



HAL
open science

Estimation des précipitations sur le plateau des Guyanes par l'apport de la télédétection satellite

Justine Ringard

► **To cite this version:**

Justine Ringard. Estimation des précipitations sur le plateau des Guyanes par l'apport de la télédétection satellite. Météorologie. Université de Guyane, 2017. Français. NNT: 2017YANE0010 . tel-01831004

HAL Id: tel-01831004

<https://theses.hal.science/tel-01831004v1>

Submitted on 5 Jul 2018

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 grade de
Docteur de l'Université de Guyane

Discipline : *Sciences et Technologies*
Spécialité : *Sciences de l'environnement*

Présentée et soutenue publiquement le *25 septembre 2017* par :

JUSTINE RINGARD

Estimation des précipitations sur le plateau des Guyanes par l'apport de la télédétection satellite

JURY

Marielle GOSSET	CR-IRD-GET	Examineur
Frédéric FRAPPART	Phy.Adj. (HDR)-CTOH-LEGOS	Rapporteur
Stéphane CALMANT	DR (HDR)-IRD-LEGOS	Rapporteur
Frédérique SEYLER	DR (HDR)-IRD-ESPACE DEV	Directeur de Thèse
Laurent LINGUET	MC (HDR)-UG-ESPACE DEV	Co-Directeur de Thèse

"Celui qui veut voir l'arc-en-ciel
doit apprendre à aimer la pluie."

Paulo Coelho

Remerciements

Le moment est venu d'ajouter ces dernières lignes à mon manuscrit. L'écriture de cette thèse est l'aboutissement de presque quatre années de travail au sein de l'UMR ESPACE DEV. Quatre années tissées de moments difficiles, de découragement, mais aussi d'excitation et d'enthousiasme.

Mes premiers remerciements vont à ma directrice de thèse Frédérique Seyler et à mon encadrant Laurent Linguet. Frédérique, malgré les 7000 km qui nous ont séparé, j'ai apprécié ta rigueur et ton expérience professionnelle qui m'ont permis de progresser. Merci également de m'avoir soutenue dans les moments les plus difficiles et de m'avoir redonnée le courage de continuer. Laurent, un grand merci à toi d'avoir été présent tout au long de ces années, pour tes conseils avisés et ta patience infinie. Merci également de m'avoir soutenue et de m'avoir fait confiance sur certains choix au niveau de ma thèse.

Je remercie énormément mes rapporteurs Stéphane Calmant et Frédéric Frappart, d'avoir pris le temps de relire avec attention mon travail, pour leurs commentaires constructifs et enrichissants. Je remercie Marielle Gosset pour avoir accepté d'être examinatrice.

Un merci tout particulier à Mélanie Becker qui a pris régulièrement de mes nouvelles et qui m'a aidée dans certaines de mes décisions. Merci pour tes conseils si précieux qui m'ont aidée à avancer.

Je remercie les membres de l'UMR ESPACE DEV à Cayenne: Abdenebi, Isabelle, Ahmed, Martine, Idris, Henri, Vivien, Olivier, Daniel, Antoine, Marie-Line, Matiyendou, William, Allyx.

Une attention particulière à Christophe et son compère Pape. Je tiens à remercier tout le personnel de l'IRD de Cayenne, sans qui l'élaboration de cette thèse n'aurait pas été aussi agréable. Tout d'abord Rosiane et Jeanine, mes mamans guyanaises, Marie-Claude (miss champagne et voyage), Serge, Ramon, Max (et ses fameuses marinades et son jus de cupuaçu), Eric, Rolland, Jean-Claude, Marie, Rodolphe, Marine et enfin Olivier Lamonge. Merci à vous tous pour tous ces bons moments, le week-end au Surinam, les repas au carbet, le karting, les noëls et sans oublier les matchs de coupe du monde de foot sur vidéoprojecteur en salle de réunion.

Merci également à tous mes collègues stagiaires, ingénieurs, doctorants, post-doctorants de l'IRD: Tatiana, Amélie, Marjorie, Yi, Youven, Thommy, Thierry, Lolo, Adrien, Jérôme, Camilla, Maha, Momo, Sihem, Marco, Fanny.

Un immense merci à mon noyau de vie en Guyane. Je leur demande pardon d'avoir souvent été mon exutoire et subit le plus souvent mes sautes d'humeur. Mille mercis au plus grand des soutiens, Maxime. Je ne saurais jamais te remercier suffisamment pour tout ce que tu as fait et ton extraordinaire soutien de tous les instants et ce jusqu'à la dernière virgule de cette thèse. Une énorme pensée à mes colocataires Brunelle, Alizée, Manuel, Amélie, Etienne qui n'ont jamais cessé de m'encourager. Merci également à Marieke, Nono, Dorian, Vanja, Hoelig, Jow et bien d'autres notamment toute l'équipe de JweBarTeam. Vous avez tous été ma famille en Guyane.

Enfin, je remercie ceux qui me soutiennent depuis toujours, ma famille, qui fut loin durant ces années de thèse mais qui ont su remonter mon moral. Un merci tout particulier à ma maman et mon papa de m'avoir autant soutenu dans ce choix de carrière et merci aussi à mes frères et sœurs Charlotte, Jérémy et Julien. Pour finir je n'oublierai pas de remercier Catherine, Carmen et ses colis foie gras remonte moral et une attention toute particulière à Daniel pour avoir pris le temps de lire et corriger l'intégralité de cette thèse.

Résumé

Le plateau des Guyanes est une région qui est caractérisée à 90% d'une forêt tropicale primaire et compte pour environ 20% des réserves mondiales d'eau douce. Ce territoire naturel, au vaste réseau hydrographique, montre des intensités pluviométriques annuelles atteignant 4000 mm/an; ce qui fait de ce plateau une des régions les plus arrosées du monde. De plus les précipitations tropicales sont caractérisées par une variabilité spatiale et temporelle importante. Outre les aspects liés au climat, l'impact des précipitations dans cette région du globe est important en termes d'alimentation énergétique (barrages hydroélectriques).

Il est donc important de développer des outils permettant d'estimer quantitativement et qualitativement et à haute résolution spatiale et temporelle les précipitations dans cette zone. Cependant ce vaste espace géographique est caractérisé par un réseau de stations pluviométriques peu développé et hétérogène, ce qui a pour conséquence une méconnaissance de la répartition spatio-temporelle précise des précipitations et de leurs dynamiques.

Les travaux réalisés dans cette thèse visent à améliorer la connaissance des précipitations sur le plateau des Guyanes grâce à l'utilisation des données de précipitations satellites (Satellite Precipitation Product : SPP) qui offrent dans cette zone une meilleure résolution spatiale et temporelle que les mesures in situ, au prix d'une qualité moindre en terme de précision.

Cette thèse se divise en 3 parties. La première partie compare les performances de quatre produits d'estimations satellitaires sur la zone d'étude et tente de répondre à la question : quelle est la qualité de ces produits au Nord de l'Amazone et sur la Guyane française dans les dimensions spa-

tiales et temporelles ? La seconde partie propose une nouvelle technique de correction de biais des SPP qui procède en trois étapes : i) utiliser les mesures in situ de précipitations pour décomposer la zone étudiée en aires hydro-climatiques ii) paramétrer une méthode de correction de biais appelée quantile mapping sur chacune de ces aires iii) appliquer la méthode de correction aux données satellitaires relatives à chaque aire hydro-climatique. On cherche alors à répondre à la question suivante : est-ce que le paramétrage de la méthode quantile mapping sur différentes aires hydro-climatiques permet de corriger les données satellitaires de précipitations sur la zone d'étude ? Après avoir montré l'intérêt de prendre en compte les différents régimes pluviométriques pour mettre en œuvre la méthode de correction QM sur des données SPP, la troisième partie analyse l'impact de la résolution temporelle des données de précipitations utilisées sur la qualité de la correction et sur l'étendue spatiale des données SPP potentiellement corrigeables (données SPP sur lesquelles la méthode de correction peut s'appliquer avec efficacité). Concrètement l'objectif de cette partie est d'évaluer la capacité de notre méthode à corriger sur une large échelle spatiale le biais des données TRMM-TMPA 3B42V7 en vue de rendre pertinente l'exploitation de ce produit pour différentes applications hydrologiques.

Ce travail a permis de corriger les séries satellites journalières à haute résolution spatiale et temporelle sur le plateau des Guyanes selon une approche nouvelle qui utilise la définition de zones hydro-climatiques. Les résultats positifs en terme de réduction du biais et du RMSE obtenus grâce à cette nouvelle approche, rendent possible la généralisation de cette nouvelle méthode dans des zones peu équipées en pluviomètres.

Abstract

The Guiana Shield is a region that is characterized by 90% of a primary rainforest and about 20% of the world's freshwater reserves. This natural territory, with its vast hydrographic network, shows annual rainfall intensities up to 4000 mm/year; making this plateau one of the most watered regions in the world. In addition, tropical rainfall is characterized by significant spatial and temporal variability. In addition to climate-related aspects, the impact of rainfall in this region of the world is significant in terms of energy supply (hydroelectric dams).

It is therefore important to develop tools to estimate quantitatively and qualitatively and at high spatial and temporal resolution the precipitation in this area. However, this vast geographical area is characterized by a network of poorly developed and heterogeneous rain gauges, which results in a lack of knowledge of the precise spatio-temporal distribution of precipitation and their dynamics.

The work carried out in this thesis aims to improve the knowledge of precipitation on the Guiana Shield by using Satellite Precipitation Product (SPP) data that offer better spatial and temporal resolution in this area than the in situ measurements, at the cost of poor quality in terms of precision.

This thesis is divided into 3 parts. The first part compares the performance of four products of satellite estimates on the study area and attempts to answer the question: what is the quality of these products in the Northern Amazon and French Guiana in spatial and time dimensions ? The second part proposes a new SPP bias correction technique that proceeds in three steps: i) using rain gauges measurements to decompose the studied area

into hydro-climatic areas ii) parameterizing a bias correction method called quantile mapping on each of these areas iii) apply the correction method to the satellite data for each hydro-climatic area. We then try to answer the following question: does the parameterization of the quantile mapping method on different hydro-climatic areas make it possible to correct the precipitation satellite data on the study area ? After showing the interest of taking into account the different rainfall regimes to implement the QM correction method on SPP data, the third part analyzes the impact of the temporal resolution of the precipitation data used on the quality of the correction and the spatial extent of potentially correctable SPP data (SPP data on which the correction method can be applied effectively). In summary, the objective of this section is to evaluate the ability of our method to correct on a large spatial scale the bias of the TRMM-TMPA 3B42V7 data in order to make the exploitation of this product relevant for different hydrological applications.

This work made it possible to correct the daily satellite series with high spatial and temporal resolution on the Guiana Shield using a new approach that uses the definition of hydro-climatic areas. The positive results in terms of reduction of the bias and the RMSE obtained, thanks to this new approach, makes possible the generalization of this new method in sparsely-gauged areas.

Table des matières

Abréviations	17
1 Introduction Générale	21
1.1 Contexte de l'étude	21
1.1.1 Changement climatique mondial	21
1.1.2 Changements observés sur les précipitations	23
1.1.3 Changements observés en zone tropicale	25
1.1.4 Contexte géographique	25
1.1.5 Enjeux	27
1.2 Les circulations atmosphériques tropicales	27
1.2.1 Cellule de Hadley	28
1.2.2 Zone de convergence intertropicale (ZCIT)	31
1.3 Les systèmes d'observation de précipitations au sol	35
1.4 Les estimations des précipitations par satellites	36
1.4.1 Instruments de mesures satellites	36
1.4.1.1 Les satellites Géostationnaires	37
1.4.1.2 Les satellites à orbite basse	37

1.4.1.3	Les satellites de recherche et développement	39
1.4.2	Principes d'estimations	40
1.4.2.1	Le visible (VIS)	40
1.4.2.2	L'infrarouge (IR)	42
1.4.2.3	Les micro-ondes (MO)	43
1.4.3	Techniques d'assemblage IR et PMW	45
1.5	Les produits d'estimation satellitaires	46
1.5.1	TRMM TMPA 3B42 RT et V7	46
1.5.2	PERSIANN	48
1.5.3	CMORPH	49
1.6	Objectif de la thèse	50
1.7	Méthodologie et plan de la thèse	50

2 Évaluation de la performance des produits d'estimation de précipitations satellitaires **53**

2.1	Introduction	64
2.2	Materials and Methods	68
2.2.1	Study area	68
2.2.2	Precipitation Products	74
2.2.2.1	TRMM-TMPA V7 and TRMM-TMPA RT	75
2.2.2.2	PERSIANN	76
2.2.2.3	CMORPH	77
2.2.3	Rain Gauges	78
2.2.4	Data Quality Control	78
2.2.5	Methodology	79
2.3	Results and Discussion	80
2.3.1	Overall Comparison of Rainfall Products	80

2.3.2	Comparison of Daily Averages	82
2.3.3	Comparison of Rainfall Intensity Categories	83
2.3.4	Spatial Analysis	87
2.3.4.1	Comparison of Precipitation Probability Dis- tributions	87
2.3.4.2	Error Metrics	90
2.4	Conclusions	93
3	Correction des produits d'estimation de précipitations satel- litaires sur le Plateau des Guyanes	97
3.1	Introduction	102
3.2	Data	107
3.2.1	Study Area	107
3.2.2	Rain Gauges	107
3.2.3	Precipitation Product	109
3.3	Methods	110
3.3.1	Definition of Hydroclimatic Area	111
3.3.2	Principles and Implementation of the Quantile Map- ping (QM) Method	112
3.3.2.1	Calibration of the QM Method and Correc- tion of SPP Time Series	113
3.4	Results	116
3.4.1	Quality of Corrected TRMM-TMPA 3B42V7 Estimates for the Entire Study Area as a Calibration Set	116
3.4.1.1	Global Assessment	117
3.4.1.2	Local Assessment	118

3.4.2	Quality of Corrected TRMM-TMPA 3B42V7 Estimates for 6 Hydroclimatic Areas as Calibration Sets	120
3.4.3	Quality of corrected TRMM-TMPA 3B42V7 Estimates for 23 Hydroclimatic Areas as Calibration Sets	122
3.4.4	Performance	124
3.5	Conclusions and Discussion	126
4	Exploitabilité du produit TRMM TMPA 3B42 V7: cas d'étude du plateau des Guyanes	133
4.1	Introduction	136
4.2	Méthodologie	139
4.2.1	Définition d'une zone hydro-climatique par classifica- tion ascendante hiérarchique	139
4.2.1.1	Variation de la résolution temporelle	140
4.2.1.2	Variation de l'échelle spatiale	140
4.2.2	La méthode de correction de biais par QM	142
4.3	Cas d'étude	142
4.3.1	Données de pluviomètres	142
4.3.2	Calibration	144
4.4	Résultats	146
4.4.1	Résolution journalière et classification en 15 groupes hydro-climatiques : J15	147
4.4.2	Résolution journalière et classification en 22 groupes hydro-climatiques : J22	150
4.4.3	Résolution LTM mensuelle et classification en 15 groupes hydro-climatiques : M15	152

4.4.4	Résolution LTM mensuelle et classification en 22 groupes hydro-climatiques : M22	152
4.5	Discussion Conclusion	154
5	Conclusion Générale	161
5.1	Conclusion et discussion	161
5.2	Limites et Perspectives	166
	Références Bibliographiques	169
	Liste Des Figures	191
	Liste Des Tableaux	199

Abréviations

AMSR - Advanced Microwave Scanning Radiometer

AMSU - Advanced Microwave Sounding Unit

AMW- Micro-onde Active

CAH - Classification Ascendante Hiérarchique

CDF - Cumulative Distribution Function

CERES - Clouds and the Earth's Radiant Energy System

CHRS - Center for Hydrometeorology and Remote Sensing

CMORPH - CPC MORPHING technique

CPC - Climate Prediction Center

ECDF - Empirical Cumulative Distribution Function

ICSU - International Council of Scientific Unions

IMERG - Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM

IR - Infrarouge

LEO - Low Earth Orbit

LIS - Lightning Imaging Sensor

GARP - Global Atmospheric Research Program

GATE - GARP Atlantic Tropical Experiment

GIEC - Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat

GMS - Geostationary Meteorological Satellite

GOES - Geostationary Operational Environmental Satellite

GPCC - Global Precipitation Climatology Center

GPCP - Global Precipitation Climatology Project

GPI - Global Precipitation Index

GPM - Global Precipitation Measurement

MO - Micro-onde

NASA - National Aeronautics and Space Administration

NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration

OMM - Organisation Mondiale de la Météorologie

PERSIANN - Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Network

PMW - Micro-onde Passive

PNUE - Programme des Nations Unies pour l'Environnement

PR - Precipitation Radar

SPP - Produit de Précipitation Satellitaire

SSMI - Special Sensor Microwave Imager

T_b - Température de brillance

TIROS-1 - Television Infrared Observation Satellite

TMI - TRMM Microwave Imager

TRMM - Tropical Rainfall Measuring Mission

TRMM-TMPA 3B42 - Tropical Rainfall Measuring Mission Multi-satellite Precipitation Analysis

VIRS - Visible Infrared Scanner

VIS - Visible

ZCIT - Zone de Convergence Intertropicale

1.1 Contexte de l'étude

1.1.1 Changement climatique mondial

Les nombreuses interrogations liées aux changements et à la variabilité climatique préoccupent depuis plusieurs années non seulement les scientifiques mais également les décideurs politiques en raison de leurs conséquences possibles immédiates et durables sur l'environnement. Le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) synthétise, sous forme de rapport, les travaux publiés de milliers de chercheurs analysant les tendances et les prévisions mondiales en matière de changement climatique. Ce groupe a été créé en 1988 par l'Organisation Mondiale de la Météorologie (OMM) et le Programme des Nations Unies pour l'Environnement (PNUE). Selon le GIEC la définition du changement climatique est *"la Variation de l'état du climat, qu'on peut déceler (par exemple au moyen de tests statistiques) par des modifications de la moyenne et/ou de la variabilité de ses propriétés et qui persiste pendant une longue période, généralement pendant des décennies ou plus. Les changements clima-*

tiques peuvent être dus à des processus internes naturels ou à des forçages externes, notamment les modulations des cycles solaires, les éruptions volcaniques ou des changements anthropiques persistants dans la composition de l'atmosphère ou dans l'utilisation des terres."

Les changements rapides et observables depuis le milieu du siècle dernier sont toutefois dus, en majorité, aux émissions anthropiques de gaz à effet de serre dans l'atmosphère (Satterthwaite, 2008; McDowell, 2008; Rosa and Dietz, 2012). D'autres conséquences de l'activité humaine influent également sur le système climatique, notamment l'émission de polluants et autres aérosols (Seinfeld and Pandis, 2016) et la modification des surfaces terrestres essentiellement générée par une urbanisation croissante (Satterthwaite, 2009) et la déforestation qui ne cessent de gagner du terrain (Malhi et al., 2008).

Les changements observés affectent totalement le système climatique, l'atmosphère, les océans, la cryosphère et les surfaces continentales (Stocker, 2014). Dans cette thèse, nous nous intéressons au cycle de l'eau et plus particulièrement aux précipitations.

De nos jours l'étude des précipitations est un des points clefs pour de nombreux secteurs tels que l'agriculture et l'agroalimentaire, l'industrie, les énergies, et bien d'autres. Par ailleurs, les disciplines scientifiques qui s'y intéressent sont vastes: ce sont essentiellement l'hydrologie, la climatologie, la météorologie, la modélisation, la télédétection etc. Elle ne concerne pas exclusivement le scientifique mais va beaucoup plus loin et intéresse l'économiste et l'humain, qui sont les témoins majeurs des changements climatiques. La caractéristique majeure des précipitations est leur forte variabilité spatiale et temporelle (Marengo, 1992, 1995; Espinoza Villar et al., 2009; Bovolo et al., 2012; Delahaye, 2013). Cette caractéristique représente

donc une menace pour l'homme. Observer la variabilité des précipitations permet de comprendre et connaître leurs évolutions, leurs tendances et leurs intensités. Prédire les précipitations est essentiel pour améliorer les connaissances dans le rôle qu'elles peuvent jouer sur les populations et l'économie lors de crues ou de sécheresses. Leur étude permet également d'améliorer la précision des modèles de prévision en affinant les données d'entrée de ces derniers. Une documentation précise des précipitations mondiales demeure l'un des principaux défis pour les scientifiques principalement en raison de leur grande variété spatiale et temporelle.

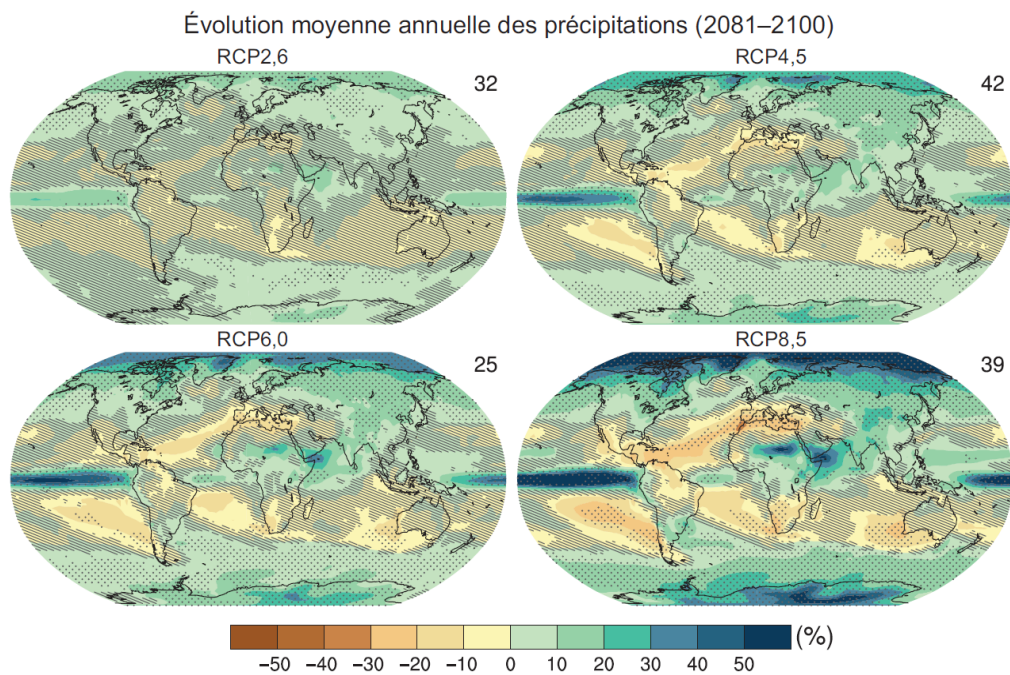
1.1.2 Changements observés sur les précipitations

Selon le dernier rapport du GIEC (Field et al., 2014; Stocker, 2014), les changements concernant le cycle mondial de l'eau en réponse au réchauffement global ne seront pas uniformes (Dore, 2005). A l'échelle mondiale les précipitations montrent une tendance à l'augmentation (Dore, 2005; Wentz et al., 2007; Lambert et al., 2008). Néanmoins le rapport du GIEC montre qu'il y aura un accroissement des différences de précipitation entre les régions humides et les régions sèches ainsi qu'entre les saisons humides et les saisons sèches.

La figure 1.1, tirée du dernier rapport du GIEC, montre l'évolution moyenne annuelle des précipitations sur la période 2081-2100 pour quatre scénarios relatifs à l'évolution de la concentration en gaz à effet de serre. Les quatre scénarios sont nommés d'après la gamme de forçage radiatif ainsi obtenue pour l'année 2100, (par exemple le scénario RCP2.6 correspond à un forçage de $+2,6 W/m^2$ pour l'année 2100) , le scénario RCP 2.6 étant le scénario le plus optimiste et RCP 8.5 le plus pessimiste.

Dans leur dernier rapport, le GIEC montre que les épisodes de précipita-

Figure 1.1 – Cartes des résultats multi modèles des quatre scénarios concernant l'évolution moyenne (%) des précipitations moyennes de 2081 à 2100 par rapport à la période 1986–2005. Le chiffre dans le coin supérieur droit donne le nombre de modèles CMIP5 utilisés pour calculer la moyenne multi modèle. Les hachures indiquent les zones où le signal moyen multi modèles est inférieur à un écart type de la variabilité interne. Les pointillés indiquent les zones où le signal moyen multi modèles est supérieur à deux écarts types de la variabilité interne et où 90% des modèles indiquent le même signe de variation. Cartes issues du dernier rapport du GIEC



tions extrêmes deviendront très probablement plus intenses et plus fréquents sur les continents à moyenne latitude ainsi que dans les régions tropicales humides (Allan and Soden, 2008; Field et al., 2014). Les changements à l'échelle de la circulation atmosphérique globale sont d'importants facteurs

du changement climatique à l'échelle locale (Held and Soden, 2006), car ils pourraient conduire à une modification plus ou moins grande du climat dans une région plutôt que dans une autre (Dai et al., 2001; Dore, 2005).

1.1.3 Changements observés en zone tropicale

En région tropicale, les précipitations sont le principal indicateur climatique déterminant l'hydrologie de surface et donc de l'activité anthropique. Dans ces zones intertropicales les modèles climatiques s'accordent sur une augmentation des précipitations moyennes saisonnières du côté équatorial de la Zone de Convergence Intertropicale, (ZCIT) et une diminution dans les zones subtropicales, y compris dans certaines zones comme l'Amérique centrale (Figure 1.1). Wentz et al. (2007) ont mis en évidence une augmentation des pluies moyennes sur les océans tropicaux. De plus Lau and Wu (2007) montrent une augmentation de l'occurrence des cumuls de précipitations de faibles intensités et de fortes intensités. Le GIEC estime avec un degré de confiance moyen que la zone de convergence de l'Atlantique Sud va se déplacer vers le sud, induisant une augmentation des précipitations dans le sud-est de l'Amérique du Sud et une diminution des précipitations juste au nord de la zone de convergence (Cassou and Guilyardi, 2007; Stocker, 2014).

1.1.4 Contexte géographique

La région du plateau des Guyanes, appelée également bouclier Guyanais, est une région d'Amérique du Sud délimitée au nord par l'Orénoque et au sud par l'Amazone (Hammond, 2005). Cette région de 2 287 859 km^2 s'étend sur six pays (Tableau 1.1) qui sont une partie de la Colombie et du Venezuela,

le Guyana, le Surinam, la Guyane Française et le Nord Brésil (Amapá, Roraima, Pará et Amazone).

Pays	Superficie (km^2)	% de la superficie	% de contribution au Plateau
Brésil	1,204,279	14.2	52.6
Colombie	170,500	16.4	7.5
Guyane Française	88,150	100	3.9
Guyana	214,980	100	9.4
Surinam	156,000	100	6.8
Venezuela	453,950	51.5	19.8
Plateau des Guyanes	2,287,859		100

Tableau 1.1 – Estimation de la surface du Plateau des Guyanes, et la contribution spatiale, en km^2 et en %, des différents pays appartenant au plateau des Guyanes. (Hammond, 2005)

Le bouclier Guyanais est une zone de roche ancienne formée au Précambrien (entre 2,5 et 1,9 milliard d'années). Elle se caractérise par un réseau hydrographique important, une forêt tropicale dense et primaire, et une faible densité de population. Cette zone représente 1,5% de la surface globale terrestre et 13% de la surface du continent Sud Américain (Hammond, 2005). Cette région, située en plein cœur de la zone tropicale, montre les intensités de précipitations mensuelles moyennes les plus importantes du continent (Figure 1.2).

1.1.5 Enjeux

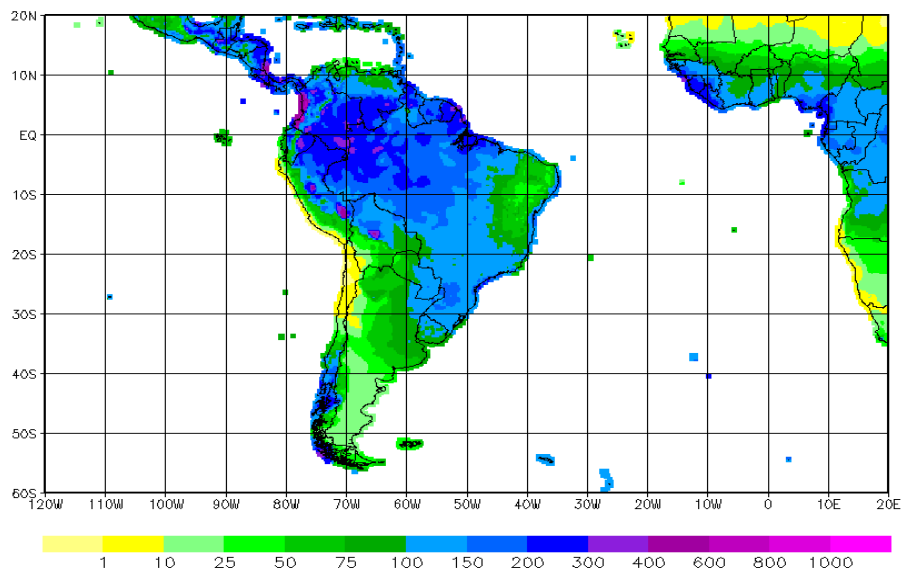
La faiblesse des équipements en pluviomètres in situ sur le plateau des Guyanes (Bovolo et al., 2009, 2012), rend très difficile la bonne compréhension des phénomènes hydro-climatiques à l'échelle régionale et locale . En Amérique du Sud le réseau pluviométrique, représenté sur la figure 1.3, est principalement localisé sur la côte littorale Brésilienne ainsi que sur la partie nord de la Cordillères des Andes jusqu'au littoral Vénézuélien. La figure 1.3 du bas montre un zoom de la région du plateau des Guyanes. Le réseau de pluviomètres y est peu dense et montre une grande disparité. La majorité des mesures s'effectuent sur le littoral et le long de l'Amazone. Dans les terres, le réseau est faible, suite aux difficultés d'installation et d'entretien des pluviomètres au cœur de la forêt amazonienne. L'enjeu principal est de pouvoir estimer au mieux les précipitations dans les régions non équipées en stations de mesures pour mieux appréhender localement leurs incidences sur les populations et l'économie.

C'est une région qui se heurte à une méconnaissance de la répartition spatio-temporelle précise des précipitations et des risques induits.

1.2 Les circulations atmosphériques tropicales

Le système Terre-Océan-Atmosphère est un système très actif. La sphéricité de la Terre induit une variation latitudinale de la radiation solaire incidente, avec un maximum de radiation à l'équateur et un minimum de radiation aux pôles. De ce fait le bilan radiatif du système terre est excédentaire à l'équateur et déficitaire aux pôles. De ce déséquilibre naissent des circulations atmosphériques et océaniques de grande échelle redistribuant de l'équateur vers les plus hautes latitudes cet excédent d'énergie (Reis and

Figure 1.2 – Représentation des estimations de précipitations mensuelles moyennes (en mm/mois) pour l'année 2015 en Amérique du Sud. Les données issues du GPCP (*Global Precipitation Climatology Project*) ont une résolution spatiale de 0.25° par 0.25° .

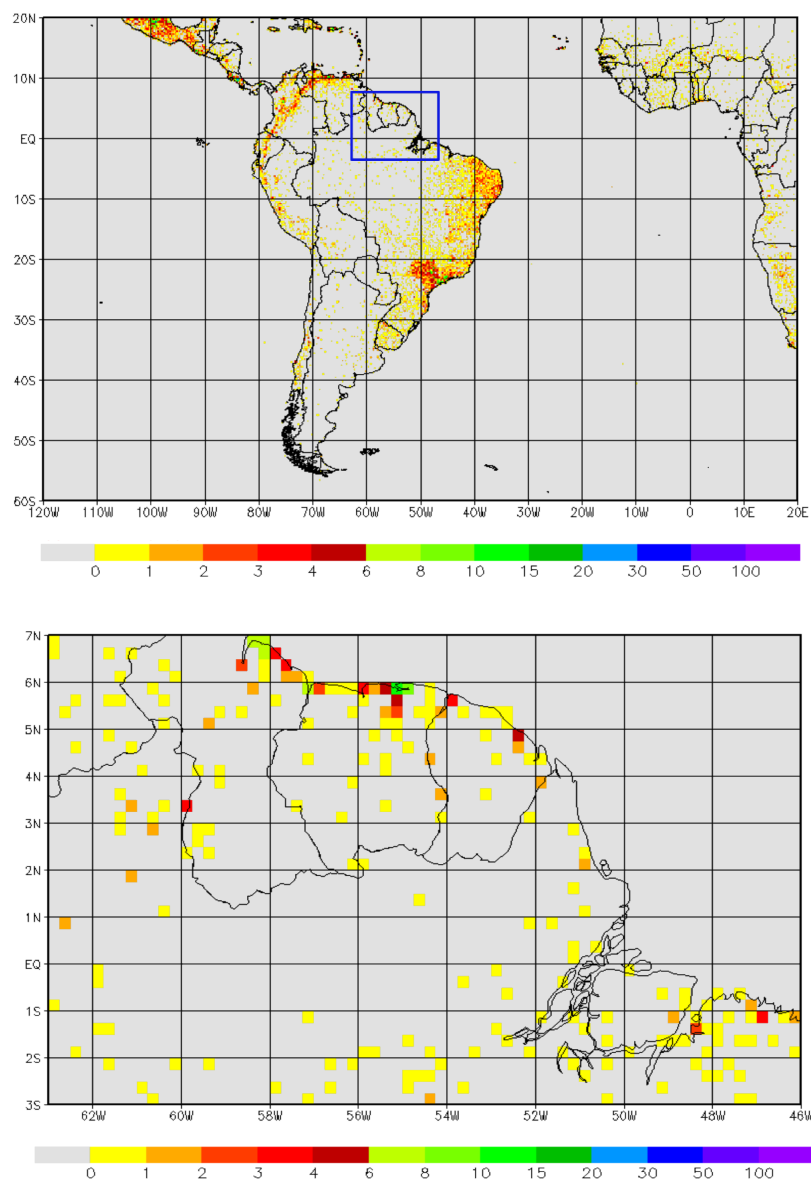


Bejan, 2006; Barry and Chorley, 2009). Trois grands types de cellules latitudinales redistribuent l'énergie de l'équateur vers les pôles (Figure 1.4). Nous nous concentrons sur la cellule de Hadley qui joue un rôle important dans l'apport des précipitations au niveau de la ceinture intertropicale (Marengo, 2004; Espinoza Villar et al., 2009).

1.2.1 Cellule de Hadley

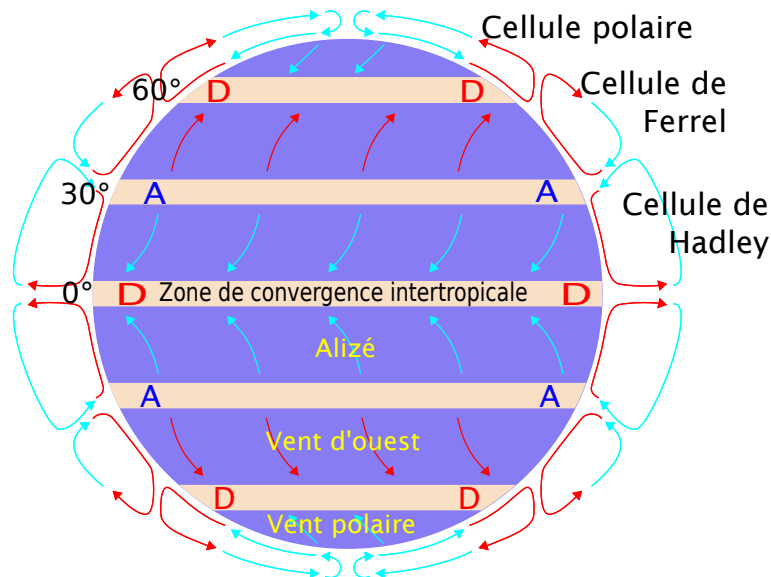
Entre les tropiques dominant des vents d'est réguliers et constants déviés par la force de Coriolis, appelés les alizés (Figure 1.4). Très chauds et secs,

Figure 1.3 – Cartographies représentant le nombre de stations in situ présents dans un pixel de 0.25° par 0.25° utilisées dans le GPCC (*Global Precipitation Climatology Center*) dans la version normale de 2015. La carte du haut représente les stations in situ d’Amérique du Sud. La carte du bas montre un zoom sur le plateau des Guyanes.



ils peuvent se charger d'humidité après de longs parcours océaniques. Les alizés du nord-est (hémisphère nord) et du sud-est (hémisphère sud) convergent l'un vers l'autre (Figure 1.4) et forcent l'air à s'élever dans la région équatoriale (Figure 1.5) (Schneider, 1977; Ronchail et al., 2002; Dima and Wallace, 2003; Mitas and Clement, 2006).

Figure 1.4 – Représentation synthétique de la circulation atmosphérique globale. De l'équateur aux pôles, la circulation atmosphérique peut être divisée en trois zones de circulation des vents. Elles sont respectivement composées des cellules de Hadley, des cellules de Ferrel et des cellules polaires. Ces grandes cellules de la circulation atmosphérique sont séparées par les anticyclones (A) et les dépressions (D). Dans chacune des cellules, les flèches bleues symbolisent les courants froids et les flèches rouges les courants chauds.



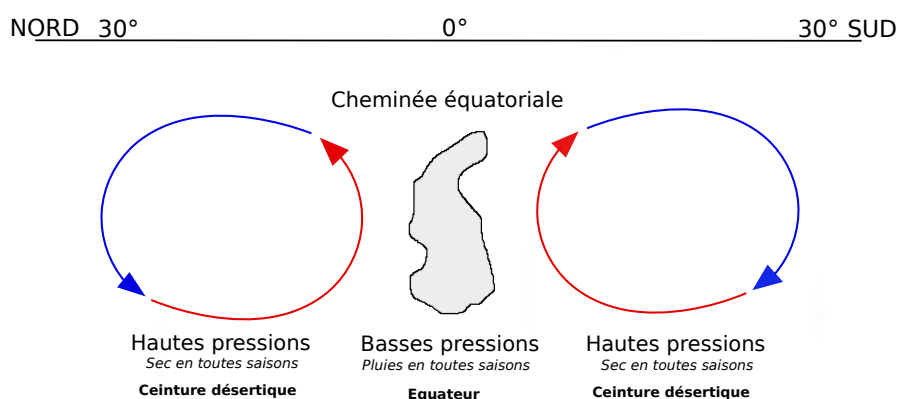
Les régions équatoriales constituent donc une zone de basses pressions. Les masses d'air humide soulevées par la convergence génèrent des nuages de type cumulonimbus et des précipitations intenses, c'est la ZCIT. A la

tropopause, vers 15 km d'altitude, ces masses d'air chaudes et humides, qui ont perdu une grande partie de leur humidité sous forme de précipitations, sont repoussées vers le nord (ou le sud) de l'équateur. Plus ces masses s'éloignent de l'équateur, plus la force de Coriolis augmente et dévie ces masses d'air. Ce déplacement vers les pôles refroidit les masses d'air par échange avec l'environnement. Cela les rend instables et les conduit à perdre de l'altitude. Lors de cette subsidence, l'air se réchauffe et son humidité relative diminue induisant une diminution des précipitations. Ce phénomène a lieu aux latitudes 30° , où se trouvent les régions subtropicales dominées par un régime anticyclonique, générateur d'un climat chaud et sec. Finalement, l'air anticyclonique se dirige vers l'équateur pour compléter le cycle. Dans la zone tropicale, les mouvements ascendants à l'équateur et subsidents près des tropiques (environ 30° S et 30° N) forment la circulation de Hadley (Figure 1.5). Ces types de cellules sont multiples autour de la Terre et ne sont pas alignées exactement avec l'équateur géographique mais plutôt avec l'équateur météorologique, défini comme le point au zénith du soleil. Cela conduit à une variation saisonnière vers le nord et le sud de la position de ces cellules, cet équateur météorologique correspondant à la ZCIT.

1.2.2 Zone de convergence intertropicale (ZCIT)

Les facteurs principaux contrôlant le climat en Amérique du Sud sont non seulement les zones de hautes pressions subtropicales au sud des océans Atlantique (anticyclone de Sainte Hélène) et Pacifique, incluant leurs oscillations saisonnières (Figure 1.6), mais également la zone de haute pression semi-stationnaire nord Atlantique (Anticyclone des Açores). Ces zones de hautes pressions déterminent l'emplacement des vents et des nuages et donc

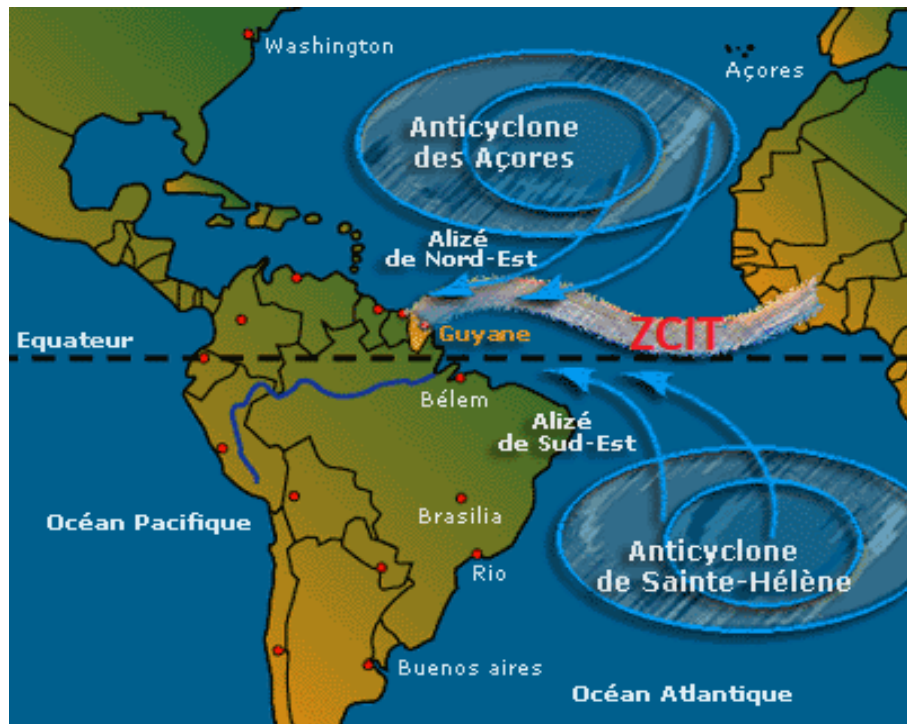
Figure 1.5 – Schéma représentant une coupe verticale de la cellule de Hadley. A l'équateur, l'air est soulevé à haute altitude dans une zone de basses pressions appelée la cheminée équatoriale. L'excédent d'énergie auparavant accumulé sous forme de chaleur et d'humidité par cet air est alors transporté vers les zones tempérées et se refroidit retombant ainsi à basse altitude.



de l'oscillation de la ZCIT. L'oscillation de la ZCIT (Figure 1.6) est responsable des variations de précipitations (Marengo, 1995; Espinoza Villar et al., 2009; Bovolo et al., 2012; Delahaye, 2013).

Variant en latitude, le déplacement de la ZCIT suit la position apparente du soleil avec un retard de 10 à 12 semaines, de même que la cellule de Hadley et les anticyclones maritimes. En Amérique du Sud, la ZCIT se trouve à sa position la plus septentrionale (10° N) entre août et octobre (Figure 1.7). Elle oscille ensuite vers le sud en décembre et janvier pour atteindre son maximum méridional en mars (Bovolo et al., 2012). Elle remonte entre mai et juillet en Guyane, apportant de fortes précipitations. La saison des pluies observée en Guyane entre décembre et janvier est plus courte et moins intense (Shaw, 1987; McGregor and Nieuwolt, 1998), avec des pluies qui pénètrent moins loin dans les terres.

Figure 1.6 – Schéma des principaux facteurs contrôlant le climat en Amérique du Sud. L'oscillation de la ZCIT en Amérique du Sud est contrôlée par deux anticyclones, l'Anticyclone des Açores dans l'Atlantique nord et l'Anticyclone de Sainte Hélène dans l'Atlantique sud.

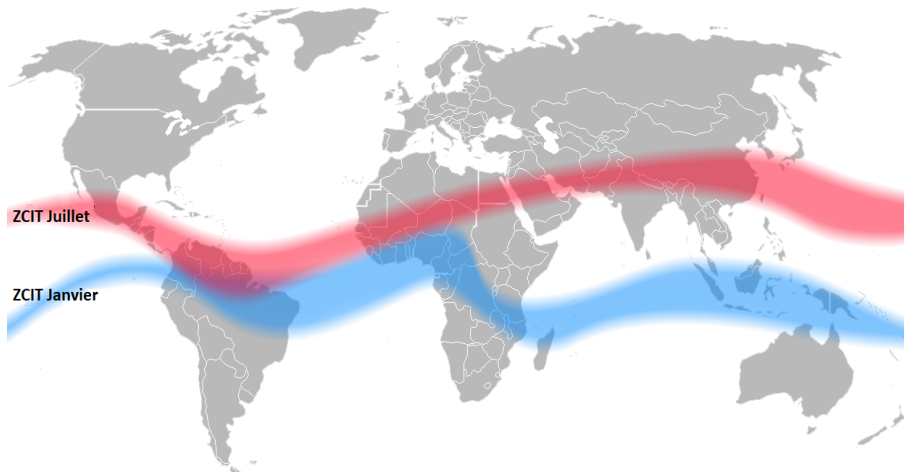


Les zones de subsidence se trouvent donc à 30° S et 30° N aux emplacements des anticyclones permanents (Sainte Hélène et Açores). Les vents entre ces deux anticyclones et les basses pressions équatoriales acquièrent progressivement une composante zonale d'est induite par la force de Coriolis qui sont les alizés. Ils alimentent en chaleur sensible et surtout en chaleur latente la ZCIT. Ainsi la zone de convergence intertropicale est le lieu de la convergence des ces alizés.

Les forêts tropicales ont une fonction cruciale dans ces circulations atmosphériques. L'évaporation libère l'eau contenue dans les arbres et participe

à la formation de nuages qui vont libérer de l'énergie en tant que chaleur latente aidant à diriger la circulation atmosphérique générale (Osborne et al., 2004). Ces forêts tropicales sont donc responsables de la formation de précipitation sur de vastes espaces géographiques (Zhang et al., 1996; Wang and Fu, 2007; Ramos da Silva et al., 2008; Hasler et al., 2009).

Figure 1.7 – Position de la zone de convergence intertropicale en janvier (bleu) et en juillet (rouge).



Près de 60% des précipitations globales ont lieu dans les régions tropicales et équatoriales. Ce volume d'eau n'est pourtant fourni que de manière saisonnière. Les précipitations résultent donc d'un phénomène fortement variable dans l'espace et le temps. Ces précipitations ont un impact important sur les populations et l'environnement, et donc une valeur sociétale et économique forte. La mesure des précipitations présente un intérêt crucial dans la gestion des ressources en eau.

1.3 Les systèmes d'observation de précipitations au sol

Les systèmes d'observation des précipitations au sol se divisent principalement en trois types de mesures : les pluviomètres, les disdromètres et les radars. Les pluviomètres sont les références des précipitations observées et ne mesurent que le volume de précipitation tombée au sol. Les disdromètres estiment non seulement la quantité de pluies mais également la taille des hydrométéores. Les radars quant à eux, repèrent les précipitations, calculent leur déplacement et déterminent leur type (pluie, neige, grêle ...) grâce à la rétrodiffusion de l'écho qu'ils émettent. Dans cette thèse la source des données observées provient exclusivement des pluviomètres.

La principale contrainte des pluviomètres est que la mesure n'est représentative que de l'endroit précis où est installé l'appareil. La mesure obtenue au pluviomètre n'est donc pas caractéristique des précipitations d'une région entière. En effet les taux de précipitation varient de façon importante d'un endroit à un autre et notamment dans les régions tropicales davantage soumises aux pluies convectives très localisées. A cette principale contrainte il faut ajouter les erreurs de mesures qui peuvent être de différentes natures pour les pluviomètres (Roca et al., 2010). La première source d'erreur identifiable est une erreur de mesure liée aux problèmes sur l'instrument. Il existe également des sources d'erreurs intrinsèques. Le vent et la température sont les principaux facteurs d'erreurs liées aux pluviomètres. Lors de faibles intensités où lors de précipitations neigeuses, les hydrométéores suivent le flux du vent, précipitent plus loin et forment un angle avec le collecteur produisant un taux de collecte inférieur. Dans cette situation les erreurs sont dépendantes de la taille de l'hydrométéore et du vent. Les plus

grandes erreurs sont obtenues lorsque les pluies ont une plus grande fraction de gouttelettes et pour une forte vitesse de vent (Nešpor et al., 2000). En ce qui concerne la température il existe des erreurs liées tant lors de fortes ou faibles températures. Lorsque l'air ambiant est chaud cela peut provoquer une évaporation de l'eau dans le collecteur, mais également une évaporation d'une goutte d'eau qui, en s'écoulant vers l'entonnoir, crée une friction et se réchauffe. Dans ces conditions le volume d'eau collecté est donc inférieur au volume d'eau précipité. Par ailleurs la chaleur dilate le volume d'eau dans le collecteur augmentant le volume d'eau dans le pluviomètre. A l'inverse, à faible température, les précipitations sous forme de neige ou de grêle peuvent boucher l'entonnoir et créer un délai entre le moment où elles précipitent et celui où elles sont mesurées. Ce délai fausse l'horaire de début et de fin de la précipitation qui sera retardé par rapport à la réalité. Il existe d'autres sources d'erreurs telles que la défaillance mécanique ou électrique du pluviomètre, la réduction de la sensibilité due aux faibles précipitations ou encore la possibilité de blocage partiel ou total du collecteur par un élément biologique. Néanmoins les sources d'erreurs sont relativement bien connues, prises en compte et corrigées.

1.4 Les estimations des précipitations par satellites

1.4.1 Instruments de mesures satellites

Le satellite d'observation télévision infrarouge TIROS-1 est le premier satellite météorologique à avoir été lancé et opérationnel. Depuis, des dizaines de satellites ont été mis en orbite, à différentes altitudes, afin d'étudier la

météorologie et la climatologie. La figure 1.8 est l'exemple des satellites opérationnels en 2016 pour l'observation météorologique.

1.4.1.1 Les satellites Géostationnaires

Les satellites géostationnaires sont des satellites placés en orbite circulaire dans le plan équatorial à une altitude d'environ 36000 km (Figure 1.9). Ces satellites semblent immobiles par rapport à un point terrestre mais en réalité ils tournent à la même vitesse que la Terre. Ils ont une période de révolution de 24 heures (23h56 min et 4 sec en réalité). Leur très haute altitude offre l'avantage d'un champ de vision très large (environ 1/3 de la planète) et toujours identique de la surface de la Terre. Néanmoins, le fait que leur champ de vision n'aille pas jusqu'aux hautes latitudes représente un inconvénient ($>60^\circ$ latitudes). Pour les compléter, ce sont d'autres satellites à orbite basse (incluant les orbites polaires) qui passent au dessus de ces zones de hautes latitudes.

Ces satellites géostationnaires sont généralement des satellites de télécommunications ou météorologiques. L'orbite géostationnaire devient encombrée par le nombre de satellites présent. Lorsqu'un satellite n'est plus opérationnel, il est mis en orbite de rebut nommée orbite poubelle se situant au minimum à 230 km au dessus de l'orbite géostationnaire. Il laisse donc la place pour un autre satellite.

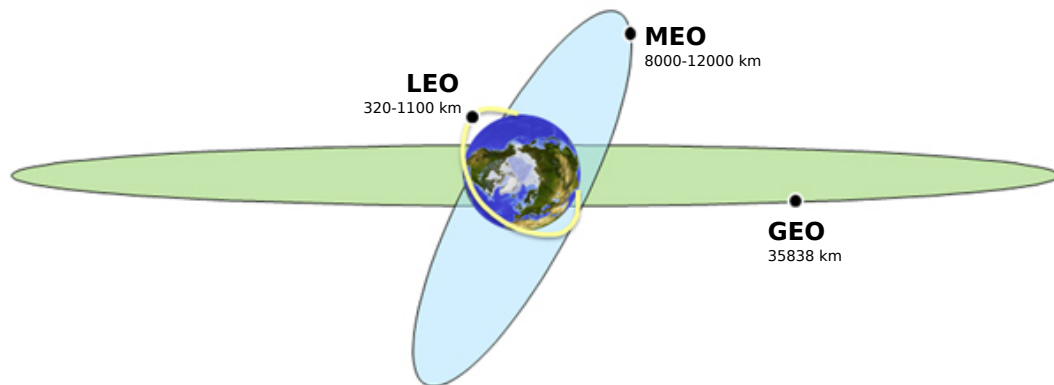
1.4.1.2 Les satellites à orbite basse

La plupart des satellites à orbite basse (LEO) sont en orbite entre 320 et 1100km d'altitude (Figure 1.9). Ces satellites peuvent être placés en orbite polaire ou quasi polaire (altitude d'environ 700 km et inclinaison près de 90°) et héliosynchrone (altitude entre 600 et 1000 km), la période de

Figure 1.8 – Système mondial d’observation météorologique, source NOAA. En bleu les satellites sur orbite géostationnaire, en rouge les satellites sur orbite quasi polaire.



Figure 1.9 – Principales orbites circulaires. Les différentes orbites (LEO, MEO, GEO) sont fonction de l'altitude (basse moyenne ou haute) du satellite.



révolution du satellite étant identique à la période de révolution du soleil. En d'autre terme un satellite placé en orbite héliosynchrone repasse toujours au dessus d'un point donné à la surface de la terre à la même heure solaire. Les avantages de ces satellites sont qu'à cette altitude leur période est de l'ordre d'une centaine de minutes, et, tournant relativement vite autour de la terre, ils pourront donc effectuer plusieurs orbites par jour. De plus ils ne survolent pas uniquement un seul point sur le globe mais des bandes beaucoup plus larges permettant de recouvrir la surface de la terre en plusieurs orbites.

1.4.1.3 Les satellites de recherche et développement

Il existe un type de satellite appelé « recherche et développement », qui permet l'étude d'un domaine scientifique précis en fonction des capteurs et des instruments de mesures embarqués. Ces domaines peuvent être l'étude des océans (salinité, température de surface...), des surfaces continentales (végétation, radiation...), de la météorologie (terrestre, océanique et spa-

tiale), etc. Pour exemple, la mission de mesure des précipitations tropicales: TRMM est le premier satellite dédié entièrement aux précipitations tropicales (Figure 1.10). Ce satellite, lancé le 27 novembre 1997, embarque cinq capteurs et instruments de différentes natures afin d'observer les précipitations et les événements météorologiques. Ce satellite est entré dans l'atmosphère terrestre le 15 juin 2015. Le successeur de cette mission TRMM est le GPM (*Global Precipitation Measurement*). Le satellite GPM est lancé le 28 février 2014 et mesure, tout comme TRMM, les précipitations. Cependant et contrairement à son prédécesseur, le GPM observe les très faibles intensités et les chutes de neige des hautes et moyennes latitudes.

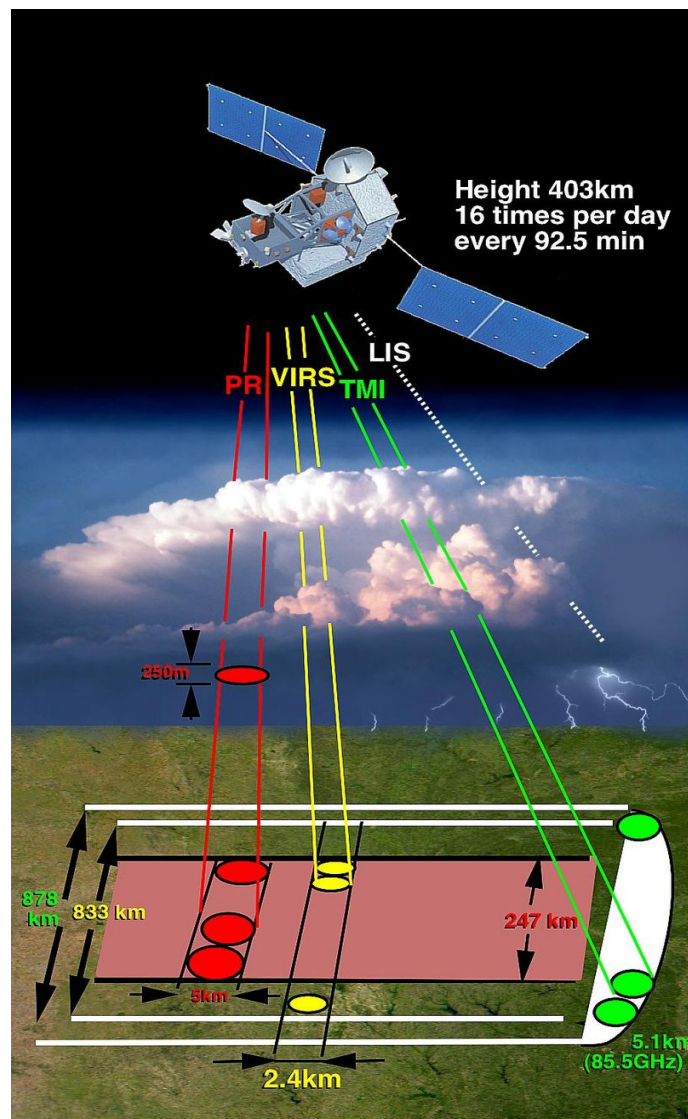
1.4.2 Principes d'estimations

Les méthodes utilisées pour calculer les précipitations à partir de radiances mesurées par les satellites sont basées sur le visible (VIS), les infrarouges (IR), les micro-ondes actives (AMW), les micro-ondes passives (PMW), et les approches infrarouges/micro-ondes combinées.

1.4.2.1 Le visible (VIS)

Le domaine du visible a des longueurs d'ondes qui varient entre 0.4μ et 0.8μ . Dans cette partie du spectre toute l'énergie observée par les satellites sera due à la radiation solaire réfléchi par les surfaces observées. Les nuages réfléchissent fortement dans le visible, mis à part certains nuages comme les cirrus qui sont semi-transparentes. Les sommets des nuages apparaissent plus brillants que les surfaces terrestres, la brillance dépend donc de l'épaisseur du nuage. La nature de la surface du nuage affecte également la mesure dans le visible. Un sommet nuageux rugueux est caractéristique des nuages à forte ascendance, contrairement aux nuages à surfaces lisses. Enfin, le domaine du

Figure 1.10 – Schéma montrant la taille et la position des régions observées par les différents instruments embarqués dans le satellite TRMM. Ces instruments sont le radar météorologique (PR), le scanner visible et infrarouge (VIRS), l'imageur micro-ondes (TMI), le détecteur de foudre (LIS) et enfin le capteur de radiation terrestre (CERES).



proche Infrarouge fournit également une précision sur la microphysique du nuage. L'inconvénient du visible est la dépendance au rayonnement solaire. Les mesures de nuit se révèlent de facto impossibles.

1.4.2.2 L'infrarouge (IR)

Le domaine de l'infrarouge comprend des longueurs d'ondes allant de 0,8 à 1000 μ (=1mm). Les IR estiment les précipitations grâce à la mesure de températures au sommet du nuage. Contrairement au visible cette technique fonctionne de nuit. Le principe repose sur le fait suivant: plus le sommet du nuage est froid, plus il se développera verticalement et donc génèrera des taux de précipitations importants. Cependant c'est une relation indirecte qui varie en fonction des systèmes pluvieux (Arkin, 1979; Arkin and Meisner, 1987).

Les avantages des IR sont le fort échantillonnage temporel (toutes les 15 minutes), la fine résolution spatiale (<3km), et la large couverture lorsqu'ils sont utilisés à partir de satellites géostationnaires. Ils présentent néanmoins quelques inconvénients. Par exemple, lors de systèmes nuageux multicouches, une couche nuageuse non précipitante peut se situer sur une couche précipitante, empêchant les IR d'apercevoir la couche précipitante alors qu'au sol la pluie tombe. Autre souci; les cirrus sont des nuages froids mais non précipitants qui vont influencer sur les infrarouges par leur température très froide, ces derniers considérant alors ces nuages comme précipitants. C'est dans ce type de contexte qu'interviennent le visible et le proche infrarouge pour définir la caractéristique physique du nuage et démontrer que le cirrus ne donnera pas de pluie. Le dernier problème à mettre en exergue est la relation entre la température du sommet du nuage et les volumes de précipitations au sol qui est fortement dépendante de la saison

et de la localité. Il existe des méthodes opérationnelles pour faire face à cette variabilité comme l'indice de précipitations globales (GPI) développé par Arkin and Meisner (1987). Il existe également la technique convective/stratiforme de Adler and Negri (1988) et l'Hydroestimator de Scofield and Kuligowski (2003). L'approche alternative existante est l'utilisation de clusters. Les systèmes nuageux sont organisés en différentes échelles espace-temps, de quelques mètres à une centaine de kilomètres et de quelques minutes à plusieurs jours. En clustérisant les systèmes nuageux semblables, les observations montrent la presque linéarité des relations entre clusters espace-temps. Dans les tropiques, il a été prouvé que le rayon du nuage était linéaire à son temps de vie.

1.4.2.3 Les micro-ondes (MO)

Les micro-ondes sont un domaine spectral compris entre des longueurs d'ondes de 30 cm à 1mm. Les nuages et les précipitations émettent, absorbent et diffusent les radiations. Les capteurs micro-ondes peuvent mesurer l'émission thermique nette émanant du haut de l'atmosphère (PMW) ou mesurer la puissance rétrodiffusée par une série d'impulsions transmises (AMW). Les radiations micro-ondes émises depuis la surface de la terre interagissent avec les constituants de l'atmosphère. Les radiomètres mesurent l'intensité radiative thermique émise par le sommet des nuages et cette intensité est interprétée sous forme de température dite de « brillance ». La température de brillance (T_b) est reliée à la température réelle du corps (température de surface) et à son émissivité ϵ (coefficient que traduit sa capacité à émettre ou absorber l'énergie radiative) :

$$T_b = \epsilon \times T_{surface} \quad (1.1)$$

Lorsque la taille des hydrométéores est de l'ordre de grandeur ou plus grande que la longueur d'onde du rayonnement, alors la diffusion de Mie se produit. Cela signifie que l'absorption par les gouttes d'eau est importante aux basses fréquences (19 à 36,5 GHz) alors que l'on a une diffusion par les cristaux de glace aux fréquences plus élevées (85GHz).

Selon la surface d'émissivité, la contribution relative du signal de l'hydrométéore affectée au signal global reçu peut être petite et l'émission de surface peut dominer, c'est le cas au dessus des terres.

En effet les surfaces en eau sont caractérisées par une énergie dans les micro-ondes deux fois plus faible que celle spécifiée par la loi de Planck, c'est-à-dire que la température des surfaces est radiométriquement froide (émissivité de 0,3 à 0,7). La présence de précipitation liquide produit un réchauffement de la température. Sur les surfaces terrestres l'énergie émise est d'environ 90% de leurs températures réelles (émissivité de 0,9 à 1). Le radiomètre enregistre alors des températures plus chaudes qu'au dessus des océans. Il est donc plus difficile de détecter les précipitations au dessus des surfaces terrestres par manque de contraste des températures. Pour cela, on observe dans les hautes fréquences une forte dispersion dans toutes les directions des particules de glace au sommet du nuage. Seule une partie du rayonnement diffusé par le sommet est captée. La réduction du signal capté permet alors d'identifier les surfaces terrestre précipitantes (plus froides) des surfaces terrestres non précipitantes (plus chaudes). Cependant les capteurs micro-ondes ont des inconvénients. Le premier est la faible résolution spatiale et temporelle. En effet, afin de maintenir une taille d'antenne raisonnable, les capteurs à bord des satellites LEO ont une résolution spatiale grossière (5-60 km), et un champ de vision restreint, limitant donc les temps de revisite à un endroit donnée. Le deuxième inconvénient est le «

beam filling effect ». Ce terme est employé pour caractériser un biais résultant de l'hétérogénéité des précipitations sous-pixel. Il est effectivement difficile de quantifier cette hétérogénéité, avec pour conséquence des taux de précipitations différents.

1.4.3 Techniques d'assemblage IR et PMW

Depuis les années 2000 les avancées technologiques spatiales ont permis une meilleure compréhension dans différents domaines, principalement dans le domaine météorologique. Débuté en 1967, le GARP (*Global Atmospheric Research Program*), mené par l'OMM et le Conseil international pour la science (ICSU) a pour objectif de mieux appréhender les circulations atmosphériques et d'améliorer les techniques d'estimation des précipitations.

En 1974, lors du GATE (*GARP Atlantic Tropical Experiment*), les premières mesures des précipitations dérivées des capteurs des satellites météorologiques sont évaluées. En météorologie spatiale, suivant la fréquence du capteur, on peut déterminer le contenu en eau liquide des nuages (domaine spectral du visible), l'altitude des nuages (imageur IR), la teneur en vapeur d'eau, eau liquide et glace dans le nuage (PMW). Ces données d'entrée dans les techniques d'estimations des précipitations peuvent être utilisées séparément ou combinées. Dans ce dernier cas, on parle de techniques d'estimations des précipitations multi sources. Adler et al. (1993) ont été les premiers à combiner avec succès les avantages de deux instruments en utilisant à la fois les micro-ondes et les infrarouges. Depuis, de nombreux algorithmes combinant les PMW et les IR sont créés et répertoriés (Sorooshian et al., 2000; Huffman et al., 2001; Joyce et al., 2004; Levizzani et al., 2007; Kidd et al., 2009; Kidd and Huffman, 2011).

Les produits satellitaires multi-sources utilisent à la fois des données

infrarouges et des données de micro-ondes combinées à partir des différents satellites opérationnels. La combinaison VIS/IR et PMW est l'occasion de combiner le bon échantillonnage (VIS/IR) avec de meilleures extractions (PMW) pour non seulement fournir de meilleures estimations, mais aussi estimer avec une meilleure résolution spatiale et temporelle. Les micro-ondes passives calibrées par les infrarouges reposent sur la capacité des PMW à capturer les précipitations (les caractéristiques) et, pour les IR, à suivre la distribution des précipitations.

Plusieurs algorithmes ont été créés afin d'estimer les précipitations, avec des fiabilités variables selon le produit (Sorooshian et al., 2000; Huffman et al., 2001; Joyce et al., 2004; Levizzani et al., 2007; Kidd et al., 2009; Kidd and Huffman, 2011). De plus ces produits ont été comparés dans plusieurs régions avec des régimes de précipitations différents comme en Amérique du Sud (Negri et al., 2000; de Angelis et al., 2004; Collischonn et al., 2008; Dinku et al., 2010b; Vila et al., 2009; Rozante et al., 2010; Pereira Filho et al., 2010; Delahaye, 2013; Zulkaffi et al., 2014), en Afrique (Asadullah et al., 2008; Jobard et al., 2011; Roca et al., 2010; Dinku et al., 2010a; Thiemig et al., 2012) au Etat Unis (Joyce et al., 2004; Ebert et al., 2007; Sapiano and Arkin, 2009; Shepherd et al., 2014; Qiao et al., 2014) ou bien même en Chine (Yong et al., 2014), en Iran (Katiraie-Boroujerdy et al., 2013) ou encore en Méditerranée (Lo Conti et al., 2014).

1.5 Les produits d'estimation satellitaires

1.5.1 TRMM TMPA 3B42 RT et V7

L'algorithme TRMM-TMPA 3B42 (*Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis*), développé par la NASA (*National*

Aeronautics and Space Administration), est un produit d'estimation des précipitations issu de la mission TRMM qui combine des données satellites et des données au sol (Huffman et al., 2007; Huffman and David T. Bolvin, 2013; Yong et al., 2012, 2013, 2014). Les sources d'infrarouges pour TRMM-TMPA 3B42 V7 sont issues des satellites géostationnaires opérationnels d'étude de l'environnement (GOES) Ouest et Est, du satellite météorologique géostationnaire (GMS), des satellites METEOSAT-5 et METEOSAT-7 et du satellite à orbite polaire NOAA-12 (*National Oceanic and Atmospheric Administration*). Les sources des PMW sont issues des radiomètres présents dans les satellites à orbites basse TMI, SSMI (*Special Sensor Microwave Imager*), AMSU (*Advanced Microwave Sounding Unit*), et AMSR (*Advanced Microwave Scanning Radiometer*).

Il existe deux jeux de données issus de l'algorithme TRMM-TMPA 3B42: le premier est TRMM-TMPA 3B42 V7 qui est la version recherche, disponible environ deux mois après l'observation. Le second est TRMM-TMPA 3B42 RT qui est la version en temps réel, disponible environ 6 à 9h après l'observation, mais qui ne prend pas en compte les données au sol. Durant ces 10 dernières années l'algorithme TRMM-TMPA 3B42 a subi trois mises à jour importantes dues aux nouveaux capteurs utilisés par l'algorithme (Yong et al., 2014).

L'algorithme 3B42 s'exécute en 4 étapes (Thiemig et al., 2012) : 1) les estimations de précipitation des PMW sont calibrées et combinées, 2) les estimations de précipitations IR sont générées en utilisant les données calibrées des PMW, 3) Les données IR et PMW sont combinées, et 4) rééchantillonnées sur une base mensuelle en utilisant les données de pluviomètres (Huffman et al., 2007). En outre TRMM-TMPA 3B42 utilise des estimations de précipitations provenant directement des données PMW chaque fois qu'elles sont

disponibles, et insère les données IR lorsque les PMW ne sont pas disponibles (Pereira Filho et al., 2010). Les données en sortie de l'algorithme TRMM-TMPA 3B42 ont une résolution temporelle de 3 heures avec des valeurs de taux de précipitations en mm/h. La zone géographique couverte s'étend de la latitude 50 ° S à 50 ° N pour 3B42V7 et de 60 ° S à 60 ° N pour 3BR2RT pour une grille de résolution spatiale de 0.25 ° x 0.25 ° . Les données du produit sont disponibles depuis le 1er janvier 1998 jusqu'à aujourd'hui pour 3B42 V7 et du 1er mars 2000 à aujourd'hui pour 3B42 RT.

1.5.2 PERSIANN

Le développement de l'algorithme PERSIANN (*Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Network*) par le CHRS (*Center for Hydrometeorology and Remote Sensing*) a connu plusieurs évolutions (Hsu et al., 1997, 1999; Sorooshian et al., 2000). L'algorithme est basé sur une procédure de classification utilisant un réseau neuronal artificiel. Les données en entrée sont les températures de brillance mesurées à partir des canaux IR (10,2 - 11,2 μm) des images satellites géostationnaires GOES -8, -10, -12, GMS-5, METEOSAT-6 et METEOSAT-7 fournies par la NOAA.

Le produit TMI 2 A12, mesurant le taux de précipitations instantané issu des données TRMM-TMPA, est utilisé dans la phase d'apprentissage du réseau neuronal. La précision est améliorée par ajustement des paramètres réseau à l'aide des estimations de précipitations de TMI. Le système opère en 2 modes : le mode de simulation qui génère un taux de précipitations de sorti régulier et un mode de mise à jour qui améliore la qualité du produit (Hsu et al., 1997; Hong, 2005). En outre PERSIANN utilise une approche du réseau neuronal, à la fois pour ajuster statistiquement les taux de précipitations dérivés des IR et pour imiter le comportement des estimations

dérivées des PMW. Dans cette technique les estimations finales sont directement dérivées des IR et les taux de pluies suivants sont contraints d'être compatibles avec les caractéristiques de précipitations dérivées des PMW (Pereira Filho et al., 2010).

Les précipitations mesurées toutes les 30 minutes sont agrégées aux précipitations cumulées de 3 (et 6) heures (unité: $\text{mm}\cdot\text{3h}^{-1}$). Les données de sortie ont une résolution spatiale de $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ et une résolution temporelle de 3 (et 6) heures. La zone géographique couverte par l'algorithme s'étend de la latitude 60° N à 60° S et le produit est disponible depuis le 2 mars 2000 jusqu'à aujourd'hui.

1.5.3 CMORPH

Le Centre de Prédiction Climatique (CPC) de la NOAA (Joyce et al., 2004; Kummerow et al., 2001; Ferraro, 1997; Ferraro et al., 2000) a développé un produit d'estimation de précipitations satellitaires CMORPH (*CPC MORPHING technique*). Le produit satellitaire CMORPH utilise des estimations de précipitations qui ont été dérivées à partir d'observations satellitaires de PMW. Les données IR, issues des satellites géostationnaires GOES-8 et -10, Meteosat-5 et -7 et GMS-5, sont utilisées en tant que vecteur de propagation des caractéristiques des précipitations mesurées par les PMW pendant les périodes où ces données ne sont pas disponibles à un endroit donné.

CMORPH mélange les IR et les PMW en deux étapes : 1) les vecteurs de mouvement atmosphérique issus de deux images IR successives sont générés toutes les 30 min, 2) le champ de mouvement dérivé est utilisé pour propager les estimations de précipitations issues des différentes sources de micro-onde. Quantitativement, les estimations de précipitations sont basées uniquement sur les données PMW, les données IR ne sont pas utilisées pour estimer

les précipitations mais plutôt pour obtenir un champ de mouvement qui est utilisé pour propager les estimations dérivées des PMW. Les IR sont considérées comme un interpolateur spatial et temporel (Pereira Filho et al., 2010; Thiemig et al., 2012). Le produit CMORPH V1.0 est disponible depuis le 1er janvier 1998 en données tri-horaire, en résolution spatiale de $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ avec une couverture globale de 60° N à 60° S .

1.6 Objectif de la thèse

L'objectif de la thèse est de contribuer à l'amélioration des connaissances des précipitations sur le plateau des Guyanes par l'utilisation des données satellites. La thèse se propose de répondre à trois questions principales:

- Q1: Comment les produits d'estimation de précipitations satellitaires identifient et quantifient la dynamique temporelle et les hétérogénéités spatiales des précipitations sur le Plateau des Guyanes ?
- Q2: Comment améliorer la qualité des données satellitaires de précipitations sur différentes aires hydro-climatiques ?
- Q3: Quelle méthodologie employer pour corriger le biais de TRMM-TMPA 3B42V7 sur une plus large échelle ?

1.7 Méthodologie et plan de la thèse

Afin de répondre aux problématiques énoncées dans la section précédente, nous avons fait le choix de structurer les études réalisées dans le cadre de cette thèse en trois parties.

Les travaux du chapitre 2 comparent les produits d'estimations satellitaires de précipitations sur 93 stations in situ présentes dans la région Guyane et nord Brésil. La comparaison est effectuée entre quatre produits d'estimations satellitaires. L'analyse est réalisée à l'échelle journalière et mensuelle et basée sur différentes intensités de précipitations et différents régimes hydro-climatiques. La comparaison s'effectue à l'aide de critères statistiques qualitatifs et quantitatifs. L'objectif étant d'identifier et quantifier les différences entre produits en termes de dynamique et d'intensité temporelle, mais également en terme d'hétérogénéité spatiale.

Dans le chapitre 3, nous proposons d'améliorer les estimations de précipitations du produit TRMM-TMPA 3B42 V7 à l'aide d'une méthode de correction de biais, le quantile mapping. En effet à l'échelle du plateau des Guyanes, TRMM-TMPA 3B42 V7 montre des estimations de précipitations raisonnablement bons. Ces estimations sont dégradées après l'application de la correction. L'objectif est de démontrer l'importance de considérer les différents régimes hydro-climatiques dans la correction des données satellites.

Le chapitre 4, analyse l'impact de la résolution temporelle des données utilisées sur la qualité de la correction et sur l'étendue spatiale des pixels potentiellement corrigibles. Ce chapitre évalue la capacité de notre méthode de correction QM à corriger sur une large échelle le biais des données TRMM-TMPA 3B42 V7 en vue de rendre l'exploitation de ce SPP pertinente pour différentes applications hydrologiques.

Ce document de thèse est rédigé sous forme de chapitres. Les chapitres 2, 3 et 4 correspondent à des articles acceptés ou en cours de soumission dans une revue internationale avec comité de lecture.

Évaluation de la performance des produits d'estimation de précipitations satellitaires

L'étude des précipitations sur le Plateau des Guyanes est peu abordée dans la littérature scientifique. Les premières études qui ont essayé de combler ce vide sont les travaux de Bovolo et al. (2010, 2012). Dans ces études, ils utilisent les données de réanalyse ERA-40 de résolution spatiale 1.125° pour représenter les distributions spatiales et temporelles des précipitations au Guyana, Surinam et en Guyane Française à l'échelle journalière, mensuelle et saisonnière. Les résultats, montrent une grande variabilité spatiale des précipitations et indiquent, l'importance de prendre en compte les détails régionaux qui peuvent être masqués sur de très grandes zones géographiques. En conclusion cette étude insiste sur la nécessité d'utiliser une approche régionale pour améliorer le suivi des précipitations dans cette région du monde.

La difficulté avec les données de réanalyses ERA-40 utilisées dans les travaux de Bovolo et al. (2010, 2012), c'est qu'elles ne sont disponibles que de septembre 1957 à août 2002. Depuis les années 2000 il existe un nouvel ensemble de données de précipitations qui utilise des mesures obtenues

par des capteurs satellitaires couramment appelé les produits d'estimations satellitaire (SPP). Ces SPP ont une résolution spatiale et temporelle bien meilleures que les réanalyses ERA-40 puisqu'elles proposent une résolution spatiale de $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ et une résolution temporelle toute les 3 heures. Dans le cadre de notre thèse nous avons choisi quatre produits les plus couramment utilisés et qui offrent une couverture globale en zone tropicale; TRMM TMPA (*Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis*) V7 (*Version 7*) and RT (*Temps réel*); CMORPH (*Climate Prediction Center (CPC) MORPHing technique*) et PERSIANN (*Precipitation Estimation from Remotely-Sensed Information using Artificial Neural Network*).

Plusieurs études ont déjà comparé ces SPP aux réseaux de pluviomètres dans les zones tropicales. En Amazonie, Delahaye (2013) compare les SPP et montre que TRMM-TMPA 3B42 dans la version antérieure (V6) présente des résultats globaux meilleurs que PERSIANN et CMORPH. Collischonn et al. (2008), analysent saisonnièrement le produit TRMM-TMPA 3B42 V7 au sein d'un sous bassin versant en Amazonie. Les auteurs montrent que l'efficacité des produits est dépendante de la saison. Franchito et al. (2009), comparent en fonction des saisons TRMM PR aux données in situ pour 5 régions au régime climatique différent à travers le Brésil. Ils concluent également que les erreurs des SPP sont sensibles à la saison mais aussi au régime climatique. Enfin Satgé et al. (2016), comparent 9 SPP sur le Plateau Andin et observent que les pixels satellites terrestres et les pixels satellites côtiers montrent des résultats différents en terme d'erreur d'estimation de précipitation; conduisant à effectuer la comparaison des SPP en évaluant séparément la performance de ces derniers sur les deux types de surface.

La motivation première de ce travail réside dans la comparaison des SPP

qui n'a jamais été réalisée sur le plateau des Guyanes. La motivation seconde, appuyée par les travaux de Franchito et al. (2009); Bovolo et al. (2010, 2012); Satgé et al. (2016), est de montrer que les phénomènes locaux dans cette zone ne sont pas négligeables et que la sensibilité des SPP à estimer ces phénomènes doit être analysée en réduisant la fenêtre de l'analyse spatiale selon une approche basée sur les différences hydro-climatiques.

La table 2.1 liste les stations in situ utilisées dans cette étude comme jeu de données de référence. Pour chaque station est indiquée le nom, la longitude, la latitude, la distance à la côte (en kilomètre) et l'altitude de la station (en mètre). Ce jeu de données de référence a été soumis à un contrôle de qualité. Les stations aux profils temporels aberrants ou présentant des sauts inexplicables dans la série temporelle, ont été écarté de l'étude. Au final, 93 stations ont été retenues pour l'étude.

Le manque de stations et leur inégale répartition amène à se poser la question sur la représentativité du jeu de données comme jeu de référence. Dans les régions très faiblement équipées en stations de mesures, les principales études utilisent un produit du GPCC (*Global Precipitation Climatology Centre*) qui après un contrôle de qualité fournit des analyses issues des données de stations. Nous avons comparé les stations utilisées dans le GPCC avec nos stations in situ. Le résultat de la comparaison montre aucune différence en terme de répartition spatiale et du nombre de station utilisé (Figure 1.3). La principale différence se trouve dans la résolution spatiale des données; le GPCC est un produit qui interpole les données de stations à l'échelle mensuelle, or cette thèse effectue des analyses et des comparaisons à l'échelle journalière. Le GPCC ne peut donc être utilisé comme jeu de référence. Aussi cette thèse est basé sur une comparaison entre la station in situ et le pixel satellite de 625 km^2 . Il est à garder en tête que cette

différence de résolution spatiale dans la comparaison des précipitations peut donc apporter un biais dans l'estimation des précipitations.

Ce chapitre, compare évalue et quantifie la correspondance entre les données SPP issues des quatre produits cités plus haut, et les mesures de référence au sol à l'échelle journalière. Il fait l'objet d'une publication dans le journal *Remote Sensing* pour Special Issue Satellite Climate Data Records and Applications.

Ringard, J.; Becker, M.; Seyler, F.; Linguet, L. Temporal and Spatial Assessment of Four Satellite Rainfall Estimates over French Guiana and North Brazil. *Remote Sensing*. **2015**, 7(12), 16441-16459. doi:10.3390/rs71215831

NOM STATION	LON	LAT	DIST COTE (km)	ALT (m)
ABAETETUBA-IGARAPE MIRI	-48.867	-1.750	38.54	5
ACAMPAMENTO IBDF	-51.434	-1.792	59.67	1
ACARA	-48.206	-1.971	53.83	61
AGROPECUARIA BOA VISTA	-60.768	1.461	629.60	90
ALDEIA WAI WAI	-57.974	-0.695	723.54	71
ALENQUER	-54.739	-1.943	372.98	48
ALMEIRIM	-52.578	-1.526	130.99	4
AMAPA-CALCOENE	-50.789	2.054	40.22	1
ANAJAS	-49.939	-0.985	52.89	2
ANTONIO LEMOS	-50.435	-1.792	20.84	1
APALAI	-54.656	1.220	412.84	281
APATOU	-54.362	5.148	69.83	27
APOREMA	-50.897	1.226	79.51	32
ARAPARI	-54.397	-1.774	332.52	70
AREIAS	-51.262	-1.213	17.83	1
AWALA-YALIMAPO	-53.897	5.730	13.14	74
BASE ALALAU	-60.520	-0.859	836.17	87
BELEM	-48.438	-1.435	17.36	3
BOA ESPERANCA	-60.673	2.413	529.67	99
BOA VISTA	-60.650	2.817	488.93	76
BOM FIM	-59.816	3.378	395.00	94

NOM STATION	LON	LAT	DIST COTE (km)	ALT (m)
BOM JARDIM	-54.957	-0.795	392.30	249
BOQUEIRAO	-61.288	3.291	483.27	100
BURAJU	-48.046	-1.521	50.35	9
CACH DO PORTEIRA	-57.047	-1.088	619.22	47
CACHOEIRA DO ARARI	-49.171	-0.665	57.64	7
CAMOPI	-52.333	3.168	146.67	53
CAPANAMA	-47.178	-1.204	59.23	9
CARACARAI	-61.124	1.821	610.09	65
CARRAZEDO	-51.918	-1.583	65.85	1
CAYENNE VILLE-MATOURY	-52.318	4.942	12.35	33
CHAVES	-49.979	-0.166	2.40	1
COLONIA DO TAIANO	-61.088	3.287	470.34	102
COLONIA SAN ANTONIO	-47.496	-1.667	110.81	27
CUNANI	-51.361	2.698	65.36	91
FAZENDA AGUA LIMPA	-60.251	3.156	436.03	111
FAZENDA BELA VISTA	-53.158	-1.082	192.02	68
FAZENDA CASTELAO	-60.325	2.761	478.98	203
FAZENDA PARANA	-60.399	1.126	641.38	93
FAZENDA PASSARAO	-60.571	3.208	446.98	87
FAZENDA SAO JOAO	-61.384	3.661	458.91	98
FAZENDA SOA JOSE	-60.466	0.518	701.33	98

NOM STATION	LON	LAT	DIST COTE (km)	ALT (m)
FAZENDA SOA LUCAS	-60.691	-0.228	784.25	100
FAZENDA TRES PODERES	-60.973	2.263	559.39	73
FAZENDA VERDUM	-59.918	2.419	495.78	180
FE E ESPERANCA	-61.441	2.871	530.18	100
GRAND SANTI	-54.380	4.270	159.57	60
IGARAPE ACU	-47.628	-1.133	55.50	18
IRACOUBO	-53.212	5.480	7.83	1
ITAUBAL DO AMAPA	-50.903	1.580	52.13	65
JARILANDIA	-51.996	-1.123	64.92	29
JOANA COELI	-49.382	-1.898	87.10	1
KOUROU(ILE ROYALE)	-52.583	5.283	22.17	1
KOUROU(KOUROU PLAGES)	-52.640	5.167	12.11	1
KUXARE	-56.065	1.696	454.81	288
LOURENCO	-51.638	2.308	108.55	305
MALOCA DO CONTAO	-60.529	4.167	355.96	255
MARIPASOULA	-54.028	3.640	213.70	106
MOSQUEIRO	-48.399	-1.094	22.48	1
NAVIO	-51.420	-0.399	31.40	1
NOVA TIMBOTEUA	-47.386	-1.211	61.38	12
OIAPOQUE-SAINT-GEORGES	-51.838	3.844	58.11	22
ORIXIMA	-55.861	-1.760	491.76	17

NOM STATION	LON	LAT	DIST COTE (km)	ALT (m)
OUREM	-47.117	-1.552	78.12	45
PAPAICHTON	-54.127	3.807	201.43	134
PCH JATAPU	-59.317	0.933	601.18	192
PONTE CACIPORE	-51.423	2.958	52.06	48
PORTO TROMBETAS	-56.403	-1.456	548.54	29
PORTUGUES	-57.051	-1.868	623.08	51
PRAINHA	-53.480	-1.801	234.57	10
PRIMAVERA-SAO JOAO DO PIRABAS	-47.099	-0.929	33	2
REGINA	-52.157	4.282	43.22	24
ROURA(ASARCO)	-52.172	4.548	35.54	153
ROURA(CACAO)	-52.323	4.728	11.21	14
SAINT LAURENT	-54.032	5.485	20.65	12
SAINT-ELIE	-53.307	4.820	66.29	91
SALINOPOLIS	-47.354	-0.623	12.51	1
SANTA CRUZ DO ARARI	-48.960	-1.016	41.81	5
SANTA ISABEL DO PARA	-48.171	-1.296	47.79	36
SANTA MARIA DO BOIACU	-61.786	-0.507	872.66	43
SANTA MARIA DO PARA	-47.583	-1.360	80.61	21
SAO DOMIGO DO CAPIM	-47.770	-1.678	81.01	22
SAO FRANCISCO	-52.575	-0.571	137.38	81
SAO JOAO DO BALIZA	-59.914	0.958	628.59	200

NOM STATION	LON	LAT	DIST COTE (km)	ALT (m)
SAUL	-53.210	3.623	164.28	231
SINNAMARY(SAVANA COMBI)	-52.952	5.335	28.66	7
TEPEQUEM	-61.718	3.759	476.85	696
TERRA ALTA	-47.913	-1.039	36.38	12
TERRA PRETA	-61.932	-0.873	916.01	44
VILA CURUA	-55.116	-1.888	412.53	62
VILA DO CONDE	-48.767	-1.566	16.12	1
VILA DO MARACA	-51.736	-0.181	62.25	61
VISTA ALEGRE	-56.053	-1.130	509.84	89

Table 2.1 – Liste des stations in situ utilisées dans cette thèse. Pour chacune des stations est indiquée le nom, la longitude, la latitude, la distance à la côte (en km) et l’altitude (en m). Les 93 stations présentes ont subi un contrôle de qualité des données avant d’être conservées comme stations d’observations.



Article

Temporal and Spatial Assessment of Four Satellite Rainfall Estimates over French Guiana and North Brazil

Justine Ringard ^{1,*}, Melanie Becker ², Frederique Seyler ³ and Laurent Linguet ¹

Received: 24 August 2015; Accepted: 27 November 2015; Published: 5 December 2015

Academic Editors: Xuepeng Zhao, Wenze Yang, Richard Gloaguen and Prasad S. Thenkabail

¹ SOC Department, UMR ESPACE-DEV, F97300 Cayenne, French Guiana; linguetlaur@gmail.com

² UMR 7266 LIENSs, CNRS, Université de La Rochelle, 2 rue Olympe de Gouges, La Rochelle, 31400 Toulouse, France; melanie.becker@univ-lr.fr

³ SOC Department, UMR ESPACE-DEV, Maison de la Télédétection, 500 rue Jean-François Breton, 34093 Montpellier Cedex 5, France; frederique.seyler@ird.fr

* Correspondence: justine.ringard@ird.fr; Tel.: +594-594-29-92-73

Abstract

Satellite precipitation products are a means of estimating rainfall, particularly in areas that are sparsely equipped with rain gauges. The Guiana Shield is a region vulnerable to high water episodes. Flood risk is enhanced by the concentration of population living along the main rivers. A good understanding of the regional hydro-climatic regime, as well as an accurate estimation of precipitation is therefore of great importance. Unfortunately, there are very few rain gauges available in the region. The objective of the study is then to compare satellite rainfall estimation products in order to complement the information available in situ and to perform a regional analysis of four operational precipitation estimates, by partitioning the whole area under study into a homogeneous hydro-climatic region. In this study, four satellite products have been tested, TRMM TMPA (Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis) V7 (Version 7)

and RT (real time), CMORPH (Climate Prediction Center (CPC) MORPHing technique) and PERSIANN (Precipitation Estimation from Remotely-Sensed Information using Artificial Neural Network), for daily rain gauge data. Product performance is evaluated at daily and monthly scales based on various intensities and hydro-climatic regimes from 1 January 2001 to 30 December 2012 and using quantitative statistical criteria (coefficient correlation, bias, relative bias and root mean square error) and quantitative error metrics (probability of detection for rainy days and for no-rain days and the false alarm ratio). Over the entire study period, all products underestimate precipitation. The results obtained in terms of the hydro-climate show that for areas with intense convective precipitation, TMPA V7 shows a better performance than other products, especially in the estimation of extreme precipitation events. In regions along the Amazon, the use of PERSIANN is better. Finally, in the driest areas, TMPA V7 and PERSIANN show the same performance.

2.1 Introduction

In the current context of climate change, it is essential to improve our understanding of spatial and temporal rainfall dynamics, both globally and regionally. Rainfall is an essential part of the global water cycle, and measurements are especially crucial for predicting extreme weather events, such as floods, high water and droughts. Precipitation can be measured on the ground using several instruments, such as rain gauges, radar and disdrometers (Michaelides et al., 2009; Tapiador et al., 2012). Gauges are the major instruments used to build reference precipitation datasets. They are inexpensive and easy to install and calibrate. However, these instruments are

restricted by some technical and practical limitations (Tapiador et al., 2012). Technical limitations may be exposed during heavy rainfall events, when water can accumulate faster than the calibration trough is capable of draining it, or, on the contrary, during low rainfall, when water can evaporate from the collector. The technical limitations of these instruments arise from the challenge of installing and maintaining a dense network in areas that are difficult to access, such as mountains, deserts and primary forests (Tapiador et al., 2012; Derin and Yilmaz, 2014). In addition, rain gauge data may, in some countries, be very difficult to access because they are often privately operated.

Over such regions, for over fifteen years, meteorological satellites have provided a viable opportunity to monitor the spatial and temporal distributions of precipitation. The two most widely-used satellite techniques for rainfall estimation are based on observations from passive microwave (PMW) and infrared (IR) sensors. Infrared imagers enabled the first precipitation satellite estimates, via the cloud top temperature, which is indirectly connected to precipitation (Toté et al., 2015). Since the 1980s, the development of microwave imagers has allowed a more direct measurement of precipitation via emission, absorption and diffusion signals of hydrometeors (composition and size) (Kidd, 2001; Tapiador et al., 2012), but with sparse temporal and spatial resolutions than is available from IR data. Therefore, algorithms have been developed that combine more direct observations from PMW sensors and frequently-available observations from IR sensors. A summary of these different products and these different algorithms is given on the site of the International Precipitation Working available online: <http://www.isac.cnr.it/ipwg/>.

All of these blended rainfall products are subject to different types of

errors depending on the quality of measurements by the measuring devices, the climate, the seasons and the local climate regime. Thus, the satellite precipitations products, due to their indirect nature of estimation, are prone to errors and need to be verified against in situ observations to improve their quality and confident application in water cycle research, mainly to support hydrologic modeling and disaster monitoring in remote areas where in situ data are sparse or lacking (Barrett, 1993; Yilmaz et al., 2005).

Several studies address the validation of these products in different geographic regions of the world based on the intensity of precipitation and/or seasonal precipitation. A number of them showed that low intensities are overestimated and high intensities are underestimated in Africa (Roca et al., 2010; Thiemig et al., 2012; Toté et al., 2015), in United States (Qiao et al., 2014; Gervais et al., 2014), in South America (Vila et al., 2009; Delahaye, 2013) and in Asia (Yong et al., 2015; Tan et al., 2015; Yang et al., 2015; Miao et al., 2015). In terms of seasonality, products are better in the rainy season (Pereira Filho et al., 2010; Toté et al., 2015; Miao et al., 2015) or in summer (Huffman et al., 2007; Ebert et al., 2007; Rozante et al., 2010; Zhang et al., 2015; Guo et al., 2015), when the precipitation is warm and convective. These comparisons based on the intensity and seasonality criteria have been widely studied, and the obtained results confirm the generalities previously validated by many authors.

The validations of the satellite rainfall products on a regional basis from datasets that are representative of various climate regimes is also important, because the different climates may have different implications for satellite rainfall-retrieval algorithms. For example, in China, Yong et al. (2014) compared the efficacy of Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA) real time (V6 and V7) and TMPA post-real time

(V6 and V7) in two watersheds located at different latitudes and in different climatic regimes. The authors stated that all products overestimate precipitation in high latitudes and underestimate in the lower latitudes. Qiao et al. (2014) studied the performance of TMPA V6 and V7 in two Oklahoma basins. They included a drier western basin (700 mm/year) and a wetter eastern basin (1000 mm/year). They concluded that the TRMM-V7 TMPA product slightly overestimated rainfall in the wet basin and underestimated rainfall in the drier basin. In Iran, Moazami et al. (2013) compared different products over several climatic regimes. They found that PERSIANN underestimates the precipitation in a warm and tropical climate, where the precipitation is almost always convective, while TMPA gives reasonably accurate estimation. In a temperate climate, they show that where the rainfall type is almost always stratiform, PERSIANN tends to underestimate the precipitation, and TMPA-real time (RT) shows low bias. In Central Asia, Guo et al. (2015) compared several products for different hydroclimatic regions and show that over the near a big lake areas, all of the PMW-based satellite-based precipitation products (TMPA V7, CMORPH-CRT (corrected), GsMaP-MVK (Global Satellite Mapping of Precipitation with Moving Vector with Kalman Filter) and PERSIANN-CDR (Climate Data Records)) overestimate precipitation, while the IR-based PERSIANN products avoid this overestimation problem. These studies highlighted that satellite products have variable accuracy in different climatic regions.

Some studies have been already conducted on precipitation in the Amazon Basin with the TRMM TMPA V6, TRMM TMPA V7, CMORPH or PERSIANN precipitation products (Collischonn et al., 2008; Clarke et al., 2011; Delahaye, 2013; Zulkaffi et al., 2014; Tanaka et al., 2014), but the satellite rainfall product validation over the northern part of this basin has

not yet been explored.

In this study, we investigate four satellite precipitation products: TRMM TMPA (Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis), developed by the National Aeronautics and Space Administration (NASA), available in its research version (V7) and in real time (RT) (Huffman et al., 2007; Huffman and David T. Bolvin, 2013); CMORPH (CPC MORPHing technique) developed at the CPC (Climate Prediction Center) (Joyce et al., 2004); and PERSIANN (Precipitation Estimation from Remotely-Sensed Information using Artificial Neural Network) developed by the Center for Hydrometeorology and Remote Sensing (CHRS) (Sorooshian et al., 2000). Our aim is to identify and quantify, in the first part, the differences in terms of temporal dynamics (wet and dry season) and intensity of precipitation based on the comparison with in situ data from 93 gauges; in the second part, to identify and quantify the spatial heterogeneities of these products, based on the six hydro-climatic regimes of our study area.

2.2 Materials and Methods

2.2.1 Study area

The Guiana plateau, also called the Guiana Shield, is a region in South America located north of the Amazon River and east of the Orinoco River. This area is over 2 million km^2 . It spans seven countries: Colombia, Venezuela, Guyana, Suriname, French Guiana and northern Brazil (Amapá, Roraima and Pará). The Guiana Shield can be described as an old rock area, whose soil is poor, with an extensive river system and dense primary rainforest (Hammond, 2005). This area accounts for 13% of the surface of the South American continent. In this study, the area taken into account lies between

2° S and 6° N latitude and 62° W and 45° W longitude (Figure 2.1).

The main factors controlling the South American climate are the subtropical high pressure zones in the South Atlantic (Saint Helena anticyclone) and the South Pacific (Easter Island anticyclone), as well as their seasonal oscillations (Bovolo et al., 2012). However, the semi-stationary North Atlantic high pressure zone, which is located north of the equator (Azores High), also impacts the study area. These high pressure areas determine the location of winds and clouds, hence the oscillation of the inter-tropical convergence zone (ITCZ). The ITCZ is the meeting area of trade winds. Air masses weakened by trade winds will become saturated with water vapor over the oceans (Beltrando, 2011). These hot and humid cloud masses expand under the influence of heat and are pushed aloft by convective activity. They then undergo a cooling process and lose their water vapor via condensation, thus creating heavy precipitation (Burroughs, 2000). When the South Atlantic is warmer (colder) than the North Atlantic during the austral summer (winter), the ITCZ shifts to a more southern (northern) latitude. Marengo (1992, 1995) show that the intensification of northeast trade winds may result in improved moisture transport in the tropical North Atlantic boundary layer toward the Amazon Basin. Moreover, Satyamurty et al. (2013) showed that an evapotranspiration rate of approximately 3.0 mm/day is responsible for over 30% of regional precipitation in the Amazon Basin. Many studies have been conducted in the Amazon (Negri et al., 2000; Fitzjarrald et al., 2008; Buarque et al., 2011; Paiva et al., 2011; Tanaka et al., 2014; dos Santos et al., 2014), especially in connection with deforestation (Cutrim et al., 1995), wind, humidity circulation (dos Santos et al., 2014) and river breeze circulation (Silva Dias et al., 2004; Tanaka et al., 2014). During the rainy season in the Amazon Basin, high amounts of pre-

precipitation are due to more frequent rather than higher intensity rain (Tanaka et al., 2014). Only one study focused on climate variability in the Guiana Shield . It utilized ground data and re-analyses to identify seasonal rainfall and river isotopic chemistry patterns in part of Guyana using TRMM and ERA-Interim (Pereira et al., 2014)). The results suggested that re-analyses provide a consistent and precise spatial temperature distribution, but a less accurate precipitation distribution.

Figure 2.2 shows the daily rainfall averages from 2001–2012 for the four products. The in situ data were spatially interpolated. The triangulation-based linear interpolation (Watson and Philip, 1984) method was used with a regular grid of $25^\circ \text{ km} \times 25^\circ \text{ km}$. The coastline data come from the GSHHS (Global Self-consistent, Hierarchical, High-resolution Geography Database). Data over the ocean are not considered.

In situ stations exhibit a greater average daily intensity (10–12 mm/d) from the East Guyanese coast to the mouth of the Amazon. Relatively high intensities also exist on Marajó Island (9 mm/day), as well as intermediate intensities NW of Pará (7 mm/day). The two TRMM-TMPA products exhibit daily intensity patterns that differ from the PERSIANN and CMORPH products. The TMPA product shows spatial intensities that generally agree with in situ data, particularly TMPA V7. However, TMPA RT tends to overestimate intensities in the NW regions of Pará and North Amazonas. CMORPH and especially PERSIANN exhibit the highest daily intensities in the NE regions of the Amazon, Marajó Island and Marajó Bay. However, they greatly underestimate coastal precipitation. This may be due to poor rainfall detection over coastal areas, as was previously noted by Huffman et al. (2007).

We are interested in product performance based on different rainfall pat-

Figure 2.1 – An elevation map of the Guiana Shield (SRTM30 : Shuttle Radar Topography Mission). The dots represent the in situ gauges available in French Guiana and northern Brazil. The six different colors stand for the six hydro-climatic regimes identified according to ascending hierarchical clustering. For each of the areas, the annual precipitation (mm/month) is indicated. The six areas are: Z1_{East French Guiana}; Z2_{Amapá}; Z3_{Amazon}; Z4_{Marajó}; Z5_{South Roraima + West French Guiana}; Z6_{North Roraima}.

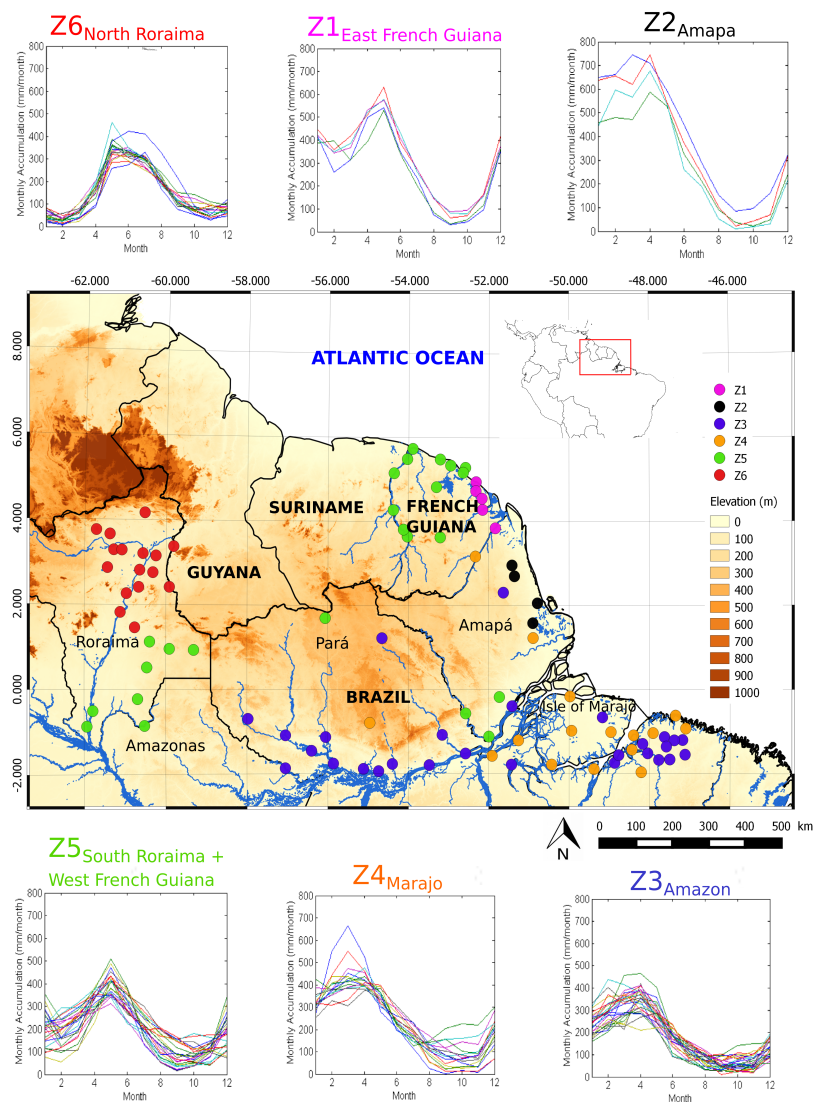
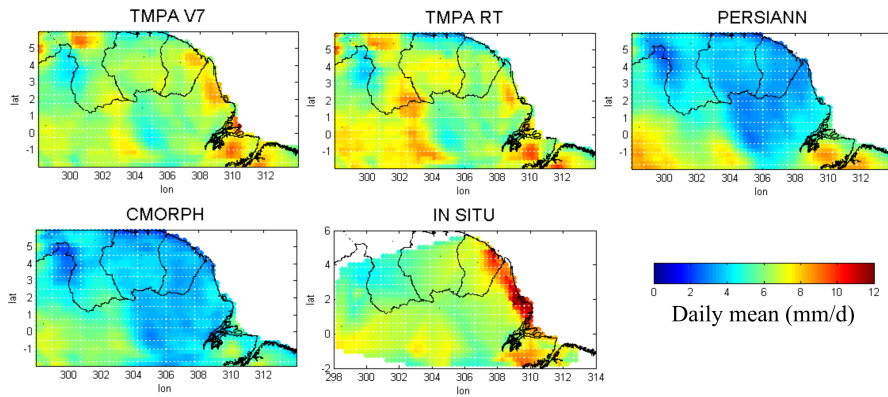


Figure 2.2 – Average daily precipitation (mm/d) from 2001–2012 for all four satellite products and triangulation-based linear interpolation for in situ stations. TMPA V7, Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis Version 7; RT, real time.



terns (Figure 2.1). Six areas, in different hydro-climatic regimes, were identified: $Z1_{\text{East French Guiana}}$; $Z2_{\text{Amapá}}$; $Z3_{\text{Amazon}}$; $Z4_{\text{Marajó}}$; $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$; $Z6_{\text{North Roraima}}$. These six areas were selected using a hierarchical ascendant classification (Ward, 1963; Gordon, 1987) based on monthly average precipitation totals (Figure 2.1). This classification proceeds via successive steps, which converge objects into a group. At the end of each stage, we recalculated the Euclidean distances between the newly-created group and the rest of the objects. The process is repeated until all objects have converged into one group. Our choice for the dissimilarity index will be the Euclidean distance, and the choice of index aggregation is Ward’s method. Areas $Z1_{\text{East French Guiana}}$ and $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$ exhibit a bimodal regime with two dry seasons and two rainy seasons. The other areas are subject to a unimodal system, with a dry season and a rainy season. The rainy season occurs at different times in all of the areas. However, the onset of rains occurs along a NW-SE gradient, which is likely related to

ITCZ movements. The areas south of the Guiana Shield, $Z3_{\text{Amazon}}$ and $Z4_{\text{Marajó}}$, are subject to maximum rainfall intensities in March, when the ITCZ reaches its lowest position. At this time, we observe a small dry period in $Z1_{\text{East French Guiana}}$, further north. When the ITCZ moves back to the north, $Z2_{\text{Amapá}}$ is subject to maximum rainfall intensities, mainly during the month of April. These maximum rainfall intensities start in May for $Z1_{\text{East French Guiana}}$ and $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$, then in June for $Z6_{\text{North Roraima}}$. The coastline is subject to significant precipitation, with average monthly station measurements reaching 600 mm in $Z1_{\text{East French Guiana}}$ and 750 mm in $Z2_{\text{Amapá}}$.

Comparing the two most rainy regions ($Z1_{\text{East French Guiana}}$ and $Z2_{\text{Amapá}}$), we see that it rains more often in Eastern Guiana than in Amapá, but average intensities in Eastern Guiana are lower, resulting in a lower yearly total to date.

Table 2.2 shows the hydro-climatic zones in descending order of average annual total rainfall (mm/year). For each zone, we have included the value of the simple day intensity index (SDII), which represents the daily average of rainy days and the percentage of rainy days. The Amapá coast ($Z2_{\text{Amapá}}$) is the wettest area, with 4101 mm/year on average. Northern Roraima ($Z6_{\text{North Roraima}}$) receives the least amount of precipitation, with an average rainfall of 1809 mm/year. Note that the SDII does not decrease with the yearly aggregate. For instance, South Roraima ($Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$) and North Roraima ($Z6_{\text{North Roraima}}$) exhibit an annual rainfall difference of approximately 630 mm. However, North Roraima's SDII is larger (15 mm) than that of South Roraima (12.6 mm). Therefore, although Northern Roraima is the least rainy region (34% rainy days), it is subject to medium intensity rainfall that is longer and more

intense than in the south.

Zones	Average Yearly Aggregate (mm/y)	SDII (mm/d)	Rainy (%)
Z2 _{Amapá}	4101	19.6	59
Z1 _{East French Guiana}	3581	13.5	74
Z4 _{Marajó}	2855	15.3	54
Z5 _{South Roraima + West French Guiana}	2446	12.6	44
Z3 _{Amazon}	2153	13.5	46
Z6 _{North Roraima}	1809	15	34

Table 2.2 – The average annual total simple day intensity index (SDII) (mm/year) accounting for the daily average of rainy days and the percentage of rainy days. Areas are ranked in descending order of the average annual aggregate.

2.2.2 Precipitation Products

A brief description of the four satellite products' estimation is given below. Each of these products is compared to the in situ gauges data over a period of 12 years, between 2001 and 2012. The products have been tested across the world, and all of the studies agree that products calibrated with in situ data provide better estimates than those uncalibrated with in situ data (Toté et al., 2015; Yang et al., 2015; Guo et al., 2015; Ghajarnia et al., 2015). Moreover, in our study area, over the period 2001–2012, only 15 rain gauges from the GPCC (Global Precipitation Climatology Center) are used to calibrate TMPA V7.

2.2.2.1 TRMM-TMPA V7 and TRMM-TMPA RT

The TRMM TMPA algorithm, which was developed by NASA, is a rainfall estimation product from the TRMM mission that combines satellite and ground data (Huffman et al., 2007; Huffman and David T. Bolvin, 2013; Yong et al., 2012, 2013, 2015). The main sources for TMPA-3B42V7 are infrared GOES-W (Geostationary Operational Environmental Satellite-West), GOES-E (East), GMS (Geostationary Meteorological Satellite), Meteosat-5, Meteosat-7 and NOAA-12 geostationary satellites, as well as passive microwave radiometers from TMI/TRMM (TRMM Microwave Imager), SSMI/DMSP (Special Sensor Microwave Imager/Defense Meteorological Satellite Program), AMSU/NOAA (Advanced Microwave Sounding Unit/National Oceanic and Atmospheric Administration) and AMSR-E/Aqua (Advanced Microwave Scanning Radiometer- EOS) low orbit satellites.

Two datasets are produced from the TMPA-3B42 algorithm. The first is TRMM 3B42 TMPA-V7, the research version, which is available approximately two months after the observation. The second is TRMM 3B42-TMPA RT-V7, the real-time version, which is available approximately 6–9 hours after the observation. There are several differences between TMPA RT and TMPA V7 (Huffman and David T. Bolvin, 2013). First, it is not possible to apply precipitation gauge data to the near-real-time TMPA RT product. Second, because TMPA RT focuses on a quick turnaround time, the near-real time data are not reprocessed as upgrades are made to the sampling procedure. Third, whereas TMPA V7 is based on an IR calibration period of the calendar month of the samples, the TMPA RT period is a trailing 30-day accumulation. Finally, the TMPA RT calibration standard utilizes a real-time version of the Goddard profiling algorithm (GPROF)-TMI.

For the last 10 years, the TMPA algorithm has undergone three important updates due to new sensors used with the algorithm (Yong et al., 2015). The 3B42 algorithm runs in 4 stages (Thiemig et al., 2012): (1) passive microwave precipitation estimates are calibrated and combined; (2) infrared precipitation estimates are generated using the calibrated data from the passive microwave; (3) the IR and PMW data are combined; and (4) the data are rescheduled on a monthly basis using the rain gauge data (Huffman et al., 2007). Furthermore, TRMM TMPA uses precipitation estimates directly from PMW data when available, and inserts the IR data when PMW are not available (Pereira Filho et al., 2010). TMPA-3B42 algorithm output data have a 3-hour time resolution, with rainfall amounts expressed in mm/h. The covered geographical area extends from latitude 50°N – 50°S for 3B42V7 and from 60°S – 60°N for 3BR2RT-V7, with a $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ spatial grid resolution. 3B42V7 product data have been available since 1 January 1998 (through the present day) (Available online: *ftp://disc2.nascom.nasa.gov/data/TRMM/Gridded/3B42v7/*). 3B42 RT has been available since 1 March 2000 (through the present day) (Available online: *ftp://disc2.nascom.nasa.gov/data/TRMM/Gridded/3B42RT/*).

2.2.2.2 PERSIANN

The Precipitation Estimation algorithm from Remotely-Sensed Information using an Artificial Neural Network (PERSIANN) was developed by the Center for Hydrometeorology and Remote Sensing (CHRS). The algorithm is based on a classification procedure using an artificial neural network (Sorooshian et al., 2000). Input data include brightness temperatures, which are measured from IR channels (10.2 to $11.2\ \mu\text{m}$) obtained from GOES-8, GOES-9/10, GOES-12, GMS-5, Meteosat-6 and Meteosat -7 geostationary

satellite images, as provided by NOAA. The TMI product (TRMM Microwave Imager) 2A12 measures the instantaneous precipitation rate based on the TRMM data and is used in the learning phase of the neural network. PERSIANN uses a neural network approach to statistically adjust IR-derived precipitation rates and to mimic the behavior of the PMW-derived estimates. Using this technique, the final estimates are directly derived from the IR. The resulting rainfall rates are then forced to fit the PMW-derived precipitation characteristics (Pereira Filho et al., 2010). Rainfall is measured every 30 minutes, and data are aggregated based on 3 (and 6) -hour accumulated rainfall (unit: mm.3h⁻¹). The output data have a 0.25° × 0.25° spatial resolution and a 3 (and 6) -hour temporal resolution. The geographical area covered by the algorithm extends from latitude 60° N–60° S, and the product has been available since 2 March 2000 (Available online: *ftp://persiann.eng.uci.edu/pub/PERSIANN/tar3hr/*).

2.2.2.3 CMORPH

The CPC MORPHING (CMORPH) technique was developed at the NOAA Climate Prediction Center (CPC) (Joyce et al., 2004). The CMORPH satellite product uses rainfall estimates derived from PMW satellite observations. These IR data come from the US GOES-8 and -10, European Meteosat-5 and -7 and Japanese GMS-5 geostationary satellites. CMORPH mixes IR and PMW in two stages: (1) the atmospheric motion vectors from two successive IR images are generated every 30 minutes; and (2) the derived motion field is used to propagate the precipitation estimates from various microwave data. Quantitatively, rainfall estimates are based only on microwave data. IR data are not used to estimate rainfall, but rather to obtain a motion field used to propagate the estimates de-

rived from PMW. IR is considered as spatially and temporally interpolated (Pereira Filho et al., 2010; Thiemig et al., 2012). The CMORPH V1.0 product has been available as three-hour data since 1 January 1998, at a $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ spatial resolution and with a 60°N – 60°S overall coverage (Available online: http://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/precip/CMORPH_V1.0/RAW/).

2.2.3 Rain Gauges

There are 93 rain gauges distributed between French Guiana and northern Brazil (Figure 2.1), including 18 in the Guyanese territory. North Brazilian data come from the Brazil National Water Agency (ANA). They are freely available online (Available online: <http://www.snirh.gov.br/hidroweb/>). French Guiana rainfall data are provided by Météo France. Both data sources required data verification via detailed quality control, the details of which can be found in the next paragraph.

2.2.4 Data Quality Control

The satellite product data were downloaded in files with three-hour time steps (00H, 03H, 06H, 09H, 12H, 15H, 18H, 21H), based on the GMT 0:00 time zone. Daily totals were generated by summing the tri-hourly files. The study area falls within the 03H00 GMT time zone. Therefore, it was necessary to sum the tri-hourly totals to best represent the daily aggregate of the study area. If a tri-hourly file were missing for a particular day, that day was not taken into account.

A data quality control analysis was conducted on both satellite and in situ data series for the study period between 1 January 2001 and 30 December 2012. Negative values in the in situ and satellite datasets have been deleted.

Values greater than the $99.999th$ percentile $+ 1.5 \times (Q3 - Q1)$, where $Q3$ is the third quartile and $Q1$ is the first quartile, were considered outliers and removed from both series. We also conducted homogeneity tests between the rain gauge records and the co-located satellite grid values.

2.2.5 Methodology

We chose four quantitative statistical criteria to analyze the product's ability to estimate precipitation: the correlation coefficient (CC), bias, relative bias and root mean square error (RMSE) (Ward, 1963)). Contingency statistics identify classifications errors and are used to control the estimator's capability to detect precipitation. This verification is based on a 2×2 contingency table (Table 2.3).

		In Situ	
		Rain	No Rain
Satellites	Rain	A	B
	No Rain	C	D

Table 2.3 – Contingency table. "A" represents detected rain events and verified rainfalls. "B" represents the estimated and unobserved rainfalls. "C" represents the undetected rainfalls. "D" corresponds to undetected, but well-classified rainfalls.

The "A" and "D" values represent the correctly-detected events. The "B" and "C" values rate the detection errors. "B" values indicate that no rain is observed, but that the estimator reports some rainfall. Conversely, "C" values indicate that rain is observed, but that the estimator does not detect rainfall. The POD (probability of detection) measures the correct detection

rate when it rains and PODno-rain when it does not rain (Table 2.4). A perfectly estimated POD is represented by a value of 1. The FAR (false alarm ration) measures the rate of false alarms (Table 2.4). A value of 0 represents a perfect estimate by the satellite product.

Probability of Detection (POD) of rainy days	$A/(A+C)$
Probability of correct no-rain detection	$D/(D+B)$
False Alarme ratio (FAR)	$B/(A+B)$

Table 2.4 – Quantitative error metrics formulas. POD, PODno-rain and FAR.

2.3 Results and Discussion

2.3.1 Overall Comparison of Rainfall Products

Table 2.5 shows the results of the statistical comparison between the in situ and satellite series for the entire study period. Negative bias values indicate that all products underestimate precipitation. TMPA V7 exhibits the smallest bias, the best correlation and the best FAR. CMORPH exhibits the lowest RMSE and the best POD. However, its bias is largely negative (approximately 10-times that of TMPA V7). TMPA RT shows a bias that is relatively similar to V7, but the largest RMSE. PERSIANN exhibits the worst correlation, intermediate bias and errors, as well as the worst FAR. Nevertheless, the POD and FAR values are very similar between products. There are no significant differences. There is a real difference in the estimation of rainfall (bias), but not detection (POD and FAR).

In conclusion, all products underestimate precipitation. TMPA V7 best estimates rainfall with the fewest false alarms. CMORPH exhibits the lowest standard deviations, but greatly underestimates precipitation.

	Correlation	Bias (mm/d)	RMSE (mm/d)	POD	FAR
TMPA V7	0.401	-0.238	14.627	0.667	0.301
TMPA RT	0.365	-0.295	14.888	0.649	0.310
PERSIANN	0.348	-1.430	13.693	0.669	0.331
CMORPH	0.380	-2.313	13.356	0.674	0.305

Table 2.5 – Statistical validation between in situ and satellite datasets. Values were averaged overall all stations and the entire period (from 1 January 2001 and 30 December 2012). The best scores are shown in bold.

The large CMORPH bias may be caused by the failure of this product to differentiate the irradiance properties of the ocean from those of the continent (Kummerow et al., 2001). In particular, the complex processes associated with coastal rainfall are poorly captured (Warner et al., 2003; Gianotti et al., 2012). Furthermore, the relatively smooth propagation of precipitation events resulting from the "morphing" process might have missed the intermittent characteristics of the precipitation (Tian et al., 2007). Short events, such convective rainfalls occurring between PMW scans, will be missed by this procedure. Tian et al. (2007) suggested that TMPA-3B42 did not show an advantage over CMORPH on a daily time scale. Moreover, they compared the two products in the United States where the hydro-climatic regime is different than the Guiana Shield. However, various factors, such as topography, snow cover, precipitation regimes (convective vs. stratiform)

and ground reference data quality, may affect the precipitation estimations (Tian et al., 2007). Most microwave techniques depend on high frequencies (>85 GHz), which are more suitable for the detection of ice particles than for detecting liquid particles over land, which explains why microwave satellites overlook most low intensity rainfall events. Moreover, Adler et al. (1993) showed that PMW-based estimates of instantaneous precipitation are more accurate than IR-based algorithms because of the strong relationship between microwave radiance and precipitation. Yong et al. (2015) found that for low latitudes, TMPA V7 yielded a better result. In addition, TMPA RT has significantly improved over time thanks to the incorporation of SS-MIS data (Special Sensor Microwave Imager Sounder), making it nearly as effective as TMPA V7.

2.3.2 Comparison of Daily Averages

Figure 2.3a shows the daily average for each month over all of the stations for both the in situ rain gauges and satellite estimated products from 2001–2012. Figure 2.3b–g depicts the statistical results of the correlation, the bias, the RMSE, the POD, the PODno-rain and the FAR of the daily averages for each month between the in situ rain gauges and satellite estimated products.

During low rainfall months, estimates between the four products exhibit a similar behavior. Biases are close to zero (Figure 2.3c). The correlation values approach one (Figure 2.3b), and the RMSE values are low (Figure 2.3d). The probability to detect rain (Figure 2.3e) is low (~ 0.5), to detect daily with no rain (Figure 2.3f) is high (0.8), but the number of false alarms (Figure 2.3g) is important (0.6). Only PERSIANN exhibits a singular behavior in its bias value, with an overestimation of rainfall during the dry season.

During the months of heavy rainfall, a similar behavior between all product is found for POD, PODno-rain and FAR, with good values of POD (0.8) and FAR (0.2). For correlation, bias and RMSE; TMPA V7 and TMPA RT show a different pattern from PERSIANN and CMORPH. For TMPA, the correlation remains close to one, bias close to zero and RMSE values relatively low. However, PERSIANN and CMORPH exhibit singular behaviors, with largely negative bias values. The correlation of PERSIANN is lower compared to the other three products. In addition, CMORPH exhibits large error variances, about three times that of TMPA-V7.

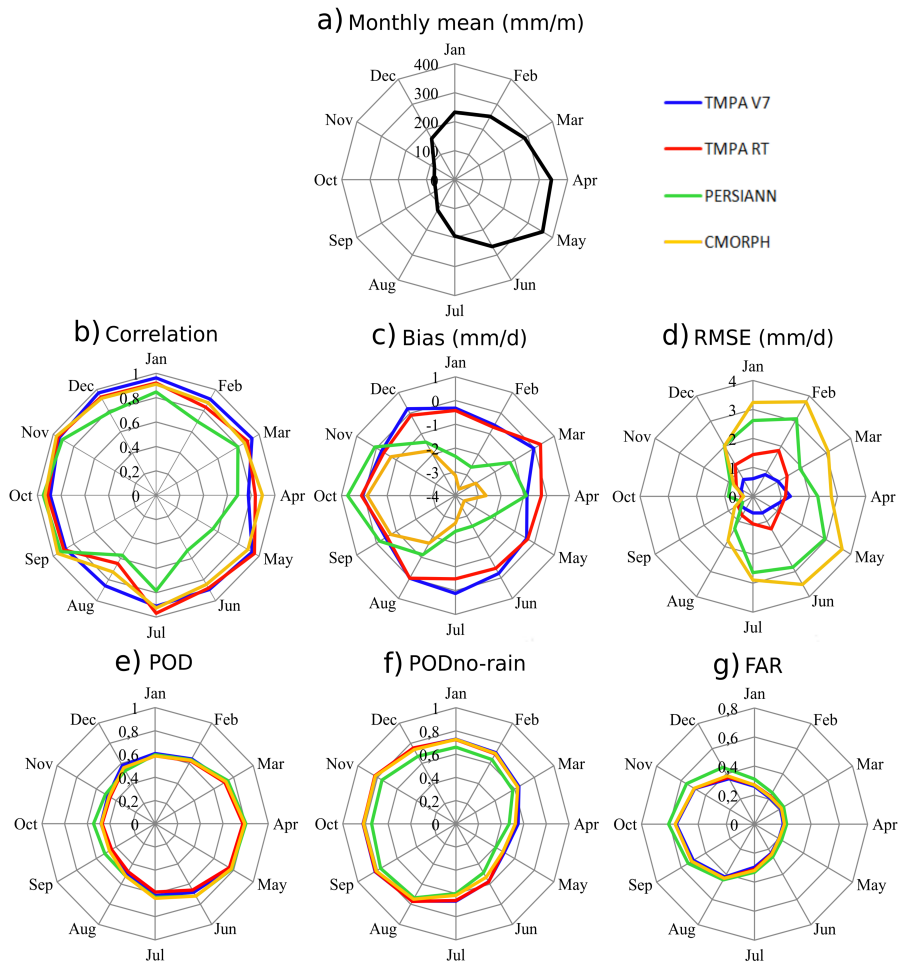
Products are more efficient in the dry season than the rainy season. However, regarding the detection of events (POD and FAR), the rainy season shows a better detection of rainfall events with fewer false alarms. In addition, the behavior between products is more similar during the dry season. However, during rainy seasons, PERSIANN and CMORPH exhibit peculiar behaviors. During both seasons, TMPA V7 yields estimates that are of better quality than the other products.

Thiemig et al. (2012) compared different products across Africa and suggest that products exhibit better performance in tropical climate regimes than in semi-arid and mountainous areas. The worst scores typically occurred during the rainy season, particularly for CMORPH.

2.3.3 Comparison of Rainfall Intensity Categories

Figure 2.4 shows (a) relative bias in %, (b) RMSE in mm/d, (c) POD and (d) FAR for different classes of daily intensities: 0–1 mm, 1–2 mm, 2–3 mm, 3–4 mm, 4–5 mm, 5–10 mm, 10–20 mm, 20–50 mm, 50–100 mm and >100 mm. All products exhibit a similar pattern of relative bias depending on intensity, represented by a large positive relative bias for very low precipitation

Figure 2.3 – Monthly statistical comparison from the daily averages between the in situ rain gauges and satellite estimated products. (a) The average monthly accumulation (mm/month) for the entire study area. The others graphs depict the daily statistical errors: (b) correlation, (c) bias (mm/d), (d) RMSE (mm/d), (e) POD, (f) PODno-rain and (g) FAR. Months have been shortened, Jan=January, Feb=February, Mar=March, Apr=April, May, Jun=June, Jul=July, Aug=August, Sep=September, Oct=October, Nov=November and Dec=December.



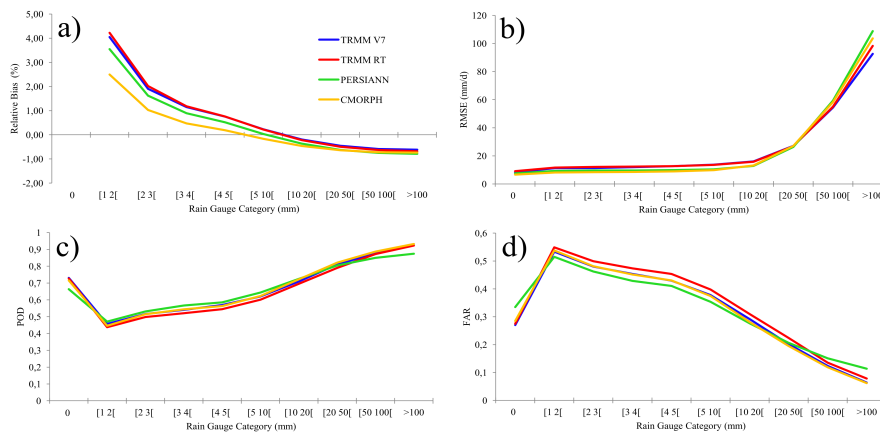
levels (0–1 mm), a bias close to 0% for medium precipitation levels and a negative relative bias for heavy rainfall. There is an inverse behavior between changes in precipitation intensity (0; +100 mm/d) and the evolution of the relative bias value (+4%; -1%), with a high value of relative bias occurring for precipitation events between 0 and 1 mm/d (Figure 2.4a). For very low intensities, the estimation is poor (relative bias approximately 4%). Satellite products tend to overestimate light precipitation; they capture some of the rain that individual stations may not (Shepherd et al., 2014). The underestimation of heavy rainfall may be caused by the low sampling frequency and consequently missed short-duration precipitation events between satellite measurements (Zulkaffi et al., 2014). However, our region is more likely to experience flooding events than drought events. Therefore, we focus on the estimation of extreme precipitation events by satellite products.

When intensity increases, the POD of all products also increases (Figure 2.4c), and FAR decreases (Figure 2.4d). For class 0–1 mm, POD and FAR are relatively good, 0.7 and 0.3, respectively. When intensity increases, the RMSE of all products increases (Figure 2.4b). Therefore, for precipitation events of more than 5 mm/d, the satellite products exhibit large error variances as intensity increases. However, the satellite products better detect precipitation and exhibit fewer false detections as intensity increases.

For very low intensity events (<2 mm/d), CMORPH is the most effective product. Its values of relative bias and RMSE are lowest (2.5% and 8 mm/d, respectively). For medium intensities (5–10 mm/d), all of the products are equivalent. For medium events, CMORPH and PERSIANN exhibit lower RMSE values than TMPA. However, CMORPH becomes less accurate for large rainfall events. Overall, TRMM-V7 TMPA yields the highest quality estimates. The products exhibit a greater dispersion for extreme intensity

events. Extreme rains are better estimated by TMPA V7, which exhibits the lowest RMSE. The relative bias and POD values are similar between products for extreme events, except for PERSIANN, which exhibits a lower POD. This is because the incorporation of imagery data from geostationary satellites is suited to convective precipitation (strong intensities) rather than stratiform precipitation (Collischonn et al., 2008; Clarke et al., 2011; Pereira et al., 2014).

Figure 2.4 – Statistical comparison between in situ rain gauges and satellite products for different classes of daily intensities: 0-1 mm, 1-2 mm, 2-3 mm, 3-4 mm, 4-5 mm, 5-10 mm, 10-20 mm, 20-50 mm, 50-100 mm and >100 mm. Statistical criteria: (a) relative bias in %, (b) RMSE in mm/d, (c) POD and (d) FAR.



We observe that for large precipitation intensities, products detect rain more accurately, but poorly estimate amounts. Thiemig et al. (2012) and Toté et al. (2015) also found a lack of precision in extreme events and a general underestimation from these satellite products.

2.3.4 Spatial Analysis

2.3.4.1 Comparison of Precipitation Probability Distributions

Figure 2.5 shows comparisons between the probabilistic densities of daily precipitation from in situ measurements and densities found in satellite precipitation products for the six areas. Probabilistic densities were calculated using Parzen–Rosenblatt’s method, commonly called the kernel density. This is a nonparametric method for estimating the probabilistic density of a random variable (Parzen, 1962; Sharma, 2000). A nonparametric probability density estimate has the advantage of being developed directly from the data and, hence, reflects the attributes represented by the sample (Sharma, 2000). It is defined as:

$$\hat{f}_h(x) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{nh} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (2.1)$$

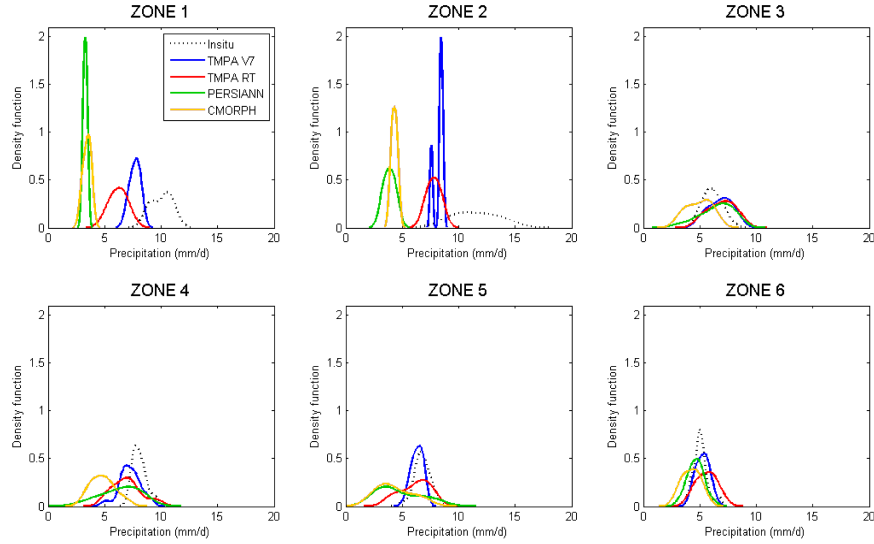
where there are n data samples, $K(\cdot)$ is the kernel function and h a parameter called the "window", which defines the location on which the empirical distribution is averaged. In this study, a Gaussian kernel function is used, and $h = 100$. The kernel densities of in situ data are shown with the dotted line.

For Z1_{East French Guiana}, the in situ distribution is bimodal, with two maxima (9 and 11 mm/d). The modes are positioned beyond the modes of the satellite distributions. The amplitude of the in situ distribution is roughly twice as low as those of the satellites distributions (up to four times compared to PERSIANN). For Z2_{Amapá}, the distribution is unimodal ($y_{\max} = 0.2$), with a mode positioned beyond both of the satellite distributions and a mode amplitude substantially lower than that of the satellite products (three times lower than TMPA RT and PERSIANN and roughly ten times

lower than TMPA V7). $Z3_{\text{Amazon}}$, the distribution is unimodal, with a mode positioned below those of the satellite distributions and a mode amplitude similar to that of the satellite products. For $Z4_{\text{Marajó}}$, the distribution is unimodal, with a mode positioned beyond the satellite distribution modes. However, the amplitude of the in situ mode is similar to that of the satellite products. $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$ exhibits a correct superposition of in situ density with TMPA V7 densities. The other satellite distributions exhibit lower amplitudes and lower modes. $Z6_{\text{North Roraima}}$ exhibits a unimodal distribution, with a mode position close to those of the satellite products and a mode amplitude similar to that of the products. Tian and Peters-Lidard (2007) identified systematic anomalies of rainfall retrieval over inland pixels containing small water bodies, such as rivers, lakes and reservoirs. These anomalies are caused by the poor characterization of the differences in emissivity and temperature of water surfaces in the PMW frequencies used by the retrievals. The PMW retrievals are known to be sensitive to land surface heterogeneity, including contrasts in temperature and emissivity (Tian and Peters-Lidard, 2007).

The density analysis allows for the identification of four cases: The first case occurs in areas $Z1_{\text{East French Guiana}}$ and $Z2_{\text{Amapá}}$. Satellite products estimate the data measured in these areas as low amplitude precipitation (between 4 and 8 mm/d) that occurs fairly frequently. However, these areas are actually subject to higher precipitation intensities (9–11 mm/d in Z1 and up to 15 mm/d in Z2), but infrequent events. For some satellite products, this seems to reflect an increase in the estimated frequencies, but not an increase in the estimated intensities. Therefore, a convective precipitation regime with an intensity greater than 8–9 mm/d is difficult for satellite products to replicate. Furthermore, $Z1_{\text{East French Guiana}}$ and $Z2_{\text{Amapá}}$ include rain

Figure 2.5 – Comparison of the kernel probabilistic density of daily data between in situ and the satellite-based products in each zone.



gauges located along the coast. Thus, the significant density differences between the in situ and the satellite products can possibly be explained by how microwaves are affected near water surfaces.

The second case occurs in areas $Z4_{\text{Marajó}}$ and $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$. The satellite products interpret rainfall in these areas to have a wide intensity distribution (from 2–10 mm/d), but a low frequency of events. In reality, these areas are subject to greater and more frequent intensities (6–10 mm/d in $Z4$ and 5–9 mm/d in $Z5$). In some satellite products, this type of precipitation seems to reflect decreased estimated frequencies and decreased estimated intensities. However, in $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$, the TMPA V7 product exhibits an amplitude and a mode similar to in situ.

The third case occurs in $Z3_{\text{Amazon}}$. Satellite products interpret the data

measured in this area as having infrequent, average amplitude (between 2 and 11 mm/d) rainfall events. Although this area is subject to average intensity events (4–10 mm/d), they occur more frequently than what was estimated by the satellite products. Satellite products for this type of rainfall regime generally reflect a slight decrease in estimated frequencies and a slight increase in estimated intensities, particularly over larger bodies of water or rivers, such as the Amazon.

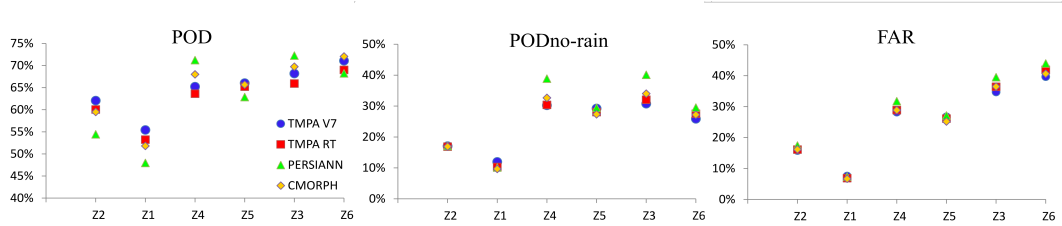
The fourth and last case is occurs in $Z6_{\text{North Roraima}}$. Satellite products correctly interpret the rainfall intensities in the area (between 3 and 7 mm/s), but at a less frequent rate. This relatively low intensity rainfall, which is present in the hinterland, is reflected in some satellite products as slightly underestimated frequencies, but correctly estimated intensities. In terms of intensity and frequency, satellite products must better estimate low intensity rainfall.

Tian and Peters-Lidard (2010) show that current satellite-based products are more reliable over areas with strong convective precipitation and flat surfaces, as is the case in our study area. In addition, they found that the uncertainty is relatively small in South America, which is similar to the uncertainty above the oceans. Nevertheless, the differences between satellite products and local measurements are largely due to the inabilities of satellite products to accurately estimate precipitation over coastlines and inland water bodies.

2.3.4.2 Error Metrics

Figure 2.6 shows the quantitative error metric results in different zones. These tests measure the occurrence errors. We observed that the lower the annual accumulation found in the area, the more accurate the POD and

Figure 2.6 – Probability of detection of rainy days (POD), dry days (PODno-rain) and false alarm ratio (FAR) for each zone. Zones are ranked in descending order of annual accumulation.



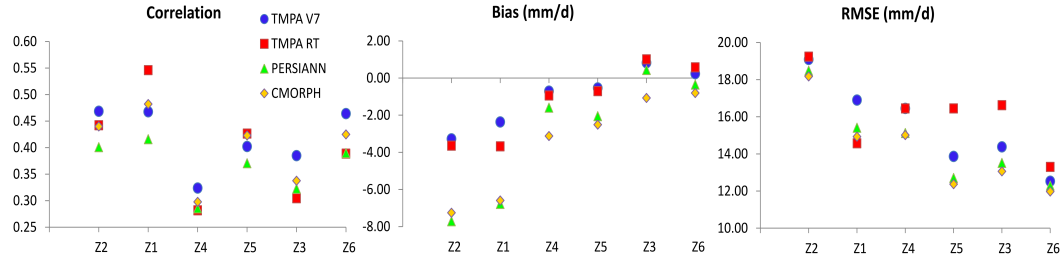
PODno-rain, a result also highlighted by Katiraie-Boroujerdy et al. (2013). However, the lower the yearly aggregate of an area, the worse the FAR. In areas with less surface water, products properly detect rainy days ($\sim 70\%$), but poorly detect dry days ($\sim 40\%$). However, these areas exhibit more false alarms. POD values are greater than those of PODno-rain, and satellite products exhibit a greater ability to detect rainy days than days without rain.

Figure 2.7 shows the result of the quantitative statistical tests of the four products in different zones. Note that the lower the annual accumulation, the closer to zero the bias and the lower the RMSE. However, no link is observed between rainfall patterns and correlation. In areas with the least amount of surface water, products correctly estimated precipitation (bias close to zero) and with a lower error variance. In the wettest areas, products underestimate rainfall and with larger error variances.

Product estimation efficiency is mainly related to precipitation intensity, as previously seen in Figure 2.3, but also related to hydro-climatic conditions (Figure 2.5-Figure 2.7).

In $Z1_{\text{East French Guiana}}$ and $Z2_{\text{Amapá}}$, the rainiest coastal areas, some prod-

Figure 2.7 – Correlation, bias (mm/d) and RMSE (mm/d) in each zone. Zones are ranked in descending order of annual accumulation.



ucts do not give satisfactory results. There is a large difference in product performance. CMORPH and PERSIANN show an underestimation three times larger than TMPA. The error variances are similar between products, but show wide values. These results can be explained by the presence, in most cases, of significant convective rainfall intensity, but with variable amplitude. Indeed, heavy rainfall intensities are widely underestimated; this result reduces the overall performance of the products for these areas, largely subject to convective rainfall.

In $Z4_{\text{Marajó}}$ and $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$, near large bodies of water, such as the mouth of the Amazon and near coastal areas, the bias for TMPA V7 is close to zero.

In $Z3_{\text{Amazon}}$, the distribution of precipitation shows that all products are similar in terms of the frequency of distribution. PERSIANN shows the best bias with a slight overestimation, low error variance and the best score for the events' detection. In these areas, the interannual variability in terms of rainy intensity is less important.

In $Z6_{\text{North Roraima}}$, all products are similar. The distribution of precipitation is alike in situ, with a similar average amplitude, but less frequent.

The bias is close to zero for PERSIANN and TMPA V7 with the best scores for RMSE. Precipitation being less convective and weaker, the products are more accurate, but show greater detection error associated with low intensities.

In all areas, the difference between TMPA RT and V7 is very low. Yong et al. (2014) showed that TMPA RT has almost reached the accuracy level of the post-real-time research products due to the incorporation of SSMIS sensor data in the current Version 7, which significantly improved the accuracy of TMPA real-time precipitation estimates. An additional result is for the drier area TMPA V7 (calibrated with only 15 GPCC rain gauges) having a similar performance as PERSIANN (not calibrated with GPCC rain gauges). We can assume that the TMPA V7 calibration with very few rain gauges from the GPCC available in the region (here 15) does not allow a significant improvement of the product in the estimation of rainfall.

2.4 Conclusions

This study compares four satellite precipitation products, TRMM-TMPA V7, TRM-TMPA RT, PERSIANN and CMORPH, in French Guiana and North Brazil from 1 January 2001 to 30 December 2012. The objective of this study was to evaluate the quality of these products by comparing them with in situ precipitation data. Different types of analyses were conducted using daily data and according to the various hydro-climatic regions observed in the study area. Consistent with the existing literature, overall, we show that the satellite precipitation products generally underestimate precipitation on a daily scale. All products exhibited better performances during the dry season (August–December). All products greatly overestimated very low

intensities (<4 mm) and underestimated very high intensities (>50 mm).

Comparing these products through the entire study area does not allow one to correctly analyze the responses of each product. We have shown that the products response is dependent on the hydro-climatic regime. The hierarchical ascendant classification analysis detected six different areas. The major findings of this study are summarized as follows:

1. The probabilistic density analyses for the six different areas indicate that products exhibit a greater degree of accuracy in the least rainy areas. Convective-type rainfall ($Z1_{\text{East French Guiana}}$ and $Z2_{\text{Amapá}}$) is more poorly estimated by satellite products.
2. In $Z4_{\text{Marajó}}$ and $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$, near large bodies of water, the bias for TMPA V7 is close to zero.
3. In $Z3_{\text{Amazon}}$, over the areas near a big river, PERSIANN shows the best bias with a slight overestimation, low error variance and the best score for the events' detection.
4. In $Z6_{\text{North Roraima}}$, the drier area, all products have satisfying performances with very little difference between them. PERSIANN and TMPA V7 showed the same performance.

In regions where few gauging station are available through the online database, satellite estimates constitute a valuable source of meteorological information, but need area-specific calibration and validation. We found a greater difference between in situ and satellites estimates in coastal areas against inland areas, probably due to the nature of convective rainfall that is fast, intense and localized. In regions close to large rivers, or bodies of water, the use of PERSIANN is better. Finally, in the driest areas,

inland, TMPA V7 and PERSIANN are equally effective. In conclusion, the identification and quantification of the performances of TRMM-TMPA V7, TRMM-TMPA RT, PERSIANN and CMORPH in French Guiana and North Brazil should provide useful information for various hydrological applications and could facilitate taking better mitigation measures for extreme rain events by stakeholders.

Acknowledgments This project has received funding from Fonds Européen de Développement Régional (FEDER-Guyane/ PHEUS Project: Suivi des Phénomènes Hydrologiques Extrêmes par Utilisation de données Satellites en Guyane). We thank DS BIODIVA program (Données spatiales pour la gestion intégrée de la biodiversité et des ressources en eau). We acknowledge Météo France and Agência Nacional de Àguas for providing the daily precipitation data. Finally, special thanks are due to the original producers of all four evaluated precipitation products for providing free downloadable precipitation products.

Correction des produits d'estimation de précipitations satellitaires sur le Plateau des Guyanes

Le principal avantage dans l'utilisation des produits de précipitation par satellite consiste à disposer d'estimations des précipitations dans les régions très peu équipées en stations de mesures in situ. Les SPP constituent une alternative pour obtenir des données de pluviométrie à très haute résolution spatiale et temporelle avec le risque, cependant, que les données de SPP soient entachées d'erreurs.

Plusieurs travaux sur les SPP ont été conduits en Amérique du Sud (Negri et al., 2000; de Angelis et al., 2004; Collischonn et al., 2008; Dinku et al., 2010b; Rozante et al., 2010; Pereira Filho et al., 2010; Buarque et al., 2011). ces auteurs montrent que les données satellites brutes révèlent de réels désaccords avec les données mesurées, principalement pour les faibles taux de précipitations et les taux très élevés. L'utilisation des données de SPP, à l'état brut n'est pas sans risque d'erreur et doit être réalisée avec prudence. Les SPP ne sont que des estimations dont la précision est très variable, ce qui peut avoir des conséquences importantes sur la pertinence

des volumes précipités estimés. La correction des produits satellitaires est donc une nécessité dès lors que l'on souhaite utiliser des estimations de précipitation pertinentes.

Il existe une multitude de correction de biais de la méthode la plus simple à la plus complexe. Delahaye (2013) propose un produit CMORPH corrigé basé sur la méthode de la "PDF matching" pour toute l'Amazonie brésilienne. Cette méthode applique un taux de correction pour chaque quantile, appliqué à tous les pixels satellites, basé sur les quantiles correspondant à la moyenne des données in situ. A partir du produit corrigé, il classifie la zone d'étude en 11 régimes annuels de précipitations pour étudier les événements extrêmes au sein de chaque régime et y observer les secteurs les plus exposés aux événements pluviométriques.

La bibliographie (Dinku et al., 2010b; Moazami et al., 2013; Guo et al., 2015; Yang et al., 2016; Yuan et al., 2017) montre que la présence d'erreurs dans les SPP est souvent liée au climat, à la topographie et aussi à la saison. Aussi, nous avons fait le choix d'utiliser un schéma inverse à celui des travaux entrepris par Delahaye (2013) pour mener notre étude. Dans le but de corriger les SPP, nous proposons dans un premier temps de décomposer la zone d'étude en fonction des régimes hydro-climatiques puis dans un second temps d'appliquer une méthode de correction de biais paramétrée pour chacun des régimes. La principale innovation de ces travaux consiste à adapter la correction des données satellites en fonction du régime pluviométrique.

Ce chapitre présente une mise en œuvre innovante de la méthode de correction quantile mapping, afin d'améliorer la précision du produit TRMM TMPA 3B42 V7 en utilisant une approche basée sur la classification de la zone d'étude en fonction du régime hydro-climatique. Il fait l'objet d'une publication dans le journal *Sensors*.

Ringard, J., Seyler, F., & Linguet, L. (2017). A Quantile Mapping Bias Correction Method Based on Hydroclimatic Classification of the Guiana Shield. *Sensors*, 17(6), 1413. doi:10.3390/s17061413



Article

A Quantile Mapping Bias Correction Method Based on Hydroclimatic Classification of the Guiana Shield

Justine Ringard ^{1,*}, Frederique Seyler ² and Laurent Linguet ¹

¹ Université de Guyane, UMR ESPACE-DEV, IRD, Université de La Réunion, Université de Montpellier, F-97300 Cayenne, French Guiana; linguetlaur@gmail.com

² IRD, UMR ESPACE-DEV, Université de Guyane, Université de La Réunion, Université de Montpellier, Maison de la Télédétection, 500 rue Jean-François Breton, F-34093 Montpellier CEDEX 5, France; frederique.seyler@ird.fr

* Correspondence: justine.ringard@ird.fr; Tel.: +594-(0)-594-299-273

Academic Editor: Assefa M. Melesse

Received: 28 March 2017; Accepted: 12 June 2017; Published: 16 June 2017

Abstract

Satellite precipitation products (SPPs) provide alternative precipitation data for regions with sparse rain gauge measurements. However, SPPs are subject to different types of error that need correction. Most SPP bias correction methods use the statistical properties of the rain gauge data to adjust the corresponding SPP data. The statistical adjustment does not make it possible to correct the pixels of SPP data for which there is no rain gauge data. The solution proposed in this article is to correct the daily SPP data for the Guiana Shield using a novel two set approach, without taking into account the daily gauge data of the pixel to be corrected, but the daily gauge data from surrounding pixels. In this case, a spatial analysis must be involved. The first step defines hydroclimatic areas using a spatial classification that considers precipitation data with the same temporal distributions. The second step uses the Quantile Mapping bias correction

method to correct the daily SPP data contained within each hydroclimatic area. We validate the results by comparing the corrected SPP data and daily rain gauge measurements using relative RMSE and relative bias statistical errors. The results show that analysis scale variation reduces rBIAS and rRMSE significantly. The spatial classification avoids mixing rainfall data with different temporal characteristics in each hydroclimatic area, and the defined bias correction parameters are more realistic and appropriate. This study demonstrates that hydroclimatic classification is relevant for implementing bias correction methods at the local scale.

3.1 Introduction

Given the current context of climate change, it is essential to improve our understanding of the spatial and temporal dynamics of precipitation on the global and regional scales. Precipitation is an essential part of the global water cycle and its measurement is particularly crucial. Observation of precipitation at high spatial resolution is very important for monitoring and forecasting extreme weather events such as floods and droughts, but also for obtaining input data for hydrological applications and climate studies. However, obtaining accurate gauge-based precipitation measurements at high spatial resolution is difficult because of various technical and practical limitations (Tapiador et al., 2012). Technical limitations can be exposed during heavy rainfall when water can accumulate at a rate faster than can be cleared by the calibration trough of the measurement device. Conversely, during light rainfall, water can evaporate from the collector. Practical limitations arise from the challenges associated with the installation and maintenance of a dense network of measurement devices in areas that are difficult

to access, such as mountains, deserts, and primary forests (Tapiador et al., 2012; Derin and Yilmaz, 2014).

Satellite precipitation products (SPPs) such as the Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis (TRMM-TMPA 3B42) (Huffman et al., 2007), Climate Prediction Center MORPHing (CMORPH) product (Joyce et al., 2004), and Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks (PERSIANN) (Sorooshian et al., 2000) provide alternatives for obtaining precipitation data in regions with an insufficient distribution of rain gauge measurement stations. These SPPs with high spatial resolution ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$) and high temporal resolution (3 h) (Vila et al., 2009; Pereira Filho et al., 2010; Thiemig et al., 2012; Delahaye, 2013; Guo et al., 2015; Ringard et al., 2015; Tan et al., 2015; Toté et al., 2015) are produced using data obtained by different instruments deployed on several satellites. The algorithms of these products link cloud brightness temperature, measured in the infrared band, with data relating to the size and characteristics of hydrometeors, as measured by microwaves (Kidd, 2001; Tapiador et al., 2012; Toté et al., 2015).

All the above blended rainfall products are subject to different types of error depending on the quality of the measurements made by the sensor as well as the climate, topography, season, and local climatic regime. Several studies have addressed SPP failures in different geographic regions based on the intensity of precipitation and/or seasonal precipitation. The first evident defect of SPPs is that they overestimate low daily intensities (<2 mm/day) and underestimate high daily intensities (>20 mm/day) (Thiemig et al., 2012; Delahaye, 2013; Moazami et al., 2013; Zhao and Yatagai, 2014; Qiao et al., 2014; Ringard et al., 2015; Tan et al., 2015; Toté et al., 2015). A second defect, observed by many authors, is that SPP performance depends

on season, with greater errors detected in winter compared with summer or rainy seasons (Ebert et al., 2007; Pereira Filho et al., 2010; Katiraie-Boroujerdy et al., 2013; Zhao and Yatagai, 2014; Zulkaffi et al., 2014; Yong et al., 2015; Guo et al., 2015; Tan et al., 2015; Yang et al., 2015; Zhang et al., 2015). Ebert et al. (2007) showed that as the precipitation regime tends toward deep convection, the accuracy of the satellite estimates improves. A third defect observed in SPPs is that their effectiveness depends on the climatic regime and that they show poorer performance in the driest areas (Dinku et al., 2010a; Thiemig et al., 2012; Moazami et al., 2013; Tan et al., 2015). A fourth defect relates to the difference in performance of SPPs according to topography, with low efficiency reported for SPPs in mountainous regions (Dinku et al., 2010b; Moazami et al., 2013; Gervais et al., 2014; Guo et al., 2015; Prakash et al., 2015). Finally, SPPs have a low ability to detect the daily precipitated volume (Asadullah et al., 2008; Dinku et al., 2010b; Ghajarnia et al., 2015). Indeed, SPPs are less able to detect daily rainfall volume than rainfall occurrence. To correct all these defects, bias adjustment is essential prior to the use of SPPs in hydrological applications.

Different bias adjustment approaches are used to improve the quality of SPP data. The linear correction method corrects the average precipitation value based on the differences between the rain gauge data and satellite data. However, this method does not correct the variance and all events are adjusted with the same correction factor (Lenderink et al., 2007; Vila et al., 2009; Boushaki et al., 2009; Lin and Wang, 2011; Tesfagiorgis et al., 2011; Teutschbein and Seibert, 2013; Ajaaj et al., 2015). The Local Intensity Scaling method combines a precipitation threshold with linear scaling (Schmidli et al., 2006; Teutschbein and Seibert, 2013; Ajaaj et al., 2015). This method separately corrects wet-day frequency and wet-day intensity, applied point-

wise and individually for each day of the year, and the estimated precipitation is corrected using a scaling factor. Nevertheless, the results obtained with this method are limited because, as with linear correction, the standard deviation is not corrected and all events are adjusted using the same correction factor. The Power Transformation method corrects the mean and variance of the temporal series of estimated precipitation (Leander and Buishand, 2007; Leander et al., 2008; Teutschbein and Seibert, 2012, 2013). This is a nonlinear correction in an exponential form that combines the correction of the coefficient of variation with linear scaling. The coefficient of variation of both daily and multiple-day precipitation amounts depends on the wet-day frequency, but this correction does not adjust the frequency of wet days (Leander and Buishand, 2007). The Quantile Mapping method (QM) (Wood et al., 2004; Ines and Hansen, 2006; Leander et al., 2008; Block et al., 2009; Piani et al., 2010; Johnson and Sharma, 2011; Sun et al., 2011; Themeßl et al., 2012; Teutschbein and Seibert, 2013; Bennett et al., 2014; Ajaaj et al., 2015; McGinnis et al., 2015; Rajczak et al., 2016; Yang et al., 2016), also named Distribution Mapping or the Quantile–Quantile method, adjusts the cumulative distribution of estimated data to the cumulative distribution of rain gauge data using a transfer function. This correction can capture the evolution of the mean and the variability of precipitation while matching all statistical moments. Most of these methods use rain gauge data to correct SPP data located in the same location (with respect to the satellite pixel). The aim of this article is to correct the SPP data for the Guiana Shield using a novel two set approach, pixel by pixel, without taking into account the daily rain gauge data of the pixel to be corrected, but instead using the daily rain gauge data of the surrounding pixels. We introduce the concept of spatial scale change analysis. The concept of scale must be involved in

any spatial statistical analysis.

All the above bias correction methods are used to correct SPP estimates to provide results that are acceptable on the global scale; however, these methods are limited when correcting SPPs on the local scale. One limitation of applying these methods on the global scale is that precipitation estimates are corrected using the same scaling factor or the same correction coefficients without consideration of the disparities between the series to be corrected. Another weakness is that the statistical profile of the precipitation series is considered without accounting for the temporal profile. All these difficulties limit the correction of SPPs on the local scale.

Here, we propose to correct daily SPP estimates (TRMM-TMPA 3B42V7) using a novel two set approach. The first step defines hydroclimatic areas using a spatial classification that considers precipitation data with the same temporal distributions. The second step uses the Quantile Mapping bias correction method to correct the daily SPP data contained within each hydroclimatic area, by defining a calibration set and a validation set.

To identify the influence of the analysis scale on the statistical results, three simulations were conducted for the Guiana Shield using 93 daily rain gauges. The first simulation was performed for the entire study area, i.e., without any hydroclimatic division. The second simulation was undertaken with the study area divided into six hydroclimatic areas. The third simulation was performed with 23 hydroclimatic areas. For each simulation, we compared both the daily precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and the daily rain gauge measurements; and the precipitation corrected using the QM method and daily rain gauge measurements. We then validated the accuracy of the correction based on the RMSE and bias.

The remainder of this article is structured as follows: Section 2 describes

the study area and presents the data used. Section 3 provides an overview of the methodology used to correct the biases. The results are presented and discussed in Section 4. Finally, the conclusions are drawn in Section 5.

3.2 Data

3.2.1 Study Area

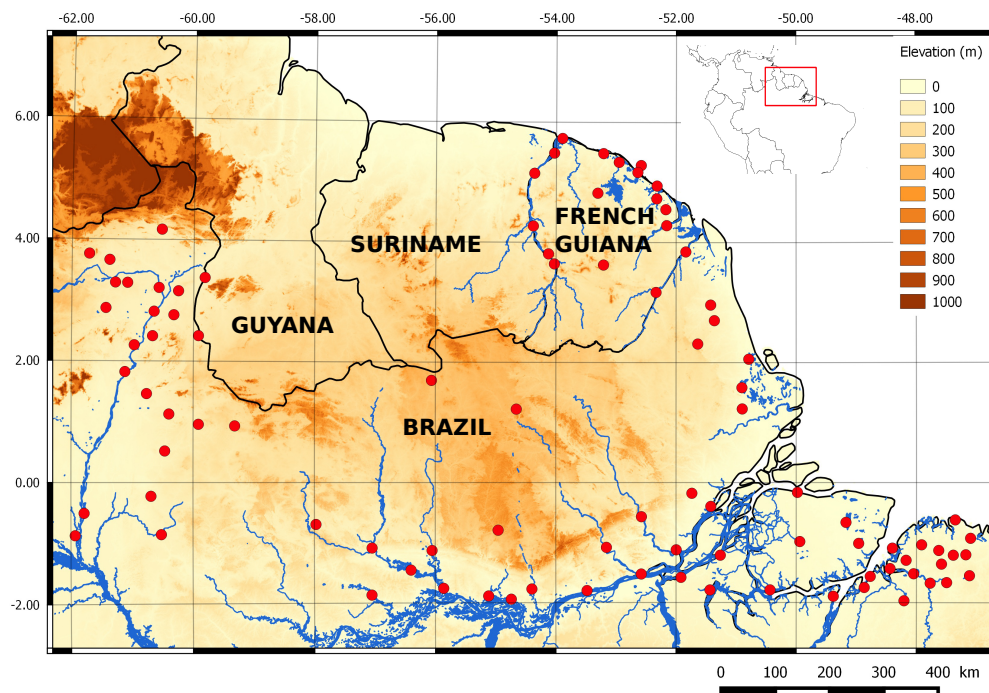
The Guiana Plateau, also called the Guiana Shield, is a region in South America located north of the Amazon River and east of the Orinoco River. This area is over 2 million km². It spans six countries: Colombia, Venezuela, Guyana, Suriname, French Guiana, and northern Brazil (Amapá, Roraima, and Pará). The Guiana Shield has poor soil, an extensive river system, and dense primary rainforest (Hammond, 2005). This area accounts for 13% of the surface of the South American continent. In this study, the area considered lies within 2° S–6° N, 45°–62° W (Figure 3.1). The Guiana Shield is a region with high spatial variability in precipitation (Bovolo et al., 2012; Ringard et al., 2015). The annual average difference in precipitation between the littoral zone and inland areas can reach 2300 mm/year (Ringard et al., 2015). It is an area subject to intense and local convective precipitation. The network of precipitation measurements is very sparse and located primarily on the coast and along the rivers. Most of the present population lives on the coast or along the rivers and thus, is highly vulnerable to flooding.

3.2.2 Rain Gauges

The daily rain gauge data used in this study come from 93 daily rain gauges distributed between French Guiana and northern Brazil (Figure 3.1),

including 18 in the Guyanese territory. North Brazilian data come from the Brazil National Water Agency (ANA). They are freely available online : <http://www.snirh.gov.br/hidroweb/>. Rainfall data from French Guiana are provided by Météo France. To have the most complete time series and compare the SPP data, we use the period 2001-2012. The data are checked for quality and used in the following analysis.

Figure 3.1 – Elevation map of the Guiana Shield. The SRTM30 (Shuttle Radar Topography Mission) digital elevation model is available at <http://www.diva-gis.org/gdata>. Dots represent the daily rain gauges available in French Guiana and northern Brazil.



3.2.3 Precipitation Product

A recent study by Ringard et al. (2015) compared different SPPs in the Guiana Shield (TRMM-TMPA 3B42RT, TRMM-TMPA 3B42V7, PERSIANN, and CMORPH). The results obtained show that for areas with intense convective precipitation, TRMM-TMPA 3B42V7 performs better than the other products, especially in the estimation of extreme precipitation events. In regions along the Amazon, the use of PERSIANN is better. Finally, in the driest areas, TRMM-TMPA 3B42V7 and PERSIANN exhibit the same level of performance.

The daily SPPs used in this study come from the TRMM TMPA 3B42 algorithm, which was developed by NASA. A brief description of the TRMM-TMPA 3B42V7 product is given below. TRMM TMPA 3B42 is a rainfall estimation product from the TRMM mission that combines satellite and ground data (Huffman et al., 2007; Yong et al., 2012, 2013, 2015). The main data sources for TRMM-TMPA 3B42V7 are infrared GOES-W (Geostationary Operational Environmental Satellite-West), GOES-E (East), GMS (Geostationary Meteorological Satellite), Meteosat-5, Meteosat-7, and NOAA-12 geostationary satellites, as well as the passive microwave radiometers of the TMI/TRMM (TRMM Microwave Imager), SSMI/DMSP (Special Sensor Microwave Imager/Defense Meteorological Satellite Program), AMSU/NOAA (Advanced Microwave Sounding Unit/National Oceanic and Atmospheric Administration) and AMSR-E/Aqua (Advanced Microwave Scanning Radiometer- EOS) low orbit satellites.

During the last ten years, the TMPA algorithm has undergone three important updates to incorporate data from new sensors into the algorithm (Yong et al., 2015). TRMM-TMPA 3B42V7, the research version, is available approximately two months after observation. The 3B42 algorithm runs

in four stages (Thiemig et al., 2012): (1) passive microwave precipitation estimates are calibrated and combined, (2) infrared precipitation estimates are generated using the calibrated data from the passive microwave sensors, (3) the infrared and passive microwave data are combined, and (4) the data are rescheduled on a monthly basis using the rain gauge data. Furthermore, TRMM-TMPA 3B42 uses precipitation estimates directly from the passive microwave data when available, but it inserts infrared data when the passive microwave data are unavailable (Pereira Filho et al., 2010). TRMM-TMPA 3B42V7 algorithm output data have a 3 h time resolution with rainfall amounts expressed in mm/h. The geographical area covered extends from latitude 50 ° N–50 ° S for 3B42V7 with a 0.25 ° × 0.25 ° spatial grid resolution. The TRMM-TMPA 3B42V7 product data have been available since January 1, 1998 (through to the present day). Available online: *ftp://disc2.nascom.nasa.gov/data/TRMM/Gridded/3B42v7/*.

3.3 Methods

We propose to correct daily TRMM-TMPA 3B42V7 estimates using a two set approach without taking into account the daily rain gauge data of the pixel to be corrected, but instead using the daily rain gauge data of the surrounding pixels. In this case, a spatial analysis must be involved. This novel set approach is divided into two steps: (1) several scales are defined through the definition of hydroclimatic zones; (2) bias correction using the Quantile Mapping approach is parameterized with the daily data contained in each hydroclimatic area, through the definition of a calibration set and a validation set.

3.3.1 Definition of Hydroclimatic Area

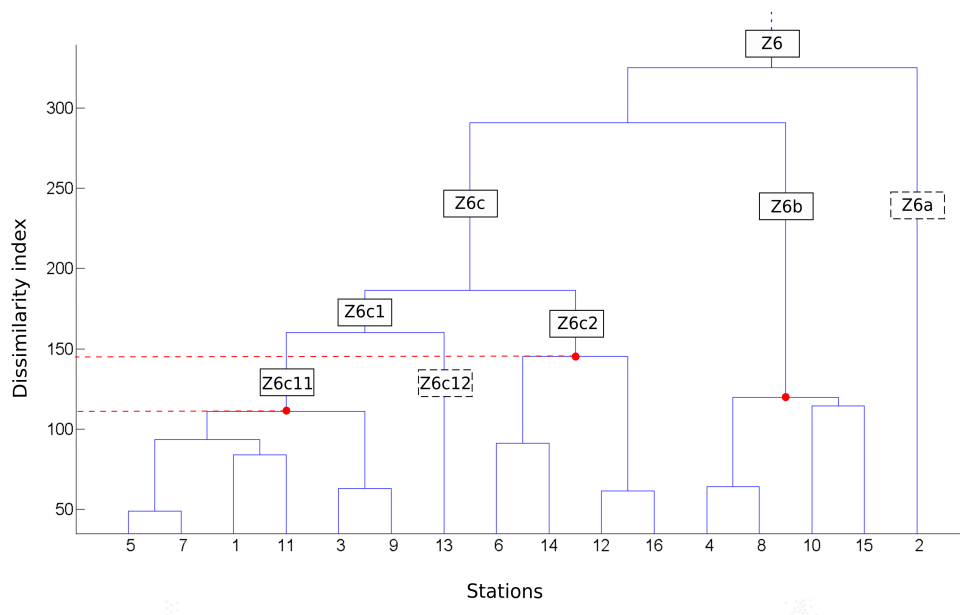
The aim is to identify the influence of the analysis scale on the efficiency of the Quantile Mapping correction method. For this purpose, we define hydroclimatic areas obtained from the rain gauge precipitation series based on long-term monthly means of the rain gauge data. The hydroclimatic areas are constructed using a hierarchical ascendant classification (HAC) (Ward, 1963; Gordon, 1987). The purpose of the classification approach is to obtain groups of rainfall time series with similar profiles. The creation of such groups makes it possible to distribute the precipitation series into different hydroclimatic areas.

At the initial stage of the method, each rain gauge forms a class, which makes 93 classes. The method proceeds by reducing the number of classes. At each step, two classes are grouped; thus, reducing the number of classes. The two classes chosen for grouping are those whose dissimilarity is the weakest; this dissimilarity value is called the aggregation index. Here, the aggregation index uses the centers of gravity of the classes, as in the Ward method (Ward, 1963).

Three simulations have been implemented to account for the influence of scaling analysis. The first simulation was performed on a single area, representing all the 93 rain gauges (i.e., the entire study area). The second simulation was performed on six classes representing six hydroclimatic areas. The third simulation was undertaken on 23 classes representing 23 hydroclimatic areas. The second simulation, carried out on six hydroclimatic areas, is the continuation of the work developed in Ringard et al. (2015), who perform a regional analysis of SPPs in these six areas. Figure 3.2 shows an example of the classification performed in this study for zone 6 only. In the example shown in figure 3.2, three areas are created from zone 6: Z6c11,

Z6c2, and Z6b. The 23 hydroclimatic areas are obtained by following this same scheme.

Figure 3.2 – Diagram of the hierarchical ascendant classification for zone 6. Red dots indicate the dissimilarity values of the hydroclimatic groups conserved. Black squares in solid lines are the names of the areas at different hierarchical levels. Dotted black squares are classes with only one rain gauge, which are therefore unusable.



3.3.2 Principles and Implementation of the Quantile Mapping (QM) Method

The second step uses the Quantile Mapping bias correction method to correct the daily SPP data contained within each hydroclimatic area, by defining a calibration set and a validation set. The QM method adjusts the distribution of daily satellite precipitation (P_s) with the distribution of

daily rain gauge precipitation (P_o) using a transfer function (h). Figure 3.3 presents a schematic of the QM method. The transformation can be formulated as below (Piani et al., 2010; Gudmundsson et al., 2012):

$$P_o = h(P_s) \quad (3.1)$$

If the variable of interest has a known distribution, the transformation is defined as:

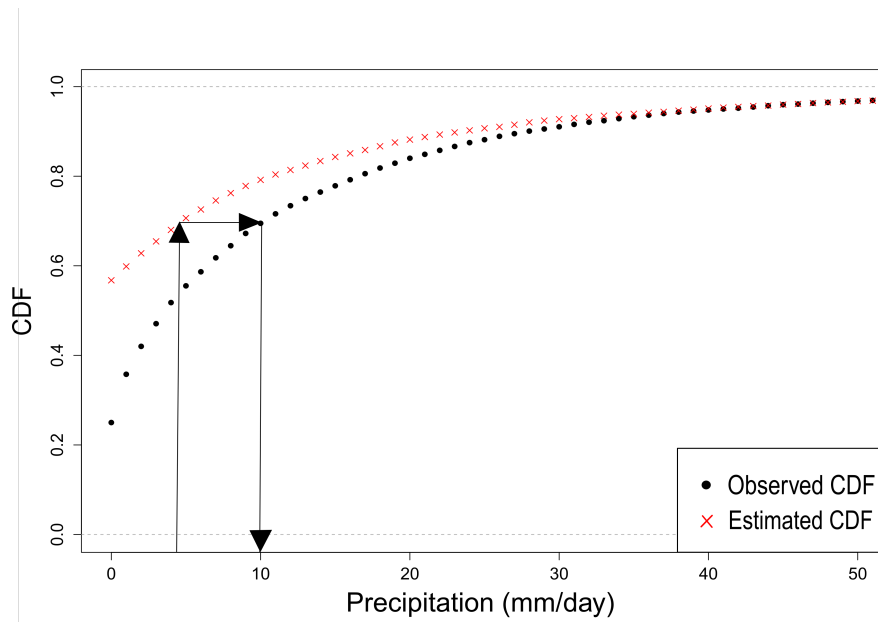
$$P_o = F_o^{-1}(F_s(P_s)) \quad (3.2)$$

where F_s is the Cumulative Distribution Function (CDF) of P_s and F_o^{-1} is the inverse CDF of P_o . There are several statistical transformations related to the QM method for modeling the quantile-quantile relationship (Gudmundsson et al., 2012). The distribution-derived transformation uses a theoretical distribution to solve equation 3.2. Parametric transformations are used directly to model the quantile-quantile relationship (Equation 3.1). Finally, instead of assuming parametric distributions, nonparametric transformations use empirical CDFs to solve equation 3.2 or nonparametric regressions such as cubic smoothing splines to solve equation 3.1. Several approaches are possible; here, a smoothing spline is used to fit the quantile-quantile plot of daily observed and daily modeled time series. We relied on the work of Gudmundsson et al. (2012) to implement this method.

3.3.2.1 Calibration of the QM Method and Correction of SPP Time Series

To implement the QM correction method we divided each hydroclimatic area into two parts: calibration set and validation set. We take the example of a hydroclimatic area composed of four rain gauges represented by four pixels (Figure 3.4).

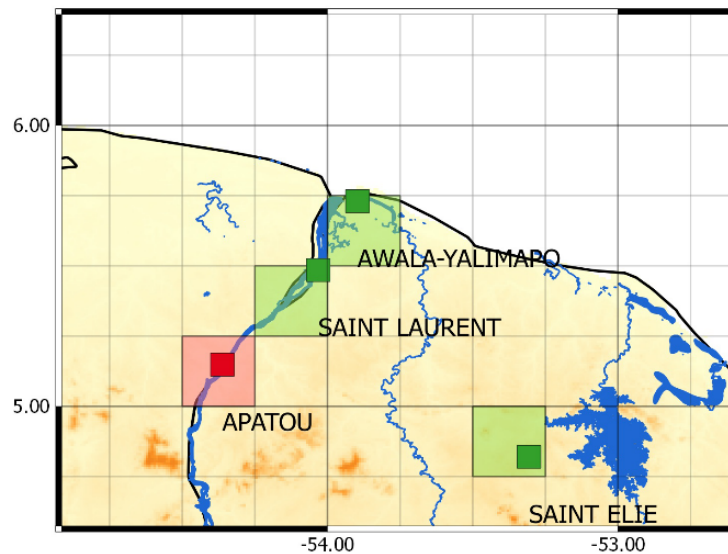
Figure 3.3 – Schematic of the Quantile Mapping method. The distribution function of the SPP data is shifted to the distribution function of the rain gauge data.



The calibration set is shown in green and the validation set in red. The calibration process uses the calibration set to adjust the distribution of the daily SPP data to match the distribution of the daily rain gauge data (Gudmundsson et al., 2012). A function is set to adjust the precipitation data from a rainfall threshold set at 1 mm/d. The cut-off threshold is used to remove low precipitation values in the SPP data in order to equalize the frequency of wet days between the daily rain gauge and SPP precipitation data sets (Kim et al., 2015). The result obtained corresponds to correction coefficients, calculated, for each percentile. The greater the number of quantile divisions used to represent the underlying frequency distributions, the better the correction (Lafon et al., 2013). The correction coefficients are calculated from the daily mean rain gauge series and the daily mean satel-

lite series of the calibration set. In a second step, the correction coefficients obtained from the calibration set are applied to correct the SPP series of the validation set (red pixel in figure 3.4). We implemented the same leave-one-out cross validation used in the paper of Kim et al. (2015): correction coefficients are calculated over 11 years and then applied to correct one year (the omitted year) of the SPP series of the validation set. This procedure is repeated for every year. The 12 years obtained by the validation process are combined into a single time series that forms the corrected SPP series.

Figure 3.4 – Diagram showing the calibration set (green) and validation set (red) for a hydroclimatic zone of four daily rain gauges with the TRMM-TMPA 3B42V7 grid.



In the example shown in figure 3.4, the correction coefficients obtained from the calibration set (green pixels) are applied to the SPP series of the validation set (red pixel) to obtain the corrected SSP series. In each simulation on the 93 daily SPP series representing the available rain gauges, 70 daily SPP series are used as the calibration set, and 23 are selected as

the validation set for the QM correction. The 23 daily SPP series of the validation set are chosen by selecting one rain gauge in each of the 23 hydroclimatic areas and the rest are used as calibration set. Comparison of the relative bias (rBIAS) and the relative RMSE (rRMSE) between the different simulations of the spatial clustering is performed on these same validation set.

3.4 Results

For each of the three simulations undertaken, we compared both the TRMM-TMPA 3B42V7 precipitation estimates against the daily rain gauge measurements, and the TRMM-TMPA 3B42V7 precipitation estimates corrected with the QM method against the daily rain gauge measurements. The accuracy of the QM correction method in the various configurations presented above was evaluated via the calculation of the deviations: estimated – measured, and using statistical indices: rBIAS and rRMSE (Table 3.1).

3.4.1 Quality of Corrected TRMM-TMPA 3B42V7 Estimates for the Entire Study Area as a Calibration Set

In the first simulation, the parameterization of the QM correction method is performed for the entire zone using data from the 70 rain gauges in the calibration set.

Statistical Criteria	Formula
BIAS	$\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (E_i - O_i)$
rBIAS	$\frac{BIAS}{O}$
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (E_i - O_i)^2}$
rRMSE	$\frac{RMSE}{O}$

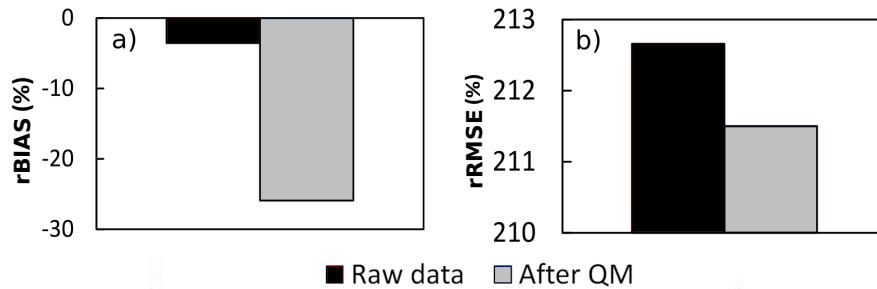
Table 3.1 – Quantitative statistical criteria. For a given rain gauge and its associated pixel, O_i is the rain gauge value and E_i the satellite value. N is the total number of days in the time series.

3.4.1.1 Global Assessment

Figure 3.5 shows the global rBIAS and global rRMSE for the 23 validation pixels considered as a whole. The biases and RMSEs are obtained after comparison of both the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey).

Figure 3.5a shows that the global rBIAS is worse after the QM correction. Without correction, the average of the rBIAS of the 23 daily SPP series is -3% against -25% after the QM correction. For the rRMSE, figure 3.5b shows a very slight improvement of only 1% for the QM-corrected data. This result shows that for the Guiana Shield, the TRMM-TMPA 3B42V7 SPP provides a reasonably good estimation of precipitation on the global

Figure 3.5 – (a) Global relative bias (rBIAS; %) and (b) global relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparing the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 with daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method with daily rain gauge measurements (grey) over the entire study area.



scale. The rBIAS degradation of the QM-corrected data indicates that this method is not applicable to large spatial scales.

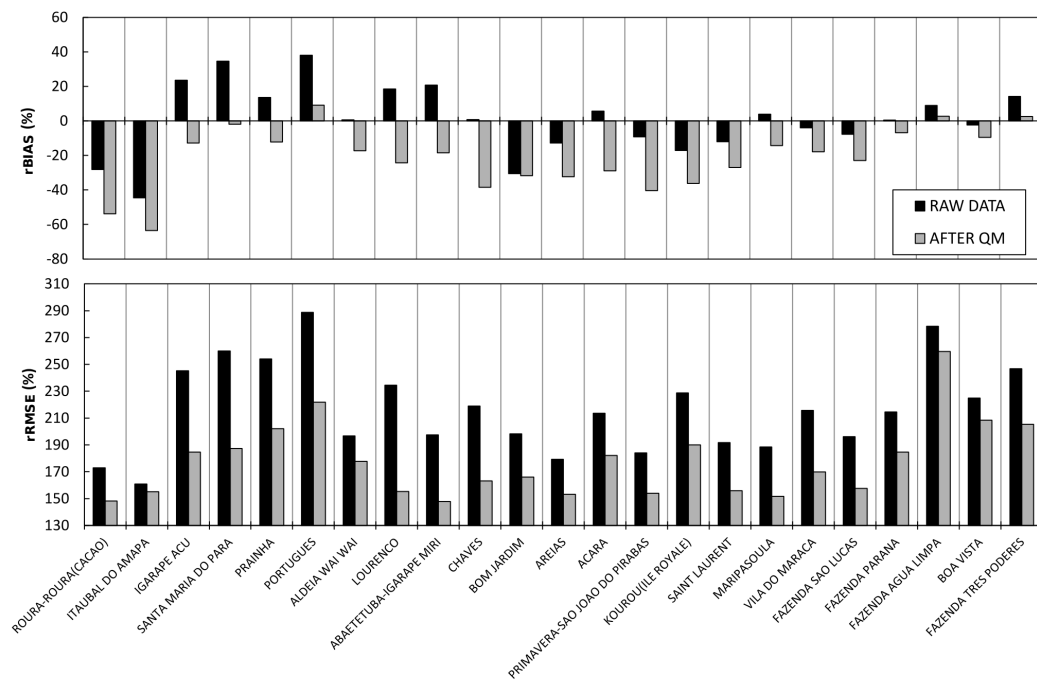
3.4.1.2 Local Assessment

Figure 3.6 shows the rBIASs and rRMSEs for the 23 validation daily SPP series considered individually. The rBIASs and rRMSEs are obtained after comparing the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey).

Figure 3.6 shows that only four daily SPP series have a low bias without applying the QM correction. When the QM correction is applied throughout the entire study area, seven of the 23 validation daily SPP series show a correction in rBIAS and 16 daily SPP series show a deterioration in rBIAS in comparison with the raw data. For the seven daily SPP series corrected, the improvement of rBIAS is on average 13.4%. Conversely, for the 16

uncorrected daily SPP series, the deterioration of rBIAS is on average 16.7%. Regarding the rRMSE, after the QM correction, the 23 daily SPP series show lower rRMSEs with an average improvement of 40%. These results show that for the Guiana Shield, the QM correction increases the bias for a large number of daily SPP series and thus, it is not a method that is applicable to large spatial scales.

Figure 3.6 – (a) Relative bias (rBIAS; %) and (b) relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparison of both the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey) for the validation pixel in each of the 23 hydroclimatic areas.



3.4.2 Quality of Corrected TRMM-TMPA 3B42V7 Estimates for 6 Hydroclimatic Areas as Calibration Sets

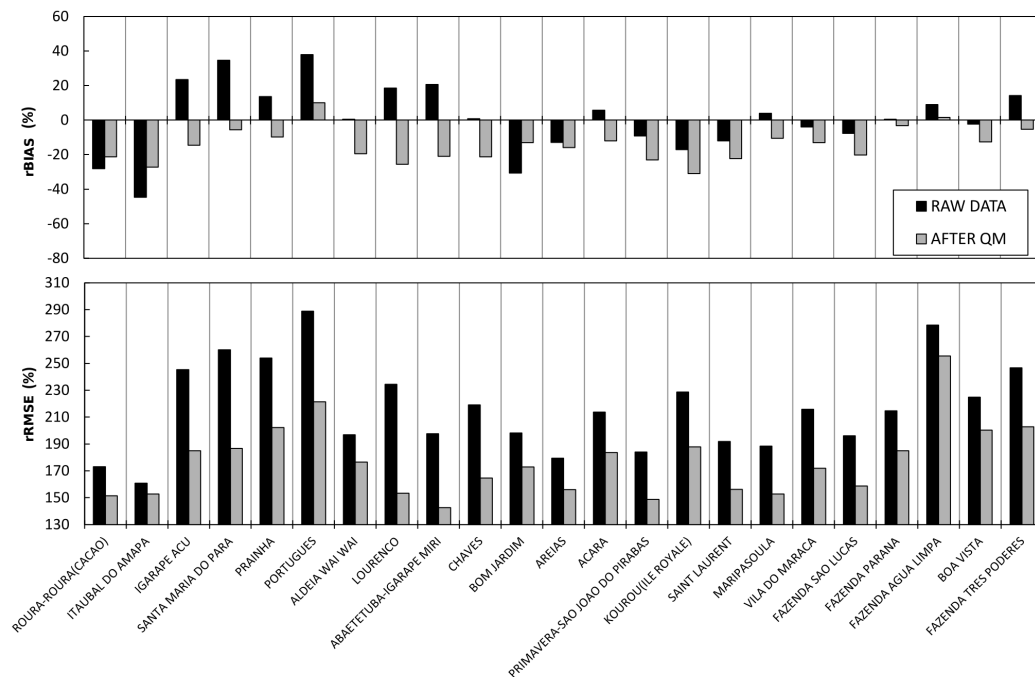
In the second simulation, we apply the HAC method to all the rain gauge data to obtain 6 classes of hydroclimatic regime. The QM correction method is then parameterized with data contained in each hydroclimatic regime. The parameterization of the QM correction method is done for each of the 6 hydroclimatic zones, and these parameters are applied to the validation pixels located in each of the hydroclimatic zones.

Figure 3.7 shows the rBIASs and rRMSEs for the validation daily SPP series. The rBIASs and rRMSEs are obtained by comparing both the TRMM-TMPA 3B42V7 precipitation estimates and daily rain gauge measurements, and the TRMM-TMPA 3B42V7 precipitation estimates corrected with the QM method and daily rain gauge measurements.

In comparison with the raw data, nine of the 23 validation daily SPP series show a correction in rBIAS and 14 daily SPP series show a deterioration in rBIAS. The improvement of rBIAS for the nine validation daily SPP series is on average 14.2%. The deterioration of rBIAS for the other 14 validation daily SPP series is on average 9.7%. Compared with the first simulation, it is evident that only two more daily SPP series show an improvement after QM. The improvement of the nine validation daily SPP series is slightly better than in the previous simulation. However, the degradation of the 14 daily SPP series after the QM correction is much less significant when taking into account the six hydroclimatic zones rather than considering the entire region as a single hydroclimatic area.

Regarding the rRMSEs, after QM correction, 23 daily SPP series show

Figure 3.7 – (a) Relative bias (rBIAS; %) and (b) relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparison of both the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey) for 23 pixels in 6 hydroclimatic areas.



lower rRMSEs with an average improvement of 40%. The improvement is of the same order of magnitude as the first simulation. These results show that for the Guiana Shield, the correction by QM shows a bias degradation for a large number of daily SPP series and that it is therefore not applicable to large spatial scales.

These results show that dividing the study area into six different hydroclimatic areas and correcting the bias using the parameterized QM correction method with the data contained in each of the hydroclimatic zones makes it

possible to improve the rBIAS of the TRMM-TMPA 3B42V7 SPP slightly. However, more than half the daily SPP series remain uncorrected. On the regional scale, the TRMM-TMPA 3B42V7 SPP shows greater difficulty in correctly estimating precipitation. Although the QM correction makes it possible to correct some regions, this correction method still has difficulties in improving the bias in certain regions.

3.4.3 Quality of corrected TRMM-TMPA 3B42V7 Estimates for 23 Hydroclimatic Areas as Calibration Sets

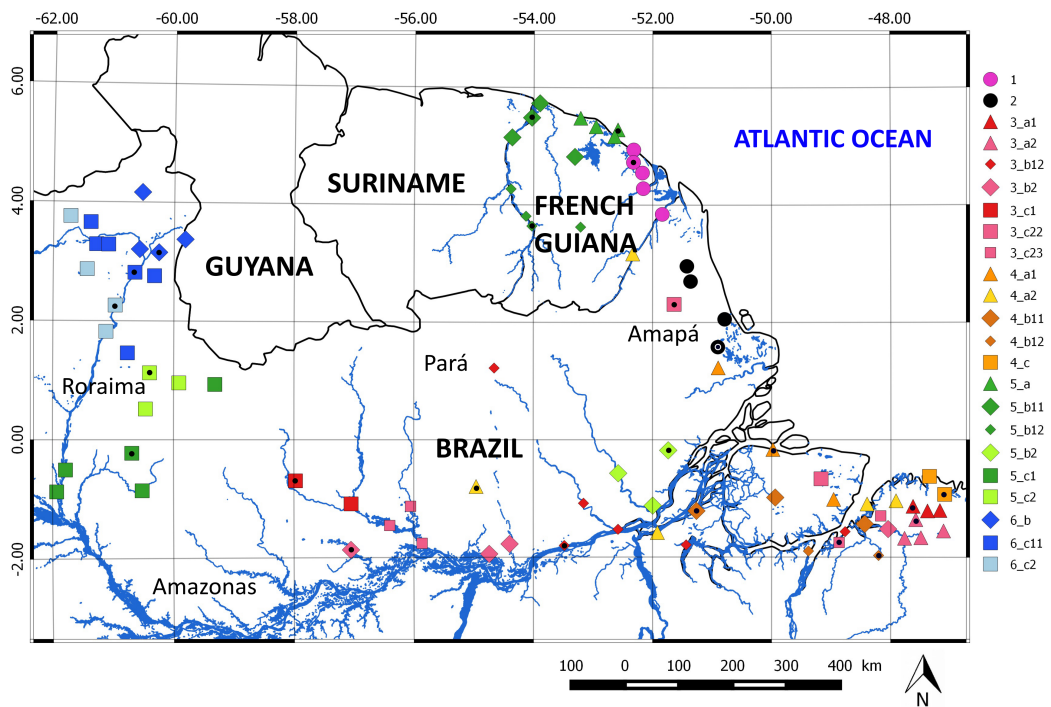
In this third simulation, the QM correction method is applied to the 23 hydroclimatic areas obtained by the HAC method and represented in figure 3.8. For each of the 23 hydroclimatic areas, one pixels is used as the validation daily SPP series. The remaining pixels in each area are used as calibration daily SPP series for the QM correction method.

The parameterization of the QM correction method is done for each of the 23 hydroclimatic areas, and these parameters are applied to the validation daily SPP series located in each hydroclimatic area. The rBIASs and rRMSEs are calculated by comparing the satellite data with the QM corrected data (Figure 3.9).

Figure 3.9 shows the results of the rBIASs and rRMSEs for each of the 23 validation daily SPP series. Compared with the raw satellite data, 18 of the 23 validation daily SPP series show a correction of rBIAS and only five daily SPP series show a worsening of rBIAS. The improvement of rBIAS for the corrected daily SPP series is on average 12.1%. The deterioration of rBIAS for the degraded daily SPP series is on average 9.8%. Compared

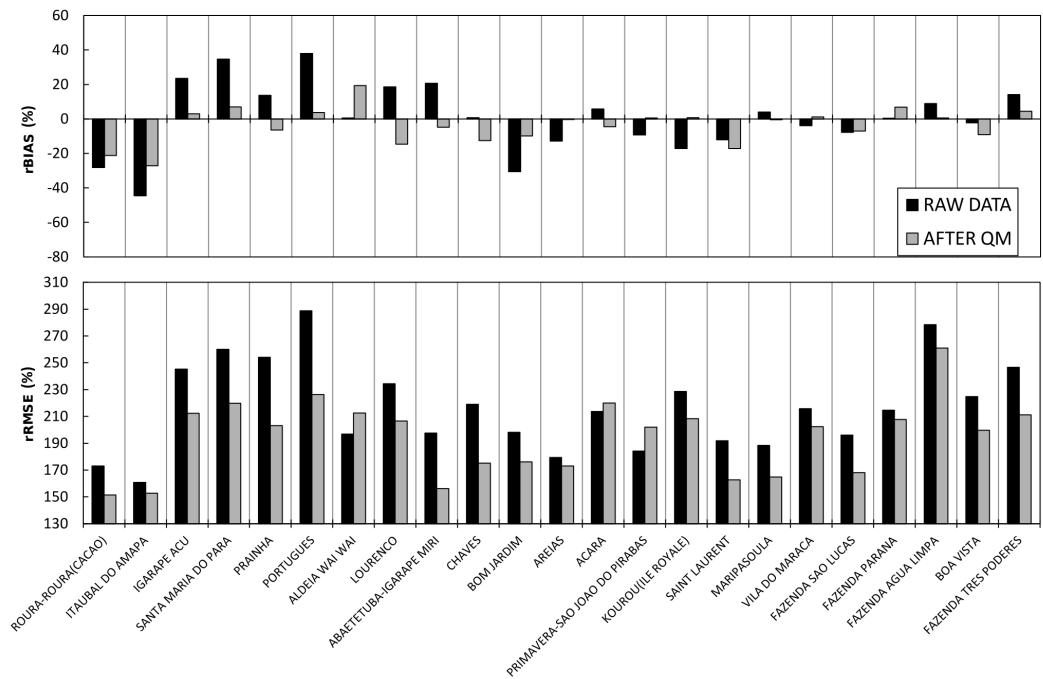
with the first two simulations, the improvement in rBIAS is much better, with 78% of validation daily SPP series showing a correction of rBIAS after QM correction.

Figure 3.8 – Spatial map of the 23 hydroclimatic areas obtained by the hierarchical ascendant classification method. Black dots represent the validation pixels.



Regarding the rRMSEs, after QM correction, 20 daily SPP series show lower rRMSEs with an average improvement of 28%. Only three daily SPP series show larger rRMSEs after QM correction.

Figure 3.9 – (a) Relative bias (rBIAS; %) and (b) relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparison of both the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey) for 23 pixels using 23 hydroclimatic areas.

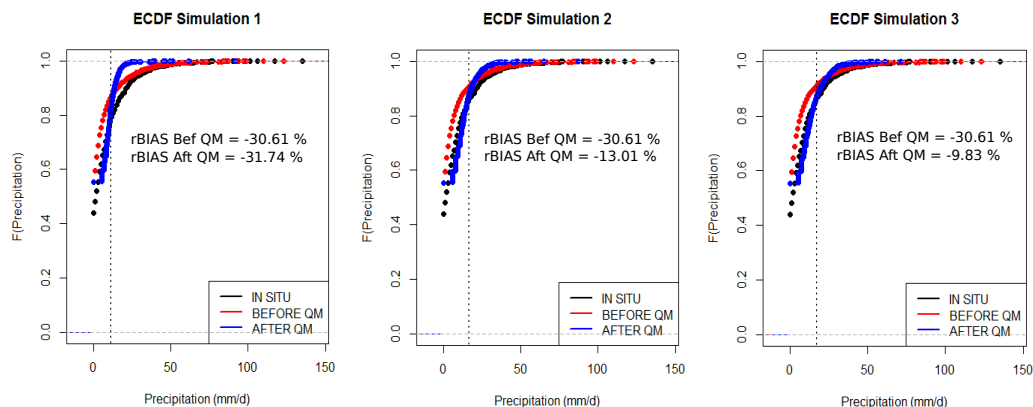


3.4.4 Performance

Figure 3.10 shows the empirical cumulative distribution function (ECDF) of daily rain gauge data, SPP data and of corrected SPP data for the three simulations under consideration. In the first simulation the parameterization of the QM correction method is done for the entire zone with the data from the 70 rain gauges in the calibration set. The ECDF of the corrected SPP shows no improvement and seems to be moving away from the ECDF of the

daily rain gauge data, in particular for intensities greater than 15 mm/d. The relative bias of the corrected SPP (-31.74%) is about 1% greater than the relative bias before QM correction (-30.61%). For intensities less than 15 mm/d, i.e., 80% of the recorded precipitation, the correction is remarkably effective. However, for intensities between 15 and 40 mm/d, the ECDF of the corrected SPP data is largely greater than the gauge's ECDF. High intensities are not corrected.

Figure 3.10 – Empirical Cumulative Distribution Function for a rain gauge and its associated pixel under the three simulations. Each simulation shows the ECDF of the daily rain gauge (black), the ECDF of SPP before QM (red) and the ECDF of SPP after QM (blue).



In the second simulation, the QM correction method is parameterized with data from each of the six hydroclimatic regimes. The relative bias of the SPP data improved markedly from -30.61% before QM correction to -13.01% after QM correction. For intensities less than 20 mm/d, i.e., about 85% of precipitation, the QM correction is effective. For intensities between 20 and 50 mm/d, the ECDF of the SPP after correction is still a little

removed from the ECDF of the daily rain gauge measurement.

In the third simulation, the QM correction method is parameterized with data from each of the 23 hydroclimatic regimes. The ECDF of the corrected SPP data shows better agreement with the daily rain gauge compared to the ECDF of SPP data before QM correction. Indeed, the relative bias is improved from -30.61% to -9.83%. For intensities less than 25 mm/d, i.e., about 90% of precipitation, the QM correction shows very good results. However, the tendency to correct the intensity between 25 and 50 mm/d is more difficult.

In summary, the QM method corrects the weak and high intensities rather than the medium intensities. The results show this novel two set approach reduces bias and RMSE significantly.

3.5 Conclusions and Discussion

The objective was to demonstrate the importance of considering hydroclimatic regimes in the correction of daily satellite precipitation data. We used a spatial classification approach and exploited the QM method to correct daily TRMM-TMPA 3B42V7 SPP estimates. The rain gauge measurement pixels were grouped spatially into different hydroclimatic zones according to their temporal profiles based on long-term monthly means of precipitation data using the HAC method. Then, parameterization of the QM method was performed for each of the hydroclimatic areas, and these parameters were used to correct the daily TRMM-TMPA 3B42V7 SPP estimates. In order to show how variation in the scale of analysis affected the rBIAS and rRMSE, three simulations with different spatial divisions were conducted, and the effects of the QM method on the accuracy of the corrected SPP

estimates were observed.

For the global scale (simulation 1), applying the QM correction TRMM-TMPA 3B42V7 has a poor effect: only seven out of 23 daily SPP series are corrected. The approach used in this paper, which applies the correction to the satellite series from the calibration daily SPP series throughout the zone, does not make it possible to correct the bias present in the SPP. The QM correction method, on a global scale, is limited in its ability to correct atmospheric phenomena that occur at finer scale. Even after reducing the spatial scale to 6 hydroclimatic groups (simulation 2), the QM correction applied within each hydroclimatic area still shows significant relative biases. Only nine out of 23 daily SPP series have an improved relative bias after the QM correction. However, the daily SPP series that are not corrected have smaller errors than in simulation 1. In order to improve the relative bias, we once again reduced the spatial scale in order to correct daily SPP series within a smaller area that is characteristic of a more precise climate regime. Simulation 3 divides the area into 23 hydroclimatic groups. At this finer scale, bias results are significantly improved. Of the 23 daily SPP series, which correspond to the 23 areas, 18 show an improvement in rBIAS, and 20 show an improvement in rRMSE. Applying the QM correction method to the data contained in each hydroclimatic area makes it possible to improve the accuracy of the TRMM-TMPA 3B42V7 SPP at the finer spatial scale.

The principal finding was that the QM bias correction performed worst at the coarsest scale, whereas additional benefits were produced at a finer scale. Classifying the rain gauge data by hydroclimatic area clearly improved the rBIASs and rRMSEs, reducing errors in the precipitation estimates. The temporal characteristics of the sampling units, such as amplitude or similarity of the time series, are important scale concepts. The analysis of

the ECDF shows that the QM method corrects the weak intensities rather than the medium intensities.

It is important to note a deterioration of rBIAS after QM correction for certain SPP series. The daily SPP series with a degradation of rBIAS can be classified according to two cases. The first case are SPP series that considerably overestimate or underestimate precipitation before QM correction, which is amplified after QM correction. The second case is SPP series that have low rBIAS before QM correction, which see their rBIAS degraded after QM correction. This category of SPP series does not require QM correction because the satellite series is very close to the gauge series. For example, within the 23 hydroclimatic areas, only five daily SPP series showed degradation. Of these five, three showed rBIASs before correction of $<1\%$. Therefore, only two daily SPP series showed a large degradation of rBIAS.

A multitude of studies show that the performance of SPPs is a function of precipitation intensities, climate and seasons. Simulation 1 calibrates the correction method from 70 rain gauges available throughout the region. Calibration is therefore carried out on pixels which may have a precipitation difference of more than 2000 mm/year. Even after subdividing the area into 6 regions, (Simulation 2), the correction's effectiveness is evidently still limited. The more we decompose into hydroclimatic zones, the more we group together, within a zone, rain gauges that are very close climatically. This grouping improves the efficiency of the QM correction to reduce the bias. Consequently, if the areas that are used to define the correction parameters contain more homogeneous time data, the more likely it is that the quality of the correction is high. This is because the correction will apply to a SPP series with a time profile "similar" to those used for the calibration

of the correction parameters. Conversely, if the correction parameters are established from areas containing more heterogeneous data, it is more likely that the correction parameters will be poorly adapted to the SPP series to be corrected, and hence the quality of the correction will be of low quality. This shows the importance of taking into account spatial scale in the QM correction method.

Several hypotheses may be invoked to explain this degradation. A first hypothesis is that the method compares and corrects a satellite pixel covering 625 km² with a rain gauge point. There is therefore an incompressible bias between the amount of precipitation at the rain gauge point and the amount of precipitation in the satellite pixel. This is linked to localized phenomena such as convective rain, which can be very intense and spatially restricted. A second hypothesis is related to the criterion used to define the hydroclimatic zones, i.e., the 12 monthly averages of precipitation data. This criterion can lead to bias degradation linked to different temporal phenomena existing during the 12 years of the time series, but it can also lead to identical hydroclimatic regimes when monthly averages are used.

From a spatial perspective, studies have been carried out on the capacity of SPP to estimate precipitation in mountainous areas. Zambrano-Bigiarini et al. (2017) compare 14 regions across Chile and show that SPPs perform better in low and mid-altitude regions. In our study, the altitude of the 23 daily rain gauges associated to the 23 validation daily SPP series varies from 1 m (Chaves and Kourou) to 305 m (Lourenco). We observe, with the third simulation, that among the five lowest daily rain gauges and associated SPP series (>10 m), only one sees its bias increase after QM correction. Conversely, the five highest daily rain gauges and associated SPP series (>100 m), all show a decrease in bias after QM correction in the associated daily

SPP series. The five daily SPP series that see their bias deteriorate after QM correction, in simulation 3, are at low and mid-altitudes of 1, 12, 16, 71 and 76 m. These results show that the topography of our region does not explain the worsening of the bias. The second possible explanation of the bias differences after correction is distance to the coast. Among the five daily SPP series that show a deterioration of the bias after correction in the third simulation, the distances to the coast are very variable. The validation daily rain gauge in the area 5c2 (Fazenda Parana) is 640 km from the coast, while the validation daily rain gauge in the areas 5b11 (Saint Laurent) and 4a1 (Chaves) are located at a distance of just 20 km and 2 km, respectively. The distance to the coast cannot therefore be used as a criterion to justify the degradation at these daily SPP series. In terms of land cover, of our 23 validation daily rain gauge associated to daily SPP series, 7 are at a distance of less than 1 km from the lake or river, of which four show a deterioration of the bias after correction, i.e., more than half. In the microwave domain, the radiometer receives the signal of the diffusion and absorption of hydrometeors but also of the terrestrial surfaces, thus measuring the moisture content of these surfaces. Our results may therefore show that the proximity of water has an influence on the difficulty of the SPP in the estimation of the precipitations and thus the difficulty of correctly correcting certain daily SPP series. The radiometer measures moisture content above water bodies and thus overestimates precipitation. These results are confirmed by Delahaye (2013) which observes errors of estimation over dense forests, due to the high moisture content captured by the radiometer.

In addition to a spatial approach, a temporal approach could be considered. In other words, the satellite data could be corrected according to season or according to other criteria such as the temporal characteristics

of rainfall (Kim et al., 2015). This would make it possible to divide the time series into several time sequences, and to correct each of the sequences according to different correction coefficients.

Our study has indicated that hydroclimatic classification is relevant for establishing a bias correction method. We conclude that this novel two set approach to correct for TRMM-TMPA 3B42V7 SPP estimates provides acceptable results for the Guiana Shield. The perspective ultimately aims to use these results to design a methodology for correcting SSP pixels on a wider scale with a limited amount of gauge data. Future work will investigate the possibility of correcting TRMM-TMPA 3B42V7 SPPs based on predefined hydroclimatic areas. Thus, each satellite pixel will be associated with a hydroclimatic regime and will be corrected based on the rain gauge data present within the same hydroclimatic regime. This work will make it possible to improve the correction of TRMM-TMPA 3B42V7 SPPs at the large scale for areas with a sparse rain gauge measurement network.

Acknowledgments The research leading to these results has received funding from Fonds Européen de Développement Régional (FEDER-Guyane / PHEUS Project). We acknowledge Météo France and Agência Nacional de Àguas for providing the daily precipitation data. Finally, special thanks to the original producers of all evaluated precipitation products for providing free downloadable precipitation products. We would like to thank Editage (www.editage.com) for English language editing.

Exploitabilité du produit TRMM TMPA 3B42

V7: cas d'étude du plateau des Guyanes

Après avoir montré l'intérêt de prendre en compte les différents régimes pluviométriques pour mettre en œuvre la méthode de correction QM sur des données SPP, ce chapitre analyse l'impact de la résolution temporelle sur la qualité de la correction du produit satellite TRMM et sur l'étendue spatiale des pixels potentiellement corrigeables (pixels sur lesquels la méthode de correction peut s'appliquer avec efficacité). En résumé l'objectif de ce chapitre est d'évaluer la capacité de notre méthode de correction à corriger sur une large échelle le biais des données TRMM en vue de rendre l'exploitation de ce SPP pertinente pour différentes applications hydrologiques.

Deux résolutions temporelles sont utilisées : les données journalières et les moyennes mensuelles à long terme c'est à dire des données mensuelles moyennées sur 12 ans. En outre, un autre critère est pris en compte pour évaluer les résultats de ce chapitre, l'échelle spatiale de décomposition en zones hydro-climatiques, puisque deux classifications spatiales sont utilisées: une en 15 et une en 22 groupes hydro-climatiques.

Afin de s'affranchir de la parcimonie des données mesurées in-situ nous

faisons l'hypothèse que la classification hydro-climatique peut-être réalisée à partir des SPP. Nous chercherons à valider cette hypothèse et à vérifier si le choix des données de SPP pour effectuer la classification en zones hydro-climatiques permet d'obtenir des résultats pertinents.

A noter que le choix de la classification en 15 et 22 groupes hydro-climatiques provient du fait qu'au moment de la classification en régimes, à partir de la grille TRMM-TMPA 3B42 V7, il est nécessaire d'effectuer une classification initiale plus importante afin d'obtenir un nombre de régime exploitable (c'est à dire avec un minimum de 2 stations in situ par régime). Ainsi lors que la comparaison entre une CAH à partir des journaliers et une CAH à partir des moyennes climatiques, le nombre de régimes identiques aux deux résolutions ont été 15 et 22 groupes hydro-climatiques.

Ce chapitre fera l'objet d'une publication à soumettre dans une revue telle que *Water*.

Abstract

Les produits de précipitations satellitaires (SPP) sont une alternative pour l'étude des précipitations mais restent cependant sujets à des erreurs d'estimation. La prise en compte des erreurs des SPP et leur correction sont cruciales pour réaliser des études hydrologiques pertinentes. Ces travaux évaluent la capacité de notre méthode de correction à corriger sur une large étendue, le biais inhérent aux données TRMM. Nous analysons l'impact de la résolution temporelle sur la qualité de la correction en utilisant des données journalières et des données mensuelles à long terme. Nous analysons également l'impact du nombre de zones hydro-climatiques à travers l'utilisation de deux classifications spatiales: 15 et 22 groupes hydro-climatiques. Nous utilisons la méthode du quantile mapping pour corriger les biais des estimations satellites TMPA V7 dans chacune des zones hydro-climatiques. Les résultats sont validés en comparant le biais relatif et le RMSE relatif entre les données TRMM brutes et les données TRMM corrigées. Les résultats obtenus montrent que le choix d'une résolution temporelle journalière, montre des résultats légèrement meilleurs que le choix d'une résolution mensuelle à long terme. De plus le choix d'une classification en 22 groupes conduit à une amélioration de biais plus importante que le choix d'une classification en 15 groupes. La méthode proposée utilise TRMM-TMPA 3B42 V7 pour effectuer la classification en zones hydro-climatiques et permet d'obtenir un jeu de données SPP corrigées sur l'ensemble des zones hydro climatiques utilisées.

4.1 Introduction

Les précipitations jouent un rôle essentiel dans le cycle hydrologique. Acquérir une qualité et une précision dans les données de précipitations est très important pour décrire les phénomènes hydrologiques. Le réseau de mesures in situ est une source de données fiable et dotée d'une grande précision, mesurant directement les taux de précipitations. Cependant les réseaux de pluviomètres peuvent être de faible densité et les mesures in situ pas uniformément réparties, augmentant alors les incertitudes liées à la précision des précipitations. Le plus souvent, les mesures des précipitations ponctuelles sont interpolées pour produire un champ de précipitations spatiales. Pour cela ce sont les méthodes de krigeage qui sont préférées. Or l'application de ces méthodes d'interpolation, dépend fortement de la densité du réseau de pluviomètres (Wagner et al., 2012).

En comparaison des données in situ il existe des produits de précipitations par satellite (SPP) qui ont l'avantage d'estimer les champs de précipitations, particulièrement dans les régions au réseau pluviométrique peu dense. Un grand nombre de produits de précipitations satellites ont été développés depuis les années 1980, devenant une alternative pour mesurer les taux de précipitations dans les zones les moins équipées en mesures in situ. Ces SPP fournissent des mesures de précipitations à haute résolution spatiale et temporelle. De plus leur couverture, quasi globale, est un atout majeur pour améliorer les connaissances de la variabilité des précipitations et notamment dans les zones les plus reculées et les moins accessibles.

Cependant, les produits quotidiens de précipitations par satellites ont toujours des biais importants par rapport aux précipitations mesurées au sol. Des études récentes montrent que les produits d'estimations satellitaires ne

sont pas toujours fiables (Vernimmen et al., 2012; Bhatti et al., 2016; Satgé et al., 2016; Yang et al., 2016) et conduisent donc à des incertitudes dans la modélisation hydrologique (Bitew and Gebremichael, 2011; Thiemig et al., 2013; Behrangi et al., 2014; Yang et al., 2017). Il est important d'évaluer et de quantifier avec précision les erreurs d'estimations et de corriger le biais présent dans ces SPP. Beaucoup d'études ont tenté de corriger les séries satellitaires associées aux séries in situ (Gudmundsson et al., 2012; Ajaaj et al., 2015). Le principal constat observé, dans la majorité de ces études scientifiques, est que les erreurs d'estimation des SPP sont largement dépendantes du climat et du régime pluviométrique.

De nombreuses études ont développé des méthodes pour corriger les précipitations quotidiennes des satellites en associant les données de pluviomètres. Thiemig et al. (2013) ont ajusté les précipitations quotidiennes dans les pixels satellites en fonction de la différence entre les précipitations mensuelles in situ et les précipitations mensuelles satellitaires. Yang et al. (2017), proposent une approche par pondération inverse du RMSE pour combiner les estimations ajustées du satellite de résolution 0.4° et des données in situ maillées de 1° au Chili. Bhatti et al. (2016), ont créé une carte des biais en utilisant une méthode d'interpolation qui est la pondération inverse à la distance à partir de 10 pluviomètres disponibles en Éthiopie. Chaque facteur correctif sert alors à corriger la grille du produit CMORPH. Enfin Delahaye (2013) propose un produit CMORPH corrigé basé sur la méthode de la PDF matching pour toute l'Amazonie. Cette méthode applique un taux de correction pour chaque quantile basé sur les quantiles de référence, c'est à dire la moyenne des données in situ. Le taux de correction est alors appliqué à chaque quantile de chaque pixel CMORPH à travers l'Amazonie Brésilienne. La principale limite de ces études est qu'elles corrigent les pixels

satellites avec un coefficient correcteur commun à toute la zone. Cependant, dans les régions qui montrent une variabilité pluviométrique importante, un seul et unique coefficient correcteur commun n'est pas adapté pour corriger les séries satellitaires. D'où l'enjeu de corriger les erreurs des SPP selon les régimes climatiques locaux.

Plusieurs études ont développé des méthodes pour corriger les pixels satellites en fonction de différentes régions montrant des régimes pluviométriques différents. Condom et al. (2011) corrigent le biais des séries mensuelles de TRMM en utilisant un model additif et multiplicatif pour 7 régions qui correspondent à 7 bassins versants. He et al. (2017) corrigent le biais des pixels TRMM journalier en subdivisant un bassin versant en 21 régions calculées par des polygones de Thiessen à partir des 21 stations in situ disponibles. Vernimmen et al. (2012) ont sélectionné 6 régions en Indonésie en fonction de la disponibilité des mesures in situ. Ils ont corrigé le biais via une fonction de puissance en moyennant les données in situ disponibles au sein d'une région et en comparant à la moyenne des pixels satellites de cette région. Néanmoins ils montrent que l'envergure spatiale des pixels corrigés est limitée par le nombre de stations in situ à disposition.

Toutes ces méthodes montrent la pertinence de corriger chaque régime indépendamment, cependant l'enjeu de ce chapitre est d'analyser l'impact de la résolution temporelle des données utilisées dans la CAH ainsi que l'impact de l'échelle spatiale de décomposition sur la qualité de la correction. L'impact de la résolution temporelle est évalué en utilisant les données journalières et les moyennes mensuelles à long terme c'est à dire des données mensuelles moyennées sur 12 ans. L'impact de l'échelle spatiale est évalué en effectuant une décomposition en 15 et 22 groupes hydro-climatiques. L'objectif visé est d'obtenir la meilleure correction de biais possible en sélectionnant les

paramètres les plus adéquats. Compte tenu de la faible disponibilité des stations in situ, nous faisons l'hypothèse que la classification hydro-climatique peut-être réalisée à partir du produit TRMM TMPA.

En résumé l'objectif de ce chapitre est d'évaluer la capacité de notre méthode de correction à corriger à sur l'ensemble de chaque zone hydro-climatique le biais des données TRMM. L'enjeu étant de rendre les données de ce SPP pertinentes pour différentes applications hydrologiques.

4.2 Méthodologie

La méthode de correction par QM a été appliquée selon les zones hydro-climatiques. La mise en œuvre de la méthode se fait en deux étapes principales (Figure 4.1), l'étape de la CAH qui permet de diviser la zone d'étude en plusieurs régions hydro-climatiques puis l'étape de l'ajustement du biais par QM, qui utilise les données in situ disponibles au sein d'une zone hydro-climatique pour corriger les pixels satellites de cette même zone.

Afin d'évaluer l'efficacité de la correction par la méthode QM en vue d'exploiter le produit TRMM-TMPA 3B42V7 corrigé, on cherche à faire varier la résolution temporelle des données utilisées pour la CAH et l'échelle spatiale de décomposition en zones hydro-climatiques.

4.2.1 Définition d'une zone hydro-climatique par classification ascendante hiérarchique

La construction des zones hydro-climatiques est effectuée à l'aide de la méthode de CAH. Afin de s'affranchir de la parcimonie des données mesurées in situ nous faisons l'hypothèse que la classification hydro-climatique peut-être réalisée à partir du produit TRMM TMPA 3B42 V7. Le but de cette

classification est d'obtenir des groupes de séries temporelles de précipitations avec des profils hydro-climatiques similaires. La création de ces groupes permet de distribuer les séries de précipitations dans différentes zones hydro-climatiques. Au stade initial de la méthode, chaque pixel satellite forme un groupe. La méthode se déroule en réduisant le nombre de groupe. À chaque étape, deux groupes sont associés. Les deux groupes associés sont ceux dont la dissemblance est la plus faible. Cette valeur de dissemblance s'appelle l'indice d'agrégation. Ici, l'indice d'agrégation utilise la méthode Ward (Ward, 1963) calculant les centres de gravité de chaque groupe.

4.2.1.1 Variation de la résolution temporelle

L'étape de la CAH utilise les données de TRMM TMPA 3B42 V7 pour classer les pixels satellites en groupes hydro-climatiques. Dans cette étude deux types de données d'entrée sont testés. Le premier type correspond à des données TRMM TMPA 3B42 V7 journalières de 2001 à 2012 que l'on note "J". Le second type de données correspond à des données TRMM TMPA 3B42 V7 configurées en moyennes mensuelles à long terme (LTM) c'est à dire sous la forme de données mensuelles moyennées sur 12 ans que l'on note "M".

Ces deux jeux de données sont utilisés dans le but de savoir si la résolution temporelle des données d'entrée peut avoir un impact sur la classification des pixels satellites et plus particulièrement sur la localisation des régions hydro-climatiques.

4.2.1.2 Variation de l'échelle spatiale

Pour chacune des résolutions temporelles indiquées dans la section précédente nous allons décomposer notre zone d'étude en 15 puis 22 régions hydro-

climatiques exploitables (Figure 4.1). C'est à dire qu'au sein d'une région hydro-climatique nous devons avoir au minimum 2 stations in situ pour calibrer la méthode QM. Plus le niveau de classification est grand plus les régions hydro-climatiques seront petites. Ces deux niveaux de classification ont pour but de savoir si la taille de la région hydro-climatique a un impact sur la correction.

La variation de la résolution temporelle des données TRMM TMPA 3B42 V7 et de l'échelle spatiale dans l'étape de la CAH, conduisent à 4 simulations (Tableau 4.1). "J15" pour une CAH à partir des données journalières et une classification en 15 groupes hydro-climatiques. "J22" pour une CAH à partir des données journalières et une classification en 22 groupes hydro-climatiques. "M15" pour une CAH à partir des données mensuelles LTM et une classification en 15 groupes hydro-climatiques. "M22" pour une CAH à partir des données mensuelles LTM et une classification en 22 groupes hydro-climatiques.

		Variation de la résolution temporelle	
		Journalières	Mensuelles LTM
Variation de l'échelle spatiale de décomposition	15 groupes	J15	M15
	22 groupes	J22	M22

Tableau 4.1 – Les 4 simulations utilisées pour faire varier la résolution temporelle et l'échelle de décomposition spatiale dans le processus de classification. J15 : journalière 15 groupes ; J22 : journalière 22 groupes ; M15 : mensuelle 15 groupes ; M22 : mensuelle 22 groupes

4.2.2 La méthode de correction de biais par QM

Les processus de la méthode QM utilisée sont rappelés en annexe. Pour chacune de nos 4 simulations précédentes (J15, J22, M15, M22) nous procédons à l'étape 2 de la méthode qui est l'ajustement du biais des données journalières TRMM TMPA 3B42 V7 par la méthode du QM à partir des données in situ disponibles (Figure 4.1). La méthode de correction de biais par QM ajuste la distribution des données satellites journalières (P_s) avec la distribution des données pluviométriques journalières (P_o) en utilisant une fonction de transfert (h). La transformation peut être formulée comme suit :

$$P_o = h(P_s) \quad (4.1)$$

Davantage de détails à propos de la correction par quantile mapping sont renseignés en annexe.

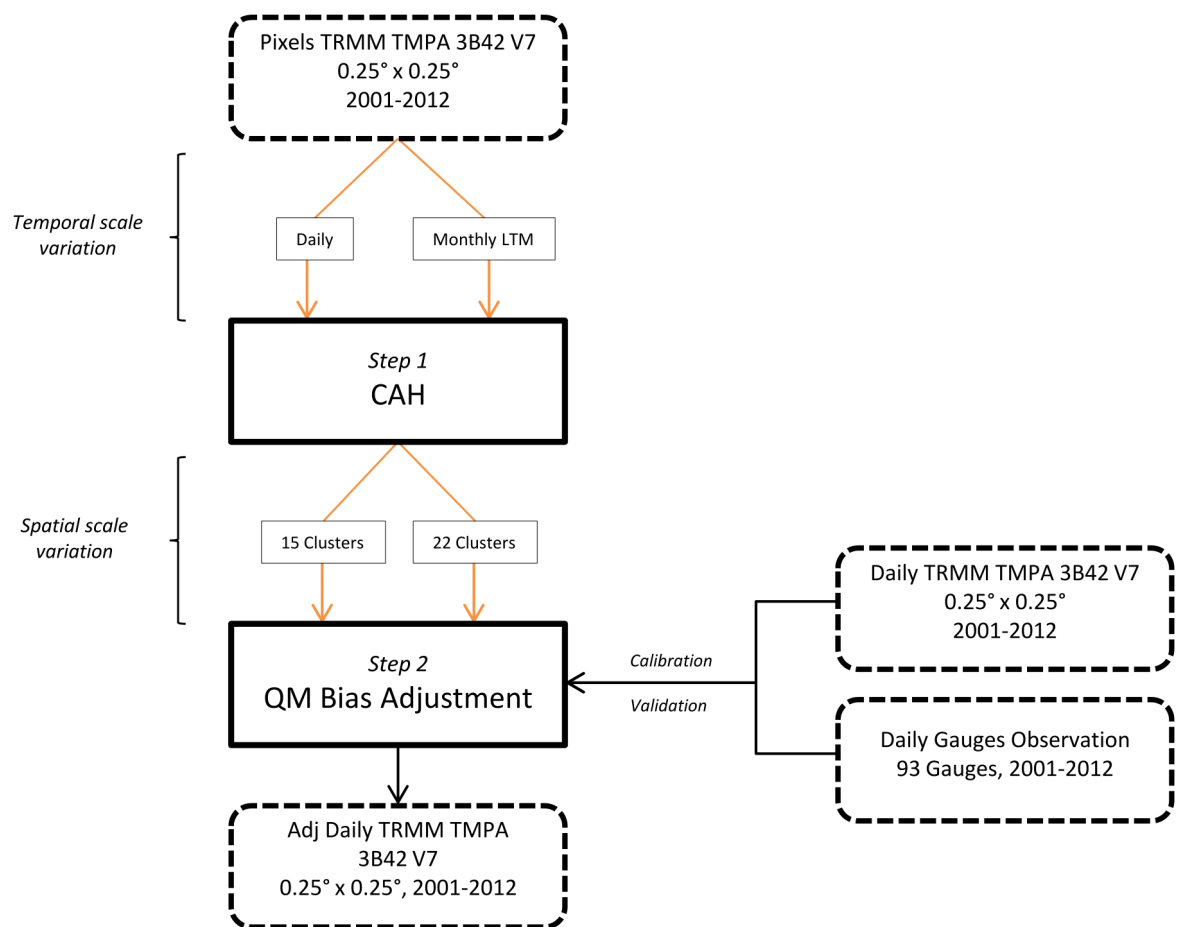
4.3 Cas d'étude

Cette section décrit un cas d'étude sur le plateau des Guyanes testant la correction QM pour un régime hydro-climatique. Les données utilisées, ainsi que l'étape de calibration et de validation de la méthode QM sont expliqués ci-dessous.

4.3.1 Données de pluviomètres

Cette étude est conduite à partir de 93 pluviomètres répartis dans une région d'environ 1.8 millions de km^2 . Les données utilisées sont des données journalières de 2001 à 2012. Les pluviomètres en Guyane française ont été

Figure 4.1 – Schéma du processus de division en régimes hydro-climatiques selon la résolution temporelle et l'échelle de décomposition spatiale, ainsi que le processus de correction par QM et les jeux de données utilisés.



obtenus par Météo France. Les pluviomètres au Brésil ont été obtenus par Brazil National Water Agency (ANA). Les données observées ont nécessité un contrôle de qualité afin d'effectuer les analyses qui suivent. Les 93 données in situ sont représentées par un cercle blanc sur chacune des cartes de la figure 4.4 à la figure 4.7.

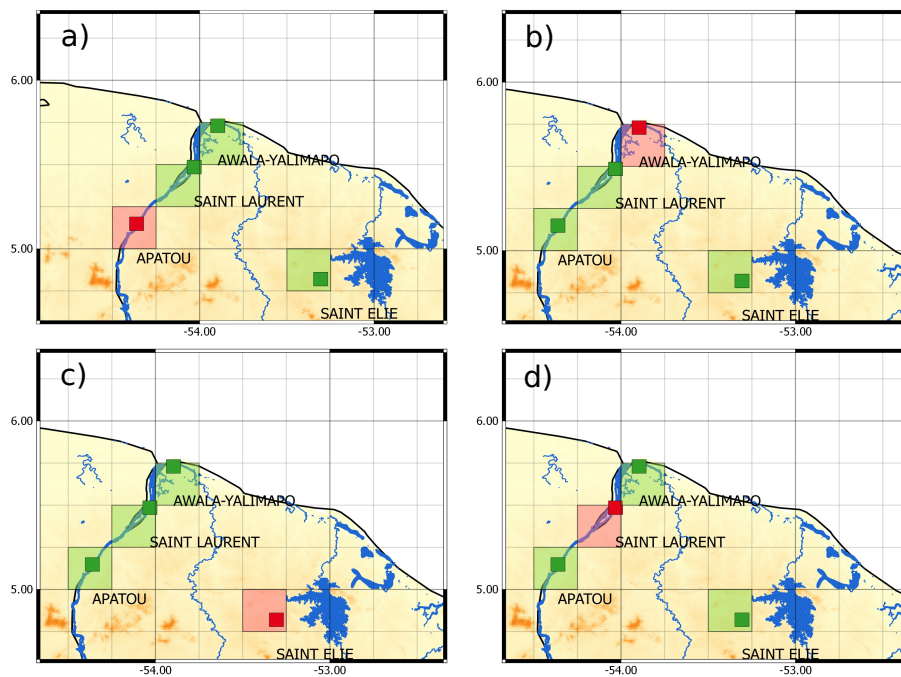
4.3.2 Calibration

Pour mettre en place la méthode de correction par QM (Figure 4.1), chaque groupe hydro-climatique est divisé en deux parties. Une partie correspondant au validation set, comprenant une série in situ et la série satellite associée (en rouge Figure 4.2a), et une partie correspondant au calibration set, comprenant les autres séries in situ et leurs séries satellites associées (en vert Figure 4.2a).

Le processus de calibration calcule, dans un premier temps, les coefficients de correction entre la distribution du pixel SPP à corriger et la série moyenne des données in situ du calibration set. Dans un deuxième temps, les coefficients de correction obtenus sont appliqués à la série satellite à corriger. Au sein du processus de calibration de la méthode QM nous avons mis en œuvre la même validation croisée utilisée dans l'article de Kim et al. (2015): les coefficients de correction sont calculés sur 11 ans puis appliqués pour corriger une année (l'année omis) de la série SPP du validation set (Figure 4.3). Cette procédure est répétée chaque année. Les 12 années obtenues par le processus de validation sont regroupées en une seule série chronologique qui forme la série satellite corrigée.

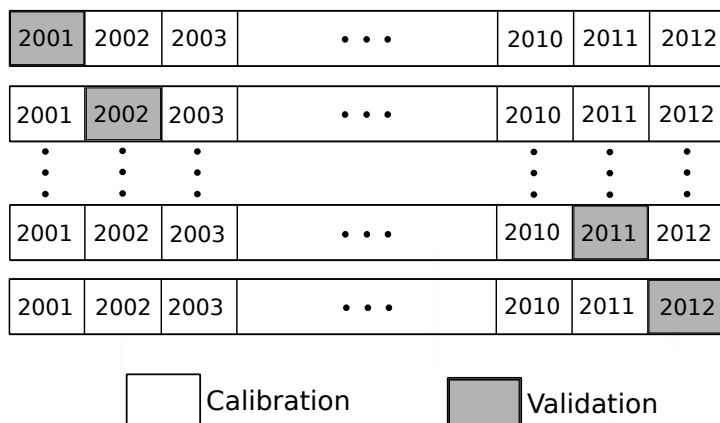
De plus, pour chacune des régions hydro-climatiques, nous avons effectué une LOOCV entre les stations du validation set et du calibration set (Figure 4.2). Ainsi chaque pixel satellite associé à une station in situ est utilisé

Figure 4.2 – Schéma de la LOOCV utilisée entre les calibration set (vert) et les validation set (rouge) pour une zone hydro-climatique. Dans cet exemple, à chaque étape de la LOOCV, trois stations sont utilisées pour calibrer la méthode QM et une station pour valider la méthode QM.



comme validation set (en rouge sur la Figure 4.2). Une fois cette LOOCV effectuée, le rBIAS et le rRMSE de la zone hydro-climatique sont calculés et comparés entre les séries in situ et les séries satellites avant correction mais aussi entre les séries in situ et les séries satellites après correction.

Figure 4.3 – Schéma de la LOOCV utilisée pour les années dans le processus de calibration/validation de la méthode QM



4.4 Résultats

Quatre simulations sont effectuées pour observer les résultats de corrections de biais par QM en fonction de la variation de la résolution temporelle des données utilisées dans l'étape de la CAH, ainsi que la variation de l'échelle spatiale de décomposition lors du processus de classification des pixels satellites (Tableau 4.1).

Le Tableau 4.2 indique pour chacune des simulations les résultats de la méthode de correction. Pour chacune des simulations on analyse les résultats de la méthode de correction QM. Plusieurs critères de comparaison sont calculés entre les simulations.

Le premier critère indique le nombre de stations utilisées dans le processus de calibration validation par rapport aux 93 stations disponibles. Le second critère représente le nombre de zones corrigées (dégradées) pour chaque simulation. Il est fonction de l'échelle spatiale de décomposition c'est à dire 15 ou 22 zones au total. Le troisième critère est le nombre de pixels cor-

rigés (dégradés). Il représente la somme des pixels TRMM TMPA 3B42 V7 appartenant aux zones corrigées (dégradées). Le quatrième critère nommé le "pourcentage zone totale", représente le pourcentage de pixels satellites des zones corrigées (dégradées) par rapport à tous les pixels terrestres et littoraux de la zone étudiée, c'est à dire 2088 pixels satellites. Enfin le dernier critère est le pourcentage d'amélioration (détérioration) qui représente la moyenne des biais relatifs des zones corrigées (dégradées) après correction QM.

4.4.1 Résolution journalière et classification en 15 groupes hydro-climatiques : J15

Dans cette première simulation nous utilisons 12 années de données journalières TRMM TMPA 3B42 V7 comme données d'entrée dans l'étape de la CAH. Nous effectuons une classification initiale de 40 clusters ce qui nous donne 15 clusters exploitables c'est à dire 15 zones hydro-climatiques comprenant au minimum 2 stations in situ permettant de calibrer-valider la méthode de correction QM (Figure 4.4).

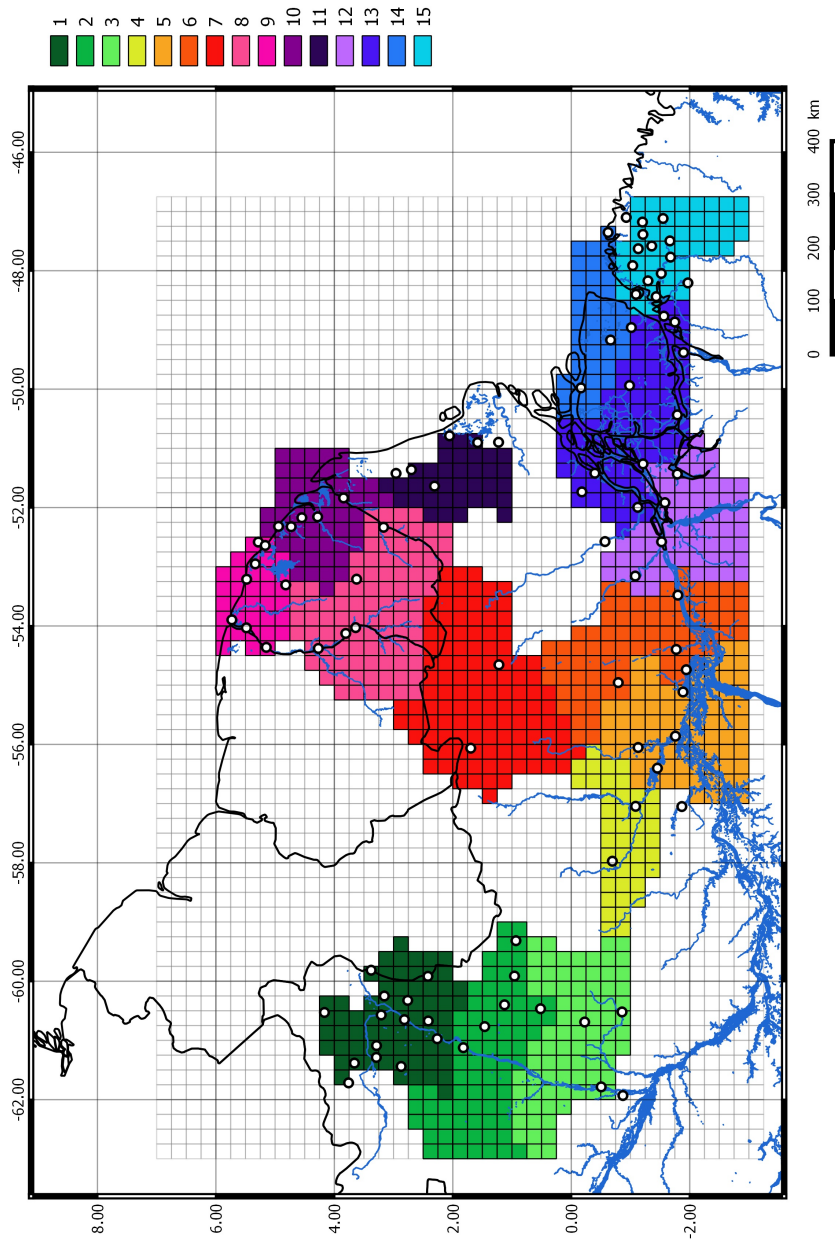
Cette simulation utilise 85 stations in situ sur les 93 disponibles dans la zone. Cela signifie que les 8 stations restantes n'ont pas pu être utilisées car elles se sont retrouvées seules dans un groupe hydro-climatique. Parmi les 15 groupes hydro-climatiques (Tableau 4.2), 7 montrent un rBIAS qui se corrige, avec une amélioration moyenne du rBIAS de 6.39%. Cependant 8 groupes hydro-climatiques (Tableau 4.2) montrent une détérioration du biais après la méthode du QM. En moyenne, cette détérioration observée est de l'ordre de -6.09%.

La couverture spatiale potentiellement corrigeable est de 49.29% représen-

Simulations	J15	J22	M15	M22
Nombre Stations utilisées	85	74	87	84
Nombre Zones corrigées	7	20	8	15
Nombre Zones détériorées	8	2	7	7
Nombre Pixels corrigés	434	505	651	526
en % Zone Totale	20.79	24.18	31.18	25.19
Nombre Pixels détériorés	595	50	722	456
en % Zone Totale	28.50	2.39	34.58	21.84
% d'amélioration	6.39	7.65	5.42	6.83
% de détérioration	-6.09	-3.26	-6.63	-3.27

Tableau 4.2 – Récapitulatif des résultats obtenus pour les quatre expériences. Pour chaque expériences est calculé le nombre de stations utilisées, le nombres de zones et de pixels corrigés après la méthode QM, le pourcentage de la surface corrigée par rapport à la surface totale ainsi que l'amélioration moyenne du biais relatif. A l'inverse on calcule également le nombre de zones et de pixels dégradés après la méthode QM, le pourcentage de la surface dégradée par rapport à la surface totale ainsi que la détérioration moyenne du biais relatif.

Figure 4.4 – Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données journalières et une classification en 15 groupes hydro-climatiques: J15



tant la moitié de notre zone d'étude. Cette simulation (J15) montre d'avantage de pixels qui se dégradent (595), comparés aux pixels qui se corrigent (434). La prise en compte de la résolution journalière avec une décomposition en 15 groupes montre des résultats après correction QM très partagés.

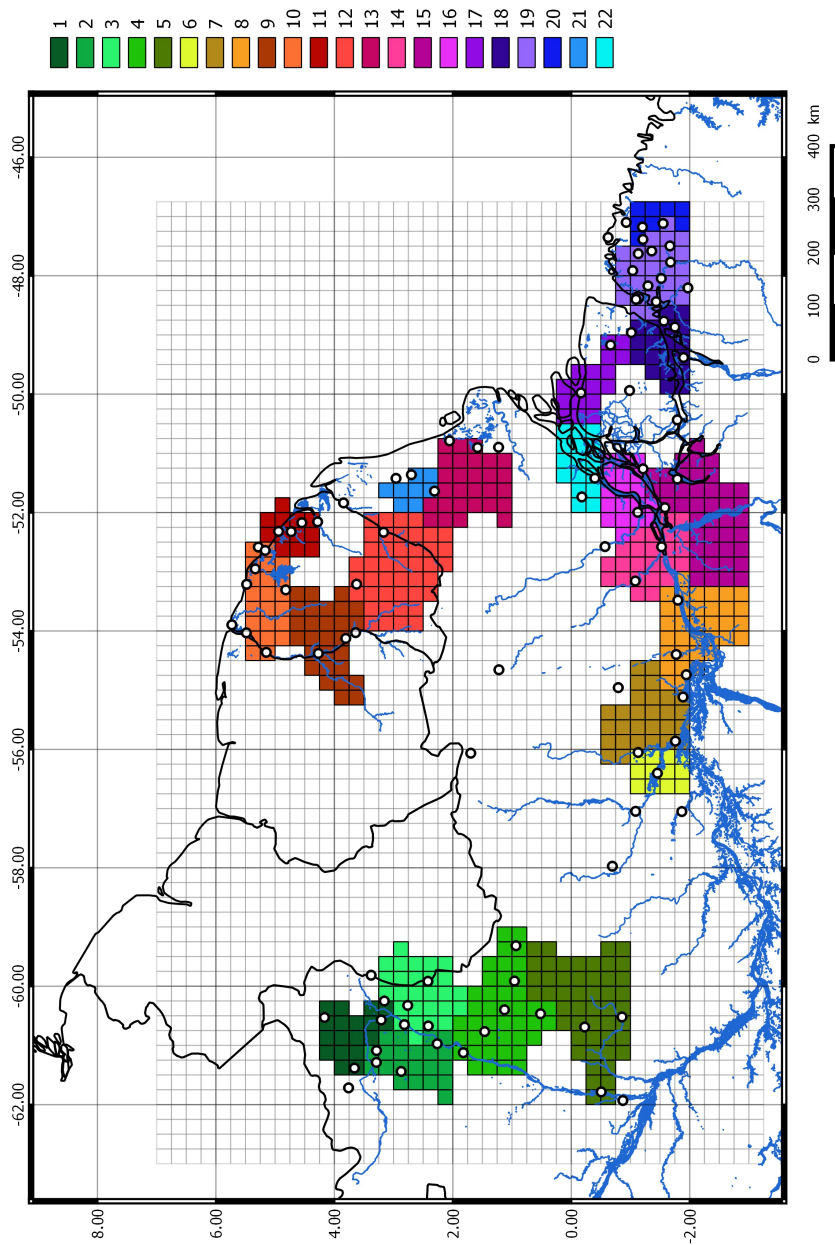
4.4.2 Résolution journalière et classification en 22 groupes hydro-climatiques : J22

Cette deuxième simulation utilise également 12 années de données journalières TRMM TMPA 3B42 V7 comme données d'entrée de la CAH. Nous procédons à une division en 100 clusters, ce qui nous donne 22 zones hydro-climatiques (Figure 4.5).

Dans cette simulation 74 stations in situ sont utilisées, c'est à dire 11 stations de moins que dans l'expérience précédente (J15). Sur les 22 groupes hydro-climatiques (Tableau 4.2), 20 montrent une correction du rBIAS après la méthode du QM. L'amélioration moyenne du biais est de l'ordre 7.65%. Seulement 2 groupes montrent un rBIAS qui se détériore d'environ -3.26% après la méthode QM.

La couverture spatiale potentiellement corrigeable dans cette simulation est de 26.57%, 1/4 de la zone, soit deux fois moins que la classification en 15 groupes. Cette simulation (J22) montre dix fois plus de pixels qui se corrigent (505) par rapport aux pixels qui se dégradent (50). La classification en 22 groupes réduit considérablement la zone potentiellement corrigeable. La prise en compte de la résolution journalière avec une décomposition en 22 groupes montre des résultats après correction QM très prometteurs avec la plus forte amélioration du rBIAS pour les zones corrigées et la plus faible détérioration pour les zones non corrigées.

Figure 4.5 – Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données journalières et une classification en 22 groupes hydro-climatiques: J22



4.4.3 Résolution LTM mensuelle et classification en 15 groupes hydro-climatiques : M15

La troisième simulation utilise, comme données d'entrée dans l'étape de la CAH, les LTM mensuelles TRMM TMPA 3B42 V7 sur 12 ans. A partir de ces données nous effectuons une classification en 30 clusters soit 15 zones hydro-climatiques exploitables (Figure 4.6).

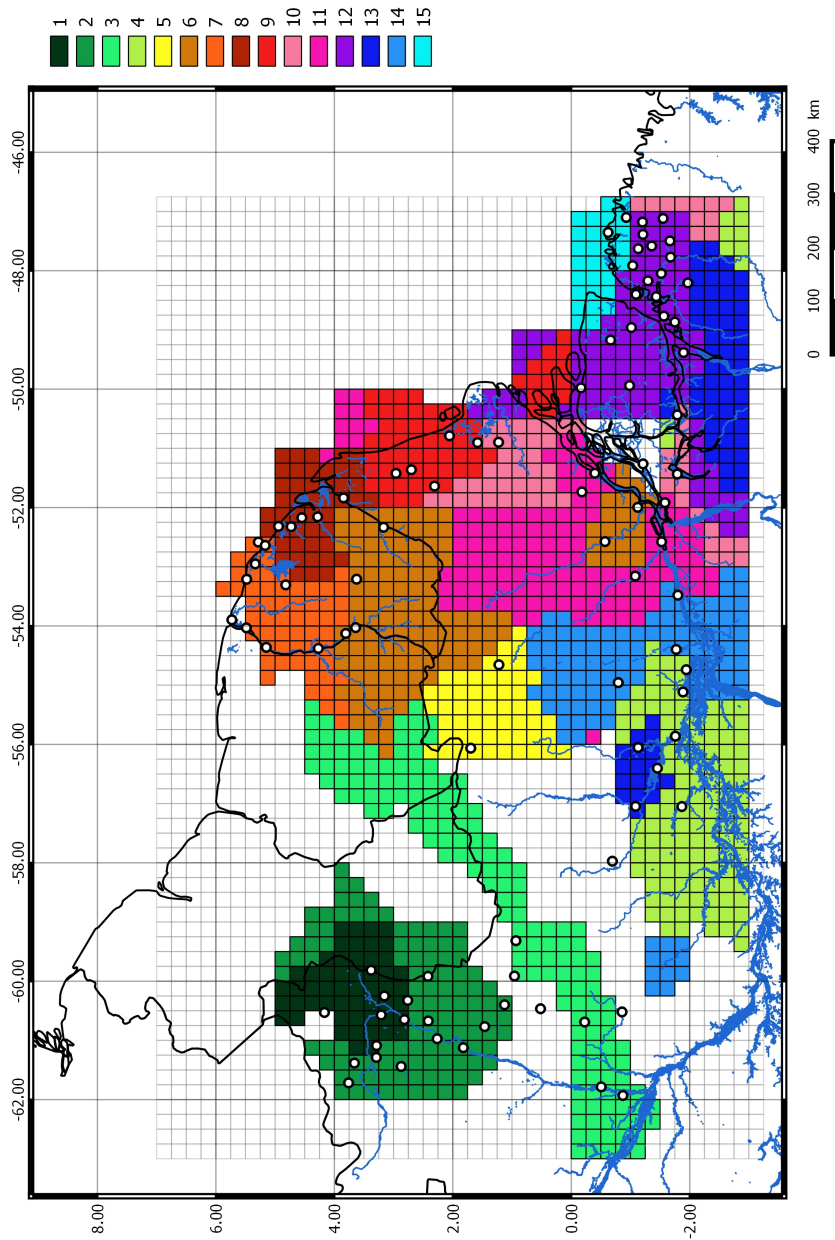
Cette simulation utilise 87 stations pour calibrer la méthode QM. Seulement 6 stations ne sont pas utilisées. Parmi les 15 groupes hydro-climatiques (Tableau 4.2), 8 groupes montrent une correction du rBIAS. Toutefois 7 groupes hydro-climatiques montrent un rBIAS qui se détériore en moyenne de -6.63% après la méthode QM.

Dans cette simulation (M15), la couverture spatiale potentiellement corrigeable est la plus importante des simulations avec une valeur de 65.76%. Cette simulation (J15) montre un nombre de pixels dégradées (722) légèrement supérieur au nombre de pixels corrigées (651). Comme pour la simulation J15, les résultats sont très partagés. Cela montre que l'échelle spatiale de décomposition en 15 groupes hydro-climatiques augmente la couverture spatiale potentiellement corrigeable mais montre des résultats d'amélioration du rBIAS moins satisfaisants que la décomposition en 22 groupes.

4.4.4 Résolution LTM mensuelle et classification en 22 groupes hydro-climatiques : M22

Dans cette quatrième et dernière simulation les LTM mensuelles TRMM TMPA 3B42 V7 sont utilisées comme données d'entrées pour la CAH. La classification est effectuée en 70 clusters ce qui nous donne 22 zones hydro-climatiques exploitables (Figure 4.7), et donc 84 stations in situ utilisées. Sur

Figure 4.6 – Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données mensuelles LTM et une classification en 15 groupes hydro-climatiques: M15



les 22 groupes hydro-climatiques (Tableau 4.2), 15 régions hydro-climatiques montrent un rBIAS qui se corrige d'environ 6.83%. Néanmoins, 7 groupes hydro-climatiques montrent une détérioration du rBIAS d'environ -3.27% après la méthode QM.

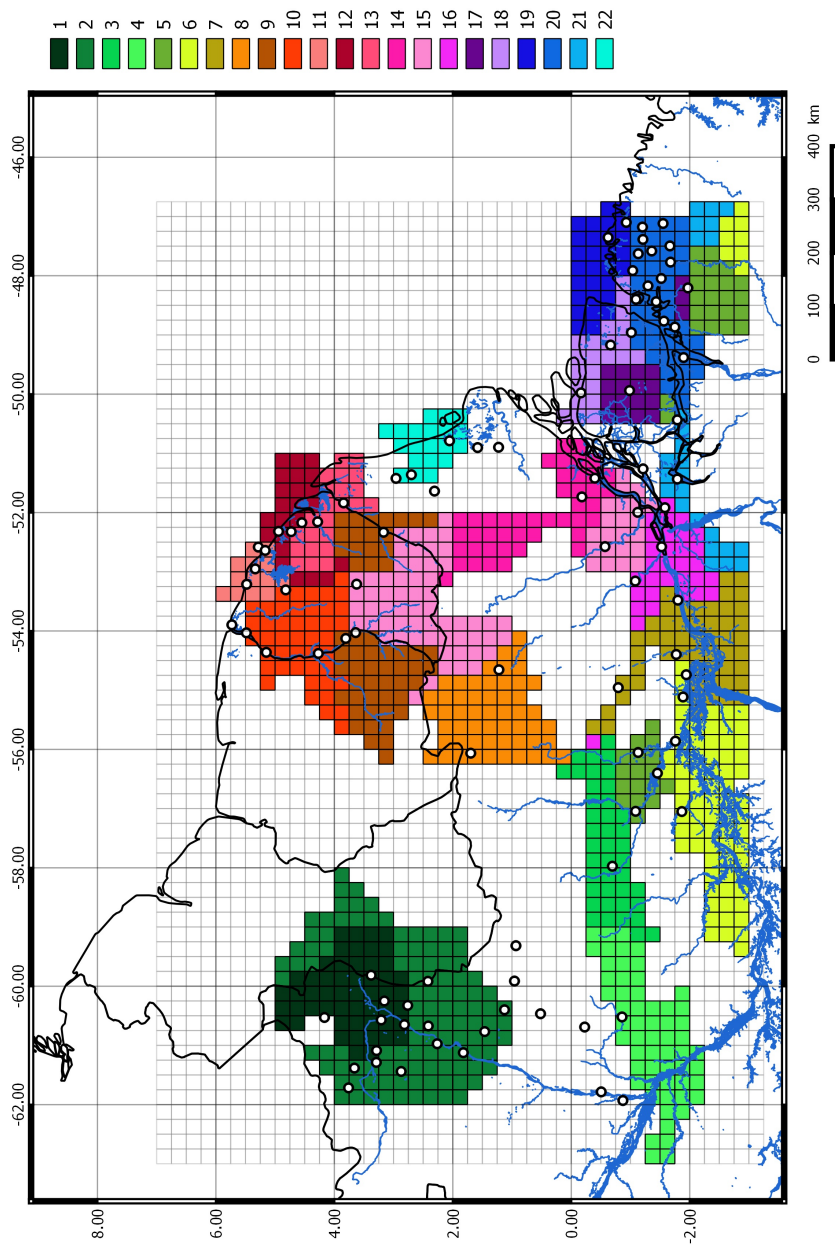
La couverture spatiale potentiellement corrigeable dans cette simulation est de 36.85%. Cette simulation (M22) montre légèrement plus de pixels qui se corrigent (526) que de pixels qui se dégradent (456). Les résultats en termes de pourcentage d'amélioration ou de dégradation du rBIAS sont très similaires à la simulation J22. Cependant la couverture de pixels dégradés est plus importante que dans la simulation J22. La résolution temporelle mensuelle à long terme avec une échelle spatiale de décomposition en 22 groupes montre des résultats corrects.

La classification en 22 groupes hydro-climatiques montre une plus grande amélioration du biais relatif moyen, et une détérioration du biais relatif plus faible que la division en 15 groupes. Cependant les groupes sont plus petits et donc on a 1) plus de stations in situ écartées et 2) moins de pixels satellites corrigés. La zone potentiellement corrigeable est donc réduite. L'utilisation des données journalières génère beaucoup moins de pixels dégradés par rapport à la résolution mensuelle à long terme. De plus la résolution journalière montre une amélioration du biais relatif moyen meilleure, et une détérioration du biais relatif plus faible que la résolution mensuelle à long terme.

4.5 Discussion Conclusion

L'objectif de ce chapitre consiste à proposer une méthodologie pour corriger les SPP sur l'ensemble de chaque zone hydro-climatique afin de rendre l'exploitation de ce SPP pertinente pour différentes applications hy-

Figure 4.7 – Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données mensuelles LTM et une classification en 22 groupes hydro-climatiques: M22



drologiques.

Dans nos derniers travaux, Ringard et al. (2017), nous avons montré la nécessité de tenir compte du régime pluviométrique pour corriger les SPP. L'utilisation des données in situ pour définir un régime climatique, dans une région très pauvre en mesures au sol, est une problématique pour délimiter les régimes. Dans les réseaux de mesures de faible densité, l'utilisation de différentes méthodes d'interpolation peut entraîner de grandes différences et donc des écarts par rapport à la répartition spatiale réelle des précipitations (Wagner et al., 2012). De plus toute interpolation de données ponctuelles entraîne des erreurs systématiques (Delahaye, 2013). Nous avons fait l'hypothèse d'utiliser le produit TRMM TMPA 3B42 V7, disponible sur toute notre zone à une résolution $0.25^\circ \times 0.25^\circ$, pour définir les régimes hydro-climatiques existants. La méthode de classification utilisée, est la CAH, une méthode qui classe les séries satellites selon leur dissimilarité. Quatre simulations sont testées, analysant l'impact de la résolution temporelle des données utilisées dans la CAH ainsi que l'impact de l'échelle spatiale de décomposition en zone hydro-climatique. La méthode de correction QM est mise en œuvre pour les 4 simulations.

La méthode de correction par QM proposée sur les données journalières de TRMM TMPA 3B42 V7 montre que l'échelle temporelle prise en compte lors de la classification en zones hydro-climatiques a un impact sur les résultats, ainsi que l'échelle spatiale de décomposition en zones hydro-climatiques. On en conclut que la variabilité journalière a un impact sur la correction des données satellites, et que leur prise en compte tend à améliorer le biais relatif des pixels satellites. On remarque également que plus la zone hydro-climatique est petite plus la correction est meilleure. Cependant la correction peut être aussi efficace dans des régions plus importantes.

Condom et al. (2011), utilisent un modèle additif de correction de biais, sur 7 bassins versants dans les Andes. Les résultats montrent une correction du biais sur les données mensuelles TRMM dans 6 bassins sur 7. La principale différence avec nos travaux est qu'ils corrigent les données mensuelles TRMM. Or les recherches ont montré qu'à l'échelle mensuelle les SPP produisent une très bonne qualité des données de précipitations comparée aux données journalières. Il est donc plus difficile de corriger les données journalières car elles présentent plus d'erreurs systématiques. Dans la méthode utilisée par He et al. (2017), l'utilisation des polygones de Thiessen est mise en œuvre pour subdiviser un bassin versant. Ainsi chaque pluviomètre définit une sous région du bassin. Une correction de facteur basée sur le rapport entre les précipitations cumulées mensuelles des observations et le produit TRMM est appliquée aux données journalières pour chaque polygone. Cette méthode montre de bons résultats de correction. Cependant les résultats de correction sont moyennés sur toutes les régions et comparés aux observations interpolées ainsi qu'aux données TRMM originales via des courbes de débit du bassin. He et al. (2017) s'accordent sur le fait que leur méthode de correction proposée est plus simple que les autres méthodes de correction statistique et peut être améliorée en utilisant une analyse statistique plus détaillée.

Le principal inconvénient est que notre étude nous oblige à avoir deux stations in situ au sein d'une zone hydro-climatique pour appliquer la méthode QM. He et al. (2017) calibrent uniquement à partir d'un seul pluviomètre représentant une région. Cependant nos travaux présentent plusieurs avantages, le premier est que l'on corrige les données journalières des SPP, contrairement à Condom et al. (2011) qui corrigent les données TRMM mensuelles. Le second avantage est que l'on définit une zone hydro-climatiques

en sélectionnant les profils hydro-climatiques similaires. En effet nous avons remarqué qu'au sein d'un bassin versant il existait plusieurs régimes pluviométriques. Contrairement aux travaux de Condom et al. (2011) qui délimitent les régions en fonction des bassins versants, notre méthode qui classe les pixels en fonction du régime hydro-climatique permet donc de réduire les erreurs de correction liées à des pluviométries différentes.

Compte tenu de la performance des résultats présentés dans cette étude, la méthode proposée fournit une solution simple en termes de calculs et a des exigences minimales des stations in situ. Elle a permis notamment de valider l'hypothèse d'utiliser le produit TRMM TMPA pour effectuer la classification en zones hydro-climatiques. Elle a également permis de montrer que la qualité de la correction par QM est fonction de la résolution temporelle des données utilisées dans la CAH ainsi que de l'échelle spatiale de décomposition.

Les différentes études qui ont montré que les SPP étaient dépendants du régime pluviométrique ont également montré qu'ils étaient dépendants de la saison. Le plateau des Guyanes montre une variabilité pluviométrique saisonnière entre la côte littorale et les terres; ainsi qu'entre le nord et le sud. De part l'oscillation nord sud de la ZCIT, les saisons sont décalées et les régions côtières montrent un régime de précipitations bimodal (Ringard et al., 2015). Pour pouvoir davantage corriger les SPP il serait nécessaire d'effectuer la correction saisonnièrement, à l'échelle du groupe hydro-climatique. Ainsi après avoir défini une région hydro-climatique il faudrait pouvoir diviser les séries temporelles en fonction des saisons et corriger indépendamment pour chacune des saisons et chacun des pixels les biais présents dans la série satellite journalière.

Le nouveau produit d'estimation satellitaire qui est le GPM, montre une

résolution spatiale plus fine de $0.1^\circ \times 0.1^\circ$. Au vue de l'arrêt des données TRMM suite à l'entrée en atmosphère du satellite il serait intéressant d'utiliser les produit IMERG issu du GPM pour tester l'application de la méthode de correction.

En fournissant un produit corrigé à large échelle, cette étude fournit une base de données complémentaire pertinente pour différentes applications hydrologiques et climatiques, principalement dans les zones où les mesures au sol sont limitées spatialement et temporellement.

Annexe

La méthode QM ajuste la distribution des précipitations satellites (P_s) avec la distribution des précipitations observées (P_o) en utilisant une fonction de transfert (h). La figure 4.8 représente le schéma de la méthode QM. La transformation peut être formulé ainsi (Piani et al., 2010; Gudmundsson et al., 2012):

$$P_o = h(P_s) \quad (4.2)$$

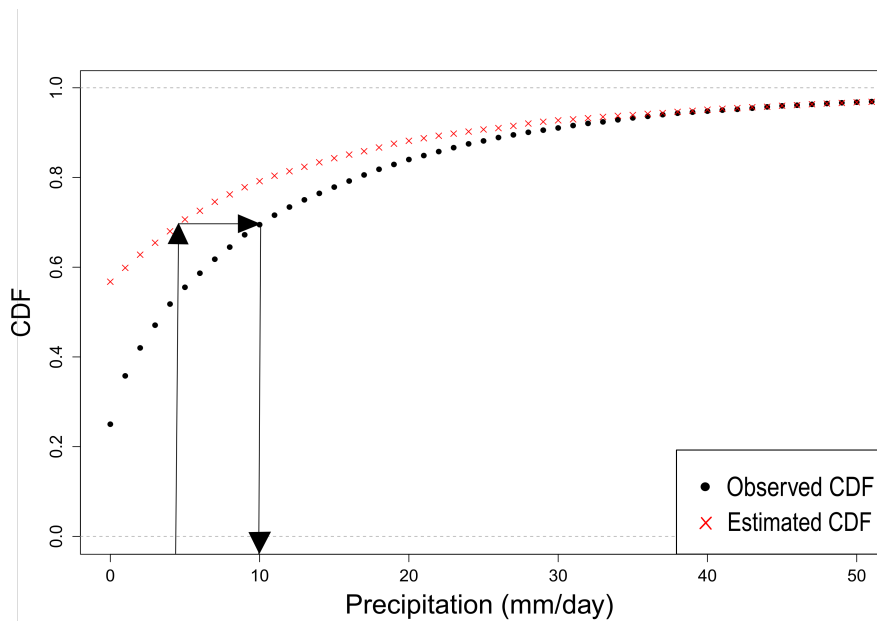
Si la variable d'intérêt à une distribution connue, alors la transformation peut être formulée ainsi:

$$P_o = F_0^{-1}(F_s(P_s)) \quad (4.3)$$

où F_s est la fonction de distribution cumulative (CDF) de P_s ; et F_0^{-1} est la CDF inverse de P_o . Il existe plusieurs transformations statistiques associées à la méthode du quantile mapping pour modéliser la relation quantile-quantile (Gudmundsson et al., 2012). Les transformations dérivées de distribution utilisent des distributions théoriques pour résoudre l'équation 4.3. Les transformations paramétriques sont utilisées directement pour modéliser

la relation quantile-quantile (Equation 4.2). Enfin, au lieu de supposer des distributions paramétriques, les transformations non paramétriques utilisent des CDF empiriques pour résoudre l'équation 4.3 ou des régressions non paramétriques telles que les splines de lissage cubique pour résoudre l'équation 4.2. Plusieurs approches sont possibles; ici, des splines de lissage cubique sont utilisées pour ajuster le graphique quantile-quantile des séries journalières observées et des séries journalières modélisées. Nous nous sommes appuyés sur le travail de Gudmundsson et al. (2012) pour mettre en œuvre cette méthode.

Figure 4.8 – Schéma de la méthode quantile mapping. La fonction de distribution des données de SPP est déplacée vers la fonction de distribution des données observées.



5.1 Conclusion et discussion

L'objectif scientifique principal de cette thèse était d'élaborer une méthodologie pour construire un produit de précipitation satellitaire corrigé exploitable dans les régions peu équipées en stations in situ. Il s'agissait d'obtenir des estimations de précipitations satellitaires corrigées, à haute résolution spatio-temporelle, afin d'améliorer la connaissance des précipitations sur le plateau des Guyanes. De l'objectif de cette thèse ont découlé les questions suivantes:

- Quelle est la qualité des produits de précipitations satellitaires au Nord de l'Amazone et sur la Guyane française dans les dimensions spatiales et temporelles ?
- Quel est l'ordre de grandeur des erreurs de précipitations associées aux SPP ?
- Existe-il un lien entre la présence des biais des SPP et les régimes hydro-climatiques de la zone analysée ?
- Comment réduire le biais des SPP ?

- Comment corriger le biais des pixels satellites à plus large échelle ?

La première étude qui traite de la variabilité climatique des précipitations sur le plateau des Guyanes a été effectuée par Bovolo et al. (2010, 2012). Ils ont comparé les données in situ aux réanalyses ERA-40, de résolution spatiale de 1.125° , à l'échelle mensuelle et annuelle. Ils ont montré que les variations mensuelles et annuelles des précipitations sont bien moins modélisées que la température. Néanmoins, les réanalyses capturent certains détails climatiques tels que les périodes pluvieuses ou les périodes sèches, permettant d'obtenir des cartes de précipitations. Le plateau des Guyanes étant très peu étudié, nous avons utilisé les produits de précipitations satellitaires, outils remarquables pour estimer les précipitations. Les résolutions temporelles et spatiales, affinées suite aux réanalyses, visent ainsi à améliorer les connaissances en termes de variabilité des précipitations sur le plateau des Guyanes.

Le travail entrepris s'appuie sur une base de données journalières composée de 93 stations in situ réparties entre la Guyane Française et le Nord Brésil. Les SPP journaliers, comparés aux données in situ sur la période 2001-2012, révèlent la présence d'erreurs d'estimation en fonction de la saison, de l'intensité, de la topographie et du régime climatique. Cette limitation conduit à des incertitudes relativement élevées dans la modélisation et les applications hydrologiques, principalement pour les événements extrêmes qui sont très largement sous-estimés par les SPP. En effet, pour la gestion des ressources en eau, cette sous-estimation des précipitations introduirait une surestimation du déficit en eau. La sous-estimation générale des précipitations dans notre étude peut s'expliquer par l'origine des pluies convectives. Les processus de pluies chaudes reposent sur des nuages de température plus élevée, ce qui peut être identifié comme un jour non pluvieux par des données

infrarouges. Par conséquent, ces événements de pluies de types convectifs peuvent être non visibles par les SPP (Vernimmen et al., 2012; Satgé et al., 2016). Ebert et al. (2007) ont comparé plusieurs produits de précipitations par satellites pour le nord de l’Australie. Ils ont constaté que la performance était nettement moins bonne pour les précipitations en saison sèche, saison dominée par des pluies convectives. Nos résultats sont contraires à Ebert et al. (2007). Sur le plateau des Guyanes la saison sèche montre une meilleure performance des SPP car la majorité des pluies convectives interviennent en saison humide. Les résultats obtenus dans cette thèse sur la fiabilité des SPP à estimer les précipitations en termes de saisonnalité et d’intensité sont très largement en accord avec de nombreux travaux comme ceux de Qiao et al. (2014); Toté et al. (2015); Guo et al. (2015); Zhang et al. (2015). Les erreurs les plus faibles ont été observées par le produit TRMM-TMPA. Ce produit incluant les données du GPCC montre cependant des erreurs systématiques et aléatoires à l’échelle journalière, résultats confortés par des études similaires en zone tropicale (Delahaye, 2013; Tan et al., 2015; Satgé et al., 2016).

La présence d’erreurs dans les SPP nous a incité à proposer une méthode de correction de biais. Les différences spatiales entre les différents produits de précipitations par satellites sont frappantes. Notre nouvelle approche, mise en œuvre grâce à une classification ascendante hiérarchique pour déterminer des régimes hydro-climatiques, donne des résultats encourageants permettant de réduire le biais et le RMSE des séries satellites journalières associées aux séries in situ. L’influence de l’échelle spatiale d’observation sur les résultats statistiques montre la nécessité de prendre en compte les différents régimes hydro-climatiques. Dans les travaux de Gudmundsson et al. (2012); Ajaaj et al. (2015) ou encore Abera et al. (2016), les méthodes de

correction observées corrigent les séries satellites par rapport à la série in situ associée au même pixel. Cependant, cette méthode nécessite un réseau de pluviomètres dense. L'innovation de nos travaux est de proposer une méthodologie de correction qui s'applique à des zones peu denses en stations in situ et ayant des régimes pluviométriques similaires. Les travaux de He et al. (2017) proposent de corriger les pixels satellites journaliers en subdivisant un bassin versant en Chine selon des polygones de Thiessen calculés à partir des données in situ. Ainsi à chaque donnée in situ est associée une zone. Les coefficients correcteurs sont calculés à partir de la donnée in situ mensuelle. En comparant les courbes de débit du bassin versant, c'est à dire en moyennant les résultats des précipitations corrigées, le SPP après correction montre de bons résultats. Néanmoins la comparaison avec ces travaux est très difficile compte tenu du fait que ces auteurs ne calculent aucun indice statistique montrant l'amélioration en termes de correction de précipitations. Les travaux de Vernimmen et al. (2012) corrigent quelques pixels satellites par une équation empirique simple pour six régions en Indonésie et montre la forte amélioration du produit TRMM TMPA RT. Cette étude se heurte à un manque de données in situ pour corriger davantage de régions en Indonésie.

Nous avons ensuite cherché à corriger les pixels satellites à plus large échelle, c'est à dire les pixels satellites dépourvus de stations in situ, en les associant à des pixels satellites possédant un profil pluviométrique similaire. Beaucoup de travaux déjà réalisés, comme ceux de Delahaye (2013), corrigent les pixels des SPP selon des coefficients correcteurs identiques pour tous les pixels satellites. Cependant, dans les régions qui montrent une variabilité pluviométrique importante, ce coefficient correcteur commun n'est pas adapté. La méthodologie entreprise utilise les données TRMM TMPA 3B42

V7 pour effectuer la classification en zones hydro-climatiques. À partir de ces données, et dans l'étape de la CAH, on analyse l'impact de la résolution temporelle et de l'échelle spatiale de décomposition sur la qualité de la correction de biais. Ces travaux montrent que, plus on regroupe les pixels pour obtenir une zone plus importante (variation de l'échelle spatiale de décomposition), plus la correction révèle des résultats partagés. De surcroît, en utilisant la résolution journalière des données de SPP pour effectuer la classification, les résultats indiquent une amélioration du biais meilleure que la résolution mensuelle à long terme.

Toutefois, on observe que certaines zones hydro-climatiques ne se corrigent pas et décrivent une détérioration du biais après la correction par QM. Comparée à d'autres méthodes de correction, la méthode QM montre les résultats les plus satisfaisants en termes de correction de biais. Elle établit néanmoins une limite pointée par beaucoup d'études (Ajaaj et al., 2015; Kim et al., 2015; Yang et al., 2016; Rajczak et al., 2016). En effet, cette dernière ne prenant en compte que la distribution de probabilités des précipitations, elle néglige la correction journalière entre les séries observées et les séries satellites. Par conséquent, l'approche QM peut aider à corriger les biais à une ampleur globale des précipitations mais montre des difficultés à réduire les erreurs aléatoires locales (Yang et al., 2016). Ceci peut expliquer pourquoi la méthode QM tend à perdre de l'efficacité à des échelles de temps inférieures ou égales à un mois (Ajaaj et al., 2015; Yang et al., 2016; Abera et al., 2016). En proposant cette méthodologie pour exploiter le produit TRMM TMPA 3B42 V7 corrigé par QM, on met en exergue la performance de cette étude qui combine les stations in situ et les données satellites au profil climatique similaire.

Grace à cette nouvelle approche, nous avons pu, pour la première fois,

corriger les séries satellites à haute résolution spatiale et temporelle sur le plateau des Guyanes selon une technique nouvelle basée sur la prise en compte des régions hydro-climatiques. Cela nous a permis de créer un supplément de données pertinent couvrant davantage la zone d'étude. La réduction du biais des SPP obtenue grâce à ce nouvel angle de réflexion, rend possible la généralisation de la méthode dans des zones très peu denses en pluviomètres.

5.2 Limites et Perspectives

Plusieurs limites des travaux réalisés dans cette thèse doivent être soulignées. La première limite concerne la densité du réseau pluviométrique. La base de donnée de référence est déterminante pour toutes techniques de vérification. Or, la faible quantité des pluviomètres limite la calibration de la méthode. Nous avons voulu améliorer les données satellites journalières afin d'obtenir un jeu de données complémentaires pour des régions pauvres en mesures in situ.

Au vue de la multitude de SPP existants, cette étude ne corrige que le produit TRMM TMPA 3B42 V7, ce dernier affichant les plus faibles erreurs d'estimation. Cependant, la performance de cet algorithme provient du fait que TRMM TMPA incorpore les données au sol issues du GPCC. La méthode de correction employée dans cette étude peut être appliquée à tout autre SPP existant comme CMORPH ou PERSIANN ne bénéficiant pas de l'inclusion des données au sol et présentant d'avantage d'erreurs.

Une des limites de cette étude apparaît lors de la division en régime hydro-climatique. Plus on veut diviser, plus on obtient des petits groupes, certains étant composés d'une unique station in situ. Pour ces groupes

il s'avère impossible de calibrer/valider la méthode de correction. De plus, dans le chapitre 3, la division s'effectue à partir des séries in situ. L'algorithme de CAH nécessite d'avoir des séries temporelles de même taille. Or la taille des séries in situ est très variable suite aux erreurs d'échantillonnages générant des séries incomplètes. En effectuant la division CAH à partir des séries journalières la perte d'information est alors considérable, car seuls les jours contenant une information sur les 93 stations simultanées sont conservés. Cela signifie que sur les 4300 jours potentiels (12 années), seules 93 séries in situ contenant seulement 300 jours sont exploitables. Pour cette raison, nous avons fait le choix de moyenniser mensuellement les données journalières pour créer des "long term mean" pour chacune des stations.

Une autre limite est apparue dans la correction des régimes hydro-climatiques. Dans nos travaux, nous effectuons une correction des biais dans des zones hydro-climatiques nécessitant au minimum 2 stations in situ, une station de calibration et une station de validation. Cette limite conditionne l'envergure spatiale des pixels satellites qui peuvent être corrigés. Une étude future pourrait tester notre méthodologie afin de corriger des zones équipées d'une seule station, en s'appuyant des travaux de He et al. (2017). Il faudrait utiliser cette dernière comme station de calibration et appliquer les coefficients correcteurs directement aux pixels satellites de la zone.

Lorsque j'ai commencé cette thèse, le satellite TRMM, encore en activité, fournissait des données de précipitations depuis 1998. Ce satellite fut désactivé le 8 avril 2015 après 17 années de production de données. En 2014, le programme GPM a été lancé, prenant la suite du programme TRMM. Le GPM apporte plusieurs améliorations. La première est une meilleure estimation des faibles intensités et des précipitations neigeuses. La seconde amélioration est l'augmentation de la couverture spatiale jusqu'aux latitudes

65 ° S et 65 ° N. Enfin, la résolution spatiale et temporelle sont affinées avec des données de précipitations disponibles toutes les 30 minutes à une résolution de 0.1 ° x 0.1 ° . Actuellement, ces données issues de l'algorithme IMERG (*Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM*) ne sont disponibles que depuis mars 2015. Dès 2018, les données TRMM et GPM seront fusionnées afin de fournir un produit disponible depuis 1998.

En s'appuyant sur cette thèse, il devient alors possible de formuler un nouveau produit d'estimation de précipitations corrigé au regard des différents régimes pluviométrique existants dans le plateau des Guyanes. La méthode proposée devrait apporter plus de précision dans nos connaissances concernant la variabilité des précipitations avec pour projet une meilleure utilisation dans la modélisation hydrologique. Cette connaissance améliorée et bonifiée sera utile et profitable dans les domaines d'intérêt majeur que sont les énergies, l'écologie, l'agriculture ou encore l'urbanisme.

Références Bibliographiques

- Abera, W., Brocca, L., and Rigon, R. (2016). Comparative evaluation of different satellite rainfall estimation products and bias correction in the Upper Blue Nile (UBN) basin. *Atmospheric Research*, 178-179:471–483.
- Adler, R. F. and Negri, A. J. (1988). A Satellite Infrared Technique to Estimate Tropical Convective and Stratiform Rainfall. *Journal of Applied Meteorology*, 27(1):30–51.
- Adler, R. F., Negri, A. J., Keehn, P. R., and Hakkarinen, I. M. (1993). Estimation of Monthly Rainfall over Japan and Surrounding Waters from a Combination of Low-Orbit Microwave and Geosynchronous IR Data. *Journal of Applied Meteorology*, 32(2):335–356.
- Ajaaj, A. A., Mishra, A. K., and Khan, A. A. (2015). Comparison of BIAS correction techniques for GPCC rainfall data in semi-arid climate. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30(6):1659–1675.
- Allan, R. P. and Soden, B. J. (2008). Atmospheric Warming and the Amplification of Precipitation Extremes. *Science*, 321(5895):1481–1484.
- 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.
- Arkin, P. A. and Meisner, B. N. (1987). The Relationship between Large-Scale Convective Rainfall and Cold Cloud over the Western Hemisphere during 1982-84. *Monthly Weather Review*, 115(1):51–74.
- Asadullah, A., McIntyre, N., and Kigobe, M. (2008). Evaluation of five satellite products for estimation of rainfall over Uganda. *Hydrological Sciences Journal*, 53(6):1137–1150.
- Barrett, E. (1993). Precipitation measurement by satellites: Towards community algorithms. *Advances in Space Research*, 13(5):119–136.
- Barry, R. and Chorley, R. (2009). *Atmosphere,, Weather and Climate*. Taylor & Francis.
- Behrangi, A., Tian, Y., Lambrigtsen, B. H., and Stephens, G. L. (2014). What does CloudSat reveal about global land precipitation detection by other spaceborne sensors? *Water Resources Research*, 50(6):4893–4905.
- Beltrando, G. (2011). *Les climats: processus, variabilité et risques*. Armand colin edition.
- Bennett, J. C., Grose, M. R., Corney, S. P., White, C. J., Holz, G. K., Katzfey, J. J., Post, D. A., and Bindoff, N. L. (2014). Performance of an empirical bias-correction of a high-resolution climate dataset: empirical bias-correction of a high-resolution climate dataset. *International Journal of Climatology*, 34(7):2189–2204.
- Bhatti, H., Rientjes, T., Haile, A., Habib, E., and Verhoef, W. (2016). Evaluation of Bias Correction Method for Satellite- Based Rainfall Data. *Sensors*, 16(6):884.
- Bitew, M. M. and Gebremichael, M. (2011). Assessment of satellite rainfall products for streamflow simulation in medium watersheds of the Ethiopian

- highlands. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(4):1147–1155.
- Block, P. J., Souza Filho, F. A., Sun, L., and Kwon, H.-H. (2009). A Streamflow Forecasting Framework using Multiple Climate and Hydrological Models. *Journal of the American Water Resources Association*, 45(4):828–843.
- Boushaki, F. I., Hsu, K.-L., Sorooshian, S., Park, G.-H., Mahani, S., and Shi, W. (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.
- Bovolo, C. I., Pereira, R., Parkin, G., Kilsby, C., and Wagner, T. (2012). Fine-scale regional climate patterns in the Guianas, tropical South America, based on observations and reanalysis data. *International Journal of Climatology*, 32(11):1665–1689.
- Bovolo, I., Parkin, G., and Wagner, T. (2009). Initial Assessment of the Climate of Guyana and the Region with a Focus on Iwokrama. Technical report, School of Civil Engineering & Geosciences, Newcastle University, Newcastle upon Tyne, UK.
- Bovolo, I., Pereira, R., Parkin, G., Wagner, T., and Kilsby, C. (2010). Using reanalysis data to establish the precipitation and temperature regime of data poor areas: the Guianas of South America. Newcastle. British Hydrological Society.
- Buarque, D. C., de Paiva, R. C. D., Clarke, R. T., and Mendes, C. A. B. (2011). A comparison of Amazon rainfall characteristics derived from TRMM, CMORPH and the Brazilian national rain gauge network. *Journal of Geophysical Research*, 116(D19).
- Cassou, C. and Guilyardi, E. (2007). Modes de variabilité et changement

- climatique : Synthèse du quatrième rapport d'évaluation du Giec. *La Météorologie*, 8(59):22.
- Clarke, R. T., Buarque, D. C., de Paiva, R. C. D., and Collischonn, W. (2011). Issues of spatial correlation arising from the use of TRMM rainfall estimates in the Brazilian Amazon. *Water Resources Research*, 47(5).
- Collischonn, B., Collischonn, W., and Tucci, C. E. M. (2008). Daily hydrological modeling in the Amazon basin using TRMM rainfall estimates. *Journal of Hydrology*, 360(1-4):207–216.
- Condom, T., Rau, P., and Espinoza, J. C. (2011). Correction of TRMM 3b43 monthly precipitation data over the mountainous areas of Peru during the period 1998-2007. *Hydrological Processes*, 25(12):1924–1933.
- Cutrim, E., Martin, D. W., and Rabin, R. (1995). Enhancement of Cumulus Clouds over Deforested Lands in Amazonia. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 76(10):1801–1805.
- Dai, A., Wigley, T. M. L., Boville, B. A., Kiehl, J. T., and Buja, L. E. (2001). Climates of the Twentieth and Twenty-First Centuries Simulated by the NCAR Climate System Model. *Journal of Climate*, 14(4):485–519.
- de Angelis, C. F., Mcgregor, G. R., and Kidd, C. (2004). A 3 year climatology of rainfall characteristics over tropical and subtropical South America based on tropical rainfall measuring mission precipitation radar data. *International Journal of Climatology*, 24(3):385–399.
- Delahaye, F. (2013). *Analyse comparative des différents produits satellitaires d'estimation des précipitations en Amazonie brésilienne*. PhD thesis, Rennes 2.
- Derin, Y. and Yilmaz, K. K. (2014). Evaluation of Multiple Satellite-Based Precipitation Products over Complex Topography. *Journal of Hydrometeorology*, 15(4):1498–1516.

- Dima, I. M. and Wallace, J. M. (2003). On the Seasonality of the Hadley Cell. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 60(12):1522–1527.
- Dinku, T., Ceccato, P., Cressman, K., and Connor, S. J. (2010a). Evaluating Detection Skills of Satellite Rainfall Estimates over Desert Locust Recession Regions. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 49(6):1322–1332.
- Dinku, T., Ruiz, F., Connor, S. J., and Ceccato, P. (2010b). Validation and Intercomparison of Satellite Rainfall Estimates over Colombia. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 49(5):1004–1014.
- Dore, M. H. (2005). Climate change and changes in global precipitation patterns: What do we know? *Environment International*, 31(8):1167–1181.
- dos Santos, M. J., Silva Dias, M. A. F., and Freitas, E. D. (2014). Influence of local circulations on wind, moisture, and precipitation close to Manaus City, Amazon Region, Brazil. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119(23):13,233–13,249.
- Ebert, E. E., Janowiak, J. E., and Kidd, C. (2007). Comparison of Near-Real-Time Precipitation Estimates from Satellite Observations and Numerical Models. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88(1):47–64.
- Espinoza Villar, J. C., Ronchail, J., Guyot, J. L., Cochonneau, G., Naziano, F., Lavado, W., De Oliveira, E., Pombosa, R., and Vauchel, P. (2009). Spatio-temporal rainfall variability in the Amazon basin countries (Brazil, Peru, Bolivia, Colombia, and Ecuador). *International Journal of Climatology*, 29(11):1574–1594.
- Ferraro, R. R. (1997). Special sensor microwave imager derived global rainfall estimates for climatological applications. *Journal of Geophysical Research:*

- Atmospheres*, 102(D14):16715–16735.
- Ferraro, R. R., Weng, F., Grody, N. C., and Zhao, L. (2000). Precipitation characteristics over land from the NOAA-15 AMSU sensor. *Geophysical Research Letters*, 27(17):2669–2672.
- Field, C. B., Barros, V. R., and on Climate Change, I. P., editors (2014). *Climate change 2014: impacts, adaptation, and vulnerability: Working Group II contribution to the fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, New York, NY. OCLC: ocn900613741.
- Fitzjarrald, D. R., Sakai, R. K., Moraes, O. L. L., Cosme de Oliveira, R., Acevedo, O. C., Czikowsky, M. J., and Beldini, T. (2008). Spatial and temporal rainfall variability near the Amazon-Tapajós confluence. *Journal of Geophysical Research*, 113(G1).
- Franchito, S. H., Rao, V. B., Vasques, A. C., Santo, C. M. E., and Conforte, J. C. (2009). Validation of TRMM precipitation radar monthly rainfall estimates over Brazil. *Journal of Geophysical Research*, 114(D2).
- Gervais, M., Gyakum, J. R., Atallah, E., Tremblay, L. B., and Neale, R. B. (2014). How Well Are the Distribution and Extreme Values of Daily Precipitation over North America Represented in the Community Climate System Model? A Comparison to Reanalysis, Satellite, and Gridded Station Data. *Journal of Climate*, 27(14):5219–5239.
- Ghajarnia, N., Liaghat, A., and Daneshkar Arasteh, P. (2015). Comparison and evaluation of high resolution precipitation estimation products in Urmia Basin-Iran. *Atmospheric Research*, 158:50–65.
- Gianotti, R. L., Zhang, D., and Eltahir, E. A. B. (2012). Assessment of the Regional Climate Model Version 3 over the Maritime Continent Using Different Cumulus Parameterization and Land Surface Schemes. *Journal*

- of Climate*, 25(2):638–656.
- Gordon, A. (1987). A Review of Hierarchical Classification. *Journal of the Royal Statistical Society*, 150(2):119–137.
- Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., and Engen-Skaugen, T. (2012). Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations – a comparison of methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9):3383–3390.
- Guo, H., Chen, S., Bao, A., Hu, J., Gebregiorgis, A., Xue, X., and Zhang, X. (2015). Inter-Comparison of High-Resolution Satellite Precipitation Products over Central Asia. *Remote Sensing*, 7(6):7181–7212.
- Hammond, D. S. (2005). *Tropical forests of the Guiana shield: ancient forests in a modern world*. Cabi edition.
- Hasler, N., Werth, D., and Avissar, R. (2009). Effects of Tropical Deforestation on Global Hydroclimate: A Multimodel Ensemble Analysis. *Journal of Climate*, 22(5):1124–1141.
- He, Z., Hu, H., Tian, F., Ni, G., and Hu, Q. (2017). Correcting the TRMM rainfall product for hydrological modelling in sparsely-gauged mountainous basins. *Hydrological Sciences Journal*, 62(2):306–318.
- Held, I. M. and Soden, B. J. (2006). Robust Responses of the Hydrological Cycle to Global Warming. *Journal of Climate*, 19(21):5686–5699.
- Hong, Y. (2005). Improved representation of diurnal variability of rainfall retrieved from the Tropical Rainfall Measurement Mission Microwave Imager adjusted Precipitation Estimation From Remotely Sensed Information Using Artificial Neural Networks (PERSIANN) system. *Journal of Geophysical Research*, 110(D6).
- Hsu, K.-l., Gao, X., Sorooshian, S., and Gupta, H. V. (1997). Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information Using Artificial Neural

- Networks. *Journal of Applied Meteorology*, 36(9):1176–1190.
- Hsu, K.-l., Gupta, H. V., Gao, X., and Sorooshian, S. (1999). Estimation of physical variables from multichannel remotely sensed imagery using a neural network: Application to rainfall estimation. *Water Resources Research*, 35(5):1605–1618.
- Huffman, G. J., Adler, R. F., Morrissey, M. M., Bolvin, D. T., Curtis, S., Joyce, R., McGavock, B., and Susskind, J. (2001). Global Precipitation at One-Degree Daily Resolution from Multisatellite Observations. *Journal of Hydrometeorology*, 2(1):36–50.
- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Nelkin, E. J., Wolff, D. B., Adler, R. F., Gu, G., Hong, Y., Bowman, K. P., and Stocker, E. F. (2007). The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales. *Journal of Hydrometeorology*, 8(1):38–55.
- Huffman, G. J. and David T. Bolvin (2013). TRMM and other data precipitation data set documentation.
- Ines, A. V. and Hansen, J. W. (2006). Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 138(1-4):44–53.
- Jobard, I., Chopin, F., Berges, J. C., and Roca, R. (2011). An intercomparison of 10-day satellite precipitation products during West African monsoon. *International Journal of Remote Sensing*, 32(9):2353–2376.
- Johnson, F. and Sharma, A. (2011). Accounting for interannual variability: A comparison of options for water resources climate change impact assessments: accounting for interannual variability. *Water Resources Research*, 47(4).
- Joyce, R. J., Janowiak, J. E., Arkin, P. A., and Xie, P. (2004). CMORPH:

- A Method that Produces Global Precipitation Estimates from Passive Microwave and Infrared Data at High Spatial and Temporal Resolution. *Journal of Hydrometeorology*, 5(3):487–503.
- Katiraie-Boroujerdy, P.-S., Nasrollahi, N., Hsu, K.-l., and Sorooshian, S. (2013). Evaluation of satellite-based precipitation estimation over Iran. *Journal of Arid Environments*, 97:205–219.
- Kidd, C. (2001). Satellite rainfall climatology: a review. *International Journal of Climatology*, 21(9):1041–1066.
- Kidd, C. and Huffman, G. (2011). Global precipitation measurement: Global precipitation measurement. *Meteorological Applications*, 18(3):334–353.
- Kidd, C., Levizzani, V., and Bauer, P. (2009). A review of satellite meteorology and climatology at the start of the twenty-first century. *Progress in Physical Geography*, 33(4):474–489.
- Kim, K. B., Bray, M., and Han, D. (2015). An improved bias correction scheme based on comparative precipitation characteristics: bias correction based on precipitation characteristics. *Hydrological Processes*, 29(9):2258–2266.
- Kummerow, C., Hong, Y., Olson, W., Yang, S., Adler, R., McCollum, J., Ferraro, R., Petty, G., Shin, D.-B., and Wilheit, T. (2001). Evolution of the Goddard profiling algorithm (GPROF) for rainfall estimation from passive microwave sensors. *Journal of Applied Meteorology*, 40(11):1801–1820.
- Lafon, T., Dadson, S., Buys, G., and Prudhomme, C. (2013). Bias correction of daily precipitation simulated by a regional climate model: a comparison of methods. *International Journal of Climatology*, 33(6):1367–1381.
- Lambert, F. H., Stine, A. R., Krakauer, N. Y., and Chiang, J. C. H. (2008). How Much Will Precipitation Increase With Global Warming? *Eos*,

- Transactions American Geophysical Union*, 89(21):193–194.
- Lau, K.-M. and Wu, H.-T. (2007). Detecting trends in tropical rainfall characteristics, 1979–2003. *International Journal of Climatology*, 27(8):979–988.
- Leander, R. and Buishand, T. A. (2007). Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. *Journal of Hydrology*, 332(3-4):487–496.
- Leander, R., Buishand, T. A., van den Hurk, B. J., and de Wit, M. J. (2008). Estimated changes in flood quantiles of the river Meuse from resampling of regional climate model output. *Journal of Hydrology*, 351(3-4):331–343.
- Lenderink, G., Buishand, A., and van Deursen, W. (2007). Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: direct versus delta approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(3):1145–1159.
- Levizzani, V., Bauer, P., and Turk, F. J., editors (2007). *Measuring precipitation from space: EURAINSAT and the future*, volume 28 of *Advances in global change research*. Springer Science & Business Media, Dordrecht. OCLC: 255615188.
- Lin, A. and Wang, X. L. (2011). An algorithm for blending multiple satellite precipitation estimates with in situ precipitation measurements in Canada: blended analysis of precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D21).
- Lo Conti, F., Hsu, K.-L., Noto, L. V., and Sorooshian, S. (2014). Evaluation and comparison of satellite precipitation estimates with reference to a local area in the Mediterranean Sea. *Atmospheric Research*, 138:189–204.
- Malhi, Y., Roberts, J. T., Betts, R. A., Killeen, T. J., Li, W., and Nobre, C. A. (2008). Climate Change, Deforestation, and the Fate of the Amazon.

- Science*, 319(5860):169–172.
- Marengo, J. A. (1992). Interannual variability of surface climate in the Amazon basin. *International Journal of Climatology*, 12(8):853–863.
- Marengo, J. A. (1995). Interannual variability of deep convection over the tropical South American sector as deduced from ISCCP C2 data. *International Journal of Climatology*, 15(9):995–1010.
- Marengo, J. A. (2004). Interdecadal variability and trends of rainfall across the Amazon basin. *Theoretical and Applied Climatology*, 78(1-3).
- McDowell, R. W., editor (2008). *Environmental impacts of pasture-based farming*. CABI, Wallingford, UK ; Cambridge, MA.
- McGinnis, S., Nychka, D., and Mearns, L. (2015). A new distribution mapping technique for climate model bias correction. In *Machine learning and data mining approaches to climate science*, Springer, pages 91–99. Springer International Publishing.
- McGregor, G. R. and Nieuwolt, S. (1998). *Tropical climatology: an introduction to the climates of the low latitudes*. Wiley, New York, 2nd ed edition.
- Miao, C., Ashouri, H., Hsu, K.-L., Sorooshian, S., and Duan, Q. (2015). Evaluation of the PERSIANN-CDR Daily Rainfall Estimates in Capturing the Behavior of Extreme Precipitation Events over China. *Journal of Hydrometeorology*, 16(3):1387–1396.
- Michaelides, S., Levizzani, V., Anagnostou, E., Bauer, P., Kasparis, T., and Lane, J. (2009). Precipitation: Measurement, remote sensing, climatology and modeling. *Atmospheric Research*, 94(4):512–533.
- Mitas, C. M. and Clement, A. (2006). Recent behavior of the Hadley cell and tropical thermodynamics in climate models and reanalyses: HADLEY CELL AND TROPICAL THERMODYNAMICS. *Geophysical Research*

Letters, 33(1):n/a–n/a.

- Moazami, S., Golian, S., Kavianpour, M. R., and Hong, Y. (2013). Comparison of PERSIANN and V7 TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA) products with rain gauge data over Iran. *International Journal of Remote Sensing*, 34(22):8156–8171.
- Negri, A. J., Anagnostou, E. N., and Adler, R. F. (2000). A 10-yr Climatology of Amazonian Rainfall Derived from Passive Microwave Satellite Observations. *Journal of Applied Meteorology*, 39(1):42–56.
- Nešpor, V., Krajewski, W. F., and Kruger, A. (2000). Wind-Induced Error of Raindrop Size Distribution Measurement Using a Two-Dimensional Video Disdrometer. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 17(11):1483–1492.
- Osborne, T. M., Lawrence, D. M., Slingo, J. M., Challinor, A. J., and Wheeler, T. R. (2004). Influence of vegetation on the local climate and hydrology in the tropics: sensitivity to soil parameters. *Climate Dynamics*, 23(1):45–61.
- Paiva, R. C. D., Buarque, D. C., Clarke, R. T., Collischonn, W., and Allasia, D. G. (2011). Reduced precipitation over large water bodies in the Brazilian Amazon shown from TRMM data: TRMM rainfall reduction Amazon Rivers. *Geophysical Research Letters*, 38(4).
- Parzen, E. (1962). On Estimation of a Probability Density Function and Mode. *The Annals of Mathematical Statistics*, 33(3):1065–1076.
- Pereira, R., Bovolo, C. I., Forsythe, N., Pedentchouk, N., Parkin, G., and Wagner, T. (2014). Seasonal patterns of rainfall and river isotopic chemistry in northern Amazonia (Guyana): From the headwater to the regional scale. *Journal of South American Earth Sciences*, 52:108–118.
- Pereira Filho, A. J., Carbone, R. E., Janowiak, J. E., Arkin, P., Joyce,

- R., Hallak, R., and Ramos, C. G. (2010). Satellite Rainfall Estimates Over South America - Possible Applicability to the Water Management of Large Watersheds. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 46(2):344–360.
- Piani, C., Weedon, G., Best, M., Gomes, S., Viterbo, P., Hagemann, S., and Haerter, J. (2010). Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models. *Journal of Hydrology*, 395(3-4):199–215.
- Prakash, S., Mitra, A. K., AghaKouchak, A., and Pai, D. (2015). Error characterization of TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA-3b42) products over India for different seasons. *Journal of Hydrology*, 529:1302–1312.
- Qiao, L., Hong, Y., Chen, S., Zou, C. B., Gourley, J. J., and Yong, B. (2014). Performance assessment of the successive Version 6 and Version 7 TMPA products over the climate-transitional zone in the southern Great Plains, USA. *Journal of Hydrology*, 513:446–456.
- Rajczak, J., Kotlarski, S., and Schär, C. (2016). Does Quantile Mapping of Simulated Precipitation Correct for Biases in Transition Probabilities and Spell Lengths? *Journal of Climate*, 29(5):1605–1615.
- Ramos da Silva, R., Werth, D., and Avissar, R. (2008). Regional Impacts of Future Land-Cover Changes on the Amazon Basin Wet-Season Climate. *Journal of Climate*, 21(6):1153–1170.
- Reis, A. H. and Bejan, A. (2006). Constructal theory of global circulation and climate. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 49(11-12):1857–1875.
- Ringard, J., Becker, M., Seyler, F., and Linguet, L. (2015). Temporal and Spatial Assessment of Four Satellite Rainfall Estimates over French

- Guiana and North Brazil. *Remote Sensing*, 7(12):16441–16459.
- Ringard, J., Seyler, F., and Linguet, L. (2017). A Quantile Mapping Bias Correction Method Based on Hydroclimatic Classification of the Guiana Shield. *Sensors*, 17(6):1413.
- Roca, R., Chambon, P., Jobard, I., Kirstetter, P.-E., Gosset, M., and Bergès, J. C. (2010). Comparing Satellite and Surface Rainfall Products over West Africa at Meteorologically Relevant Scales during the AMMA Campaign Using Error Estimates. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 49(4):715–731.
- Ronchail, J., Cochonneau, G., Molinier, M., Guyot, J.-L., De Miranda Chaves, A. G., Guimarães, V., and de Oliveira, E. (2002). Inter-annual rainfall variability in the Amazon basin and sea-surface temperatures in the equatorial Pacific and the tropical Atlantic Oceans: Amazon Basin rainfall variability and SST. *International Journal of Climatology*, 22(13):1663–1686.
- Rosa, E. A. and Dietz, T. (2012). Human drivers of national greenhouse-gas emissions. *Nature Climate Change*, 2(8):581–586.
- Rozante, J. R., Moreira, D. S., de Goncalves, L. G. G., and Vila, D. A. (2010). Combining TRMM and Surface Observations of Precipitation: Technique and Validation over South America. *Weather and Forecasting*, 25(3):885–894.
- Sapiano, M. R. P. and Arkin, P. A. (2009). An Intercomparison and Validation of High-Resolution Satellite Precipitation Estimates with 3-Hourly Gauge Data. *Journal of Hydrometeorology*, 10(1):149–166.
- Satgé, F., Bonnet, M.-P., Gosset, M., Molina, J., Hernan Yuque Lima, W., Pillco Zolá, R., Timouk, F., and Garnier, J. (2016). Assessment of satellite rainfall products over the Andean plateau. *Atmospheric Research*, 167:1–

14.

- Satterthwaite, D. (2008). Cities' contribution to global warming: notes on the allocation of greenhouse gas emissions. *Environment and Urbanization*, 20(2):539–549.
- Satterthwaite, D. (2009). The implications of population growth and urbanization for climate change. *Environment and Urbanization*, 21(2):545–567.
- Satyamurty, P., da Costa, C. P. W., and Manzi, A. O. (2013). Moisture source for the Amazon Basin: a study of contrasting years. *Theoretical and Applied Climatology*, 111(1-2):195–209.
- Schmidli, J., Frei, C., and Vidale, P. L. (2006). Downscaling from GCM precipitation: a benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *International Journal of Climatology*, 26(5):679–689.
- Schneider, E. K. (1977). Axially Symmetric Steady-State Models of the Basic State for Instability and Climate Studies. Part II. Nonlinear Calculations. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 34(2):280–296.
- Scofield, R. A. and Kuligowski, R. J. (2003). Status and Outlook of Operational Satellite Precipitation Algorithms for Extreme-Precipitation Events. *Weather and Forecasting*, 18(6):1037–1051.
- Seinfeld, J. H. and Pandis, S. N. (2016). *Atmospheric chemistry and physics: from air pollution to climate change*. Wiley, Hoboken, New Jersey, 3rd edition edition. OCLC: 946547332.
- Sharma, A. (2000). Seasonal to interannual rainfall probabilistic forecasts for improved water supply management: Part 3 - A nonparametric probabilistic forecast model. *Journal of Hydrology*, 239(1-4):249–258.
- Shaw, A. B. (1987). An analysis of the rainfall regimes on the coastal region of Guyana. *Journal of Climatology*, 7(3):291–302.
- Shepherd, J., Grundstein, A., and Mote, T. (2014). An analysis of seasonal

- biases in satellite and reanalysis rainfall products in the Savannah River basin. *Physical Geography*, 35(3):181–194.
- Silva Dias, M. A. F., Silva Dias, P. L., Longo, M., Fitzjarrald, D. R., and Denning, A. S. (2004). River breeze circulation in eastern Amazonia: observations and modelling results. *Theoretical and Applied Climatology*, 78(1-3).
- Sorooshian, S., Hsu, K.-L., Gao, X., Gupta, H. V., Imam, B., and Braithwaite, D. (2000). Evaluation of PERSIANN System Satellite-Based Estimates of Tropical Rainfall. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81(9):2035–2046.
- Stocker, T., editor (2014). *Climate change 2013: the physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, New York.
- Sun, F., Roderick, M. L., Lim, W. H., and Farquhar, G. D. (2011). Hydroclimatic projections for the Murray-Darling Basin based on an ensemble derived from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 climate models. *Water Resources Research*, 47(12).
- Tan, M., Ibrahim, A., Duan, Z., Cracknell, A., and Chaplot, V. (2015). Evaluation of Six High-Resolution Satellite and Ground-Based Precipitation Products over Malaysia. *Remote Sensing*, 7(2):1504–1528.
- Tanaka, L. M. d. S., Satyamurty, P., and Machado, L. A. T. (2014). Diurnal variation of precipitation in central Amazon Basin. *International Journal of Climatology*, 34(13):3574–3584.
- Tapiador, F. J., Turk, F., Petersen, W., Hou, A. Y., García-Ortega, E., Machado, L. A., Angelis, C. F., Salio, P., Kidd, C., Huffman, G. J., and de Castro, M. (2012). Global precipitation measurement: Methods,

- datasets and applications. *Atmospheric Research*, 104-105:70–97.
- Tesfagiorgis, K., Mahani, S. E., Krakauer, N. Y., and Khanbilvardi, R. (2011). Bias correction of satellite rainfall estimates using a radar-gauge product – a case study in Oklahoma (USA). *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(8):2631–2647.
- Teutschbein, C. and Seibert, J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology*, 456-457:12–29.
- Teutschbein, C. and Seibert, J. (2013). Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions? *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(12):5061–5077.
- Themeßl, M. J., Gobiet, A., and Heinrich, G. (2012). Empirical-statistical downscaling and error correction of regional climate models and its impact on the climate change signal. *Climatic Change*, 112(2):449–468.
- Thiemig, V., Rojas, R., Zambrano-Bigiarini, M., and De Roo, A. (2013). Hydrological evaluation of satellite-based rainfall estimates over the Volta and Baro-Akobo Basin. *Journal of Hydrology*, 499:324–338.
- Thiemig, V., Rojas, R., Zambrano-Bigiarini, M., Levizzani, V., and De Roo, A. (2012). Validation of Satellite-Based Precipitation Products over Sparsely Gauged African River Basins. *Journal of Hydrometeorology*, 13(6):1760–1783.
- Tian, Y. and Peters-Lidard, C. D. (2007). Systematic anomalies over inland water bodies in satellite-based precipitation estimates. *Geophysical Research Letters*, 34(14).
- Tian, Y. and Peters-Lidard, C. D. (2010). A global map of uncertainties in satellite-based precipitation measurements: Uncertainties in precipitation data. *Geophysical Research Letters*, 37(24).

- Tian, Y., Peters-Lidard, C. D., Choudhury, B. J., and Garcia, M. (2007). Multitemporal Analysis of TRMM-Based Satellite Precipitation Products for Land Data Assimilation Applications. *Journal of Hydrometeorology*, 8(6):1165–1183.
- Toté, C., Patricio, D., Boogaard, H., van der Wijngaart, R., Tarnavsky, E., and Funk, C. (2015). Evaluation of Satellite Rainfall Estimates for Drought and Flood Monitoring in Mozambique. *Remote Sensing*, 7(2):1758–1776.
- Vernimmen, R. R. E., Hooijer, A., Mamenun, Aldrian, E., and van Dijk, A. I. J. M. (2012). Evaluation and bias correction of satellite rainfall data for drought monitoring in Indonesia. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(1):133–146.
- Vila, D. A., de Goncalves, L. G. G., Toll, D. L., and Rozante, J. R. (2009). Statistical Evaluation of Combined Daily Gauge Observations and Rainfall Satellite Estimates over Continental South America. *Journal of Hydrometeorology*, 10(2):533–543.
- Wagner, P. D., Fiener, P., Wilken, F., Kumar, S., and Schneider, K. (2012). Comparison and evaluation of spatial interpolation schemes for daily rainfall in data scarce regions. *Journal of Hydrology*, 464-465:388–400.
- Wang, H. and Fu, R. (2007). The Influence of Amazon Rainfall on the Atlantic ITCZ through Convectively Coupled Kelvin Waves. *Journal of Climate*, 20(7):1188–1201.
- Ward, J. H. (1963). Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. *Journal of the American Statistical Association*, 58(301):236–244.
- Warner, T. T., Mapes, B. E., and Xu, M. (2003). Diurnal Patterns of Rainfall in Northwestern South America. Part II: Model Simulations. *Monthly Weather Review*, 131(5):813–829.

- Watson, D. F. and Philip, G. M. (1984). Triangle based interpolation. *Journal of the International Association for Mathematical Geology*, 16(8):779–795.
- Wentz, F. J., Ricciardulli, L., Hilburn, K., and Mears, C. (2007). How Much More Rain Will Global Warming Bring? *Science*, 317(5835):233–235.
- Wood, A. W., Leung, L. R., Sridhar, V., and Lettenmaier, D. P. (2004). Hydrologic Implications of Dynamical and Statistical Approaches to Downscaling Climate Model Outputs. *Climatic Change*, 62(1-3):189–216.
- Yang, X., Yong, B., Hong, Y., Chen, S., and Zhang, X. (2015). Error analysis of multi-satellite precipitation estimates with an independent raingauge observation network over a medium-sized humid basin. *Hydrological Sciences Journal*, page 150527103244004.
- Yang, Z., Hsu, K., Sorooshian, S., Xu, X., Braithwaite, D., and Verbist, K. M. J. (2016). Bias adjustment of satellite-based precipitation estimation using gauge observations: A case study in Chile: Satellite Precipitation Bias Adjustment. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(8):3790–3806.
- Yang, Z., Hsu, K., Sorooshian, S., Xu, X., Braithwaite, D., Zhang, Y., and Verbist, K. M. J. (2017). Merging high-resolution satellite-based precipitation fields and point-scale rain gauge measurements-A case study in Chile: Satellite-Gauge Data Merging Framework. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*.
- Yilmaz, K. K., Hogue, T. S., Hsu, K.-l., Sorooshian, S., Gupta, H. V., and Wagener, T. (2005). Intercomparison of Rain Gauge, Radar, and Satellite-Based Precipitation Estimates with Emphasis on Hydrologic Forecasting. *Journal of Hydrometeorology*, 6(4):497–517.
- Yong, B., Chen, B., Gourley, J. J., Ren, L., Hong, Y., Chen, X., Wang,

- W., Chen, S., and Gong, L. (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? *Journal of Hydrology*, 508:77–87.
- Yong, B., Hong, Y., Ren, L.-L., Gourley, J. J., Huffman, G. J., Chen, X., Wang, W., and Khan, S. I. (2012). Assessment of evolving TRMM-based multisatellite real-time precipitation estimation methods and their impacts on hydrologic prediction in a high latitude basin. *Journal of Geophysical Research*, 117(D9).
- Yong, B., Liu, D., Gourley, J. J., Tian, Y., Huffman, G. J., Ren, L., and Hong, Y. (2015). Global view of real-time TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis: implication to its successor Global Precipitation Measurement mission. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 96(2):283–296.
- Yong, B., Ren, L., Hong, Y., Gourley, J. J., Tian, Y., Huffman, G. J., Chen, X., Wang, W., and Wen, Y. (2013). First evaluation of the climatological calibration algorithm in the real-time TMPA precipitation estimates over two basins at high and low latitudes: Validation of crucial algorithmic upgrade in NASA TMPA. *Water Resources Research*, 49(5):2461–2472.
- Yuan, F., Zhang, L., Win, K., Ren, L., Zhao, C., Zhu, Y., Jiang, S., and Liu, Y. (2017). Assessment of GPM and TRMM Multi-Satellite Precipitation Products in Streamflow Simulations in a Data-Sparse Mountainous Watershed in Myanmar. *Remote Sensing*, 9(3):302.
- Zambrano-Bigiarini, M., Nauditt, A., Birkel, C., Verbist, K., and Ribbe, L. (2017). Temporal and spatial evaluation of satellite-based rainfall estimates across the complex topographical and climatic gradients of Chile.

- Hydrology and Earth System Sciences*, 21(2):1295–1320.
- Zhang, H., Henderson-Sellers, A., and McGuffie, K. (1996). Impacts of Tropical Deforestation. Part II: The Role of Large-Scale Dynamics. *Journal of Climate*, 9(10):2498–2521.
- Zhang, X.-X., Bi, X.-Q., and Kong, X.-H. (2015). Observed diurnal cycle of summer precipitation over South Asia and East Asia based on CMORPH and TRMM satellite data. *Atmospheric and Oceanic Science Letters*, 8(4):101.
- Zhao, T. and Yatagai, A. (2014). Evaluation of TRMM 3b42 product using a new gauge-based analysis of daily precipitation over China: Evaluation of TRMM 3b42 Product over China. *International Journal of Climatology*, 34(8):2749–2762.
- Zulkafli, Z., Buytaert, W., Onof, C., Manz, B., Tarnavsky, E., Lavado, W., and Guyot, J.-L. (2014). A Comparative Performance Analysis of TRMM 3b42 (TMPA) Versions 6 and 7 for Hydrological Applications over Andean–Amazon River Basins. *Journal of Hydrometeorology*, 15(2):581–592.

Liste Des Figures

- 1.1 Cartes des résultats multi modèles des quatre scénarios concernant l'évolution moyenne (%) des précipitations moyennes de 2081 à 2100 par rapport à la période 1986–2005. Le chiffre dans le coin supérieur droit donne le nombre de modèles CMIP5 utilisés pour calculer la moyenne multi modèle. Les hachures indiquent les zones où le signal moyen multi modèles est inférieur à un écart type de la variabilité interne. Les pointillés indiquent les zones où le signal moyen multi modèles est supérieur à deux écarts types de la variabilité interne et où 90% des modèles indiquent le même signe de variation. Cartes issues du dernier rapport du GIEC 24
- 1.2 Représentation des estimations de précipitations mensuelles moyennes (en mm/mois) pour l'année 2015 en Amérique du Sud. Les données issues du GPCP (*Global Precipitation Climatology Project*) ont une résolution spatiale de 0.25 ° par 0.25 ° . 28

- 1.3 Cartographies représentant le nombre de stations in situ présents dans un pixel de 0.25° par 0.25° utilisées dans le GPCC (*Global Precipitation Climatology Center*) dans la version normale de 2015. La carte du haut représente les stations in situ d'Amérique du Sud. La carte du bas montre un zoom sur le plateau des Guyanes. 29
- 1.4 Représentation synthétique de la circulation atmosphérique globale. De l'équateur aux pôles, la circulation atmosphérique peut être divisée en trois zones de circulation des vents. Elles sont respectivement composées des cellules de Hadley, des cellules de Ferrel et des cellules polaires. Ces grandes cellules de la circulation atmosphérique sont séparées par les anticyclones (A) et les dépressions (D). Dans chacune des cellules, les flèches bleues symbolisent les courants froids et les flèches rouges les courants chauds. 30
- 1.5 Schéma représentant une coupe verticale de la cellule de Hadley. A l'équateur, l'air est soulevé à haute altitude dans une zone de basses pressions appelée la cheminée équatoriale. L'excédent d'énergie auparavant accumulé sous forme de chaleur et d'humidité par cet air est alors transporté vers les zones tempérées et se refroidit retombant ainsi à basse altitude. 32
- 1.6 Schéma des principaux facteurs contrôlant le climat en Amérique du Sud. L'oscillation de la ZCIT en Amérique du Sud est contrôlée par deux anticyclones, l'Anticyclone des Açores dans l'Atlantique nord et l'Anticyclone de Sainte Hélène dans l'Atlantique sud. 33

1.7	Position de la zone de convergence intertropicale en janvier (bleu) et en juillet (rouge).	34
1.8	Système mondial d'observation météorologique, source NOAA. En bleu les satellites sur orbite géostationnaire, en rouge les satellites sur orbite quasi polaire.	38
1.9	Principales orbites circulaires. Les différentes orbites (LEO, MEO, GEO) sont fonction de l'altitude (basse moyenne ou haute) du satellite.	39
1.10	Schéma montrant la taille et la position des régions observées par les différents instruments embarqués dans le satellite TRMM. Ces instruments sont le radar météorologique (PR), le scanner visible et infrarouge (VIRS), l'imageur micro-ondes (TMI), le détecteur de foudre (LIS) et enfin le capteur de radiation terrestre (CERES).	41
2.1	An elevation map of the Guiana Shield (SRTM30 : Shuttle Radar Topography Mission). The dots represent the in situ gauges available in French Guiana and northern Brazil. The six different colors stand for the six hydro-climatic regimes identified according to ascending hierarchical clustering. For each of the areas, the annual precipitation (mm/month) is indicated. The six areas are: $Z1_{\text{East French Guiana}}$; $Z2_{\text{Amapá}}$; $Z3_{\text{Amazon}}$; $Z4_{\text{Marajó}}$; $Z5_{\text{South Roraima + West French Guiana}}$; $Z6_{\text{North Roraima}}$	71
2.2	Average daily precipitation (mm/d) from 2001–2012 for all four satellite products and triangulation-based linear interpolation for in situ stations. TMPA V7, Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis Version 7; RT, real time.	72

2.3	Monthly statistical comparison from the daily averages between the in situ rain gauges and satellite estimated products. (a) The average monthly accumulation (mm/month) for the entire study area. The others graphs depict the daily statistical errors: (b) correlation, (c) bias (mm/d), (d) RMSE (mm/d), (e) POD, (f) PODno-rain and (g) FAR. Months have been shortened, Jan=January, Feb=February, Mar=March, Apr=April, May, Jun=June, Jul=July, Aug=August, Sep=September, Oct=October, Nov=November and Dec=December.	84
2.4	Statistical comparison between in situ rain gauges and satellite products for different classes of daily intensities: 0-1 mm, 1-2 mm, 2-3 mm, 3-4 mm, 4-5 mm, 5-10 mm, 10-20 mm, 20-50 mm, 50-100 mm and >100 mm. Statistical criteria: (a) relative bias in %, (b) RMSE in mm/d, (c) POD and (d) FAR.	86
2.5	Comparison of the kernel probabilistic density of daily data between in situ and the satellite-based products in each zone.	89
2.6	Probability of detection of rainy days (POD), dry days (PODno-rain) and false alarm ratio (FAR) for each zone. Zones are ranked in descending order of annual accumulation.	91
2.7	Correlation, bias (mm/d) and RMSE (mm/d) in each zone. Zones are ranked in descending order of annual accumulation.	92
3.1	Elevation map of the Guiana Shield. The SRTM30 (Shuttle Radar Topography Mission) digital elevation model is available at http://www.diva-gis.org/gdata . Dots represent the daily rain gauges available in French Guiana and northern Brazil.	108

-
- 3.2 Diagram of the hierarchical ascendant classification for zone 6. Red dots indicate the dissimilarity values of the hydroclimatic groups conserved. Black squares in solid lines are the names of the areas at different hierarchical levels. Dotted black squares are classes with only one rain gauge, which are therefore unusable. 112
- 3.3 Schematic of the Quantile Mapping method. The distribution function of the SPP data is shifted to the distribution function of the rain gauge data. 114
- 3.4 Diagram showing the calibration set (green) and validation set (red) for a hydroclimatic zone of four daily rain gauges with the TRMM-TMPA 3B42V7 grid. 115
- 3.5 (a) Global relative bias (rBIAS; %) and (b) global relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparing the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 with daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method with daily rain gauge measurements (grey) over the entire study area. 118
- 3.6 (a) Relative bias (rBIAS; %) and (b) relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparison of both the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey) for the validation pixel in each of the 23 hydroclimatic areas. 119

3.7	(a) Relative bias (rBIAS; %) and (b) relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparison of both the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey) for 23 pixels in 6 hydroclimatic areas.	121
3.8	Spatial map of the 23 hydroclimatic areas obtained by the hierarchical ascendant classification method. Black dots represent the validation pixels.	123
3.9	(a) Relative bias (rBIAS; %) and (b) relative RMSE (rRMSE; %) obtained by comparison of both the precipitation estimated from TRMM-TMPA 3B42V7 and daily rain gauge measurements (black), and the precipitation corrected with the QM method and daily rain gauge measurements (grey) for 23 pixels using 23 hydroclimatic areas.	124
3.10	Empirical Cumulative Distribution Function for a rain gauge and its associated pixel under the three simulations. Each simulation shows the ECDF of the daily rain gauge (black), the ECDF of SPP before QM (red) and the ECDF of SPP after QM (blue).	125
4.1	Schéma du processus de division en régimes hydro-climatiques selon la résolution temporelle et l'échelle de décomposition spatiale, ainsi que le processus de correction par QM et les jeux de données utilisés.	143

4.2	Schéma de la LOOCV utilisée entre les calibration set (vert) et les validation set (rouge) pour une zone hydro-climatique. Dans cet exemple, à chaque étape de la LOOCV, trois stations sont utilisées pour calibrer la méthode QM et une station pour valider la méthode QM.	145
4.3	Schéma de la LOOCV utilisée pour les années dans le processus de calibration/validation de la méthode QM	146
4.4	Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données journalières et une classification en 15 groupes hydro-climatiques: J15	149
4.5	Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données journalières et une classification en 22 groupes hydro-climatiques: J22	151
4.6	Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données mensuelles LTM et une classification en 15 groupes hydro-climatiques: M15	153
4.7	Représentation des zones hydro-climatiques pour une CAH à partir des données mensuelles LTM et une classification en 22 groupes hydro-climatiques: M22	155
4.8	Schéma de la méthode quantile mapping. La fonction de distribution des données de SPP est déplacée vers la fonction de distribution des données observées.	160

Liste Des Tableaux

1.1	Estimation de la surface du Plateau des Guyanes, et la contribution spatiale, en km^2 et en %, des différents pays appartenant au plateau des Guyanes. (Hammond, 2005)	26
2.1	Liste des stations in situ utilisées dans cette thèse. Pour chacune des stations est indiquée le nom, la longitude, la latitude, la distance à la côte (en km) et l'altitude (en m). Les 93 stations présentes ont subi un contrôle de qualité des données avant d'être conservées comme stations d'observations.	61
2.2	The average annual total simple day intensity index (SDII) (mm/year) accounting for the daily average of rainy days and the percentage of rainy days. Areas are ranked in descending order of the average annual aggregate.	74
2.3	Contingency table."A" represents detected rain events and verified rainfalls. "B" represents the estimated and unobserved rainfalls. "C" represents the undetected rainfalls. "D" corresponds to undetected, but well-classified rainfalls.	79

2.4	Quantitative error metrics formulas. POD, PODno-rain and FAR.	80
2.5	Statistical validation between in situ and satellite datasets. Values were averaged overall all stations and the entire period (from 1 January 2001 and 30 December 2012). The best scores are shown in bold.	81
3.1	Quantitative statistical criteria. For a given rain gauge and its associated pixel, O_i is the rain gauge value and E_i the satellite value. N is the total number of days in the time series.	117
4.1	Les 4 simulations utilisées pour faire varier la résolution temporelle et l'échelle de décomposition spatiale dans le processus de classification. J15 : journalière 15 groupes ; J22 : journalière 22 groupes ; M15 : mensuelle 15 groupes ; M22 : mensuelle 22 groupes	141
4.2	Récapitulatif des résultats obtenus pour les quatre expériences. Pour chaque expériences est calculé le nombre de stations utilisées, le nombres de zones et de pixels corrigés après la méthode QM, le pourcentage de la surface corrigée par rapport à la surface totale ainsi que l'amélioration moyenne du biais relatif. A l'inverse on calcule également le nombre de zones et de pixels dégradés après la méthode QM, le pourcentage de la surface dégradée par rapport à la surface totale ainsi que la détérioration moyenne du biais relatif.	148

