpm1.gesdisc.cosdis.nasa.gov/data/s4pa/GPM_L3/GPM_3IMERGHH.03/

microwave rain rates (i.e., R_{MW}) are estimated using the Bayesian Rain Algorithm Including Neural Networks (BRAIN; Viltard et al. 2006; Kacimi et al. 2013). BRAIN is a Bayesian inversion algorithm associating hydrometeor profiles to microwave multispectral signatures measured by various radiometers on board the low-Earth-orbiting platforms forming the GPM constellation. The 2012–14 GPM constellation permits 6–10 overpasses per day over a fixed point at the surface (Chambon et al. 2013b). As described in Chambon et al. (2012), the TAPEER degree-day estimation $R_{1°,1\mathrm{d}}$ relies on the rain detection from infrared brightness temperatures locally trained using R_{MW} estimates:

1) For each 1° × 1° × 1 day estimation volume, a 3° × 3° × 1 day neighborhood or training volume is defined.
2) The R_{MW} estimates and $\mathrm{BT}_{\mathrm{IR10.8}}$ pixels in the training volume are collocated.
3) Histograms of collocated data are computed and a rain/no rain threshold ($\mathrm{IR}_{\mathrm{TH}}$) is defined such as $\Pr(R_{\mathrm{MW}} > 0) = \Pr(\mathrm{BT}_{\mathrm{IR10.8}} < \mathrm{IR}_{\mathrm{TH}})$ over the training volume.
4) A binary indicator field, the rain mask I_{TAPEER} is obtained by thresholding of $\mathrm{BT}_{\mathrm{IR10.8}}$. The spatial resolution of I_{TAPEER} is 2.8 km. Its sampling period is 15 min. The 1°, 1-day precipitation fraction estimate ($\mathrm{PF}_{1°,1\mathrm{d}}$) is computed as the mean value of I_{TAPEER} pixels over the 96 images in the 1° × 1° × 1 day estimation volume.
5) Finally, $R_{1°,1\mathrm{d}} = \mathrm{PF}_{1°,1\mathrm{d}} \times R_{\mathrm{cond}_{1°,1\mathrm{d}}}$ is computed, where $R_{\mathrm{cond}_{1°,1\mathrm{d}}}$ is the estimated average rain rate computed over rainy R_{MW} pixels in the training volume:

$$R_{\mathrm{cond}_{1°,1\mathrm{d}}} = \frac{1}{N^R} \sum_{\mathbf{X} \in \{\mathbf{X}^R\}} R_{\mathrm{MW}}(\mathbf{X}), \qquad (1)$$

where $\{\mathbf{X}^R\}$ is the ensemble of rainy pixels in the MW training volume $\{\mathbf{X}^R\} = \{\mathbf{X} \,|\, R_{\mathrm{MW}}(\mathbf{X}) > 0\}$, N^R is the number of elements of $\{\mathbf{X}^R\}$, and $\mathbf{X} = (x, y, t)^{\mathrm{T}}$ is the time/position vector characterizing each pixel.

The final estimation $R_{1°,1\mathrm{d}}$ is not evaluated in this work. The intermediate product TAPEER rain mask is evaluated.

PERSIANN-CCS is produced by the Center for Hydrometeorology and Remote Sensing of the University of California, Irvine (Hong et al. 2004). The algorithm relies on the identification of rainy clouds using features such as cloud height, areal extent, and texture from IR images. PERSIANN-CCS algorithm also uses MW observations to statistically adjust IR-based estimates.

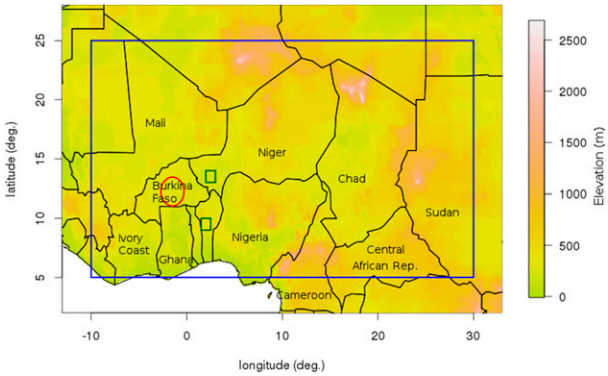


FIG. 1. Map of West Africa with the areas studied. The red circle indicates the Xport radar coverage area in Burkina Faso, the green squares indicate the AMMA-CATCH gauge networks in Niger (Sahelian climate) and in Benin (Sudanese climate), and the blue rectangle indicates the extended region where regional spectra are computed and I_{PR} is compared to I_{TAPEER}.

GSMaP is a JAXA product (Ushio et al. 2009). MW radiances are used to estimate rain rates through a radiative transfer model. To compensate for the sparse MW observations, rain fields are advected in space and time through a simple motion model called moving vector. Each new MW observation is assimilated using Kalman filtering. IR geostationary images are used for the computation of motion vectors. The near-real-time version of the product, which does not integrate gauges, is used.

CMORPH (Joyce et al. 2004) uses MW-based rainfall estimates as the primary source of information. From every MW observation, two "predictions" are made, forward and backward in time, using advection vectors computed from IR images. Estimated rain rates between two MW observations result from the merging of the two predictions (morphing). In this work, the gauge-free version 1.0 of CMORPH is used.

Integrated Multisatellite Retrievals for GPM (IMERG) recently developed by the U.S. Global Precipitation Mission team is a synthesis of PERSIANN-CCS and CMORPH algorithms (Huffman et al. 2015). The IMERG algorithm also inherited the correction procedure from gauge data of the TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA) algorithm (Huffman et al. 2007). The PERSIANN-CCS algorithm is first run independently and PERSIANN-CCS rain fields are then optimally integrated into a CMORPH interpolation scheme using a Kalman filter. The data used here are the uncalibrated precipitation fields, which do not include correction from gauges. As this article is being written, IMERG has not been processed for 2012 and 2013 yet, so only the 2014 rainy season is considered. A limited assessment of IMERG detection capabilities focused on the energy spectrum is presented in section 4b.

b. *Xport polarimetric radar data in Burkina Faso*

Xport is an X-band (9.4 GHz) dual-polarization Doppler precipitation radar (Koffi et al. 2014). It operated in Ouagadougou, Burkina Faso (12.4°N, 1.5°W, Sahelian climate) during the 2012 rainy season (i.e., May–October) as a part of the Megha-Tropiques ground validation campaign. Its ground coverage is a 120-km-radius disk (Fig. 1). Its radial resolution is 200 m and its angular resolution is 1° (equivalent to 2-km width at the maximum range). The radar performs a complete scan of the surrounding area every 6 min. Rain rates used here are derived from differential phase shift between horizontal and vertical signals (Matrosov et al. 2002; Koffi et al. 2014). The intercomparison of several Xport rain fields derived from various independent variables shows a very good consistency in terms of rain detection at the resolutions considered in this study (i.e., 2.8 km and larger; Kacou 2014). Radar rain fields have also been validated against gauge data (Kacou 2014). Xport rain detection fields are considered as a reference dataset for the evaluation of TAPEER rain mask and the other satellite products presented above. Because of its high spatiotemporal resolution, the radar is an ideal tool to evaluate both temporal and spatial finescale rain variability. On the other hand, spatial scales larger than the radar coverage cannot be evaluated with a single radar, and conclusions obtained from local data cannot be extrapolated to a larger regional scale without additional information.

c. *TRMM PR*

The TRMM satellite carried a Ku-band radar from November 1997 to October 2014 to estimate the rain intensity from reflectivity profiles. The data used here are the TRMM 2A25, version 7, near surface rain (Iguchi et al. 2000) provided with a 5-km spatial resolution. The radar swath width at the ground is 247 km, not significantly greater than Xport's range, but TRMM PR provides coverage of the whole West Africa region. More than 3000 orbit sections over West Africa during the 2012–14 rainy seasons are considered here (Fig. 1). The data are publicly available online (http://mirador.gsfc.nasa.gov/cgi-bin/mirador/presentNavigation.pl?tree=project&dataset=2A25%20%28Version%20007%29:%20Radar%20Rainfall%20Rate%20and%20Profile%20%28PR%29&project=TRMM&dataGroup=Orbital&version=007).

d. *AMMA-CATCH gauge networks in Benin and Niger*

Two dense gauge networks setup in Benin (Sudanese climate) and in Niger (Sahelian climate) since the early 1990s have been operated as an element of the Couplage

de l'Atmosphère Tropicale et Cycle Hydrologique (CATCH) observatory of the African Monsoon Multidisciplinary Analysis (AMMA) program (Lebel et al. 2010). Both networks are made of 40–45 rain gauges covering a square area of 1° (Fig. 1). Gauges are automatic tipping buckets with a tip every 0.5 mm cumulated depth, leading to a delay of 30 min between two tips for a 1 mm h^{-1} rain rate. Because of sparse spatial sampling and time-integrated measurements, rain gauges are weak in representing instantaneous rain fields at high resolution (Ciach 2003). Here, rain gauges are not used for a direct comparison with satellite instantaneous estimates, but only to infer statistical properties such as the multiyear mean diurnal cycle of rain occurrence.

e. Binary indicators generation

The comparison of two datasets with different resolutions is performed at the coarsest resolution: Xport data are aggregated to 2.8, 4.4, 8, and 11 km for the comparison with TAPEER rain mask, PERSIANN-CCS, CMORPH, and GSMaP. TAPEER rain mask is aggregated to 5-km resolution for the comparison with TRMM PR.

Thresholds for the rain intensity fields are defined to generate rain detection masks. When comparing several rain masks, the differences in rain detection sensitivity associated with various passive and active sensors and various detection methods must be accounted for. Figure 2 shows the probability of exceedance for rain rates between 0 and 5 mm h^{-1} computed on Xport data and on collocated CMORPH, GSMaP, and PERSIANN-CCS data for the 2012 rainy season. The various datasets have different statistical distributions for low rain rates. All three products overestimate the occurrence of rain compared to Xport data. For the same period and area, the rate of rainy pixels in TAPEER rain mask is 12%. To generate the indicators I_{CMORPH}, I_{GSMaP}, and I_{PERSIANN}, a different threshold R_{TH} is used for each product (2.6, 2.7, and 4.0 mm h^{-1}, respectively) so that the probability of exceeding R_{TH} is also 12%. Thresholds are also defined for Xport fields at 2.8-, 4.4-, 8-, and 11-km resolution with R_{TH} between 0.6 and 0.8 mm h^{-1} to obtain the indicators $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$, $I_{\mathrm{Xport}_{4.4}}$, $I_{\mathrm{Xport}_{8}}$, and $I_{\mathrm{Xport}_{11}}$. The resulting indicators' probability distributions are therefore identical (i.e., 12% of 1 and 88% of 0). The aim of the present study is to analyze the products' rain/no rain pattern variability and its scale dependence, rather than assessing detection biases between the datasets. The same method is applied to TRMM PR fields for the comparison with TAPEER rain mask on the West African scale. Rainy areas with intensity between 0 mm h^{-1} and R_{TH} are ignored because of the thresholds. These light rain areas represent between 50% and 75% of the total rainy area, but their contribution to the accumulated rain depth is only 2.2% for Xport data and 13% for each of CMORPH, GSMaP, and PERSIANN-CCS. Neglecting rainy areas below the threshold is suitable for West Africa, where the contribution of low rainfall intensities to the accumulated rain volume is marginal. In rain regimes dominated by low rain intensities, comparisons between radar and passive microwave such those as presented here would be partially driven by the relative sensitivities of passive sensor-based methods and radar measurements.

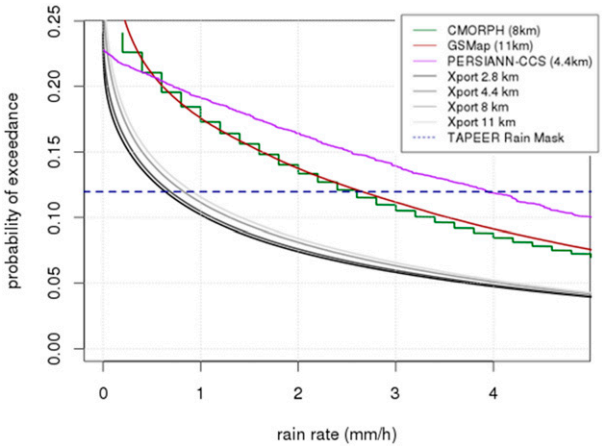


FIG. 2. Probability of exceedance as a function of rain rate. Black, dark gray, gray, and light gray curves represent the Xport radar data at 2.8-, 4.4-, 8.0-, and 11-km resolution, respectively. The red curve represents GSMaP (11 km), the green curve represents CMORPH (8 km), the purple curve represents PERSIANN-CCS (4.4 km), and the dashed blue curve represents the TAPEER rain mask (2.8 km). The computations are carried out over the Xport coverage domain for the period May–October 2012.

When aggregated to a resolution coarser than its original resolution, the indicator I can be interpreted as a precipitation fraction $\in [0, 1]$ (where the brackets indicate a closed interval). The precipitation fraction is a surface ratio and is therefore expressed in square meters per square meters. At 1° and 1-day resolution, the correlation between the precipitation fraction derived from $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ and Xport accumulated rain depth is 0.96. This means that in the area studied, the performance of the UAGPI method at TAPEER's 1°, 1-day resolution mainly depends on the detection ability and the effect of rain intensity variability is secondary. This highlights the importance of the estimation of the precipitation fraction and supports the need to evaluate the scale at which this fraction can be estimated from passive spaceborne sensors.

3. Methodology

As stated in section 2e, the satellite detection fields I_{TAPEER}, I_{PERSIANN}, I_{CMORPH}, and I_{GSMaP} are compared

with radar detection fields $I_{\mathrm{Xport}_{2,8}}$, $I_{\mathrm{Xport}_{4,4}}$, I_{Xport_8}, and $I_{\mathrm{Xport}_{11}}$, respectively, for the 2012 rainy season. Detection fields are indicator fields such as $I(x, y, t) \in \{0, 1\}$ (where the curly brackets indicate a finite ensemble or a list), where 1 is the value of the indicator when the measured rain is above the predetermined R_{TH}. The various indicators have the same probability distribution of 0 and 1 by construction and signals have therefore the same total energy (see appendix A on Bernoulli distribution).

The pixel-to-pixel comparison of I_{CMORPH}, I_{GSMaP}, I_{PERSIANN}, and I_{TAPEER} with I_{Xport} shows that false alarm rates (FARs) are 43%, 50%, 54%, and 49%, respectively. As a consequence, for all satellite masks, the mean-squared difference (MSD) with respect to the radar mask is of the same order of magnitude as the masks' variance (see appendix A for the relation between FAR and MSD). Nash–Sutcliffe efficiency coefficients (see appendix A for the definition of these coefficients) of satellite masks with respect to the Xport mask are all negatives (between −0.23 and 0). The negative values of the Nash–Sutcliffe efficiency coefficients (Krause et al. 2005) indicate that an unbiased "estimator" with a variance equal to zero (i.e., a constant climatic value) would perform better than the passive sensor satellite detection masks in terms of MSD with respect to the radar mask. Such pointwise evaluation, however, is of limited interest because it misses an important aspect of the precipitation process: its spatiotemporal organization. The estimated signal is autocorrelated in space and time and so is the error (Hossain and Anagnostou 2006; Teo and Grimes 2007). The "double penalty" phenomenon (Rossa et al. 2008), that is, spatial or temporal mismatch between satellite- and radar-observed patterns causing both false alarm and misdetection, affects pointwise verifications at high resolution, even if the two fields show good agreement at a coarser resolution.

Several methods are well suited to describe the spatiotemporal structure and the covariation of two variables. Among them are geostatistics (Grimes and Pardo-Igúzquiza 2010) and multiscale analysis through fractal theory (Lovejoy and Mandelbrot 1985) or wavelet transform (Kumar and Foufoula-Georgiou 1997; Venugopal et al. 2006). We chose the last one for its simplicity and its computational efficiency when dealing with massive data. Wavelet transform presents many similarities with the well-known Fourier transform (Flandrin 1998). In the Fourier domain, the wavelet decomposition is equivalent to a filter bank decomposition (Vetterli and Herley 1992). Wavelet spectra and Fourier spectra can be interpreted in a similar way. Wavelet transform is a lossless (reversible) operation. It does not rely on any approximation. It does not require any specific property such as data stationarity, which is questionable when dealing with precipitation data (Over and Gupta 1996). Wavelet coefficients are localized in space and time identically to the original data. The correlation between two series of wavelet coefficients can be interpreted in the space–time domain.

The use of the wavelet transform for the comparison of observed or modeled fields has been proposed by Briggs and Levine (1997). Kumar and Foufoula-Georgiou (1993, 1997), Venugopal and Foufoula-Georgiou (1996), Turner et al. (2004), Casati et al. (2004), and Johnson et al. (2014) showed the applicability of this method specifically for the analysis of rain fields. In this study, the Haar wavelet is used because it is well suited for representing binary fields (Kumar and Foufoula-Georgiou 1997; Domingues et al. 2005). The Haar scaling function is a simple averaging operator, and the wavelet coefficients are computed as finite differences (see appendix B). The Haar wavelet has been used by Casati et al. (2004) and Saux Picart et al. (2012) to analyze binary images, as it is done in the present study.

a. The discrete wavelet transform

The discrete wavelet transform is a spectral decomposition. It decomposes a signal into a sum of subsignals. Each subsignal characterizes the variations of the original signal at a specific scale

$$I(\mathbf{X}) \underset{\mathrm{WT}}{\Rightarrow} W_I(m, \mathbf{X}), \tag{2}$$

where $\mathbf{X} = (x, y, t)^{\mathrm{T}}$ is the time/position vector, WT refers to wavelet transform, the integer $m \in [0, M]$ is the scale index (where the brackets indicate a closed interval), M is the depth (or number of levels) of the decomposition, and $W_I(m, \mathbf{X})$ are wavelet coefficients characterizing signal variations at a specific scale.

In the following, scales will be designated by the length scale L_m rather than the scale index m:

$$L_m = 2^m L_0, \tag{3}$$

where L_0 is the original sampling period (spatial or temporal) of the data. The notation L_m^S is used for the spatial scale and L_n^T is used for the temporal scale.

For the largest scale $m = M$, wavelet coefficients should be interpreted differently from the case when $m < M$. The coefficient series associated with the index M can be seen as the residual of an uncompleted decomposition (because this decomposition has a finite number of levels). The term $W_I(L_M, \mathbf{X})$ encodes large-scale variations of the signal, including the dc component (continuous component). The mean value of $W_I(L_M, \mathbf{X})$ is equal to the mean value of $I(\mathbf{X})$. As the Haar wavelet (see appendix B) is used here, $W_I(L_M, \mathbf{X})$ is actually equal to the precipitation fraction at the L_M

resolution. For all other scales $m < M$, the mean value of $W_I(L_m, \mathbf{X})$ is zero.

Here, the wavelet decomposition is consecutively applied along spatial and temporal dimensions. The temporal decomposition has one dimension. For the spatial decomposition, a two-dimensional wavelet is used. A two-dimensional wavelet decomposition decomposes the signal into three components (vertical, horizontal, and diagonal) at each scale (Fig. 3). Each coefficient resulting from the spatial wavelet transform is a vector of $\mathbb{R}^3$ (except for the coefficients of index M):

$$I(\mathbf{X}) \underset{\text{2D WT}}{\Rightarrow} W_I^S(L_m^S, \mathbf{X}) \quad \text{with}$$
$$W_I^S(L_m^S, \mathbf{X}) = \begin{matrix} W_{HL}^S \\ W_{LH}^S \\ W_{HH}^S \end{matrix} \quad \text{for} \quad m < M. \tag{4}$$

The coefficients associated with the index M are scalars of $\mathbb{R}$.

The comparison of satellite and radar detection fields is performed as follows:

1) Each instantaneous rain mask image is first decomposed by spatial scale. The depth M of the decomposition is limited by the Xport radar coverage, which is around 200 km. Variable M also depends on the products' original resolution. For the TAPEER rain mask, as $L_0^S = 2.8$ km, $M = 6$ and the resulting spatial scales are $L^S = \{2.8, 5.6, 11, 22, 44, 90, \geq 180\,\text{km}\}$ (where the curly brackets indicate a finite ensemble or a list). By decomposing one time series of detection images, $M + 1$ time series of wavelet coefficients are obtained.
2) Each of the $M + 1$ time series is then decomposed through a temporal wavelet transform of depth N.
3) Finally, $(M + 1) \times (N + 1)$ time series of wavelet coefficients result from the two successive decompositions. Each of these series represents the signal's variation at a given spatiotemporal scale and is designated by spatial and temporal length scales L_m^S and L_n^T:

$$I(\mathbf{X}) \underset{\text{2D WT}}{\Rightarrow} W_I^S(L_m^S, \mathbf{X}) \underset{\text{1D WT}}{\Rightarrow} W_I(L_m^S, L_n^T, \mathbf{X}). \tag{5}$$

In section 4a, the decomposition is applied to ground radar and satellite masks, which are then compared scale by scale. For the comparison with TRMM PR data in section 4b, only spatial decomposition is performed because the lack of temporal continuity of TRMM PR observations forbids temporal decomposition. Haar wavelet is used for both spatial and temporal decompositions.

b. *Discrete wavelet energy spectrum and cospectrum*

From a frequency point of view, discrete wavelet transform is equivalent to a filter bank analysis (Vetterli and Herley 1992). For each value of m, the $W_I(L_m, \mathbf{X})$ coefficients series can be seen as the result of a filtering of the signal analyzed. When $m < M$, the filtering function is bandpass [centered on frequency $1/(2 \times L_m)$]. When $m = M$, the filtering function is low pass (with a cutoff frequency close to $1/L_M$). The analysis is based on the computation of discrete wavelet energy spectra and cospectra of signals. The discrete wavelet energy spectrum of I, $S_I(L_m^S, L_n^T)$, is obtained by computing the variance of wavelet coefficients $W_I(L_m^S, L_n^T, \mathbf{X})$ for each spatiotemporal scale (L_m^S, L_n^T). As will be shown in Figs. 6 and 7 (described in greater detail below), the spectrum can be represented as a $(M + 1) \times (N + 1)$ matrix. It shows how the energy of the signal is distributed through scales. The cospectrum (CoS) of two signals I_1 and I_2, $\text{CoS}_{I_1,I_2}(L_m^S, L_n^T)$, is the covariance of wavelet coefficients at each scale (Fig. 6, bottom; described in greater detail below). Detailed equations for the computation of spectrum and cospectrum are given in appendix B. At each scale, the spectral energy of the difference of two signals is a function of the spectral energy of both signals and the cospectral energy:

$$S_{I_1-I_2}(L_m^S, L_n^T) = S_{I_1}(L_m^S, L_n^T) + S_{I_2}(L_m^S, L_n^T) - 2\,\text{CoS}_{I_1,I_2}(L_m^S, L_n^T), \tag{6}$$

and the uncentered correlation (CC_{nc}; see appendix A) of wavelet coefficients is related to the spectral values:

$$\text{CC}_{\text{nc}}[W_{I_1}(L_m^S, L_n^T), W_{I_2}(L_m^S, L_n^T)] = \frac{\text{CoS}_{I_1 I_2}(L_m^S, L_n^T)}{\sqrt{S_{I_1}(L_m^S, L_n^T) S_{I_2}(L_m^S, L_n^T)}}. \tag{7}$$

The spectral and cospectral analysis is used to quantify the contribution of each scale to the total energy of each signal, to the total cospectral energy, and to total energy of the difference between the two signals.

4. Results

a. *Local comparison of satellite rain masks with Xport rain masks*

1) COARSE SPATIAL SCALE: $m = M$

As stated in section 3, the largest spatial-scale coefficient $W_{I_{\text{TAPEER}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$, resulting from the $M = 6$ levels spatial decomposition of the mask I_{TAPEER}, is equal to

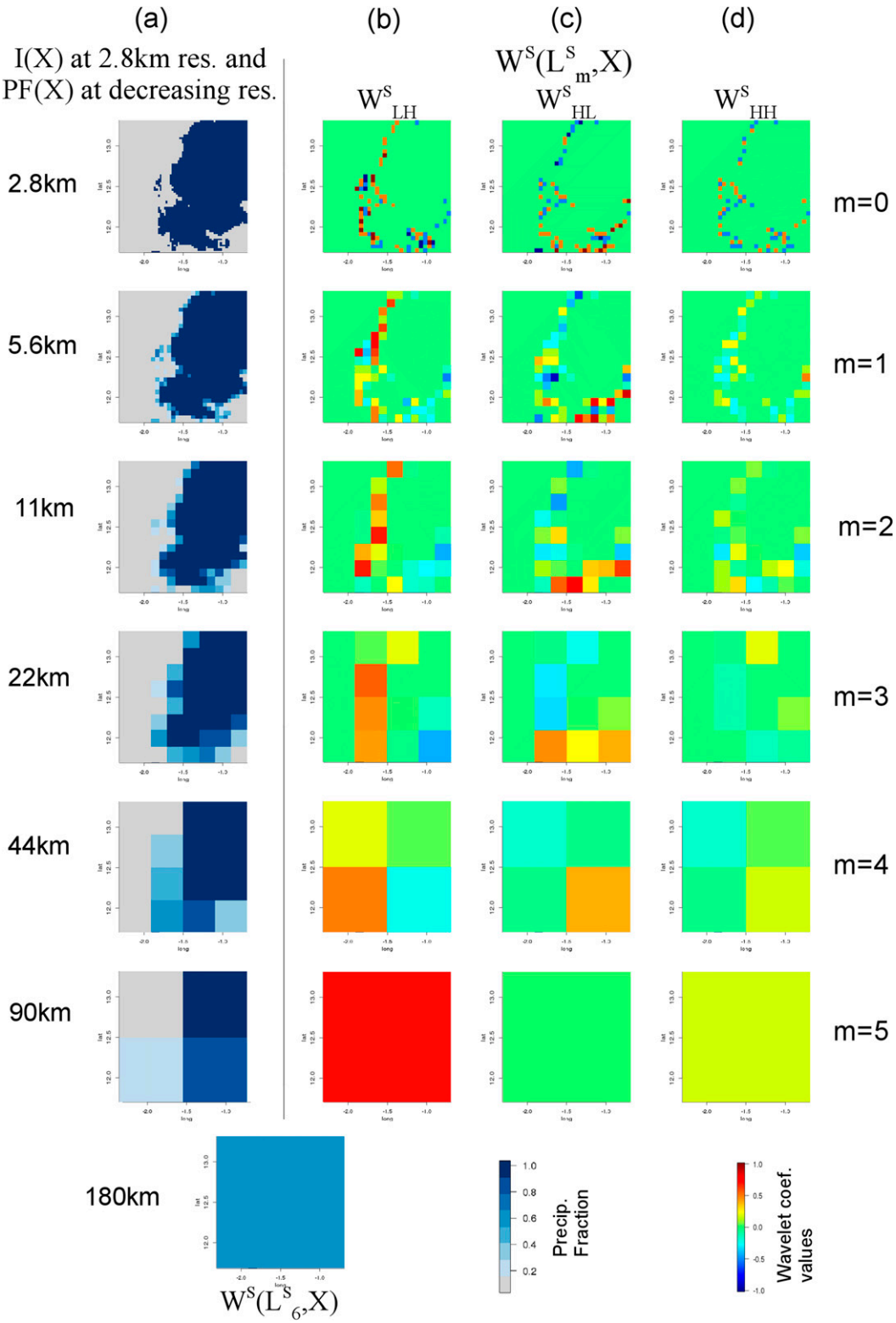


FIG. 3. Spatial wavelet transform applied to I_{TAPEER} with $M = 6$. (a) Values of I_{TAPEER} at 2.8-km resolution and aggregated to 5.6, 11, 22, 45, and 90 km. (b)–(d) Wavelets coefficients $W^S(L_m^S, \mathbf{X})$ (horizontal, vertical, and diagonal) for (from top to bottom) m between 0 and 5; $W^S(L_6^S, \mathbf{X})$ is equal to the precipitation fraction at 180 km × 180 km resolution ($\mathrm{PF}_{180\,\mathrm{km}}$).

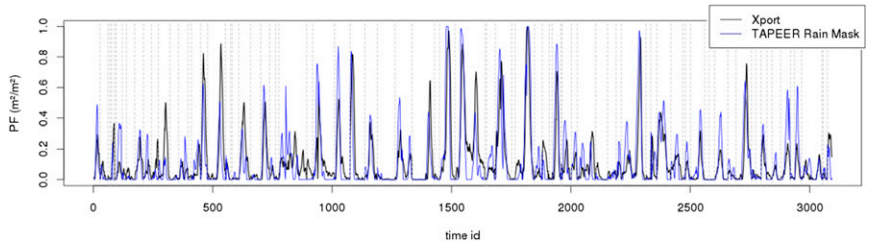


FIG. 4. Temporal evolution of 180 km × 180 km instantaneous $\mathrm{PF}_{180\,\mathrm{km}} = W_I^S(L_6^S, \mathbf{X})$ computed from I_{TAPEER} (blue line) and $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ (black line) during the 2012 rainy season for a square area centered on the Xport radar position. The time step is 15 min. For better visualization, the time series have been recomposed by removing long dry periods between rainy events (indicated by the vertical dashed lines).

the instantaneous precipitation fraction at 180-km resolution. Figure 4 shows the temporal evolution (with 15-min time steps) of $W^S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ and $W^S_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ over a 180 km × 180 km square area centered on the Xport radar position during the 2012 rainy season. The uncentered correlation coefficient between the two time series is 0.83. The Nash–Sutcliffe efficiency coefficient of the $W^S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ time series with respect to the $W^S_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ time series is 0.40. The energy of $W^S_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ is 36% of the $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ total energy. The energy of $W^S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ is 44% of the I_{TAPEER} total energy. The large spatial scale L_6^S accounts for 67% of the total cospectral energy between the two masks I_{TAPEER} and $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$, and for only 15% of the energy of the difference $I_{\mathrm{TAPEER}} - I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$. Table 2 sums up the results of the comparison of all four satellite masks with I_{Xport}, considering only the largest spatial scale coefficients $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$. Results are similar for all products. The largest spatial scale accounts for less than one-half of each rain mask energy but explains more than two-thirds of the covariance between satellite and radar masks. The satellite masks and the radar masks appear to be consistent, essentially for spatial scales larger than 120 km. As a consequence [because of Eqs. (6) and (B11)], the energy of the difference between the two masks is concentrated in the fine scales: the relative weight of the spatial scale L_M^S in the MSD is less than 20% for all satellite masks. For all satellite masks I, the uncentered correlation between $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ and $W^S_{I_{\mathrm{Xport}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ is higher than 0.72, while the uncentered correlation between I and I_{Xport} is lower than 0.54. This demonstrates again the better agreement between Xport and satellite rain masks for large spatial scales than for the remaining part of the spectrum. When the masks are aggregated at a spatial resolution larger than 120 km, all resulting time series of satellite precipitation fraction show a positive Nash–Sutcliffe efficiency coefficient with respect to the radar precipitation fraction.

Figure 5 shows the spectra resulting from the wavelet temporal decompositions of $W^S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ and $W^S_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L_6^S, \mathbf{X})$. At 180-km resolution, the 4- and 8-h temporal scales contribute the most to the energy of the signals and to their covariance. Little energy is associated with temporal scales finer than 2 h, showing that, in the region studied, the 180-km precipitation fraction varies slowly with time. As expected, at 180-km resolution, the variance of the difference $W^S_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L_6^S, \mathbf{X}) - W^S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L_6^S, \mathbf{X})$ (red curve) is small when compared to the variance of each signal, except for temporal scales finer than 2 h.

2) FINE SPATIAL SCALES: $m < M$

Figure 5 shows the spectra of I_{TAPEER} and $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$, limited to the largest spatial scale L_6^S. Figures 6 (top and middle) show the spectra of I_{TAPEER} and $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ for all spatial and temporal scales. The energy distributions of the two masks I_{TAPEER} and $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ are very similar, except that $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ exhibits more variance in very small scales ($L^S < 10$ km, $L^T < 30$ min). This difference indicates that while the expected value (0.12) and variance (0.11) of the two datasets are equal by construction (see section 2f), $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ exhibits a more scattered structure with more rain/no rain transitions than I_{TAPEER}. The spectra for I_{CMORPH}, I_{GSMaP}, and I_{PERSIANN} shown in Fig. 7 exhibit the same characteristics as the I_{TAPEER} spectrum. The feature of the IR-based rain detection producing fewer and bigger objects than the radar-based detection has already been presented by Nesbitt et al. (2006). Note that the MW-based algorithms CMORPH and GSMaP share this feature with the IR-based algorithms. The coupling between spatial and temporal scales can be observed on the energy spectra in Fig. 6. When considering the 45-km spatial scale [Figs. 6 (top, middle); third row from above], the energy maximum is associated with the 2-h temporal scale. For the 11-km spatial scale [Figs. 6 (top, middle); fifth row], the energy is maximal around the 30-min temporal scale. This coupling is due to the relation between the size and

TABLE 2. Performance of satellite rain masks against Xport rain mask, considering only the coarse-spatial-scale coefficients $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$. Evaluation criteria are 1) $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ contribution to the total energy of the satellite rain mask I: $S_I(L_M^S)/\sum_{m=0}^{M} S_I(L_m^S)$; 2) $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ contribution to satellite rain mask and Xport rain mask covariance: $\mathrm{CoS}_{I_1 I_2}(L_M^S)/\sum_{m=0}^{M} \mathrm{CoS}_{I_1 I_2}(L_m^S)$; 3) $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ contribution to the total MSD between satellite and Xport rain mask: $S_{I_1-I_2}(L_M^S)/\sum_{m=0}^{M} S_{I_1-I_2}(L_m^S)$; 4) $\mathrm{CC_{nc}}$ between $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ and $W_{I_{\mathrm{Xport}}}^S(L_M^S, \mathbf{X})$ coefficient time series; and 5) NS of $W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ coefficient time series with respect to $W_{I_{\mathrm{Xport}}}^S(L_M^S, \mathbf{X})$ coefficient time series.

Satellite rain mask	Original spatial resolution (i.e., L_0^S)	Depth (i.e., M) of the spatial decomposition	$L_M^S = 2^M L_0^S$	$W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ contribution to $I(\mathbf{X})$ total energy	$W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ contribution to covariance with I_{Xport}	$W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ contribution to quadratic difference with I_{Xport}	$W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ $\mathrm{CC_{nc}}$ vs $W_{I_{\mathrm{Xport}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$	$W_I^S(L_M^S, \mathbf{X})$ NS vs $W_{I_{\mathrm{Xport}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$
I_{TAPEER}	2.8 km	6	180 km	44%	67%	15%	0.83	0.40
I_{GSMaP}	11 km	4	180 km	49%	70%	17%	0.81	0.28
I_{CMORPH}	8 km	4	128 km	51%	72%	13%	0.89	0.63
I_{PERSIANN}	4.4 km	5	140 km	40%	69%	18%	0.72	0.19

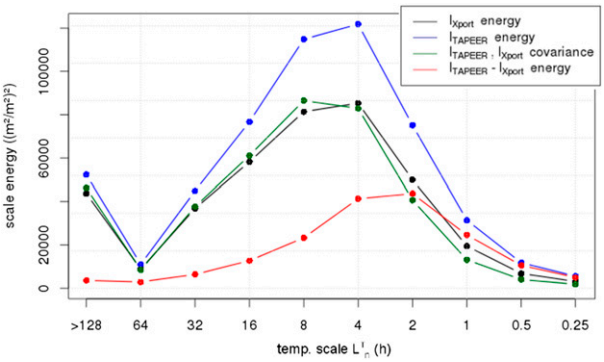


FIG. 5. Temporal spectra of coarse-spatial-scale components $W_{I_{\mathrm{TAPEER}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$ and $W_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$. Blue is $W_{I_{\mathrm{TAPEER}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$ energy spectrum $[S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L_6^S, L_n^T)]$. Black is $W_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$ energy spectrum $[S_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L_6^S, L_n^T)]$. Green is $W_{I_{\mathrm{TAPEER}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$ and $W_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$ cospectrum $[\mathrm{CoS}(L_6^S, L_n^T)]$. Red is energy spectrum of the difference $W_{I_{\mathrm{TAPEER}}}^S(L_6^S, \mathbf{X}) - W_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}^S(L_6^S, \mathbf{X})$ $[S_{I_{\mathrm{TAPEER}}-I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L_6^S, L_n^T)]$.

lifespan of rainy structures, varying from mesoscale systems down to individual convective cells (Mathon et al. 2002; Fiolleau and Roca 2013). This coupling is also associated with the displacement velocity of rainy systems, which is generally between 15 and 55 km h^{-1} in the region studied (Depraetere et al. 2009). The area studied is not characterized by any significant climatic gradient in rain occurrence at the scale of the radar coverage. Long-term temporal averages tend to produce spatially homogeneous fields. As a consequence, the spectra show very little energy associated with small spatial scales and large temporal scales. The area studied is not suited for the evaluation of the ability of satellite estimates to capture finescale climatic patterns.

Figure 6 (bottom) shows the I_{TAPEER} and I_{Xport} cospectrum. The energy of the covariation is concentrated in few scales around (45 km, 2 h) and (45 km, 4 h). This concentration of energy reveals that, in the region studied, the TAPEER rain mask overall performance is essentially due to its skill at a few specific scales. The TAPEER IR-based detection is able to determine the edges of cloud systems but is very limited to map the rain/no rain variability inside of a cloud system. The scales of maximum covariation are in fact the scales corresponding to the dimensions of cloud systems. For each scale, Fig. 8 shows the correlation of I_{TAPEER} and other satellite masks' wavelet coefficients with I_{Xport} wavelet coefficients. This correlation is lower than 0.5 for all products and for small scales such as $L^S < 45$ km and $L^T < 4$ h. At these specific scales, the variance of the difference $I_{\mathrm{Xport}} - I_{\mathrm{satellite}}$ is systematically higher than the variance of I_{Xport}. Wavelet coefficients of satellite masks at these scales behave as noise, meaning that

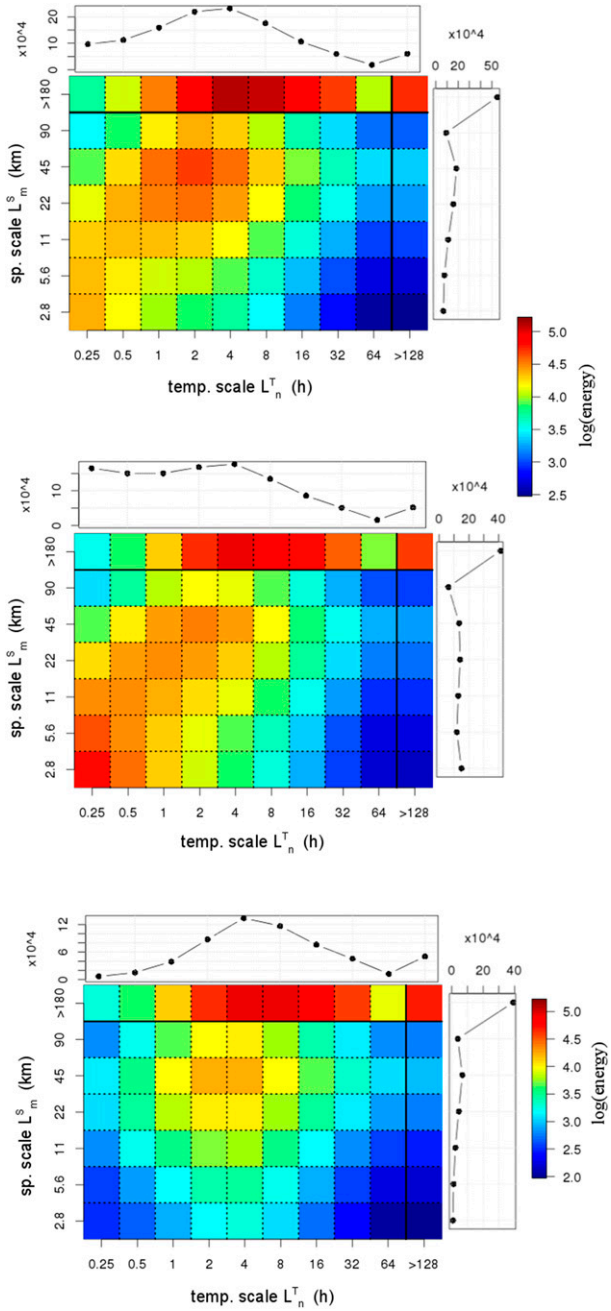


FIG. 6. (top) Spatiotemporal energy spectrum $[(\mathrm{m}^2\,\mathrm{m}^{-2})^2]$ of I_{TAPEER} $[S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L^S_m, L^T_n)]$. (middle) Spatiotemporal energy spectrum of $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ $[S_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L^S_m, L^T_n)]$. Each cell of the matrix shows the variance of wavelet coefficients $W_I(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})$. The sum of all cells is equal to the total energy of the mask. (bottom) Cospectrum of I_{TAPEER} and $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ $[\mathrm{CoS}(L^S_m, L^T_n)]$. Each cell shows covariance of wavelet coefficients $W_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})$ and $W_{I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}}(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})$. The color scale is logarithmic. The curves on the top and on the right of each matrix are the temporal spectrum and spatial spectrum, respectively. They are respectively the sum of all lines of the matrix and the sum of all columns. Note that the first line of the matrices is redundant with Fig. 5.

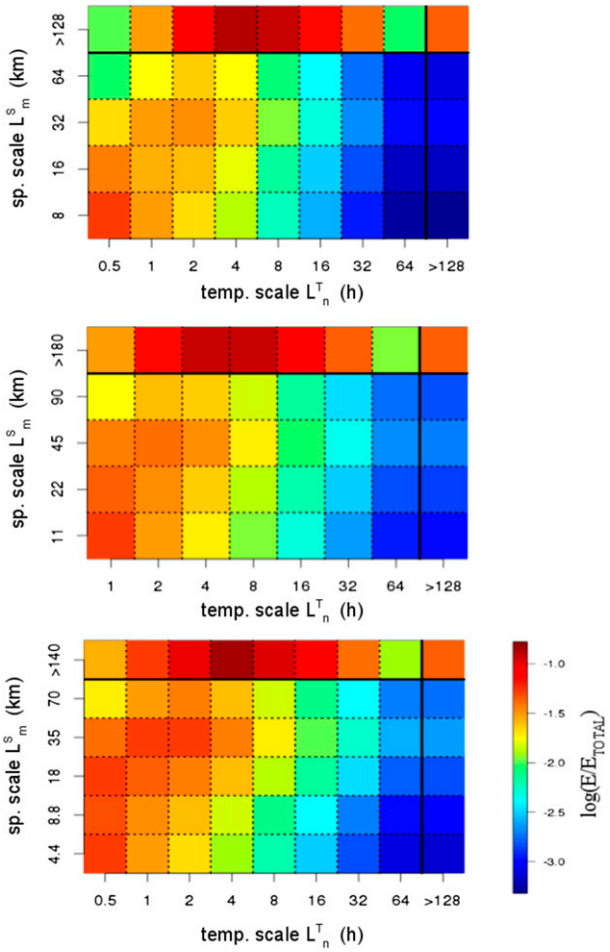


FIG. 7. Spatiotemporal normalized energy spectra of (top) I_{CMORPH}, (middle) I_{GSMaP}, and (bottom) I_{PERSIANN}. The color scale is logarithmic. To be comparable, the spectra are normalized by dividing them by the total energy of each mask.

products do not represent the physical variability of actual rain/no rain patterns and that their variations are essentially random. If these scales were filtered out (i.e., wavelet coefficients set to zero), the resulting satellite fields would show lower MSD when compared with the radar rain mask. These small scales account for 24% of I_{TAPEER} energy (and 38% of $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ energy). They account for only 7% of the covariance and up to 54% in the energy of the difference between the two masks. The performance of satellite products' detection generally decreases as the temporal and spatial scales decrease, consistent with the well-known improvement of the performance by spatial or temporal averaging (Turk et al. 2009; Sohn et al. 2010; Hossain and Huffman 2008). Note that the scale/correlation dependency is not perfectly monotonic, as shown in Fig. 8. For instance, correlations between the satellite- and radar-based wavelet coefficients are higher for

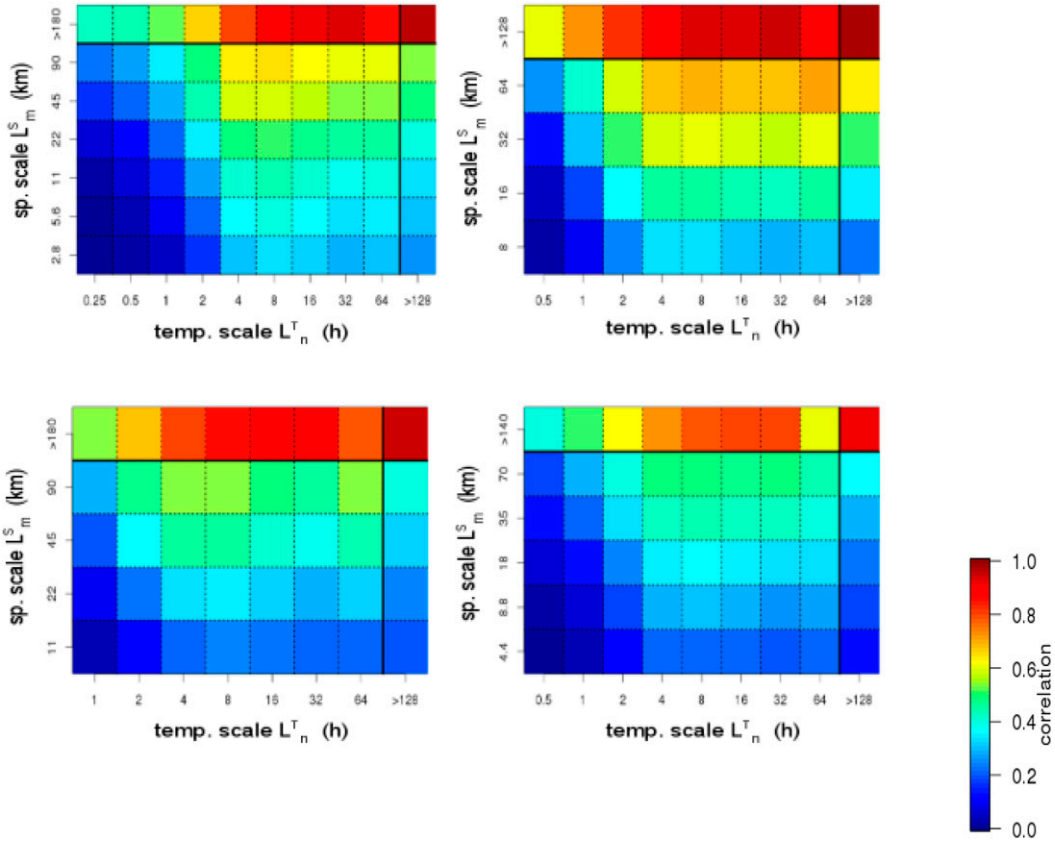


FIG. 8. Correlation of wavelet coefficients $W_I(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})$ and $W_{I_{\mathrm{Xport}}}(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})$ at each spatiotemporal scale: (top left) I_{TAPEER} vs $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$, (top right) I_{CMORPH} vs I_{Xport_8}, (bottom left) I_{GSMaP} vs $I_{\mathrm{Xport}_{11}}$, and (bottom right) I_{PERSIANN} vs $I_{\mathrm{Xport}_{4.4}}$.

4- and 8-h scales than for scales between 16 and 32 h for TAPEER and GSMaP.

3) MULTIYEAR MEAN DIURNAL CYCLE OF RAIN OCCURRENCE

The spatiotemporal spectral analysis (Fig. 6) shows that 90% of I_{TAPEER} and $I_{\mathrm{Xport}_{2.8}}$ energy is carried by temporal scales finer than 24 h. Part of this variability comes from the relation between the time of the day and the probability of precipitation, as revealed by the mean diurnal cycle. Because of the limited time span of the available Xport time series and because of temporal gaps in this radar data, rain gauges are used to compute mean diurnal cycles for the comparison with satellite data. Figure 9 shows 1-h mean diurnal cycles in terms of rain occurrence computed with TAPEER rain mask, CMORPH, GSMaP, and PERSIANN-CCS compared with AMMA-CATCH rain gauge networks (section 2e) in Niger and Benin. The mean diurnal cycles are computed for the July–September period for 2012–14. All products reproduce the main features of the mean diurnal cycle in both locations. TAPEER rain mask and GSMaP overestimate the cycle amplitude in Benin, particularly during the morning phase (0–12 h). The timing of maxima and minima are well reproduced.

This demonstrates that despite the low correlations shown in Fig. 8, finescale temporal variations are not purely random and the correlations are still significantly positive. Averaging several realizations of satellite detection series enables us to suppress random variability and reveals relevant finescale temporal variations. We may also expect temporal averaging to exhibit coherent small-scale spatial patterns. This cannot be verified with Xport radar data or AMMA-CATCH gauges, as covered regions do not exhibit a significant climatological gradient of rain occurrence, and long-term averages are spatially homogeneous.

b. *Energy spectra at regional scale, comparison of I_{TAPEER} with I_{PR}*

The energy spectra are computed on a larger area. TAPEER rain mask is compared with TRMM PR to check if local results obtained with Xport data are still relevant on the West Africa regional scale. Figure 10

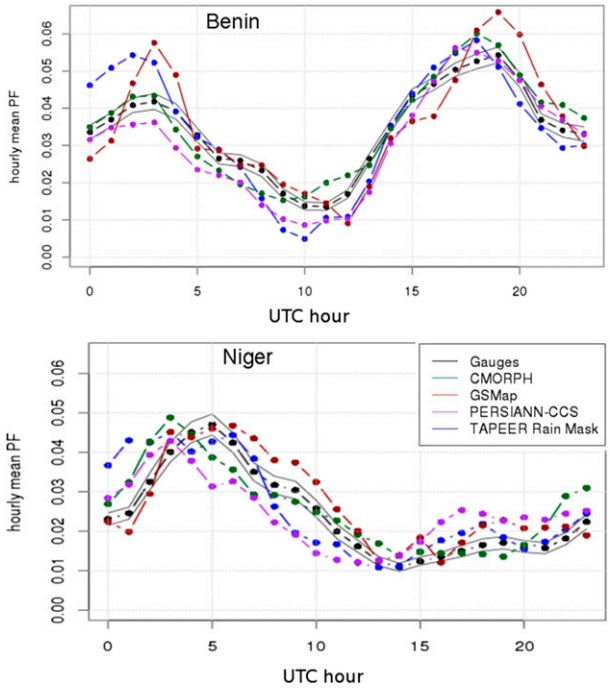


FIG. 9. Mean diurnal cycle of rain occurrence in (top) Benin and (bottom) Niger for the period July–September 2012–14. Black is AMMA-CATCH rain gauges (with sampling variance), blue is TAPEER rain mask, green is CMORPH, red is GSMaP, and purple is PERSIANN-CCS.

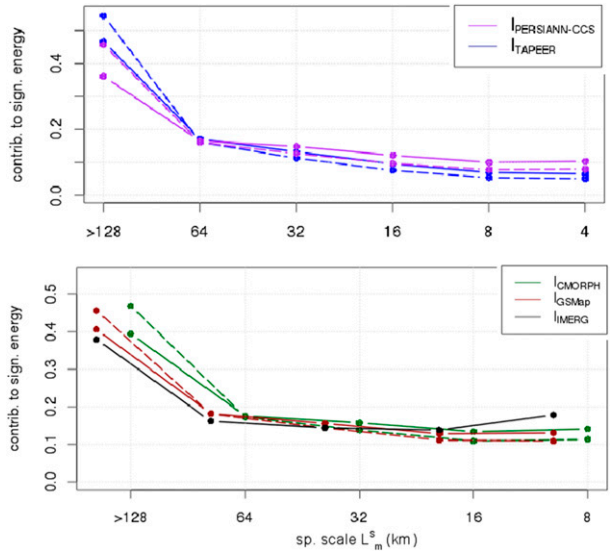


FIG. 10. Normalized spatial wavelet energy spectra, that is, variance of wavelet coefficients $W_I^S(L_m^S, \mathbf{X})$. Solid lines are computed on the extended region (see Fig. 1) over the period May–October 2012–14, dashed lines are computed over the Xport radar coverage area over the period May–October 2012. (top) Blue is for I_{TAPEER} and purple is for I_{PERSIANN}. (bottom) Green is for I_{CMORPH}, red is for I_{GSMaP}, and black is for I_{IMERG}. For I_{IMERG}, the spectrum is computed for 2014 only. To be comparable, the spectra are normalized by dividing them by the total energy of each mask.

shows the energy spectra from spatial wavelet decomposition of the four satellite rain detection fields I_{TAPEER}, I_{CMORPH}, I_{PERSIANN}, and I_{GSMaP}, computed for May–October in 2012–14 over a region located between 5° and 25°N and between 10°W and 30°E in Sahelian and Sudanese climate zones (see Fig. 1). The spectra from Xport radar coverage in 2012 are superimposed as dashed lines in Fig. 10. For all datasets, the regional spectra are similar to those computed over Xport radar coverage in 2012. For the regional spectra, the relative weight of spatial scales finer than 64 km is systematically higher than for the local spectra. This small difference is related to the specific climate of the Guinean coast and Sudanese parts of West Africa, where mesoscale convective systems coexist with smaller rainy systems of a different nature (Fink et al. 2010; Depraetere et al. 2009). The regional spectrum was also computed on IMERG data for the 2014 rainy season. IMERG detection fields show significantly more variability than comparable products at the finest 11-km spatial scale. Compared to other products, IMERG spectrum thus appears to be more similar to the radar-derived spectrum. Whether this finescale variability is representative of actual rain intermittency or is random (as for other products tested in Burkina Faso) will be assessed once the IMERG product is made available for 2012.

TRMM PR is used to evaluate the spatial patterns in TAPEER rain mask, with a regional perspective. A threshold with $R_{\mathrm{TH}} = 1.15\,\mathrm{mm\,h^{-1}}$ (see section 2e) is applied to the PR rain intensity fields to obtain an indicator field I_{PR}. The two detection fields I_{TAPEER} and I_{PR} are collocated and compared. Because of the temporal discontinuity of TRMM PR observations, the multiscale analysis is performed along spatial dimensions only. More than 3000 overpasses during the 2012–14 rainy seasons (May–October) were processed. TAPEER rain mask is aggregated to TRMM PR 5-km spatial resolution before comparison. Spatial wavelet decomposition is applied with depth $M = 5$ (largest scale L_5^S is 160 km). The large-spatial-scale coefficients $W_I^S(L_5^S, \mathbf{X})$, that is, precipitation fraction at 160-km resolution, account for 25% of I_{PR} energy and 37% of I_{TAPEER} energy. The uncentered correlation coefficient between the two series $W_{I_{\mathrm{TAPEER}}}^S(L_5^S, \mathbf{X})$ and $W_{I_{\mathrm{PR}}}^S(L_5^S, \mathbf{X})$ is 0.79 and the Nash–Sutcliffe efficiency coefficient of $W_{I_{\mathrm{TAPEER}}}^S(L_5^S, \mathbf{X})$ against $W_{I_{\mathrm{PR}}}^S(L_5^S, \mathbf{X})$ is 0.44, which is consistent with what was found locally in section 4a. Figure 11 shows the spatial wavelet energy spectra and cospectrum of I_{TAPEER} and I_{PR}. The deficit of variance in TAPEER rain mask at 10- and 5-km scales (as seen in

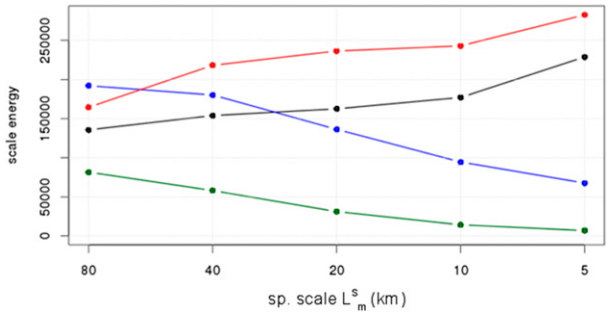


FIG. 11. Spatial wavelet energy spectra [$(\mathrm{m}^2\,\mathrm{m}^{-2})^2$]. Black is I_{PR} energy spectrum [$S_{\mathrm{PR}}(L_m^S)$], blue is I_{TAPEER} energy spectrum [$S_{I_{\mathrm{TAPEER}}}(L_m^S)$], green is cospectrum of I_{PR} and I_{TAPEER} [$\mathrm{CoS}(L_m^S)$], and red is spectrum of difference $I_{\mathrm{PR}} - I_{\mathrm{TAPEER}}$ [$S_{I_{\mathrm{TAPEER}}-I_{\mathrm{PR}}}(L_m^S)$]. The energy spectra are computed on collocated I_{PR} and I_{TAPEER} over the extended region (see Fig. 1) and over the period May–October 2012–14.

Fig. 6 for the Xport area) is also observed on the regional spectrum. The I_{TAPEER} and I_{PR} exhibit low covariance for fine spatial scales, with the energy of the difference being greater than the energy of the reference signal I_{PR}.

In addition to the local study of the diurnal cycle in Niger and Benin, the 3-yr mean diurnal cycle of rain occurrence was also mapped over the West African region for TAPEER rain mask, CMORPH, GSMaP, and PERSIANN-CDR. Figure 12 shows maps of mean diurnal rain occurrences for 3-h windows. The diurnal cycles from the four products are in remarkably good agreement, showing again that averaging along one dimension (here time) tends to remove the random part of satellite fields. The salient patterns are orographic effects, with rainy systems forming over elevated terrains (i.e., Marrah Mountains in Sudan, Mandara Mountains between Cameroon and Nigeria, and Aïr Mountains in Niger) around 1800 local solar time and then propagating westward.

5. Conclusions

The wavelet transform highlights the contribution of each spatial and temporal scale to signals' variances and covariances. All four satellite-based, high-resolution rain masks considered exhibit energy spectra that are consistent with each other and with the ground radar spectrum. In particular, despite a small deficit of variance at scales $L^S < 10$ km and $L^T < 30$ min compared to the radar-based rain mask, they all show substantial variability in fine scales $L^S < 40$ km and $L^T < 2$ h. This is quite remarkable considering the expected low-pass filtering effect of merging procedures such as Kalman filter for GSMaP or morphing for CMORPH. Nevertheless, the comparison with ground radar data reveals that this variability is not representative of actual rain/no rain variability, but is essentially random. These fine scales roughly account for 40%–60% of the mean-squared error while their contribution in covariance with radar fields is negligible (<10%).

The multiscale method highlights the fact that standard pointwise scores such as correlation and mean quadratic difference are a combination of different scale-specific performances. A few specific temporal and spatial scales dominate the satellite product's overall performance as revealed by the concentration of spectral energy.

All satellite-based products show a similar evolution of performance regarding spatial and temporal scales. The correlation between satellite detection fields and radar detection fields is essentially explained by their good agreement at coarse spatial and temporal scales. The relation between surface rain and $\mathrm{BT}_{\mathrm{IR10.8}}$ is known to be valid only from a statistical point of view (Kidd 2001). However, the direct use of $\mathrm{BT}_{\mathrm{IR10.8}}$ through a simple adaptive threshold in TAPEER shows skill in terms of rain detection at fine scales comparable with MW-based algorithms GSMaP and CMORPH or with PERSIANN-CCS.

All products considered have skills in reproducing the mean diurnal cycle of rain occurrence at 1-h temporal scale in Niger and Benin. This demonstrates that averaging along one dimension enables us to separate meaningful small-scale information from random variations. Similar analysis with radar data from a region with a strong local climatic gradient, such as a coastal or mountainous area, would be interesting to assess the effect of temporal averaging on finescale spatial patterns.

The results on the local scale were confirmed using TRMM PR data over the whole West African region and over a 3-yr period.

The results presented focused on rainfall detection above a fixed rain intensity threshold. They are relevant for the question of quantitative estimation of rainfall amounts because precipitation fraction and rainfall cumulated depth are related. How much of the rainfall variability can be captured by the rain mask alone depends on the scales considered, on the precipitation regime, and on the value of the selected intensity threshold. The method presented could be applied to evaluate rain amounts (rather than a single rain mask) by repeating the multiscale binary indicators analysis with varying values of the intensity threshold (Casati et al. 2004).

In the region studied, the spectral contents of satellite rain masks are not optimal regarding the mean-squared difference between satellite and radar data. The

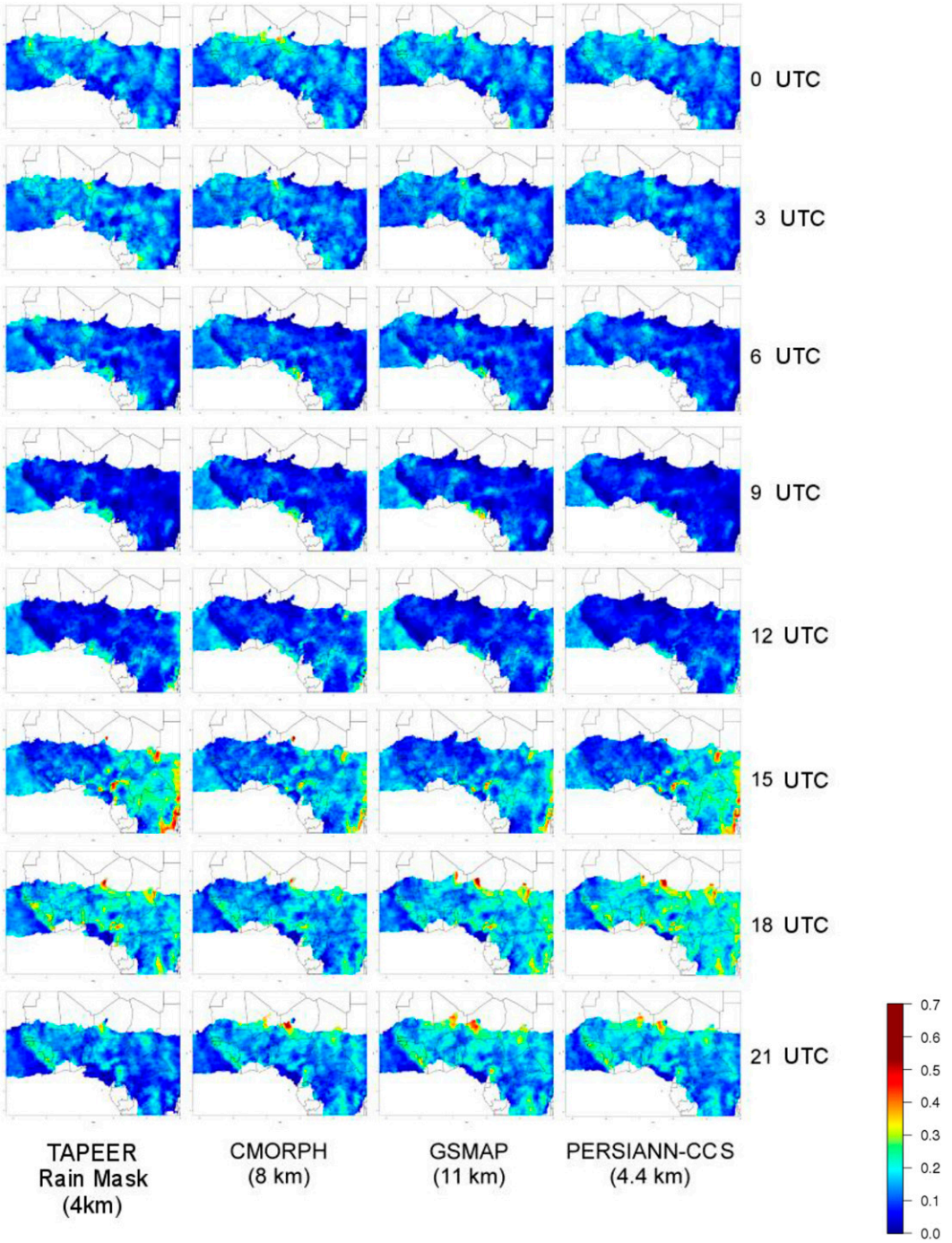


FIG. 12. Normalized mean diurnal cycles of rain occurrence of (from left to right) TAPEER rain mask, CMORPH, GSMaP, and PERSIANN-CCS for the period July–September 2012–14. The color scale expresses the contribution of each time interval to total daily mean precipitation fraction. Time intervals are 3 h long, centered at 0000, 0300, 0600, 0900, 1200, 1500, 1800, and 2100 UTC. The diurnal cycles are only displayed for areas that are rainy during more than 1% of the time steps.

satellite-based rainfall estimate cannot be optimal in terms of mean-squared error and at the same time preserve statistical properties of actual rain. An adapted filtering of the finescale variations would reduce the mean-squared difference but would decrease the consistency between the radar and satellite power spectra. It would also degrade the mean diurnal cycle dynamics, which is currently satisfactory.

These results suggest that deterministic approaches to rain detection from passive sensors at high resolution are intrinsically limited by the nature of the precipitation process and by the inherent ambiguity of the relation between surface rain and cloud-related variables measured by spaceborne passive sensors (Stephens and Kummerow 2007). The development of a probabilistic approach for high-resolution rain detection deserves further investigation. Ensemble generation by wavelet transform associated with stochastic methods (Perica and Foufoula-Georgiou 1996), with rain mask as constraining data, will be investigated for this purpose.

Acknowledgments. The authors would like to acknowledge the support from CNRS, IRD, and Université de Toulouse III Paul Sabatier. Part of this work was supported by the CNES. The authors thank the AMMA-CATCH team for providing gauges data, and Dr. K. Hsu and Mr. D. Braithwaite from the University of California, Irvine, CHRS for providing PERSIANN-CCS full resolution data. Nicolas Taburet and Estelle Lorant are thanked for providing the TAPEER rain mask data. The authors also thank the NOAA/Climate Prediction Center, the JAXA Precipitation Measurement Mission science team, and the U.S. Global Precipitation Mission team for respectively making available CMORPH, GSMaP, and IMERG data. Audine Laurian is thanked for her proofreading and correction work.

APPENDIX A

Standard Metrics

When comparing two variable fields Y_1 and Y_2, with Y_1 being the evaluated variable and Y_2 the reference variable, standard metrics mean-squared difference (MSD), correlation (CC), and uncentered correlation (CC_{nc}) are defined as follows:

$$\mathrm{MSD}(Y_1, Y_2) = \frac{1}{N_{\mathbf{X}}} \sum_{\mathbf{X}} |Y_1(\mathbf{X}) - Y_2(\mathbf{X})|^2, \quad \text{(A1)}$$

where $N_{\mathbf{X}}$ is the number of elements of the datasets Y_1 and Y_2;

$$\mathrm{CC}(Y_1, Y_2) = \frac{\sum (Y_1 - E[Y_1])(Y_2 - E[Y_2])}{\sqrt{\sum (Y_1 - E[Y_1])^2 \sum (Y_2 - E[Y_2])^2}} = \frac{\mathrm{cov}(Y_1, Y_2)}{\sqrt{\mathrm{var}(Y_1)\,\mathrm{var}(Y_2)}}; \quad \text{(A2)}$$

and

$$\mathrm{CC}_{\mathrm{nc}}(Y_1, Y_2) = \frac{\sum Y_1 Y_2}{\sqrt{\sum Y_1^2 \sum Y_2^2}}, \quad \text{(A3)}$$

where $CC_{nc} \in [-1, 1]$ (where the brackets indicate a closed interval) and $E[X]$ is the standard mathematical notation for the expected value of the variable X. If Y_1 and Y_2 are positive, $CC_{nc} > 0$.

Uncentered correlation is preferably used when both series contain many zeroes. The classical correlation would be artificially enhanced by the large number of correctly detected zeros $[Y_1(\mathbf{X}) = Y_2(\mathbf{X}) = 0]$. Well-detected zeros do not affect the value of CC_{nc}; they can be removed from the series before the computation. Note that if both compared signals have a zero mean, CC and CC_{nc} are equivalent.

The Nash–Sutcliffe efficiency coefficient

$$\mathrm{NS} = 1 - \frac{\mathrm{MSD}}{\mathrm{var}(Y_2)} \quad \text{(A4)}$$

ranges from $-\infty$ to 1. A Nash–Sutcliffe efficiency coefficient of 1 indicates that $\forall \mathbf{X}$, $Y_1(\mathbf{X}) = Y_2(\mathbf{X})$. An NS of less than 0 indicates that an unbiased null variance estimator, that is, a constant value $Y_0(\mathbf{X}) = E[Y_2]$, $\forall \mathbf{X}$, would perform better than Y_1 in term of mean-squared error.

When considering two indicators I_1 and I_2, whose values are in $\{0, 1\}$ (where the curly brackets indicate a finite ensemble or a list), detection rate (DR) and false alarm rate (FAR) are specifically used to evaluate two-class detection:

$$\mathrm{DR} = \frac{\sum I_1 I_2}{\sum I_2} \quad \text{and} \quad \text{(A5)}$$

$$\mathrm{FAR} = 1 - \frac{\sum I_1 I_2}{\sum I_1}. \quad \text{(A6)}$$

For Bernoulli distribution:

$$\mathrm{var}(I) = E[I](1 - E[I]), \quad \text{(A7)}$$

$$\text{if} \quad E[I_1] = E[I_2]:$$

$$\mathrm{CC}_{\mathrm{nc}}(I_1, I_2) = \mathrm{DR}, \quad \text{(A8)}$$

$$\mathrm{FAR} = 1 - \mathrm{DR}, \quad \text{and} \quad \text{(A9)}$$

$$\mathrm{MSD}(I_1, I_2) = 2 \times E[I_1] \times \mathrm{FAR}. \quad \text{(A10)}$$

APPENDIX B

Discrete Wavelet Transform, Haar Wavelet

For $m < M$, wavelet coefficients correspond to the convolution of analyzed signal with a wavelet function ψ^m (Mallat 1999):

$$W(x, m < M) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)\psi^m(\tau - x)\, d\tau. \quad \text{(B1)}$$

The coefficient $W(x, M)$ corresponding to the larger scale is obtained by convolution with a scaling function ϕ^M:

$$W(x, M) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)\phi^M(\tau - x)\, d\tau. \quad \text{(B2)}$$

Each wavelet of the wavelet basis is obtained by dilatation and translation of a mother wavelet ψ^0:

$$\psi^m(x - \tau) = \frac{1}{\sqrt{2^m}}\psi^0\left(\frac{x - \tau}{2^m}\right). \quad \text{(B3)}$$

The discrete wavelet transform is decomposed on an orthogonal basis. If $m_1 \neq m_2$,

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi^{m_2}(\tau)\psi^{m_1}(\tau - x)\, d\tau = 0. \quad \text{(B4)}$$

The simple Haar mother wavelet is

$$\psi^0(x) = \begin{cases} +1 & \text{if} \quad x \in [0, 0.5] \\ -1 & \text{if} \quad x \in [0.5, 1] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}. \quad \text{(B5)}$$

The associated scaling function is

$$\phi^M(x) = \begin{cases} \dfrac{1}{\sqrt{2^M}} & \text{if} \quad x \in [0, 2^M] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}. \quad \text{(B6)}$$

The discrete wavelet transform can be generalized in two dimensions using three separate mother wavelets characterizing signal variations along three directions (vertical, horizontal, and diagonal).

The two-dimensional Haar mother wavelets and associated scaling function are, in matrix form:

$$\boldsymbol{\psi}^0_{LH} = \frac{1}{2}\begin{pmatrix} +1 & -1 \\ +1 & -1 \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\psi}^0_{HL} = \frac{1}{2}\begin{pmatrix} +1 & +1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix},$$

$$\boldsymbol{\psi}^0_{HH} = \frac{1}{2}\begin{pmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{pmatrix}, \quad \text{and}$$

$$\boldsymbol{\phi}^1 = \frac{1}{2}\begin{pmatrix} +1 & +1 \\ +1 & +1 \end{pmatrix}.$$

Wavelet transform conserves energy:

$$\sum_{\mathbf{X}} |I(\mathbf{X})|^2 = \sum_m \sum_n \sum_{\mathbf{X}} |W_I(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})|^2. \quad \text{(B7)}$$

From that, we can define the wavelet energy spectrum of $I(\mathbf{X})$ as the variance of wavelet coefficients:

$$S_I(L^S_m, L^T_n) = \sum_{\mathbf{X}} |W_I(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})|^2. \quad \text{(B8)}$$

The energy cospectrum of I_1 and I_2 is the covariance of wavelet coefficients:

$$\mathrm{CoS}_{I_1 I_2}(L^S_m, L^T_n) = \sum_{\mathbf{X}} W_{I_1}(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X}) W_{I_2}(L^S_m, L^T_n, \mathbf{X})^* \quad \text{(B9)}$$

and

$$\sum_{\mathbf{X}} I_1(\mathbf{X}) I_2(\mathbf{X})^* = \sum_m \sum_n \mathrm{CoS}_{I_1 I_2}(L^S_m, L^T_n). \quad \text{(B10)}$$

The asterisk operator denotes conjugate transpose.

The mean-squared difference is also analyzed through the spectrum of the difference between I_1 and I_2 (Turner et al. 2004):

$$\mathrm{MSD}(I_1, I_2) = \frac{1}{N_{\mathbf{X}}} \sum_m \sum_n S_{I_1 - I_2}(L^S_m, L^T_n), \quad \text{(B11)}$$

where $N_{\mathbf{X}}$ is the number of elements in the datasets I_1 and I_2.

REFERENCES

Behrangi, A., S. Sorooshian, and K. L. Hsu, 2012: Summertime evaluation of REFAME over the United States for near real-time high resolution precipitation estimation. *J. Hydrol.*, **456–457**, 130–138, doi:10.1016/j.jhydrol.2012.06.033.

Biasutti, M., and S. E. Yuter, 2013: Observed frequency and intensity of tropical precipitation from instantaneous estimates. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **118**, 9534–9551, doi:10.1002/jgrd.50694.

Bitew, M. M., and M. Gebremichael, 2011: Evaluation of satellite rainfall products through hydrologic simulation in a fully distributed hydrologic model. *Water Resour. Res.*, **47**, W06526, doi:10.1029/2010WR009917.

Briggs, W. M., and R. A. Levine, 1997: Wavelets and field forecast verification. *Mon. Wea. Rev.*, **125**, 1329–1341, doi:10.1175/1520-0493(1997)125<1329:WAFFV>2.0.CO;2.

Casati, B., G. Ross, and D. B. Stephenson, 2004: A new intensity-scale approach for the verification of spatial precipitation forecasts. *Meteor. Appl.*, **11**, 141–154, doi:10.1017/S1350482704001239.

Cassé, C., M. Gosset, C. Peugeot, V. Pedinotti, A. Boone, B. A. Tanimoun, and B. Decharme, 2015: Potential of satellite rainfall products to predict Niger River flood events in Niamey. *Atmos. Res.*, **163**, 162–176, doi:10.1016/j.atmosres.2015.01.010.

Chambon, P., R. Roca, I. Jobard, and J. Aublanc, 2012: TAPEER-BRAIN product algorithm theoretical basis document. Megha-Tropiques Tech. Memo. 4, 13 pp. [Available online at http://meghatropiques.ipsl.polytechnique.fr/search/megha-tropiques-technical-memorandum/megha-tropiques-technical-memorandum-n-4/view.html.]

——, I. Jobard, R. Roca, and N. Viltard, 2013a: An investigation of the error budget of tropical rainfall accumulation derived from merged passive microwave and infrared satellite measurements. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **139**, 879–893, doi:10.1002/qj.1907.

——, R. Roca, I. Jobard, and M. Capderou, 2013b: The sensitivity of tropical rainfall estimation from satellite to the configuration of the microwave imager constellation. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, **10**, 996–1000, doi:10.1109/LGRS.2012.2227668.

Ciach, G. J., 2003: Local random errors in tipping-bucket rain gauge measurements. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **20**, 752–759, doi:10.1175/1520-0426(2003)20<752:LREITB>2.0.CO;2.

D'Amato, N., and T. Lebel, 1998: On the characteristics of the rainfall events in the Sahel with a view to the analysis of climatic variability. *Int. J. Climatol.*, **18**, 955–974, doi:10.1002/(SICI)1097-0088(199807)18:9<955::AID-JOC236>3.0.CO;2-6.

Depraetere, C., M. Gosset, S. Ploix, and H. Laurent, 2009: The organization and kinematics of tropical rainfall systems ground tracked at mesoscale with gages: First results from the campaigns 1999–2006 on the Upper Ouémé Valley (Benin). *J. Hydrol.*, **375**, 143–160, doi:10.1016/j.jhydrol.2009.01.011.

Domingues, M. O., O. Mendes, and A. M. Da Costa, 2005: On wavelet techniques in atmospheric sciences. *Adv. Space Res.*, **35**, 831–842, doi:10.1016/j.asr.2005.02.097.

Fink, A. H., H. Paeth, V. Ermert, S. Pohle, and M. Diederich, 2010: Meteorological processes influencing the weather and climate of Benin. *Impacts of Global Change on the Hydrological Cycle in West and Northwest Africa*, P. Speth, M. Christoph, and B. Diekkrüger, Eds., Springer, 132–163.

Fiolleau, T., and R. Roca, 2013: Composite life cycle of tropical mesoscale convective systems from geostationary and low Earth orbit satellite observations: Method and sampling considerations. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **139**, 941–953, doi:10.1002/qj.2174.

Flandrin, P., 1998: *Time-Frequency/Time-Scale Analysis*. Academic Press, 386 pp.

Gebremichael, M., M. M. Bitew, F. A. Hirpa, and G. N. Tesfay, 2014: Accuracy of satellite rainfall estimates in the Blue Nile basin: Lowland plain versus highland mountain. *Water Resour. Res.*, **50**, 8775–8790, doi:10.1002/2013WR014500.

Gosset, M., J. Viarre, G. Quantin, and M. Alcoba, 2013: Evaluation of several rainfall products used for hydrological applications over West Africa using two high-resolution gauge networks. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **139**, 923–940, doi:10.1002/qj.2130.

Grimes, D. I., and E. Pardo-Igúzquiza, 2010: Geostatistical analysis of rainfall. *Geogr. Anal.*, **42**, 136–160, doi:10.1111/j.1538-4632.2010.00787.x.

Guilloteau, C., M. Gosset, C. Vignolles, M. Alcoba, Y. M. Tourre, and J. P. Lacaux, 2014: Impacts of satellite-based rainfall products on predicting spatial patterns of Rift Valley fever vectors. *J. Hydrometeor.*, **15**, 1624–1635, doi:10.1175/JHM-D-13-0134.1.

Habib, E., A. T. Haile, Y. Tian, and R. J. Joyce, 2012: Evaluation of the high-resolution CMORPH satellite rainfall product using dense rain gauge observations and radar-based estimates. *J. Hydrometeor.*, **13**, 1784–1798, doi:10.1175/JHM-D-12-017.1.

Hong, Y., K. Hsu, S. Sorooshian, and X. Gao, 2004: Precipitation Estimation from Remotely Sensed Imagery Using an Artificial Neural Network Cloud Classification System. *J. Appl. Meteor.*, **43**, 1834–1853, doi:10.1175/JAM2173.1.

——, D. Gochis, J. T. Cheng, K. L. Hsu, and S. Sorooshian, 2007: Evaluation of PERSIANN-CCS rainfall measurement using the NAME event rain gauge network. *J. Hydrometeor.*, **8**, 469–482, doi:10.1175/JHM574.1.

Hossain, F., and E. N. Anagnostou, 2006: A two-dimensional satellite rainfall error model. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **44**, 1511–1522, doi:10.1109/TGRS.2005.863866.

——, and G. J. Huffman, 2008: Investigating error metrics for satellite rainfall data at hydrologically relevant scales. *J. Hydrometeor.*, **9**, 563–575, doi:10.1175/2007JHM925.1.

Hou, A. Y., and Coauthors, 2014: The global precipitation measurement mission. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **95**, 701–722, doi:10.1175/BAMS-D-13-00164.1.

Houze, R. A., Jr., 2004: Mesoscale convective systems. *Rev. Geophys.*, **42**, RG4003, doi:10.1029/2004RG000150.

Huffman, G. J., and Coauthors, 2007: The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. *J. Hydrometeor.*, **8**, 38–55, doi:10.1175/JHM560.1.

——, D. T. Bolvin, and E. J. Nelkin, 2015: Integrated MultisatellitE Retrievals for GPM (IMERG) technical documentation. NASA/GSFC Code 612 Tech. Doc., 48 pp. [Available online at http://pmm.nasa.gov/sites/default/files/document_files/IMERG_doc.pdf.]

Iguchi, T., T. Kozu, R. Meneghini, J. Awaka, and K. I. Okamoto, 2000: Rain-profiling algorithm for the TRMM Precipitation Radar. *J. Appl. Meteor.*, **39**, 2038–2052, doi:10.1175/1520-0450(2001)040<2038:RPAFTT>2.0.CO;2.

Johnson, A., and Coauthors, 2014: Multiscale characteristics and evolution of perturbations for warm season convection-allowing precipitation forecasts: Dependence on background flow and method of perturbation. *Mon. Wea. Rev.*, **142**, 1053–1073, doi:10.1175/MWR-D-13-00204.1.

Joyce, R. J., J. E. Janowiak, P. A. Arkin, and P. Xie, 2004: CMORPH: A method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and temporal resolution. *J. Hydrometeor.*, **5**, 487–503, doi:10.1175/1525-7541(2004)005<0487:CAMTPG>2.0.CO;2.

Kacimi, S., N. Viltard, and P.-E. Kirstetter, 2013: A new methodology for rain identification from passive microwave data in the tropics using neural networks. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **139**, 912–922, doi:10.1002/qj.2114.

Kacou, M., 2014: Analyse des précipitations en zone sahélienne à partir d'un radar bande X polarimétrique. Ph.D. thesis, Université Toulouse III, Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan Cocody, 223 pp. [Available online at http://thesesups.ups-tlse.fr/2560/.]

Kebe, C. M. F., H. Sauvageot, and A. Nzeukou, 2005: The relation between rainfall and area–time integrals at the transition from an arid to an equatorial climate. *J. Climate*, **18**, 3806–3819, doi:10.1175/JCLI3451.1.

Kidd, C., 2001: Satellite rainfall climatology: A review. *Int. J. Climatol.*, **21**, 1041–1066, doi:10.1002/joc.635.

Koffi, A. K., M. Gosset, E. P. Zahiri, A. D. Ochou, M. Kacou, F. Cazenave, and P. Assamoi, 2014: Evaluation of X-band polarimetric radar estimation of rainfall and rain drop size distribution parameters in West Africa. *Atmos. Res.*, **143**, 438–461, doi:10.1016/j.atmosres.2014.03.009.

Krause, P., D. P. Boyle, and F. Bäse, 2005: Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Adv. Geosci.*, **5**, 89–97, doi:10.5194/adgeo-5-89-2005.

Kumar, P., and E. Foufoula-Georgiou, 1993: A new look at rainfall fluctuations and scaling properties of spatial rainfall using orthogonal wavelets. *J. Appl. Meteor.*, **32**, 209–222, doi:10.1175/1520-0450(1993)032<0209:ANLARF>2.0.CO;2.

——, and ——, 1997: Wavelet analysis for geophysical applications. *Rev. Geophys.*, **35**, 385–412, doi:10.1029/97RG00427.

Lebel, T., and Coauthors, 2010: The AMMA field campaigns: Multiscale and multidisciplinary observations in the West African region. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **136**, 8–33, doi:10.1002/qj.486.

Lorenz, C., and H. Kunstmann, 2012: The hydrological cycle in three state-of-the-art reanalyses: Intercomparison and performance analysis. *J. Hydrometeor.*, **13**, 1397–1420, doi:10.1175/JHM-D-11-088.1.

Lovejoy, S., and B. B. Mandelbrot, 1985: Fractal properties of rain, and a fractal model. *Tellus*, **37A**, 209–232, doi:10.1111/j.1600-0870.1985.tb00423.x.

Mallat, S., 1999: *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Academic Press, 619 pp.

Mathon, V., H. Laurent, and T. Lebel, 2002: Mesoscale convective system rainfall in the Sahel. *J. Appl. Meteor.*, **41**, 1081–1092, doi:10.1175/1520-0450(2002)041<1081:MCSRIT>2.0.CO;2.

Matrosov, S. Y., K. A. Clark, B. E. Martner, and A. Tokay, 2002: X-band polarimetric radar measurements of rainfall. *J. Appl. Meteor.*, **41**, 941–952, doi:10.1175/1520-0450(2002)041<0941:XBPRMO>2.0.CO;2.

Morrissey, M. L., W. F. Krajewski, and M. J. McPhaden, 1994: Estimating rainfall in the tropics using the fractional time raining. *J. Appl. Meteor.*, **33**, 387–393, doi:10.1175/1520-0450(1994)033<0387:ERITTU>2.0.CO;2.

Nesbitt, S. W., and E. J. Zipser, 2003: The diurnal cycle of rainfall and convective intensity according to three years of TRMM measurements. *J. Climate*, **16**, 1456–1475, doi:10.1175/1520-0442-16.10.1456.

——, R. Cifelli, and S. A. Rutledge, 2006: Storm morphology and rainfall characteristics of TRMM precipitation features. *Mon. Wea. Rev.*, **134**, 2702–2721, doi:10.1175/MWR3200.1.

Nicholson, S. E., and Coauthors, 2003: Validation of TRMM and other rainfall estimates with a high-density gauge dataset for West Africa. Part I: Validation of GPCC rainfall product and pre-TRMM satellite and blended products. *J. Appl. Meteor.*, **42**, 1337–1354, doi:10.1175/1520-0450(2003)042<1337:VOTAOR>2.0.CO;2.

Over, T. M., and V. K. Gupta, 1996: A space–time theory of mesoscale rainfall using random cascades. *J. Geophys. Res.*, **101**, 26 319–26 331, doi:10.1029/96JD02033.

Perica, S., and E. Foufoula-Georgiou, 1996: Model for multiscale disaggregation of spatial rainfall based on coupling meteorological and scaling descriptions. *J. Geophys. Res.*, **101**, 26 347–26 361, doi:10.1029/96JD01870.

Pierre, C., G. Bergametti, B. Marticorena, E. Mougin, T. Lebel, and A. Ali, 2011: Pluriannual comparisons of satellite-based rainfall products over the Sahelian belt for seasonal vegetation modeling. *J. Geophys. Res.*, **116**, D18201, doi:10.1029/2011JD016115.

Roca, R., P. Chambon, I. Jobard, P. E. Kirstetter, M. Gosset, and J. C. Bergès, 2010: Comparing satellite and surface rainfall products over West Africa at meteorologically relevant scales during the AMMA campaign using error estimates. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **49**, 715–731, doi:10.1175/2009JAMC2318.1.

——, J. Aublanc, P. Chambon, T. Fiolleau, and N. Viltard, 2014: Robust observational quantification of the contribution of mesoscale convective systems to rainfall in the tropics. *J. Climate*, **27**, 4952–4958, doi:10.1175/JCLI-D-13-00628.1.

——, and Coauthors, 2015: The Megha-Tropiques mission: A review after three years in orbit. *Front. Earth Sci.*, **3**, 17, doi:10.3389/feart.2015.00017.

Rossa, A. M., P. Nurmi, and E. E. Ebert, 2008: Overview of methods for the verification of quantitative precipitation forecasts. *Precipitation: Advances in Measurement, Estimation and Prediction*, S. C. Michaelides, Ed., Springer, 418–450.

Sapiano, M. R. P., and P. A. Arkin, 2009: An intercomparison and validation of high-resolution satellite precipitation estimates with 3-hourly gauge data. *J. Hydrometeor.*, **10**, 149–166, doi:10.1175/2008JHM1052.1.

Saux Picart, S., M. Butenschön, and J. D. Shutler, 2012: Wavelet-based spatial comparison technique for analysing and evaluating two-dimensional geophysical model fields. *Geosci. Model Dev.*, **5**, 223–230, doi:10.5194/gmd-5-223-2012.

Schmetz, J., P. Pili, S. Tjemkes, D. Just, J. Kerkmann, S. Rota, and A. Ratier, 2002: An introduction to Meteosat Second Generation (MSG). *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **83**, 977–992, doi:10.1175/1520-0477(2002)083<0977:AITMSG>2.3.CO;2.

Sohn, B. J., H. J. Han, and E. K. Seo, 2010: Validation of satellite-based high-resolution rainfall products over the Korean Peninsula using data from a dense rain gauge network. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **49**, 701–714, doi:10.1175/2009JAMC2266.1.

Stephens, G. L., and C. D. Kummerow, 2007: The remote sensing of clouds and precipitation from space: A review. *J. Atmos. Sci.*, **64**, 3742–3765, doi:10.1175/2006JAS2375.1.

Teo, C. K., and D. I. Grimes, 2007: Stochastic modelling of rainfall from satellite data. *J. Hydrol.*, **346**, 33–50, doi:10.1016/j.jhydrol.2007.08.014.

Turk, F. J., B. J. Sohn, H. J. Oh, E. E. Ebert, V. Levizzani, and E. A. Smith, 2009: Validating a rapid-update satellite precipitation analysis across telescoping space and time scales. *Meteor. Atmos. Phys.*, **105**, 99–108, doi:10.1007/s00703-009-0037-4.

Turner, B. J., I. Zawadzki, and U. Germann, 2004: Predictability of precipitation from continental radar images. Part III: Operational nowcasting implementation (MAPLE). *J. Appl. Meteor.*, **43**, 231–248, doi:10.1175/1520-0450(2004)043<0231:POPFCR>2.0.CO;2.

Ushio, T., and Coauthors, 2009: A Kalman filter approach to the Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP) from combined passive microwave and infrared radiometric data. *J. Meteor. Soc. Japan*, **87A**, 137–151, doi:10.2151/jmsj.87A.137.

Venugopal, V., and E. Foufoula-Georgiou, 1996: Energy decomposition of rainfall in the time–frequency–scale domain using wavelet packets. *J. Hydrol.*, **187**, 3–27, doi:10.1016/S0022-1694(96)03084-3.

——, S. G. Roux, E. Foufoula-Georgiou, and A. Arneodo, 2006: Revisiting multifractality of high-resolution temporal rainfall using a wavelet-based formalism. *Water Resour. Res.*, **42**, W06D14, doi:10.1029/2005WR004489.

Vetterli, M., and C. Herley, 1992: Wavelets and filter banks: Theory and design. *IEEE Trans. Signal Proc.*, **40**, 2207–2232, doi:10.1109/78.157221.

Viltard, N., C. Burlaud, and C. D. Kummerow, 2006: Rain retrieval from TMI brightness temperature measurements using a TRMM PR–based database. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **45**, 455–466, doi:10.1175/JAM2346.1.

Xu, L., X. Gao, S. Sorooshian, P. A. Arkin, and B. Imam, 1999: A microwave infrared threshold technique to improve the GOES precipitation index. *J. Appl. Meteor.*, **38**, 569–579, doi:10.1175/1520-0450(1999)038<0569:AMITTT>2.0.CO;2.

Approche Physico-statistique de la Désagrégation des Précipitations Satellite Dans les Tropiques

Les précipitations sont un phénomène dont la variabilité s'étend sur une très large gamme d'échelles : de l'échelle millimétrique de la goutte d'eau (échelle microphysique) à l'échelle des circulations atmosphériques globales (échelle synoptique). Il n'existe pas de système unique capable de fournir des observations des précipitations couvrant toutes ces échelles. Les observations satellite sont celles qui actuellement résolvent le plus efficacement les grandes échelles spatiales et temporelles : de la méso-échelle à l'échelle synoptique. Dans cette thèse, nous explorons en zone tropicale les capacités des satellites à résoudre les échelles spatiales de l'ordre de 100km, jusqu'aux échelles kilométriques ; et les échelles temporelles comprises entre 24 heures et 15 minutes (afin de résoudre le cycle diurne).

L'approche retenue est physico-statistique. Si les grandes échelles peuvent être résolues par des approches déterministes combinant les mesures de multiples instruments spatiaux, plusieurs facteurs limitent la pertinence des approches déterministes à fine échelle : - Les limites instrumentales en terme de résolution spatiale. - Le nombre d'instruments en orbite qui limite la fréquence d'échantillonnage des mesures. - La nature dynamique de la variabilité fine échelle.

En particulier, aux fines échelles, c'est la difficulté à parfaitement localiser les structures précipitantes qui entraine les erreurs d'estimation les plus importantes. L'approche physico-statistique est ici synonyme de déterministe (pour les grandes échelles) et probabiliste (pour les fines échelles). Le premier objectif de cette thèse est de déterminer précisément la limite des échelles qui peuvent être résolues de façon déterministe.

L'approche physico-statistique de l'estimation des intensités de précipitation est implémentée dans cette thèse à partir d'une méthode multicapteur déterministe pré-existante : l'algorithme TAPEER, développé dans le cadre de la mission Megha-Tropiques, qui fournit une estimation du cumul pluviométrique journalier à une résolution de 1°. C'est la génération d'ensembles désagrégés par une méthode stochastique multi-échelle qui a été retenue ici. Les ensembles sont contraints par une information fine échelle : un masque de détection des aires précipitantes dérivé des images infrarouge metosat-SG à une résolution de 3km (et avec une image toutes les 15 minutes).

La génération d'ensemble permet de caractériser l'incertitude sur l'estimation à travers la dispersion des réalisations de l’ensemble. Chaque réalisation de l'ensemble est générée de façon à reproduire le plus fidèlement possible les propriétés statistiques (distribution de fréquence des intensités, autocorrélation spatiale et temporelle) des véritables champs de précipitation. Ces champs et cette technique ont un apport pour les applications hydrologiques, par exemple pour améliorer le ruissellement lié aux précipitations intenses dans les modèles. Considérer plusieurs réalisations permet de plus d'étudier la propagation des incertitudes à travers un modèle.