



COMITE PERMANENT INTER-ETATS DE LUTTE CONTRE LA SECHERESSE DANS LE SAHEL  
PERMANENT INTERSTATE COMMITTEE FOR DROUGHT CONTROL IN THE SAHEL  
COMITÉ PERMANENTE INTER-ESTADOS DE LUTA CONTRA A SECA NO SAHEL  
اللجنة الدائمة المشتركة لمحاربة التصحر في الساحل



**Centre Régional AGRHYMET**

## **DÉPARTEMENT FORMATION RECHERCHE**

MÉMOIRE POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME D'INGÉNIEUR EN AGROMÉTÉOROLOGIE

PROMOTION : 2016 – 2019

PRÉSENTÉ PAR : **MANDELA C. M. HOUNGNIBO**

---

### **DÉSAGRÉGATION DES PRÉVISIONS SAISONNIÈRES : APPLICATION AUX MODÈLES DE CULTURES**

---

Soutenu le.....18 Juin 2019.....devant le jury composé de :

**PRÉSIDENT : PROF. SANOUSI ATTA**

**MEMBRES : DR. ADOUM ALKHALIL & MME. SITTA ADAMOU**

**DIRECTEUR DE MÉMOIRE : DR. ABDOU ALI** CENTRE RÉGIONAL AGRHYMET

**MAÎTRE DE STAGE : DR. AGALI ALHASSANE**

SOU MIS LE .....7 JUIN 2019.....

## **Dédicace**

À

La mémoire de HOUNGNIBO D. Albert.....

## Remerciements

Je rends tout d’abord grâce à Dieu Tout Puissant pour ses immenses bienfaits dans ma vie. Ma reconnaissance est sans limite. Que son nom soit glorifié à jamais !

Toute ma gratitude à la Banque Africaine de Développement qui a financé cette formation dans le cadre de son Programme de renforcement de la résilience à l’insécurité alimentaire et nutritionnelle au Sahel (P2RS).

Je remercie très sincèrement mon directeur de mémoire **Dr Abdou ALI** pour avoir accepté enrichir ce travail de ses remarques de génie, malgré le manque de temps et les exigences liés à son poste.

Mes remerciements vont également à l’endroit de mon maître de stage **Dr Agali ALHASSANE**. Merci pour les encouragements et votre assistance au cours de ces trois années. Dieu vous le rende au centuple.

Je souhaite également remercier très chaleureusement :

- ♥ **Dr Seydou TRAORE, Dr Benoît SARR et Bernard MINONGOU** pour leurs précieux conseils méthodologiques ;
- ♥ **Jean-Claude OUEDRAOGO**. Merci grand-frère pour les conseils de vie ;
- ♥ **Maman, Kévin, Freddy, Floriane, Amen**. Merci pour vos prières.

J’exprime ma gratitude à tout le personnel du Département Formation Recherche du Centre Régional AGRHYMET.

Toute ma reconnaissance au chef Département Formation Recherche **Pr. ATTA SANOUSSE** et à mon chef de filière **Dr. WAONGO Moussa**.

En dernier lieu, j’adresse mes sincères remerciements à mes camarades de classe et spécialement **Joseph BESSOU, Essoninam PASSIKE et Abdoulaye SANOGO**.

**A ma bien aimée Valérie !**

## Liste des figures

<b>Figure 1</b>	Carte de la commune de Kandi. . . . .	13
<b>Figure 2</b>	Diagramme Ombrothermique de la station de Kandi (Période 1981 – 2010). .	14
<b>Figure 3</b>	Fréquence des séquences sèches et pluvieuses de 1, 2, 3 jours, ... pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs). . . . .	25
<b>Figure 4</b>	PDFs du logarithme des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs). . . . .	26
<b>Figure 5</b>	PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs). La plage de la catégorie normale est en rose. . . . .	27
<b>Figure 6</b>	Diagramme quantile-quantile des maxima pluviométriques de la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs). . . . .	27
<b>Figure 7</b>	PDFs des températures maximales et minimales journalières pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs) . . . . .	29
<b>Figure 8</b>	PDFs de l’humidité relative maximale et minimale journalière pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs). . . . .	29
<b>Figure 9</b>	PDFs de la durée d’insolation et de la vitesse du vent journalière pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs). . . . .	30
<b>Figure 10</b>	Proportion de cumuls pluviométriques saisonniers inférieurs à la normale (saison JAS) . . . . .	31
<b>Figure 11</b>	Proportion de cumuls pluviométriques saisonniers supérieurs à la normale (saison JAS) . . . . .	31
<b>Figure 12</b>	PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 15 – 35 – 50 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 2008 est indiqué en ligne verticale discontinue. . . . .	32
<b>Figure 13</b>	CDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 15 – 35 – 50 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 2008 est indiqué en ligne verticale discontinue. . . . .	33

<b>Figure 14</b>	CDFs des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 15 – 35 – 50 désagrégée par les GSTs). . . . .	33
<b>Figure 15</b>	PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 50 – 35 – 15 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 1990 est indiqué en ligne verticale discontinue. . . . .	34
<b>Figure 16</b>	CDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 50 – 35 – 15 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 1990 est indiqué en ligne verticale discontinue. . . . .	35
<b>Figure 17</b>	CDFs des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 50 – 35 – 15 désagrégée par les GSTs). . . . .	35
<b>Figure 18</b>	PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 20 – 50 – 30 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 2003 est indiqué en ligne verticale discontinue. . . . .	36
<b>Figure 19</b>	CDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 20 – 50 – 30 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 2003 est indiqué en ligne verticale discontinue. . . . .	37
<b>Figure 20</b>	CDFs des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 20 – 50 – 30 désagrégée par les GSTs). . . . .	37
<b>Figure 21</b>	Comparaison des fréquences des séquences sèches observées et prévues (15 – 35 – 50) . . . . .	38
<b>Figure 22</b>	Comparaison des fréquences des séquences sèches observées et prévues (50 – 35 – 15) . . . . .	39
<b>Figure 23</b>	Comparaison des fréquences des séquences sèches observées et prévues (20 – 50 – 30) . . . . .	39
<b>Figure 24</b>	Écart relatif de rendement pour des dates de semis précoces (20 Avril et 1 <sup>er</sup> Mai). . . . .	41
<b>Figure 25</b>	Écart relatif de rendement pour la date moyenne de semis. . . . .	42
<b>Figure 26</b>	Écart relatif de rendement pour des dates de semis tardifs (20 mai et 30 mai) . . . . .	42

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1</b>	Statistiques des séquences sèches et pluvieuses pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi, Période 1981 – 2010 pour les observations (Obs.) et 30 saisons simulées pour les GSTs. . . . .	24
<b>Tableau 2</b>	Statistiques des cumuls pluviométriques journaliers et saisonniers pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi. Période 1981 – 2010 pour les observations (Obs.) et 30 saisons simulées pour les GSTs. . . . .	26
<b>Tableau 3</b>	Statistiques des nombres de jours pluvieux pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi, Période 1981 – 2010 pour les observations (Obs.) et 30 saisons simulées pour les GSTs. . . . .	28
<b>Tableau 4</b>	Synthèse de la comparaison des caractéristiques saisonnières entre les prévisions désagrégées et la série historique. . . . .	40

## Sigles et Abréviations

<b>ACMAD</b>	African Center of Meteorological Applications for Development.
<b>AGRHYMET</b>	Agro-Hydro-Météorologie.
<b>AIC</b>	critère d'information d'Akaike.
<b>CDF</b>	Fonction de Distribution Cumulative.
<b>CEPMET</b>	Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme.
<b>CRA</b>	Centre Régional AGRHYMET.
<b>DSA</b>	Direction de la Statistique Agricole.
<b>ENSO</b>	El Niño-Southern Oscillation.
<b>FAO</b>	Organisation des Nations Unies pour l'Alimentation et l'Agriculture.
<b>GIEC</b>	Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat.
<b>GLM</b>	Modèle Linéaire Généralisé "Generalized Linear Model".
<b>GST</b>	Générateur Stochastique de Temps.
<b>GST1</b>	GST paramétrique.
<b>GST2</b>	GST semi-paramétrique.
<b>GST3</b>	GST non-paramétrique.
<b>INRAB</b>	Institut National de Recherches Agricoles du Bénin.
<b>IRI</b>	International Research Institute for Climate and Society.
<b>JAS</b>	Juillet-Août-Septembre.
<b>k-NN</b>	k voisins les plus proches "K-Nearest Neighbours".
<b>MCGA</b>	modèles de circulation générale de l'atmosphère.
<b>MCGAO</b>	modèles de circulation générale de l'atmosphère et des océans.
<b>MISE</b>	erreur quadratique moyenne intégrée.
<b>MVN</b>	loi normale multivariée.
<b>MÉTÉO BENIN</b>	Agence Nationale de la Météorologie du Bénin.
<b>NOAA</b>	National Oceanic and Atmospheric Administration.
<b>Obs</b>	Observation.
<b>OCDE</b>	Organisation de Coopération et de Développement Économiques.

<b>PDF</b>	Fonction de densité de probabilité.
<b>PRESAGG</b>	PRÉvisions SAisonnières pour les pays du Golfe de Guinée.
<b>PRESAO</b>	PRÉvisions SAisonnières en Afrique de l'Ouest.
<b>PRESASS</b>	PRÉvisions SAisonnières en Afrique Soudano-Sahélien.
<b>QQ-plot</b>	Quantile-Quantile.
<b>SARRA-H</b>	Système d'Analyse Régional des Risques Agro climatiques Habillé.
<b>TPM</b>	modèles matrices des probabilités de transition "Transition probability matrix models".
<b>VAR</b>	Vectoriel AutoRegressif.



# Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Liste des figures	iv
Liste des tableaux	v
Sigles et Abréviations	vii
Table des matières	viii
Résumé	x
Abstract	xi
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
<b>2 État des connaissances</b>	<b>4</b>
2.1 Prévisions saisonnières . . . . .	4
2.2 Générateurs Stochastiques de Temps (GSTs) pour la désagrégation temporelle des données climatiques . . . . .	5
2.2.1 Généralité sur les GSTs . . . . .	5
2.2.2 GSTs paramétriques . . . . .	6
2.2.3 GSTs non-paramétriques . . . . .	8
2.2.4 GSTs semi-paramétriques . . . . .	9
2.3 GSTs conditionnés par les prévisions saisonnières climatiques . . . . .	9
2.4 Modèles de cultures . . . . .	11
<b>3 Matériel et Méthodes</b>	<b>13</b>
3.1 Zone d'étude . . . . .	13
3.2 Données . . . . .	14
3.3 Outils . . . . .	15
3.4 Méthodes . . . . .	15
3.4.1 Constitution d'une climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières de cumul de pluie . . . . .	15
3.4.2 Générateurs Stochastiques de Temps (GSTs) élaborés . . . . .	16
3.4.2.1 GST paramétrique "type <a href="#">Richardson (1981)</a> " . . . . .	16
3.4.2.2 GST semi-paramétrique . . . . .	19
3.4.2.3 GST non-paramétrique basé sur l'approche k-NN . . . . .	20
3.4.3 Performance des modèles (GSTs) de désagrégation . . . . .	22

3.4.4	Prévisions saisonnières désagrégées . . . . .	22
3.4.5	Application aux modèles de cultures . . . . .	23
<b>4</b>	<b>Résultats</b>	<b>24</b>
4.1	Performance des modèles (GSTs) de désagrégation . . . . .	24
4.1.1	Performance des modèles pour les précipitations . . . . .	24
4.1.2	Performance des modèles pour les autres variables . . . . .	28
4.2	Prévisions saisonnières désagrégées . . . . .	30
4.2.1	Cohérence entre les probabilités des catégories des prévisions saisonnières format PRESASS et celles obtenues à partir des prévisions désagrégées . . . . .	30
4.2.2	Exemple de désagrégation des prévisions saisonnières 15 – 35 – 50, 50 – 35 – 15 et 20 – 50 – 30 . . . . .	32
4.2.2.1	Analyse des prévisions désagrégées par rapport à la climatologie (Période : 1981-2010) . . . . .	32
4.2.2.2	Comparaison des résultats de la désagrégation aux années excédentaires, déficitaires ou normales observées . . . . .	37
4.3	Application au modèle de cultures pour la prévision des rendements agricoles . . . . .	41
<b>5</b>	<b>Discussion</b>	<b>43</b>
5.1	Confusion entre la désagrégation et la précision des prévisions saisonnières climatiques . . . . .	43
5.2	Performance des modèles (GSTs) de désagrégation . . . . .	43
5.3	Prévisions saisonnières désagrégées . . . . .	44
5.4	Sorties des modèles de circulation générale et désagrégation des prévisions saisonnières . . . . .	45
5.5	Application aux modèles de cultures SARRA-H . . . . .	46
<b>6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>47</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>48</b>
	<b>Annexes</b>	<b>I</b>
A	Cartes de prévisions saisonnières . . . . .	I
B	Distribution théorique à laquelle les hauteurs journalières de pluies s'ajustent . . . . .	II
C	Performance des modèles (GSTs) de désagrégation . . . . .	III
D	Évolution des dates de début de saison à Kandi . . . . .	V

## Résumé

La prévision saisonnière climatique constitue l'une des meilleures stratégies d'adaptation à la variabilité climatique, surtout dans les régions de fortes variabilités interannuelles des pluies comme l'Afrique de l'Ouest. Cependant, la nature agrégée de l'information sur une saison rend son utilisation difficile pour certains usagers ou décideurs. Cette contrainte est encore plus grande pour les acteurs qui utilisent des modèles de cultures, des modèles hydrologiques et autres modèles ne fonctionnant que sur un pas de temps journalier. Cette étude propose une désagrégation temporelle des prévisions saisonnières climatiques. Pour ce faire, trois générateurs stochastiques de temps : paramétrique, semi-paramétrique et non-paramétrique ont été développés et appliqués sur la commune de Kandi au Bénin. La performance de ces générateurs à reproduire les saisons des pluies observées a été évaluée. Des tests statistiques ont été utilisés pour vérifier l'égalité de moyennes, de variances et de distributions entre les séries observées et celles générées. Il ressort de cette évaluation que le générateur stochastique non-paramétrique montre de bonnes performances à simuler l'ensemble des caractéristiques de la saison des pluies. Quant au générateur paramétrique, il reproduit bien les séquences sèches, les séquences pluvieuses et les cumuls saisonniers, alors que le générateur semi-paramétrique simule bien les séquences pluvieuses, les maximas pluviométriques et les cumuls saisonniers observés. Par exemple, la séquence sèche maximale est de 15 jours pour l'observation contre 15 ; 8 et 11 jours respectivement pour le générateur paramétrique, semi-paramétrique et non-paramétrique. La moyenne des cumuls pluviométriques journaliers est de 6,7 mm pour l'observation contre 7,1 ; 7,2 et 6,9 mm respectivement pour le générateur paramétrique, semi-paramétrique et non-paramétrique. Les générateurs paramétrique et non-paramétrique seraient plus indiqués pour désagréger les prévisions saisonnières pour lesquelles la différence entre les probabilités des 3 catégories est assez prononcée, alors que le générateur semi-paramétrique pourrait être utilisé même lorsque la différence de probabilité n'est pas assez significative entre les catégories. Par ailleurs, un décalage entre les courbes de densité de probabilité issues des prévisions désagrégées et celle issue de l'observation a été observé. Les résultats obtenus suite à la désagrégation des prévisions saisonnières avril-mai-juin et juillet-août-septembre 2019 ont été utilisés pour alimenter le modèle SARRA-H pour la prévision du rendement potentiel du maïs, selon différents scénarii de décalage de la date de semis. Pour un semis précoce, tous les générateurs ont prédit une baisse de rendement. Par contre, pour des semis tardifs, les simulations ont montré une hausse de rendement par rapport au rendement moyen observé.

**Mots clés :** Prévision saisonnière climatique, désagrégation, générateur stochastique, SARRA-H, Kandi, Bénin.

## Abstract

Seasonal climate prediction is one of the best strategies for adapting to climate variability, especially in regions with strong interannual rainfall variability, such as West Africa. However, the aggregated nature of this information makes it difficult for some users or decision-makers to use. This constraint is even greater for those who use crop models, hydrological models and other models that operate only on a daily time step. This study proposes a temporal disaggregation of seasonal climate forecasts. To do this, three stochastic weather generators: parametric, semi parametric and non-parametric were developed and applied in Kandi area in Benin. The performance of these generators to reproduce the observed rainy seasons was evaluated. Statistical tests were used to verify the equality of means, variances and distributions between the series observed and those generated. This evaluation shows that the non-parametric stochastic generator showed good performance in simulating all the characteristics of the rainy season. As for the parametric generator, it reproduces well the dry sequences, the rainy sequences and Seasonal rainfall, whereas the semi-parametric generator simulates the rainy sequences, the rainfall maxima and the seasonal rainfall observed. For example, the maximum dry sequence is 15 days for observation versus 15, 8 and 11 days respectively for the parametric, semi-parametric and non-parametric generator and the average daily rainfall totals is 6.7 mm for observation against 7.1, 7.2 and 6.9 mm respectively for the parametric, semi-parametric and non-parametric generator. Parametric and non-parametric generators would be more suitable for disaggregating seasonal forecasts for which the difference between the probabilities of the 3 categories is quite pronounced, while the semi-parametric generator could be used even when the difference in probability is not enough significant between categories. Moreover, a discrepancy between the probability density curves derived from the disaggregated forecasts and that resulting from the observation was observed. The results obtained from the April-May-June and July-August-September 2019 seasonal forecast disaggregation were used to feed the SARRA-H model for the prediction of maize yield potential, according to different timing scenarios of seedlings. For early planting, all generators predicted a decline in yield. On the other hand, for late sowing, the simulations showed an increase in yield compared to the observed average yield.

**Key words:** Seasonal forecast, disaggregation, stochastic generator, SARRA-H, Kandi, Benin.

# 1 Introduction

L'Afrique subsaharienne est considérée comme l'une des régions au monde les plus vulnérables aux effets de la variabilité et du changement climatique, du fait de la fragilité de son économie (Skoufias *et al.*, 2011; GIEC, 2014). L'économie de cette partie du monde est essentiellement basée sur l'exploitation des ressources naturelles locales, avec comme activité principale l'agriculture (OCDE/FAO, 2016), un secteur exposé sur le plan mondial aux impacts négatifs de la variabilité et du changement climatique (Boko *et al.*, 2007; Funk et Brown, 2009). Ces impacts seraient plus importants dans les pays en voie de développement, à cause de la forte dépendance de leur système de cultures à la pluviométrie (Alhassane *et al.*, 2013a). À la vulnérabilité climatique, s'ajoutent les effets conjugués de la pression démographique et des changements environnementaux, qui ont augmenté considérablement les risques agricoles (Sultan, 2012). Du reste, les projections futures pour cette région, malgré leurs incertitudes, indiquent un accroissement supplémentaire de la variabilité pluviométrique, une élévation de la température, du niveau de la mer et une recrudescence des phénomènes hydrométéorologiques extrêmes tels que les sécheresses et les inondations (GIEC, 2014). Au Bénin, il est retenu des travaux de Ogouwalé (2004) et Agossou *et al.* (2012) que le démarrage tardif et la réduction de la durée de la saison agricole, la variabilité pluviométrique, la recrudescence des inondations et la hausse des températures minimales sont les risques climatiques majeurs qui menacent le secteur agricole.

Plusieurs centres de recherches, aussi bien au niveau mondial que régional, voire national, s'investissent dans la production de connaissances scientifiques nécessaires à la prise de décision, pour mieux gérer les risques climatiques. Ainsi plusieurs moyens d'adaptation sont développés, au nombre desquels, la prévision saisonnière climatique. En effet, la prévision saisonnière climatique constitue l'une des meilleures stratégies d'adaptation à la variabilité climatique, surtout dans les régions de fortes variabilités interannuelles des pluies (Hansen *et al.*, 2011; Sultan *et al.*, 2010). Ces dernières décennies, la prévision a connu un essor important grâce aux travaux scientifiques ayant montré que la variabilité pluviométrique saisonnière est fortement liée aux interactions à grande échelle entre les océans et l'atmosphère (Parhi *et al.*, 2016; Fontaine *et al.*, 2011). Ainsi, l'amélioration de la compréhension du rôle des phénomènes océaniques, tel que l'El Niño-Southern Oscillation (ENSO), a accru la prévisibilité des saisons dans plusieurs régions du monde (Neelin *et al.*, 1998). Les prévisions saisonnières sont systématiquement effectuées dans un certain nombre de centres météorologiques opérationnels dans le monde. En Afrique de l'Ouest, l'African Center of Meteorological Applications for Development (ACMAD) et le Centre Régional AGRHYMET (CRA) sont les précurseurs dans ce domaine et viennent en appui aux services météorologiques et hydrologiques nationaux, à travers l'organisation d'un forum sous régional de prévision saisonnière dénommé, autrefois PRÉvisions Saisonnières en Afrique de l'Ouest (PRESAO) et actuellement subdivisé en PRÉvisions Saisonnières en Afrique Soudano-Sahélien (PRESASS) et PRÉvisions SAisonnières pour les pays du Golfe de Guinée (PRESAGG).

Les informations qui sortent de ce forum sont d'une importance particulière pour les différents secteurs d'activités, en particulier le secteur agricole. [Hammer \*et al.\* \(2001\)](#) mentionnent que la prévision saisonnière climatique offre des opportunités considérables aux décideurs agricoles via une amélioration possible de la gestion culturale. Pour [Jones \*et al.\* \(2000\)](#), prévoir la qualité de la saison à l'avance, permettrait aux gestionnaires agricoles de prendre des décisions permettant de réduire les impacts non désirés et de tirer parti des conditions favorables attendues de la saison. En Afrique de l'Ouest, [Sultan \*et al.\* \(2010\)](#) et [Roudier \*et al.\* \(2012\)](#) ont montré que malgré les incertitudes associées à la PRESAO, les paysans peuvent en tirer bénéfice en termes d'augmentation de revenu et de réduction de risque grâce à la mise en œuvre des avis et conseils y afférents.

Dans les centres météorologiques mondiaux comme l'International Research Institute for Climate and Society (IRI), le Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme (CEPMET), la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), etc., les prévisions climatiques saisonnières sont élaborées à l'aide de modèles de circulation générale de l'atmosphère et des océans (MCGAO) à des résolutions de l'ordre de 1 à 2°. Les sorties de certains de ces modèles sont exprimées sous formes probabilistes ([Challinor \*et al.\*, 2003](#)). Les MCGAO fournissent également des séries quotidiennes des paramètres du temps sur la saison à venir ([Challinor \*et al.\*, 2003](#); [Baigorria \*et al.\*, 2008](#)). A l'instar des grands centres, la prévision climatique en Afrique de l'Ouest, élaborée par l'ACMAD et le CRA, fournit une information probabiliste, c'est-à-dire une prévision des tendances de la saison associée à un pourcentage de chance qu'elle soit réellement observée. Elle est purement statistique et consacrée essentiellement à la pluviométrie en renseignant sur la qualité de la saison en termes de cumul de pluie, de démarrage et de fin et de pauses pluviométriques. Contrairement aux centres météorologiques mondiaux, elle ne fournit pas de série journalière de précipitation sur la saison à venir.

En effet, l'intérêt des séries quotidiennes des paramètres climatiques de la saison à venir, réside, entre autres, dans leur utilisation pour piloter les modèles d'applications tels que les modèles de culture, les modèles hydrologiques, afin d'évaluer l'impact du climat attendu sur les ressources en eau et sur les cultures ([Wilks, 2002](#); [Baigorria \*et al.\*, 2008](#)). Ceci permettrait de formuler des avis et conseils qui apporteraient une valeur ajoutée aux stratégies d'adaptation (choix de la date de semis, optimisation des prélèvements d'eau, utilisation des engrais, augmentation des techniques de conservations d'eau et du sol) à adopter par les usagers. Les modèles de cultures sont par exemple utilisés comme des outils d'aide à la prise de décision et permettent une prédiction de la phénologie, de la croissance, du rendement, et, dans certains cas, de la qualité de la récolte selon différents types d'itinéraires techniques et de climat ([Sultan \*et al.\*, 2013a](#)). Ces modèles, pour la plupart, simulent le développement et la croissance de la plante à une échelle journalière et utilisent essentiellement comme variables d'entrée des données quotidiennes. L'utilisation des informations produites à l'issue des foras sur les prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest, dans les modèles de cultures nécessite la désagrégation de ces dernières à

une échelle temporelle journalière. C'est dans cette optique que s'inscrit cette étude intitulée : **Désagrégation et applications des prévisions saisonnières climatiques dans les modèles de simulation des cultures**. Cette étude contribuera à l'utilisation des résultats des prévisions saisonnières dans les modèles de cultures pour une bonne gestion des risques climatiques.

L'objectif global de cette étude est de conduire une désagrégation des résultats de prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest afin d'alimenter les modèles de cultures. Plus spécifiquement, l'étude vise à :

- ✍ désagréger à une échelle journalière les prévisions saisonnières des cumuls de pluies ;
- ✍ évaluer les méthodes de désagrégation ;
- ✍ forcer le modèle de cultures Système d'Analyse Régional des Risques Agro climatiques Habillé (SARRA-H) par les données quotidiennes générées, pour la prévision des rendements du maïs.

Ce document qui résume l'essentiel du travail est structuré en quatre (04) parties :

- ✍ la première partie est consacrée à la revue de littérature sur le thème. Elle aborde l'état de l'art sur les prévisions saisonnières, leurs désagrégations temporelles et expose brièvement les modèles de cultures ;
- ✍ la deuxième partie est dédiée aux méthodes et matériel utilisés dans le cadre de l'étude. Les méthodes utilisées pour la désagrégation temporelle des prévisions saisonnières ont été élucidées ;
- ✍ les résultats et la discussion sont présentés respectivement dans la troisième et quatrième partie. Il est exposé les résultats de l'évaluation des méthodes de désagrégation et ceux de la désagrégation de trois scénarii de prévisions saisonnières de cumul pluviométrique ;
- ✍ il est proposé une application de la désagrégation des résultats de prévisions saisonnières climatiques d'avril 2019 (PRESASS-06) dans la cinquième partie ;
- ✍ finalement, il est fait une synthèse des principaux résultats issus de ce travail avec quelques perspectives de recherche dans la dernière partie : la conclusion.

## 2 État des connaissances

### 2.1 Prévisions saisonnières

Les progrès dans la compréhension du système climatique et la puissance des ordinateurs ont permis l'élaboration des prévisions saisonnières avec des échéances pouvant aller jusqu'à plusieurs mois à l'avance (Wilks, 2002; Hansen *et al.*, 2011). En Afrique de l'Ouest deux centres climatiques (l'ACMAD et le CRA) produisent ces prévisions saisonnières à travers l'organisation des foras régionaux depuis 1998 (Hansen *et al.*, 2011). Bien qu'au départ les capacités prédictives de ces centres soient basées sur les effets du El Niño-Southern Oscillation (ENSO) sur la pluviométrie au Sahel (Hamatan *et al.*, 2004), les prévisions climatiques élaborées par ces centres sont bonnes même en période non-ENSO (Chidzambwa et Mason, 2008). Une évaluation faite par Bliefernicht *et al.* (2019) a également montré pour les prévisions de cumul des pluies délivrées par l'ACMAD, que la performance pour la prédiction des catégories inférieures et supérieures à la normale est bonne. Des cartes de prévisions sont présentées en annexe A, figure A1, figure A2.

Du fait de la dynamique chaotique du système climatique, les prévisions saisonnières sont moins déterministes que les prévisions météorologiques. Ainsi, il ne s'agit pas de prévoir explicitement l'évolution de la pluviométrie, ni à prévoir spécifiquement les quantités de pluies saisonnières (Wilks, 2002; Hansen *et al.*, 2011). Il s'agit plutôt de fournir une information probabiliste, c'est-à-dire une prévision de pourcentage de chance associée à la réalisation des cumuls saisonniers (Wilks, 2002). Les prévisions saisonnières de l'ACMAD et du CRA sont émises dans un format catégoriel de «Tercile». Et, chaque prévision consiste en un triplet de probabilités ( $p_B, p_N, p_A$ ) correspondant respectivement aux trois catégories : « inférieur à la normale », « proche de la normale » et « supérieur à la normale ». La probabilité associée à chaque catégorie traduit le pourcentage de chance à la réalisation de ladite catégorie.

Pour Han et Ines (2017), l'utilisation de ces informations probabilistes dans les modèles d'application nécessite une conversion vers les données météorologiques standards (occurrence et quantité journalière). En effet, la nature agrégée de l'information sur une saison rend son utilisation difficile pour certains usagers ou décideurs. Ceci, est particulièrement vrai quand ces derniers utilisent des modèles de cultures, des modèles hydrologiques et autres modèles ne fonctionnant que sur un pas de temps journalier (Wilks, 2002).

Face à cette problématique, des méthodes stochastiques de réduction d'échelle temporelle, communément appelées Générateurs Stochastiques de Temps (GSTs), conditionnées par les prévisions saisonnières sont proposées (Wilks, 2002; Han et Ines, 2017; Apipattanavis *et al.*, 2007). Ces générateurs stochastiques de temps ont été largement utilisés pour générer des séquences météorologiques synthétiques annuelles, mensuelles, quotidiennes, voire horaires (Richardson, 1981; Wilks et Wilby, 1999; Srikanthan et McMahon, 2001).



## 2.2 GSTs pour la désagrégation temporelle des données climatiques

### 2.2.1 Généralité sur les GSTs

Les GSTs sont des outils numériques conçus pour simuler des séries chronologiques synthétiques de diverses variables météorologiques de longueur théoriquement infinie pour un lieu donné, en fonction des caractéristiques statistiques des conditions météorologiques observées à cet endroit ([Peleg et al., 2017](#)). Ils génèrent des séries temporelles qui reproduisent au mieux les observations en considérant certaines caractéristiques clés : moyennes, variances, fréquences, extrêmes,... ([Wilks et Wilby, 1999](#); [Wilks, 2002](#)). Il est important de souligner qu'ils ne sont pas des algorithmes de prévision météorologique et sont donc assez différents des modèles météorologiques déterministes qui fonctionnent en intégrant numériquement les équations aux dérivées partielles décrivant les écoulements de fluide ([Wilks et Wilby, 1999](#)).

Les GSTs sont utilisés pour étendre les séries chronologiques courtes, afin d'analyser la variabilité du climat en un lieu ou une région ([Agbossou et al., 2012](#); [Houngninou et al., 2017](#)). Ils sont également employés à des fins de réduction d'échelle climatique ([Chen et al., 2006](#); [Ali et al., 2006](#)) et pour compléter les données manquantes des séries chronologiques enregistrées ([Schuol et Abbaspour, 2007](#)). Les études d'impact agricoles, hydrologiques, écologiques, énergétiques, etc ont pour la plupart eu recours aux GSTs. En agriculture, [Mavromatis et Hansen \(2001\)](#) et [Apipattanavis et al. \(2010\)](#) ont utilisé les GSTs pour évaluer la sensibilité de la productivité des cultures à la variabilité climatique. En écologie, les GSTs génèrent des séries climatiques qui sont utilisées pour examiner les effets du changement climatique sur les écosystèmes ([Schlabing et al., 2014](#)). En hydrologie, les GSTs ont été utilisés par [Leander et al. \(2005\)](#), [Peleg et al. \(2015\)](#) et [Fowler et al. \(2000\)](#) respectivement pour générer de longues séries de précipitations nécessaires à l'estimation du risque d'inondation sur le bassin de la Meuse, pour évaluer la sensibilité du régime hydrologique au changement climatique en Israël et pour évaluer les ressources en eau. Cette liste des applications des sorties des GSTs n'est pas exhaustive.

On note plusieurs types de GSTs dans la littérature scientifique. Ceux-ci sont construits sur deux principales approches. On distingue une approche statistique ([Wilks et Wilby, 1999](#)) et une approche combinant les méthodes statistiques et physico-dynamiques ([Peleg et al., 2017](#)). La plupart des GSTs sont de type statistique basé sur la reproduction des propriétés statistiques (moyennes mensuelles, saisonnières, variabilités...) ([Peleg et al., 2017](#)). L'un des plus célèbres de ce type a été publié par [Richardson \(1981\)](#). Tous les GSTs conçus sur la base de son modèle sont connus sous le nom "GST type Richardson". Ces GSTs, sur la base des données historiques observées, reproduisent une série temporelle des périodes sèches/pluvieuses, ensuite génèrent des quantités associées aux jours pluvieux et enfin génèrent les autres paramètres climatiques qui sont en corrélation croisée avec les jours secs/pluvieux. Comme exemple de GST de type statistique, on peut citer le WGEN ([Richardson et Wright, 1984](#)), et le MARKSIM ([Jones et Thornton, 2000](#)). Ils génèrent tous des données à l'échelle de la station, avec différentes échelles

temporelles (horaire, journalière, mensuelle et annuelle). Le deuxième type de GST basé sur une approche hybride, comme mentionné ci-dessus, adopte des modèles statistico-dynamiques dans lesquels peu de paramètres sont utilisés pour représenter le processus de précipitation. La majeure partie des paramètres se rapporte à la description des phénomènes physiques sous-jacents, tels que l'effet de la nébulosité sur la variabilité de la température, la liaison entre le déficit en vapeur d'eau et la température (corrélation forte), la présence de cellule convective...(Srikanthan et McMahon, 2001; Peleg *et al.*, 2017). Ivanov *et al.* (2007), Fatichi *et al.* (2011) et Peleg *et al.* (2017) ont conçu des GSTs basés sur cette approche hybride.

Les GSTs statistiques sont soit paramétriques, non-paramétriques ou semi-paramétriques. Ils sont paramétriques lorsqu'une hypothèse est faite sur la forme de la distribution des séries historiques de pluies observées et non-paramétrique, dans le cas contraire. Les semi-paramétriques constituent une mixture entre les approches paramétriques et non paramétriques. Comme GSTs statistiques paramétriques on peut citer : les GSTs à deux volets "Two-parts models" : un volet pour générer les occurrences (pluie/pas pluie) de pluie et un second volet pour générer les quantités de pluies, les GSTs à matrices de probabilités de transition "Transition probability matrix models" (TPM) et les GSTs à Modèles Linéaires Généralisés "Generalized Linear Models" (GLMs). Les GSTs utilisant le recuit simulé, l'estimation par la méthode du noyau "Kernel density estimation" de la distribution des séries historiques de pluie et les techniques de ré-échantillonnage notamment les k voisins les plus proches "K-Nearest Neighbours" (k-NN) constituent les GSTs statistiques non-paramétriques.

### 2.2.2 GSTs paramétriques

Dans les modèles à deux volets, deux méthodes sont très utilisées pour modéliser les occurrences de pluies : il s'agit des chaînes de Markov, et des processus de renouvellement en alternance "alternating renewal processes". Les chaînes de Markov spécifient l'état de chaque jour comme étant «pluvieux» ou «sec» et développent une relation entre l'état du jour actuel et les états des jours précédents. L'ordre de la chaîne de Markov est le nombre de jours précédents pris en compte. Les chaînes de Markov de premier ordre sont les plus utilisés dans la littérature pour modéliser les occurrences de pluies (Gabriel et Neumann, 1962; Richardson, 1981; Stern et Coe, 1984; Ali *et al.*, 2006; Hounninou *et al.*, 2017). Le critère d'information d'Akaike (AIC) (Akaike, 1974) a été utilisé par Jimoh et Webster (1996) pour déterminer l'ordre optimum de la chaîne de Markov pour modéliser les occurrences de pluies journalières au Nigeria. Ils ont trouvé qu'il n'y a pas de différence significative entre les performances des chaînes de Markov de premier et deuxième ordre. Toutefois, les performances des chaînes de Markov de premier ordre ont été meilleures que celles à zéro ordre. Plutôt que de simuler les précipitations au jour le jour comme dans les chaînes de Markov, dans les processus de renouvellement en alternance, les séries de pluies quotidiennes sont prises comme une séquence d'alternance de périodes sèches et humides de durée variable. Les périodes sèches et humides sont supposées être indépendantes et les distributions théoriques

utilisés pour l'ajustement peuvent être différentes pour les périodes sèches et humides. [Buishand \(1977\)](#) a utilisé une distribution binomiale négative tronquée et [Roldan et Woolhiser \(1982\)](#) une distribution géométrique tronquée. [Roldan et Woolhiser \(1982\)](#) ont comparé le processus de renouvellement en alternance avec une chaîne de Markov de premier ordre, en utilisant une distribution géométrique tronquée pour les périodes humides et une distribution binomiale négative tronquée pour les périodes sèches. Ils ont trouvé pour cette étude qui porte sur les États-Unis que la chaîne de Markov de premier ordre présente selon l'AIC de meilleures performances que le processus de renouvellement en alternance. Pour ([Srikanthan et McMahon, 2001](#)), un des inconvénients du processus de renouvellement en alternance est la difficulté à modéliser la saisonnalité.

Quant aux modèles à deux volets bon nombre de distributions statistiques sont utilisées pour modéliser les quantités de pluie. La distribution exponentielle paraît le modèle le plus simple et raisonnable pour les quantités de précipitation quotidiennes, car elle ne nécessite qu'un seul paramètre pour reproduire qualitativement la forte asymétrie positive présentée par les données de précipitations quotidiennes. [Richardson \(1981\)](#) et [Houngninou \*et al.\* \(2017\)](#) l'ont utilisé comme tant d'autres auteurs. La distribution gamma à deux paramètres a été le choix le plus populaire ([Buishand, 1977](#); [Richardson, 1981](#); [Woolhiser et Roldan, 1982](#); [Stern et Coe, 1984](#); [Houngninou \*et al.\*, 2017](#)). Dans son étude sur le nord du Bénin, [Houngninou \*et al.\* \(2017\)](#) a trouvé que la distribution exponentielle reproduisait bien les précipitations mensuelles, alors que la distribution gamma les surestimait. Toutefois en terme de variation des précipitations mensuelles la distribution gamma était meilleure, comparée à la distribution exponentielle. Certains auteurs ont utilisé une distribution exponentielle mixte et ont rapporté que son ajustement sur les données de précipitation quotidiennes était bien meilleur que celui de la distribution gamma ([Woolhiser et Roldan, 1982](#); [Wilks, 1998](#)).

Les modèles basés sur l'approche TPM ([Haan \*et al.\*, 1976](#); [Srikanthan et McMahon, 1983](#)) simulent à la fois l'occurrence et les quantités de précipitations, en définissant différentes plages de quantités de précipitations comme constituant des états distincts. Ainsi, le modèle TPM est une chaîne de Markov de premier ordre, multi-états où les quantités de précipitations quotidiennes sont divisées en un certain nombre d'états, le premier état étant sec (pas de précipitations) et les autres états, humides. Les probabilités de passage d'un état à un autre (un jour à l'autre) sont calculées à partir de données historiques. [Haan \*et al.\* \(1976\)](#) ont utilisé une distribution uniforme pour modéliser les valeurs de précipitations dans les états intermédiaires et une distribution exponentielle pour le dernier état. [Srikanthan et McMahon \(1983\)](#) ont par contre utilisé une distribution linéaire pour les états intermédiaires et une transformation Box-Cox, pour le dernier état. [Boughton \(1999\)](#) dans son étude sur l'Australie a observé que le modèle TPM sous-estime la variance des hauteurs annuelles et a proposé un facteur de correction afin que les variances des séries générées correspondent à celles des séries observées.

[Furrer et Katz \(2007\)](#) ont mis au point un générateur basé sur une approche de Modèle Linéaire

Généralisé "Generalized Linear Model" (GLM). Cette approche a permis l'inclusion des cycles annuels ainsi que d'autres variables explicatives comme les indices ENSO. Du fait de l'estimation des paramètres d'un GLM par maximum de vraisemblance, cette approche offre une facilité de vérification de l'amélioration du modèle par l'inclusion ou non d'une variable explicative donnée (Chandler, 2005). Les GSTs paramétriques sont faciles à implémenter et sont très utilisés, néanmoins ils souffrent des hypothèses faites sur les séries. Les GSTs non-paramétriques constituent une alternative aux GSTs paramétriques traditionnels décrits ci-dessus.

### 2.2.3 GSTs non-paramétriques

Si les GSTs paramétriques sont basés sur des hypothèses faites sur la forme de la distribution des jours pluvieux, les GSTs non-paramétriques n'exigent aucune hypothèse de ce type. Ils utilisent plutôt la totalité de la série historique observée pour caractériser sa distribution en utilisant par exemple les techniques d'estimation par la méthode du noyau (Lall *et al.*, 1996; Rajagopalan *et al.*, 1996; Harrold *et al.*, 2003), la méthode k-NN (Lall et Sharma, 1996; Rajagopalan et Lall, 1999), le recuit simulé (Bárdossy, 1998), etc.

Lall *et al.* (1996) ont mis au point un modèle non paramétrique de séquences sèches/pluvieuses pour rééchantillonner les précipitations quotidiennes au niveau d'une station. Le modèle considère les séquences alternées de jours secs et pluvieux au cours d'une saison donnée de l'année. Les densités de probabilité marginales, conjointes et conditionnelles d'intérêts (par exemple, la longueur de période sèche, la longueur de période humide, la quantité de précipitation et la longueur de période humide précédent une période sèche) sont estimées de manière non-paramétrique en utilisant la série de pluie de la station et l'estimation par la méthode du noyau. Le modèle a été appliqué aux données de précipitations quotidiennes de la station Silver Lake dans l'Utah (États-Unis) et a reproduit de manière satisfaisante les hauteurs de pluies journalières, la longueur des périodes humides et des périodes sèches. Rajagopalan *et al.* (1996) ont présenté un modèle de Markov non homogène permettant de générer des précipitations journalières sur un site. Les quantités de pluie de chaque jour pluvieux ont été simulées à partir de la densité de probabilité estimée par la méthode du noyau. Ali *et al.* (2006) ont utilisé une chaîne de Markov non stationnaire pour modéliser les occurrences des pluies et une estimation des quantités de pluie par la méthode du noyau. Sharma et Lall (1999) ont utilisé l'approche k-NN pour simuler de manière conditionnelle les épisodes pluvieux et les quantités de précipitations. L'un des inconvénients des approches non-paramétriques est qu'elles ne simulent aucune valeur en dehors de la plage d'observations. Ceci rend difficile l'étude des extrêmes avec les données générées. Bárdossy (1998) a proposé le recuit simulé en définissant une fonction objective incluant toutes les propriétés (statistiques) souhaitées pour la série de précipitation à générer. Sa méthode a pour avantage de bien reproduire de manière optimale les propriétés des précipitations importantes pour une application ciblée. En comparaison aux GSTs paramétriques, les GSTs non-paramétriques exposés ci-dessus ont besoin de séries historiques plus longues pour l'estimation des fonctions de densité de pro-

babilité. Les GSTs basés sur l'approche k-NN ont tendance à sous-estimer la durée des périodes sèches et humides (Apipattanavis *et al.*, 2007). Cette sous-estimation est due à la nature intermittente des précipitations et au fait que les voisins les plus proches sont basés sur toutes les variables météorologiques (les températures maximales et minimales et le rayonnement solaire...). Pour résoudre ce problème, Apipattanavis *et al.* (2007), Mehrotra et Sharma (2007) Steinschneider et Brown (2013) et plusieurs autres auteurs ont proposé des générateurs semi-paramétriques combinant des approches paramétriques et non-paramétriques.

#### 2.2.4 GSTs semi-paramétriques

Apipattanavis *et al.* (2007) a proposé un GST semi-paramétrique dans lequel une chaîne de Markov de premier ordre à trois états est utilisée pour générer les occurrences de pluies et une méthode k-NN est utilisée pour générer les quantités de pluies et les autres variables météorologiques conditionnées par l'état (sec/pluvieux) des précipitations simulées. Mehrotra et Sharma (2007) ont aussi utilisé une chaîne de Markov de premier ordre à deux états pour modéliser les occurrences de pluies. Les probabilités de transition sont spécifiées non seulement en fonction de l'état du jour précédent mais aussi en fonction du nombre de jours de pluie sur une période prédéterminée. Les quantités de pluie sont déterminées en utilisant l'estimation par la méthode du noyau.

Dans tous les cas, qu'ils soient paramétriques, non-paramétriques ou semi-paramétriques, les modèles de GSTs présentent des avantages et des limites. Des limites qui n'ont pas empêché les chercheurs à conditionner leurs paramètres soit par des caractéristiques climatiques à grande échelle tel que ENSO (Busuioac et von Storch, 2003; An-Vo *et al.*, 2017), soit par les scénarios des changements climatiques (Wilks, 1992; Katz, 1996), soit par les prévisions saisonnières probabilistes (Wilks, 2002; Kim *et al.*, 2016; Han et Ines, 2017). Il est présenté, dans ce qui suit, un aperçu des méthodologies utilisées par ces auteurs pour conditionner les GSTs avec les prévisions saisonnières climatiques.

### 2.3 GSTs conditionnés par les prévisions saisonnières climatiques

Wilks (2002) a présenté une méthode pour conditionner le GST paramétrique de type Richardson (1981) par les prévisions climatiques saisonnières probabilistes de l'IRI à l'aide d'un réseau de postes pluviométriques dans l'État de New York. L'idée principale, qui vient de Briggs et Wilks (1996), est d'estimer les paramètres du GST, non pas à partir de la série historique brute de pluies, mais à partir d'un rééchantillonnage (le bootstrap) de la série historique cohérent avec les prévisions saisonnières. Le bootstrap (Efron et Tibshirani, 1994) consiste à créer de nouveaux échantillons, mais uniquement par tirage avec remise, à partir de l'échantillon initial. Les applications du bootstrap pour l'estimation des intervalles de confiance et de l'incertitude des paramètres (moyennes, variances, proportions...) sont bien connues (Zucchini et Adamson, 1989). Ainsi, en premier lieu, Briggs et Wilks (1996) estiment les terciles en ajustant une

distribution Gamma (approche) aux totaux des précipitations saisonnières. Ensuite, après l'estimation des terciles, [Briggs et Wilks \(1996\)](#) classent chaque année dans les séries historiques comme étant inférieure à la normale, proche de la normale ou supérieure à la normale en termes de précipitations pour la saison considérée. Soit  $N_B$ ,  $N_N$  et  $N_A$  le nombre d'années d'une série climatologique pour un lieu donné au cours desquelles les précipitations saisonnières ont été respectivement inférieures, proches ou supérieures à la normale. Il faut noter que les tailles de ces trois sous-échantillon de la climatologie ne sont pas nécessairement égales et tendent à ne pas l'être si les terciles inférieures et supérieures de la distribution climatologique sont définis à l'aide d'un seul ensemble de données. Finalement, pour constituer la climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières de pluie par exemple, [Briggs et Wilks \(1996\)](#) ont proposé un rééchantillonnage dans lequel un échantillon de taille  $L$  ( $L$  suffisamment grand) est tiré avec remise des séries historiques brutes en fonction des probabilités  $(p_B, p_N, p_A)$  associées à la survenance de chaque catégorie. Ainsi dans la série climatologique constituée, il y a un sous-échantillon de taille  $p_B L$ ,  $p_N L$ ,  $p_A L$  tiré avec remise respectivement dans les  $N_B$  années à pluviométrie inférieures à la normale,  $N_N$  années à pluviométrie proche de la normale et  $N_A$  années à pluviométrie supérieures à la normale. Une fois la climatologie cohérente avec la prévision saisonnière définie, les paramètres du GST peuvent être estimés à partir de cet échantillon ([Wilks, 2002](#)). Le même auteur recommande que ces paramètres soient estimés pour chaque mois, afin de respecter la saisonnalité. [Kim et al. \(2016\)](#) ont aussi utilisé l'approche de rééchantillonnage de [Briggs et Wilks \(1996\)](#) mais avec un GST basé sur un modèle linéaire généralisé. Un des inconvénients du schéma de rééchantillonnage utilisé par [Briggs et Wilks \(1996\)](#) est que toutes les années historiques dans chaque tercile ont une probabilité égale d'être tirées à chaque fois. Ainsi on peut se retrouver avec des fréquences d'années très élevées par rapport à d'autres. Une autre méthode de rééchantillonnage bien meilleure, appelé méthode du ratio-pdf, a été proposée par [Stedinger et Kim \(2010\)](#) pour corriger l'équiprobabilité de sélection des années constatée dans la technique de [Briggs et Wilks \(1996\)](#), en attribuant une probabilité de sélection à chaque année dans sa catégorie.

La technique de ré-échantillonnage pondéré de [Briggs et Wilks \(1996\)](#) a aussi été appliquée aux GSTs non-paramétriques et semi-paramétriques pour conditionner les séries météorologiques synthétiques par les prévisions climatiques saisonnières. Par exemple, [Apipattanavis et al. \(2010\)](#) et [Apipattanavis et al. \(2007\)](#) ont modifié leur générateur semi-paramétrique basé sur l'approche k-NN, pour rechercher et sélectionner de façon aléatoire des voisins, non pas à partir de la série historique brute, mais à partir d'un ré-échantillonnage cohérent avec les prévisions saisonnières. [Ines \(2013\)](#) a aussi proposé une approche simplifiée de la technique de [Briggs et Wilks \(1996\)](#) dénommée technique d'échantillonnage par bloc conditionnel. [Capa-Morocho et al. \(2016\)](#) l'ont utilisé pour prévoir le rendement des cultures dans la péninsule ibérique et [Han et Ines \(2017\)](#) pour désagréger les prévisions saisonnières probabilistes.

D'une façon générale, les méthodologies adoptées par la plupart des auteurs consistent en premier



lieu à constituer une climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières, en rééchantillonnant les séries historiques, ensuite à mettre au point des GSTs paramétriques, non-paramétriques ou semi-paramétriques et enfin à générer des données quotidiennes synthétiques qui reproduisent assez bien les résultats des prévisions saisonnières. Pour une étude assez approfondie, il est important d'utiliser plusieurs approches paramétriques, non-paramétriques et semi-paramétriques afin de choisir celles qui produisent de meilleurs résultats. Ainsi, dans le présent travail, il a été utilisé trois GSTs : un GST paramétrique de "type Richardson" [Richardson \(1981\)](#), un non-paramétrique basé sur l'approche k-NN et un semi-paramétrique utilisant une chaîne de Markov de premier ordre à trois états pour modéliser les occurrences de pluie, une estimation des quantités de pluie des jours pluvieux par la méthode du noyau et à l'instar du paramétrique de "type Richardson", un modèle Vectoriel AutoRegressif (VAR) d'ordre 1 pour générer les autres paramètres (températures, la durée d'insolation, vent, humidités) conditionnés par l'état sec ou pluvieux des jours. À l'issue de la désagrégation des prévisions climatiques, les données quotidiennes générées sont constituées en format d'entrée du modèle de cultures SARRA-H pour simuler les rendements potentiels sur la saison à venir.

## 2.4 Modèles de cultures

Selon [Sinclair et Seligman \(1996\)](#), un modèle de cultures permet «la simulation dynamique de la croissance des cultures par intégration numérique des processus constitutifs à l'aide d'ordinateurs». Plus spécifiquement, c'est un programme informatique qui décrit la dynamique de la croissance d'une culture (le riz, le maïs, etc.) en relation avec l'environnement et les pratiques agricoles, en opérant sur un pas de temps inférieur à la durée d'une saison de croissance, et avec la capacité de générer des variables décrivant l'état de la culture (la biomasse par unité de surface, les stades de développement,...) à différents moments. Les premiers modèles de cultures étaient conçus pour estimer l'interception de la lumière et la photosynthèse dans les canopées des cultures ([de Wit, 1965](#)). Ces modèles relativement simples, ont montré que le rendement potentiel d'une culture pouvait être défini en termes de quantité d'énergie de rayonnement solaire disponible pour l'accumulation d'énergie chimique et de biomasse par les plantes. Les phases d'initiation à la modélisation des cultures (les années 1970) ont ouvert de vastes domaines de recherche et ont conduit à la mise au point de modèles dits «complets» visant principalement à mieux faire comprendre les interactions entre la culture et les principaux facteurs de croissance. Les années 80 ont été marquées par une réévaluation des concepts de base de la modélisation des cultures sur la base des données d'expérimentation collectées. Il avait été montré au cours de cette période qu'une bonne partie du comportement d'un système (la plante) pouvait être capturé par quelques variables clés. Et l'inclusion de variables supplémentaires n'affecte généralement pas la précision du modèle. Ceci a conduit à l'émergence de versions simplifiées des «modèles complets» appelés «modèles sommaires» ([de Vries et al., 1989](#)). Ces modèles étaient donc conçus dans l'optique qu'ils soient facilement compris par les utilisateurs potentiels, avec un minimum de données d'entrées. A partir des années 1990, il a eu une prise de conscience

croissante sur les limites des modèles de cultures et leur compréhension. Ceci a conduit à la conception des nouvelles générations des modèles de cultures. Le modèle SARRA-H utilisé dans ce travail fait partie de ces nouvelles générations de modèles de cultures. Il est utilisé par plusieurs auteurs pour simuler la phénologie, le rendement...(Mishra *et al.*, 2008) et pour estimer les impacts de la variabilité et des changements climatiques sur les cultures (Sultan *et al.*, 2013b).

SARRA-H est spécifiquement adapté à l'analyse d'impact du climat sur la croissance des céréales sèches et du rendement potentiel en milieu tropical (Alhassane *et al.*, 2013b). Le modèle de culture simule le rendement potentiel sous contraintes hydrique en intégrant les processus de bilan hydrique des sols, d'évaporation et de transpiration potentielle et réelle, de phénologie, de respiration de maintenance et enfin de répartition des biomasses (feuilles, tiges, racine, grains). Ce modèle de culture a montré de bonnes performances dans le cadre d'analyse d'impact du climat pour les céréales tropicales (Mishra *et al.*, 2008). Il a été calibré avec une série de variétés locales et modernes (de Mil, de Sorgho et de Maïs) à partir d'essais en milieux contrôlés. Des suivis agronomiques pluriannuels en milieu paysan ont été mis en place sur plusieurs sites contrastés tant par les pratiques agricoles que par le climat (Niger, Sénégal, Mali, Burkina Faso...) permettant d'évaluer la qualité prédictive du modèle en milieux paysans (Traoré *et al.*, 2010). Ces essais et suivis ont permis de caractériser différentes variétés et pratiques, de définir les paramètres liés au modèle offrant ainsi une gamme représentative de scénarios de pratiques agricoles.



### 3 Matériel et Méthodes

#### 3.1 Zone d'étude

La République du Bénin est située en Afrique de l'Ouest et est limitée au Nord par le fleuve Niger qui le sépare de la République du Niger ; au Nord-Ouest par le Burkina Faso, à l'Ouest par le Togo, à l'Est par le Nigeria et au Sud par l'Océan-Atlantique. La commune de Kandi (figure 1) qui est notre zone d'étude est l'une des soixante-dix-sept communes que compte la République du Bénin. Elle est située au centre du département de l'Alibori, et est limitée par les communes de Malanville et Karimama (Nord), Gogounou (Sud), de Ségbana (Est) et de Banikoara (Ouest). La commune de Kandi s'étend sur une superficie de 3421 km<sup>2</sup>, soit environ 13% de l'ensemble du département ([Commune de Kandi, 2008](#)). Le relief est très peu accidenté avec la prédominance d'un plateau d'une altitude de 200 à 350 m, découpé par des vallées encaissées. Les sols sont de type ferrugineux tropicaux ([Azontondé, 1991](#)) et la végétation est constituée de savane arborée à arbustive avec quelques forêts galerie. Le réseau hydrographique est dense et constitué notamment des rivières du bassin versant du Niger.

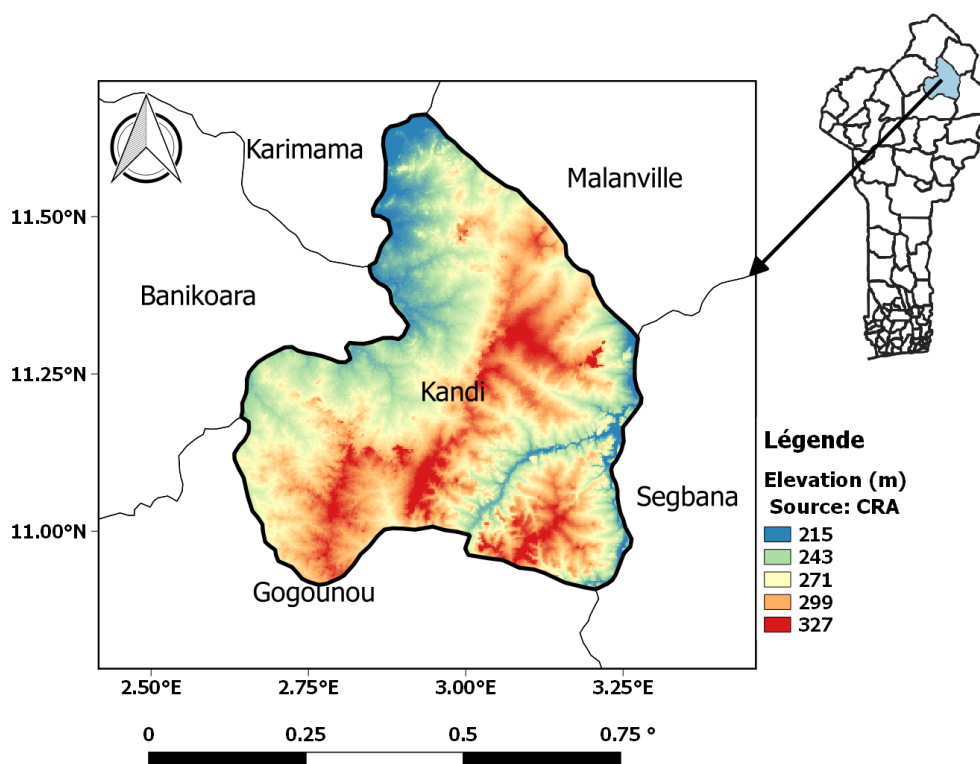


FIGURE 1 – Carte de la commune de Kandi.

Le climat de la commune de Kandi est du type soudanien caractérisé par deux saisons contrastées, une saison pluvieuse d'avril à octobre et une saison sèche de novembre à mars. À partir des données récupérées au niveau de l'Agence Nationale de la Météorologie du Bénin (MÉTÉO BENIN) et en tenant compte de la période de référence 1981 – 2010, la pluviométrie moyenne annuelle avoisine 1000 mm. Le plus faible cumul pluviométrique annuel recueilli sur cette période de référence était de 655.1 mm en 1988 et le plus fort était de 1379.6 mm enregistré en 1998. Les mois de

Juillet-Août-Septembre (JAS) représentent plus de 65% du cumul pluviométrique annuel (figure 2). La moyenne annuelle de la température de l'air est de 28°C, le maximum absolu atteint 43°C. Les mois les plus frais de l'année sont les mois de janvier et de décembre avec des températures minimales parfois en dessous de 10°C. Mars et avril sont les mois les plus chauds.

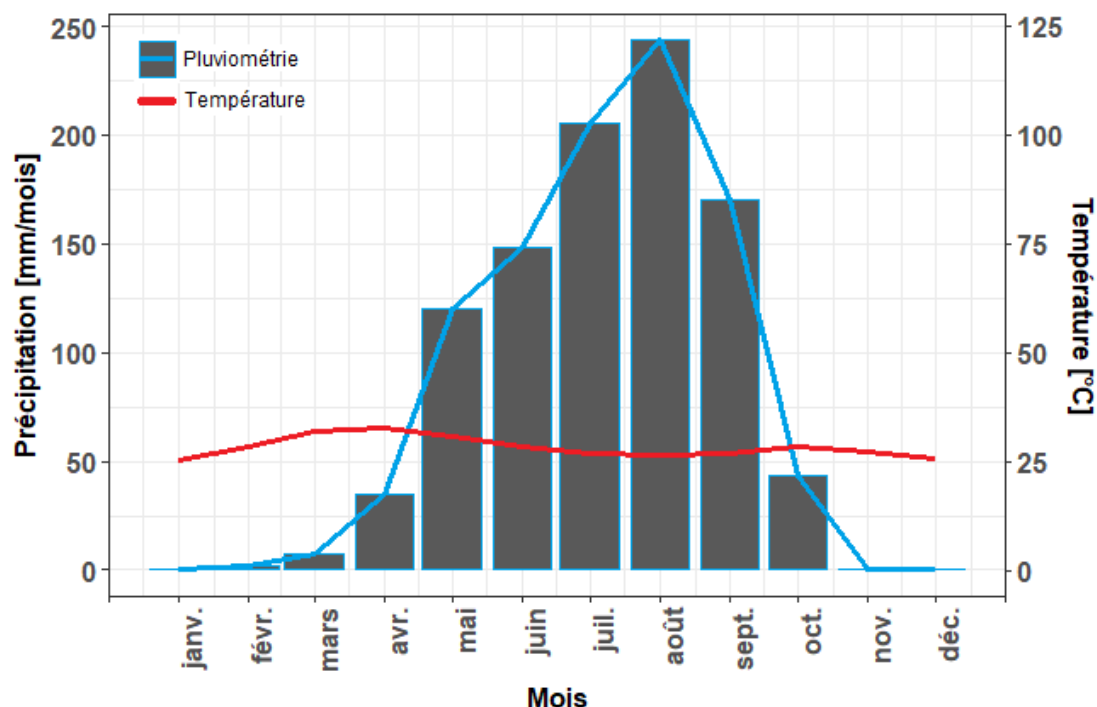


FIGURE 2 – Diagramme Ombrothermique de la station de Kandi (Période 1981 – 2010).

### 3.2 Données


Trois jeux de données climatiques ont été utilisés pour cette étude :

- les séries climatiques quotidiennes de précipitation, de température maximale et minimale, d'humidité relative maximale et minimale, de durée d'insolation et de vitesse du vent de la station synoptique de Kandi, sur la période 1981–Mars 2019, provenant de la base de données de MÉTÉO BENIN;
- les cartes de prévisions saisonnières climatiques de cumul pluviométrique provenant des archives de l'ACMAD sur la période 1998 – 2019 (exemple de cartes en annexe A, figure A1a);
- la carte de prévision des dates de début de saison pour les zones Sahélienne et Soudanienne de l'Afrique de l'Ouest, élaborée pour la saison 2019 (annexe A, figure A2);

En outre, pour des buts d'application, les données de statistiques agricoles portant sur les rendements observés du maïs pour la commune de Kandi ont été utilisées. Ces données ont été recueillies à la Direction de la Statistique Agricole (DSA) du Bénin et couvrent la période 1995 – 2016.

### 3.3 Outils

Dans le cadre de ce travail, plusieurs outils ont été utilisés. Au nombre desquels :

- le logiciel  qui a été essentiellement utilisé pour réaliser ce travail. C’est un langage de programmation et un logiciel libre destiné aux statistiques et à la science des données, soutenu par la R Foundation for Statistical Computing (<https://www.r-project.org/>). Il est un langage interprété, largement utilisé par les statisticiens, les data miners et les data scientists pour le développement de logiciels statistiques et d’analyse des données ;
- le logiciel **QGIS 3.0** utilisé pour éditer les cartes. QGIS est un logiciel de système d’information géographique, permettant aux utilisateurs d’analyser et de modifier des informations spatiales, en plus de la composition et de l’exportation de cartes graphiques ;
- et l’éditeur **L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X** utilisé pour la rédaction ce document.

### 3.4 Méthodes

Pour désagréger les prévisions saisonnières il a été procédé en premier lieu à la constitution d’une climatologie cohérente avec la prévision saisonnière en rééchantillonnant la série historique (Briggs et Wilks, 1996), ensuite à la conception des GSTs et l’estimation de leurs paramètres à partir de la climatologie cohérente constituée et finalement par la génération de séries des paramètres climatiques cohérentes avec les prévisions saisonnières à partir des GSTs calés. Par ailleurs, la performance des GSTs a été évaluée en vérifiant leur aptitude à reproduire la climatologie réelle.

#### 3.4.1 Constitution d’une climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières de cumul de pluie

La méthodologie de Briggs et Wilks (1996) utilisée par plusieurs auteurs (Wilks, 2002; Apipattanavis *et al.*, 2007) a été proposée pour constituer la climatologie cohérente. Cette méthodologie décrite plus haut (section 2.3, page 9) se présente synthétiquement comme suit :

- le calcul du cumul pluviométrique pour la saison d’intérêt (Juillet-Août-Septembre par exemple) pour toutes les années ;
- la détermination des terciles des cumuls pluviométriques saisonniers. Les terciles, notés par  $Q_{1/3}$  et  $Q_{2/3}$  divisent une série statistique ordonnée en 3 groupes égaux comprenant chacun 33% des données de la série. Hyndman et Fan (1996) ont présenté des estimations de cette statistique à travers différents algorithmes implémentés dans des outils informatiques comme **R** ;
- le classement de chaque année de la série historique comme étant inférieure à la normale, proche de la normale ou supérieure à la normale en termes de total pluviométrique pour la saison considérée. En effet, tout cumul pluviométrique saisonnier inférieur à  $Q_{1/3}$ , compris entre  $Q_{1/3}$  et  $Q_{2/3}$  ou supérieur à  $Q_{2/3}$  est respectivement inférieur à la normale ou proche

de la normale ou supérieur à la normale. En somme  $N_B$  années à pluviométrie inférieures à la normale,  $N_N$  années à pluviométrie proches de la normale,  $N_A$  années à pluviométrie supérieures à la normale constituent la série climatologique historique de taille  $N$ ,  $N = N_B + N_N + N_A$ ;

- un bootstrapping dans lequel un échantillon de taille  $L$  ( $L = 1000$ ) est tiré avec remise de la série historique brute en fonction des probabilités  $(p_B, p_N, p_A)$  associées à la survenance de chaque catégorie. Ainsi dans la série climatologique constituée, il y a un sous-échantillon de taille  $p_B L, p_N L, p_A L$  tiré avec remise respectivement dans les  $N_B$  années à pluviométrie inférieures à la normale,  $N_N$  années à pluviométrie proche de la normale et  $N_A$  années à pluviométrie supérieures à la normale.

La série climatologie cohérente avec la prévision saisonnière constituée, les paramètres des GSTs ont été estimés à partir de cette nouvelle climatologie pour générer des données synthétiques journalières reproduisant cette prévision.

### 3.4.2 Générateurs Stochastiques de Temps (GSTs) élaborés

Trois GSTs ont été élaborés. Un GST paramétrique de "type [Richardson \(1981\)](#)", un GST non-paramétrique basé sur l'approche k-NN et un semi-paramétrique.

#### 3.4.2.1 GST paramétrique "type [Richardson \(1981\)](#)"

Dans le générateur de [Richardson \(1981\)](#), comme les autres variables météorologiques (les températures, la durée d'insolation...) sont modélisées en tenant compte des occurrences de précipitation, le modèle stochastique pour les précipitations est d'abord spécifié.

##### **a** Modèle stochastique pour les précipitations

Soit  $\{J_t : t = 1, 2, 3, \dots\}$  une séquence d'occurrence journalière de précipitation avec  $J_t = 1$  ou  $J_t = 0$  indiquant que le  $t^{\text{ème}}$  jour est respectivement pluvieux ou sec. Il est admis ([Gabriel et Neumann, 1962](#); [Katz, 1977](#)) que ce processus est une chaîne de Markov de premier ordre (les probabilités dépendent uniquement de l'état du jour précédent) à deux états (pluvieux ou sec). Ce modèle est complètement caractérisé par les probabilités de transition :

$$P_{ij} = Pr \{J_t = j \mid J_{t-1} = i\}, \quad i, j = 0, 1 \quad (1)$$

En considérant la théorie des probabilités complémentaires, les deux probabilités de transition (Équation [2a](#), [2b](#)) sont suffisantes pour définir le processus. En effet,  $P_{00} = 1 - P_{01}$  et  $P_{10} = 1 - P_{11}$ .

$$P_{01} = Pr \{J_t = 1 \mid J_{t-1} = 0\} \quad (2a)$$

$$P_{11} = Pr \{J_t = 1 \mid J_{t-1} = 1\} \quad (2b)$$

Soit  $N_{01}$ ,  $N_{11}$ ,  $N_0$ , et  $N_1$  respectivement le nombre de jours pluvieux précédés d'un jour sec, le nombre de jours pluvieux précédés d'un jour pluvieux, le nombre total de jours secs et le nombre total de jours pluvieux, les probabilités de transition  $P_{01}$ ,  $P_{11}$  sont explicitement définies par les formules  $P_{01} = \frac{N_{01}}{N_0}$  et  $P_{11} = \frac{N_{11}}{N_1}$ . On définit également, la probabilité inconditionnelle d'un jour pluvieux par la formule  $\pi_1 = \frac{P_{01}}{1+P_{01}-P_{11}}$  (Wilks, 2011, p. 401). Pour ce travail, une journée est considérée pluvieuse si la hauteur journalière est supérieure ou égale à 0,85 mm et sèche dans le cas contraire. Les trois paramètres  $P_{01}$ ,  $P_{11}$  et  $\pi_1$  sont utilisés pour simuler les occurrences de pluie dans le GST.

Pour déterminer les quantités de pluie des jours pluvieux, il a été nécessaire de déterminer la distribution théorique à laquelle les séries de jours pluvieux (hauteur  $\geq 0,85$  mm) de chaque mois, s'ajustent le mieux. Ainsi pour chaque mois, la série journalière est constituée, et le diagramme de Cullen & Frey (1999) cité par Delignette-Muller et Dutang (2015) est utilisé pour identifier la distribution qui s'approche le mieux de cette série en terme d'asymétrie (Skewness) et d'aplatissement (Kurtosis). La distribution la plus proche étant identifiée, il est recherché ses paramètres par la méthode des moments. Des courbes de la Fonction de Distribution Cumulative (CDF), et des diagrammes Quantile-Quantile (QQ-plot) de la distribution théorique et de la distribution empirique sont réalisés pour explorer la qualité de l'ajustement. Un test d'Anderson-darling est aussi réalisé pour évaluer au seuil de 5% la qualité de l'ajustement. Il ressort de cette étape, que la loi gamma présente un meilleur ajustement aux séries de jours pluvieux (annexe B). La fonction de densité de la loi gamma est de la forme :

$$f(x) = \frac{(x/\beta)^{\alpha-1} \exp[-(x/\beta)]}{\beta \Gamma(\alpha)} \quad \alpha, \beta > 0 \quad (3)$$

Cette distribution nécessite deux paramètres : le paramètre de forme  $\alpha$  et le paramètre d'échelle  $\beta$ . Le facteur  $\Gamma(\alpha)$  est la fonction gamma. Cette distribution a pour moyenne  $\mu = \alpha\beta$  et pour variance  $\sigma^2 = \alpha\beta^2$ . Les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  sont suffisantes pour simuler les quantités de pluie, les jours pluvieux dans le GST.

## **b** Modèle stochastique des autres variables météorologiques

Richardson (1981), Parlange et Katz (2000) et beaucoup d'autres auteurs ont modélisé les autres variables (Température maximale et minimale, humidité maximale et minimale, la durée d'insolexion, la vitesse du vent) conditionnellement aux occurrences de précipitations, en utilisant un modèle VAR d'ordre 1. Ceci pour permettre une auto-corrélation dans les séries chronologiques prises individuellement et des corrélations croisées entre les séries chronologiques des différents paramètres météorologiques.

Soit  $X_t(k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$ , les autres variables météorologiques à modéliser conditionnellement aux occurrences de précipitations. Sachant l'état (pluvieux/sec) du  $t^{\text{ème}}$  jour, c'est-à-dire  $J_t = i$ ,

la distribution conditionnelle des  $X_t(k)$  est supposée suivre une loi normale avec une moyenne et une variance définies comme suit :

$$\mu_i(k) = E[X_t(k) \mid J_t = i] \quad (4a)$$

$$\sigma_i^2(k) = Var[X_t(k) \mid J_t = i] \quad (4b)$$

avec  $i = 0, 1$  et  $k = 1, 2, \dots, K$ . Les paramètres météorologiques durée d'insolation et vitesse de vent n'étant pas distribués normalement, ont subi une transformation. Ainsi, la racine carré de la vitesse du vent a été considérée et une transformation de la forme  $\ln(c - x)$  est appliquée aux données de durée d'insolation, avec  $c$  la valeur maximale de durée d'insolation de la série, et  $x$  la durée d'insolation. Ces auteurs ont standardisé les  $X_t(k)$ , en tenant compte de l'état du jour en terme de précipitation ( $J_t = i; i = 0, 1$ ) selon la formule :

$$Z_t(k) = \frac{[X_t(k) - \mu_i(k)]}{\sigma_i(k)}, \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad i = 0, 1 \quad (5)$$

Les séries des paramètres  $X_t(k)$  suivant une loi normale, alors les  $Z_t(k)$  suivent aussi la loi normale de moyenne 0 et d'écart-type 1. Ceci est une condition suffisante pour s'assurer de la stationnarité des séries chronologiques avant la mise en œuvre du modèle VAR. Celui-ci est construit selon l'équation :

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{A}\mathbf{Z}_{t-1} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim MVN(\mathbf{0}, \mathbf{S}) \quad (6)$$

avec  $\mathbf{Z}_t$  la matrice uni-colonne de dimension  $K$  dont les éléments sont les  $Z_t(k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$ ;  $\mathbf{Z}_{t-1}$  la matrice correspondante contenant les  $Z_{t-1}(k)$  (la valeur des paramètres le jour précédent le jour  $t$ );  $\mathbf{A}$  la matrice carrée  $(K, K)$  contenant les coefficients de l'auto-régression; et  $\epsilon_t$  est la matrice uni-colonne de dimension  $K$  des termes d'erreur  $\epsilon_t(k)$ . Comme indiqué dans l'équation 6,  $\epsilon_t$  suit une loi normale multivariée (MVN) de moyenne le vecteur  $\mathbf{0}$  et de variance-covariance la matrice carrée  $\mathbf{S}$  de dimension  $(K \times K)$ . Les matrices  $\mathbf{A}$  et  $\mathbf{S}$  satisfont aux équations suivantes :

$$\mathbf{A}\mathbf{M}_0 = \mathbf{M}_1, \quad \mathbf{S} = \mathbf{M}_0 - \mathbf{A}\mathbf{M}_1^T \quad (7)$$

où  $\mathbf{M}_0$ ,  $\mathbf{M}_1$  sont les matrices de covariances croisées de décalage temporel respectivement 0 et 1 et  $T$  l'opérateur de transposition des matrices. Ainsi,  $\mathbf{M}_0$  est la matrice symétrique dont les éléments sont de la forme :  $\rho_{kl}(0) = Corr[Z_t(k)Z_t(l)]$ ,  $k, l = 1, 2, \dots, K$  et  $\mathbf{M}_1$  la matrice dont les éléments sont de la forme :  $\rho_{kl}(1) = Corr[Z_t(k)Z_{t-1}(l)]$ ,  $k, l = 1, 2, \dots, K$ . Corr signifie corrélation. En particulier, les éléments de la diagonale de  $\mathbf{M}_0$  sont tous unitaires et ceux de  $\mathbf{M}_1$  sont les coefficients d'auto-corrélation d'ordre 1 de des variables standardisées  $Z_t(k)$ . La détermination de  $\mathbf{M}_0$  et de  $\mathbf{M}_1$  suffisent pour résoudre l'équation 6 et par suite obtenir les variables météorologiques selon l'équation :

$$X_t(k) = Z_t(k)\sigma_i(k) + \mu_i(k), \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad i = 0, 1 \quad (8)$$

Les paramètres d'occurrence de précipitation  $P_{01}$ ,  $P_{11}$  et  $\pi_1$ , des quantités de pluie  $\alpha$  et  $\beta$ , et du modèle VAR  $M_0$ ,  $M_1$ ,  $\mu_i(k)$  et  $\sigma_i(k)$  sont calculés pour chaque mois de la saison d'intérêt à partir de la climatologie constituée (section 3.4.1).

### **C Simulation stochastique des variables météorologiques**

Pour simuler l'occurrence des précipitations, un nombre aléatoire uniforme  $u$  compris entre 0 et 1 est généré et est comparé à  $P_{01}$  ou à  $P_{11}$ , selon que l'état du jour précédent est sec/pluvieux. Si le jour précédent est sec et  $u \preceq P_{01}$  alors le jour actuel est pluvieux. Alternativement, si le jour précédent est sec et  $u \succeq P_{01}$  alors le jour actuel est sec. Il est procédé de la même manière, lorsque le jour précédent est pluvieux en comparant  $u$  à  $P_{11}$ . Lorsqu'un jour pluvieux est simulé par le modèle d'occurrence, un nouvel nombre aléatoire uniforme  $u_1$  est généré et la quantité de pluie est déterminée en utilisant l'inverse de la Fonction de Distribution Cumulative (CDF) de la loi gamma comme suit :  $hauteur = f^{-1}(u_1)$ . Les autres variables météorologiques sont générées avec les équations 4 à 8 établies, selon que le jour simulé est sec ou pluvieux. L'initialisation (Jour  $t = 1$  du mois) de la simulation est faite pour les occurrences de précipitations en comparant  $u$  à la probabilité inconditionnelle d'un jour pluvieux  $\pi_1$ . Ainsi si  $u \preceq \pi_1$ , le premier jour est pluvieux et non pluvieux dans le cas contraire. L'état initial du modèle Vectoriel AutoRegressif (VAR) doit également être simulé. Pour  $t = 1$ , l'équation 6 devient  $\mathbf{Z}_1 = \mathbf{A}\mathbf{Z}_0 + \epsilon_1$  et en fixant  $\mathbf{Z}_0 = 0$  on a  $\mathbf{Z}_1 = \epsilon_1$ , finalement  $\mathbf{Z}_1$  est déterminé en générant un vecteur d'erreur aléatoire  $\epsilon_1 \sim MVN(\mathbf{0}, \mathbf{M}_0)$  (Parlange et Katz, 2000).

#### **3.4.2.2 GST semi-paramétrique**

Le GST semi-paramétrique proposé ne diffère de celui de Richardson (1981) présenté ci-dessus que par son modèle stochastique pour les précipitations. En, effet pour simuler les occurrences de précipitations une chaîne de Markov de premier ordre à 3 états (sec, pluvieux et extrêmement pluvieux) a été proposée. Un état est sec ( $J_t = 0$ ) si la hauteur journalière est strictement inférieure à 0,85 mm, extrêmement pluvieux ( $J_t = 2$ ) si la hauteur journalière est supérieure ou égale au 80<sup>ème</sup> centile des hauteurs quotidiennes pour le mois simulé et pluvieux ( $J_t = 1$  dans le cas contraire. L'utilisation d'une chaîne de Markov de premier ordre à plusieurs états permet de capturer une fraction élevée de la variabilité saisonnière et améliore la représentation du modèle des épisodes de fortes précipitations qui semblent avoir une influence considérable sur la variance saisonnière (Gregory et al., 1993). Les 06 probabilités  $P_{01}$ ,  $P_{02}$ ,  $P_{11}$ ,  $P_{12}$ ,  $P_{21}$ ,  $P_{22}$  sont suffisantes pour définir ce processus de Markov. Les probabilités inconditionnelles d'un jour pluvieux ( $\pi_1$ ), d'un jour extrêmement pluvieux ( $\pi_2$ ) et d'un jour sec ( $\pi_0$ ) sont données par les formules :

$$\pi_1 = \frac{P_{01}(1 + P_{02} + P_{22}) - P_{02}(P_{01} - P_{21})}{(1 + P_{01} - P_{11})(1 + P_{02} - P_{22}) - (P_{01} - P_{21})(P_{02} - P_{12})} ,$$

$$\pi_2 = \frac{P_{02} - \pi_1(P_{02} - P_{12})}{1 + P_{02} - P_{22}} \quad et,$$



$$\pi_0 = 1 - (\pi_1 + \pi_2)$$

Les quantités de pluie, les jours pluvieux et extrêmement pluvieux ont été estimées par la méthode du noyau car ne s'ajustant pas aux distributions théoriques les plus utilisées (gamma, exponentiel, exponentiel mixte...). L'estimation de la densité par la méthode du noyau est une approche non-paramétrique d'estimation de la fonction de densité de probabilité. [Silverman \(1986\)](#) a écrit une monographie suffisamment détaillée sur le sujet. Soit  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  une série de hauteurs quotidiennes des jours pluvieux ou des jours extrêmement pluvieux, l'estimateur de la densité de probabilité par la méthode du noyau est :

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad x \in \mathbb{R} \quad (9)$$

où  $x_i$  est la  $i^{\text{ème}}$  valeur de la série de taille  $n$ ,  $K$  est le noyau satisfaisant aux conditions  $K(x) \succ 0$  et  $\int_{-\infty}^{+\infty} K(x)dx = 1$ ,  $h$  la largeur de la fenêtre ou bande de variabilité ou bande passante. Pour ce travail un noyau gaussien  $K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)$  a été préféré et la bande passante optimale ( $h$ ) qui minimise l'erreur quadratique moyenne intégrée (MISE) est estimée par la formule de [Silverman \(1986\)](#) :  $h \approx 1.06\hat{\sigma}n^{-1/5}$ , avec  $\hat{\sigma}$  l'écart-type de la série.

L'occurrence des précipitations à l'initialisation (jour  $t = 1$  du mois) est simulée en comparant  $u$  à  $\pi_0$  et à  $\pi_0 + \pi_1$ . L'état du premier jour est sec ( $J_1 = 0$ ) Si  $u \prec \pi_0$ , humide ( $J_1 = 1$ ) si  $\pi_0 \preceq u \prec (\pi_0 + \pi_1)$  et extrêmement humide ( $J_1 = 2$ ) dans le cas contraire. Les occurrences des autres jours sont simulées en considérant l'état des jours précédents et en comparant le nombre uniforme aléatoire  $u$  généré aux probabilités de transition. Par exemple si  $J_1 = 0$ , l'état du deuxième jour ( $J_2$ ) est sec si  $u \prec P_{00}$ , humide si  $P_{00} \preceq u \prec (P_{00} + P_{01})$  et extrêmement humide dans le cas contraire. Le même processus se poursuit jusqu'au dernier jour du mois. Les quantités de pluie sont générées en utilisant la fonction inverse de  $\hat{f}(x)$ . Les autres paramètres météorologiques sont simulés comme dans le GST paramétrique présenté ci-dessus.

### 3.4.2.3 GST non-paramétrique basé sur l'approche k-NN

Dans son implémentation, les k-NN utilisent l'ensemble des variables météorologiques pour la simulation, contrairement aux GSTs paramétriques qui simulent les autres variables météorologiques conditionnées par les occurrences des précipitations. En plus, aucune hypothèse n'est faite sur les distributions des séries des différents paramètres météorologiques. Soit  $\mathbf{x}_{tj}$ ,  $j = 1, 2, \dots, d$ , le vecteur des paramètres météorologiques du jour  $t$  avec  $d$  le nombre de paramètre considéré, les étapes de l'algorithme du k-NN implémenté se présentent comme suit :

1. à l'initialisation, simuler le vecteur des variables météorologiques  $\mathbf{x}_{1j}$  du premier jour de la saison (le 1<sup>ère</sup> juillet par exemple pour la saison JAS) en sélectionnant aléatoirement et équiprobablement un 1<sup>ère</sup> juillet de la climatologique constituée (section 3.4.1);



2. le vecteur  $\mathbf{x}_{tj}$  d'un jour  $t$  étant simulé, tous les jours  $t$  de cette année dans la climatologie constituée sont ignorés (Rappelons que les années peuvent être répétées dans la climatologie constituée). Les jours  $t + 1$  sont simulés en se plaçant dans une fenêtre de largeur  $w$  centrée sur le jour  $t$  et en sélectionnant comme potentiels candidats du jour  $t + 1$ , tous les jours à l'intérieur de cette fenêtre. Par exemple, pour une fenêtre  $w$  de 15 jours choisie, et pour  $t = 1^{er}$  juillet, alors la fenêtre de jours est constituée de tous les jours entre le 24 juin et le 07 juillet des  $L$  années de la climatologie, sauf le jour  $t$ . Similaire à l'étude de [Bannayan et Hoogenboom \(2008\)](#) une fenêtre de  $w$  de 15 jours a été utilisée pour ce travail. Il y a ainsi  $(L^* * w)$  potentiels jours candidats, où  $L^*$  est le nombre d'années de la climatologie constituée sauf l'année du jour  $t$ ;
3. le calcul de la distance euclidienne pondérée  $r_{it}$  entre les  $\mathbf{x}_{tj}$  et les potentiels candidats du jour  $t + 1$  identifiés à l'étape 2 selon la formule :

$$r_{it} = \sqrt{\left[ \sum_{j=1}^d S_j (x_{tj} - x_{ij})^2 \right]}$$

avec  $i$  allant de 1 à  $(L^* * w)$  et  $S_j$  l'écart-type des potentiels candidats pour les différents paramètres ([Bannayan et Hoogenboom, 2008](#));

4. les distances  $r_{it}$  sont ordonnées croissantes et les  $k$  premiers qui constituent les  $k$  voisins les plus proches "K-Nearest Neighbours" sont sélectionnés. Pour [Lall et Sharma \(1996\)](#),  $k$  peut-être défini objectivement selon la formule  $k = \sqrt{(L^* * w)}$ ;
5. les  $k$  voisins les plus proches étant sélectionnés, il est assigné à chacun un poids selon la métrique de probabilité ([Apipattanavis et al., 2007](#); [Bannayan et Hoogenboom, 2008](#)) définie par :

$$P_l = \frac{\frac{1}{l}}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{i}}$$

Au voisin avec la plus courte distance, il est octroyé le poids le plus élevé tandis qu'au voisin avec la plus longue distance ( $k^{ème}$  voisin) il est octroyé le plus petit poids.

6. pour sélectionner le vecteur des paramètres météorologiques pour le jour  $t + 1$  ( $\mathbf{x}_{(t+1)j}$ ) dans les  $k$  voisins identifiés, un nombre aléatoire suivant la loi uniforme ( $u \sim U(0, 1)$ ) est généré et comparé aux  $P_l$ . Si  $u \succeq P_1$ , alors le jour  $t + 1$  correspondant à la distance  $r_{1t}$  est sélectionné. Si  $u \preceq P_k$ , alors le jour  $t + 1$  correspondant à la distance  $r_{kt}$  est sélectionné. Si  $P_1 \prec u \prec P_k$  le jour  $t + 1$  correspondant à la distance  $r_{lt}$  et dont le poids  $P_l$  est plus proche de  $u$  est sélectionné.

Les étapes 2 à 6 sont répétées pour simuler tous les jours de la saison. Pour simuler plusieurs années pour une saison, il faut à chaque fois recommencer par l'étape 1.

### 3.4.3 Performance des modèles (GSTs) de désagrégation

L'évaluation des modèles (GSTs) de désagrégation a consisté à la vérification de leur aptitude à préserver certaines statistiques, de la série climatologique historique (climatologie réelle). La méthodologie adoptée est celle de [Chen et al. \(2012\)](#). En effet, 30 années de données quotidiennes ont été simulées pour la saison d'intérêt (JAS) et pour chaque Générateur Stochastique de Temps. Les paramètres des GSTs ( $P_{01}$ ,  $P_{11}$  ...) sont directement déterminés à partir de la série historique brute. L'évaluation a porté sur les caractéristiques suivantes :

- pour les précipitations : les séquences sèches (jours successifs de hauteurs de pluie  $\leq 0,85$ ) et pluvieuses sur la saison d'intérêt (JAS), le nombre de jours de pluie supérieures aux seuils suivants 0, 85, 20 et 50 mm, les cumuls pluviométriques journaliers, mensuels et saisonniers ;
- pour les autres variables : les températures minimales et maximales, l'humidité maximale et minimale, la durée d'insolation et la vitesse du vent quotidiennes et moyennes mensuelles. Il est à préciser que seuls les GSTs paramétriques et non-paramétriques sont utilisés pour l'évaluation de ces variables. En effet, les GSTs paramétriques et semi-paramétriques ont un modèle commun pour générer les variables météorologiques autres que les précipitations.

La moyenne ( $\bar{x}$ ), l'écart-type ( $\sigma$ ), le premier quartile ( $Q_1$ ), la médiane ( $Q_2$ ), le troisième quartile ( $Q_3$ ), et les valeurs maximales (Max) et minimales (Min) sont les statistiques appliquées sur chacune de ces caractéristiques.

Par ailleurs, des tests statistiques non-paramétriques communément utilisés ([Ali et al., 2005](#); [Bannayan et Hoogenboom, 2008](#)) ont permis de vérifier l'égalité de moyennes, de variances et de distributions entre les séries observées et celles générées. Il s'agit du test de Wilcoxon pour l'égalité des moyennes, du test Ansari-Bradley pour l'égalité des variances et du test de Kolmogorov-sirminov pour l'égalité des distributions. Un p-value de 5% est utilisé pour accepter ou rejeter l'hypothèse testée. Des diagrammes quantiles-quantiles (QQ-plot), des courbes CDFs et des courbes de densité de probabilité (PDFs) sont également produits pour comparer les distributions des séries observées et générées. Pour une bonne lecture des courbes PDFs, une transformation logarithmique a été appliquée sur les hauteurs de pluies journalières. La saison d'intérêt considérée pour tout le processus d'évaluation est Juillet-Août-Septembre (JAS), car elle représente plus de 65% du cumul pluviométrique annuel de la zone d'étude.

### 3.4.4 Prévisions saisonnières désagrégées

Dix prévisions saisonnières de cumul de pluie, exprimées par les triplets de probabilité sous la forme  $p_B - p_N - p_A$  ( $p_B$  pour inférieur à la normale,  $p_N$  pour proche de la normale,  $p_A$  pour supérieur à la normale) ont été proposées pour la période JAS. Pour toutes ces prévisions, la probabilité  $p_N$  est maintenue constante et égale à 35%. Les données journalières ont été générées pour 1000 saisons JAS avec les 3 GSTs, conditionnellement à chacune des prévisions. Sur ces 1000 saisons, les proportions du nombre de saisons inférieures ou supérieures à la normale sont déterminées, afin d'examiner la capacité des GSTs à prévoir chacune de ses catégories

lorsqu'elles sont prépondérantes.

Du reste, les prévisions saisonnières 15 – 35 – 50, 20 – 50 – 30 et 50 – 35 – 15 pour la saison JAS, à tendance respectivement excédentaire à normale, normale à excédentaire et déficitaire à normale ont été désagrégées. Les deux premières prévisions ont été prévues respectivement en 2008 et 2003 aux foras de PRESAO pour la zone d'étude. Les caractéristiques (séquences sèches, maximum pluviométrique, nombre de jours de pluie, cumuls saisonniers,...) des séries obtenues pour chaque prévision sont comparées respectivement à celles des années excédentaires, déficitaires et normales de la série historique brute. A cet effet, un nombre  $N_A$ ,  $N_B$  ou  $N_N$  d'années correspondant au nombre d'années respectivement excédentaires, déficitaires ou normales de la climatologie brute a été simulé pour chaque prévision selon qu'elle soit excédentaire, déficitaire ou normale. Ceci pour permettre une même longueur de période pour la comparaison.

### 3.4.5 Application aux modèles de cultures

Les données obtenues de la désagrégation des prévisions saisonnières de cumul pluviométrique d'Avril-Mai-Juin (AMJ) et de Juillet-Août-Septembre (Annexe A, figure A1), élaborées pour la saison 2019, ont été utilisées pour forcer le modèle de cultures SARRA-H, afin d'estimer les rendements potentiels du maïs, sur la base d'un scénario à différentes dates de semis. Pour ce faire, 30 saisons ont été simulées pour chaque période et ont été complétées par les données observées de janvier à mars 2019 et les hauteurs moyennes journalières de octobre à décembre sur la période 1981 – 2010.

La variété de maïs utilisée dans le modèle SARRA-H correspond à la variété BMAR14J–07 dont la durée du cycle est de 90 jours. Cette variété cultivée au Bénin sous semis direct avec une densité moyenne de 50000 poquets/ha, procure un rendement en grain de 4 tonne/ha en station et de 2,5 tonnes/ha en milieu paysan (INRAB, 2016). En conditions de cultures favorables, cette variété atteint la floraison 55 jours après le semis.

Le modèle de cultures SARRA-H a été calibré pour simuler les rendements de la variété, à différentes dates de semis autour de la date moyenne de début de saison. Cette date a été déterminée sur la base du critère utilisé aux PRESASS qui se présente comme suit : la saison des pluies démarre dans la zone climatique à régime pluviométrique monomodal des pays côtiers du golfe de guinée à partir du 15 MARS, lorsqu'on enregistre au moins 20 mm de pluie en 01 à 03 jours consécutifs, sans qu'il ne soit observé un épisode sec de plus de 10 jours dans les 30 jours qui suivent. Deux dates précoces (10 et 20 jours avant la date moyenne) et deux tardives (10 et 20 jours après la date moyenne) ont été retenues. Les rendements obtenus après simulations sont présentés sous forme d'écart relatif aux rendements moyens observés selon la formule :

$$Ecart\ relatif[\%] = \frac{Rendement\ simulé - Rendement\ moyen\ observé}{Rendement\ moyen\ observé} * 100$$

## 4 Résultats

### 4.1 Performance des modèles (GSTs) de désagrégation

#### 4.1.1 Performance des modèles pour les précipitations

Les caractéristiques climatiques (séquences sèches, nombre de jours de pluies, cumuls journaliers, maximum pluviométrique, températures moyennes...) des séries observées en juillet-août-septembre sur la période 1981 – 2010 sont comparées à celles des séries générées par les différents GSTs. Il est important de rappeler que l'évaluation a porté sur la capacité des différents GSTs à reproduire la climatologie brute (réelle). A cet effet, les paramètres des différents GSTs ont été déterminés non pas à partir d'une climatologie constituée, mais à partir de la série historique brute.

La comparaison des séries de séquences sèches et pluvieuses, issues des différents GSTs avec l'observation (Obs), a révélé une égalité de moyenne entre les séries (au seuil de 5% du test de Wilcoxon), pour tous les GSTs (Tableau 1). Toutefois, il a été constaté une légère surestimation du GST semi-paramétrique (GST2) pour les séquences sèches et du GST non-paramétrique (GST3) pour les séquences pluvieuses. L'égalité des variances pour les séquences pluvieuses a été acceptée par le test d'Ansari-Bradley pour l'ensemble des générateurs, alors qu'elle est seulement acceptée pour le GST paramétrique (GST1) et le GST3 pour les séquences sèches, par le même test.

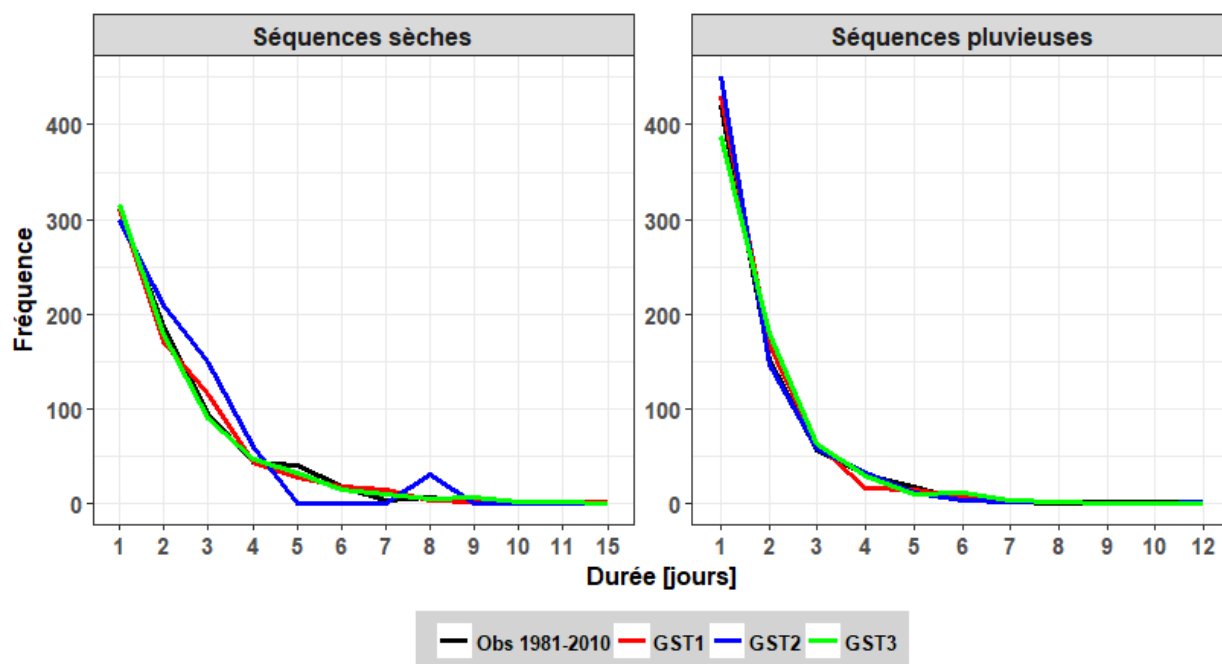
**Tableau 1** – Statistiques des séquences sèches et pluvieuses pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi, Période 1981 – 2010 pour les observations (Obs.) et 30 saisons simulées pour les GSTs.

Statistiques	Séquences sèches				Séquences pluvieuses			
	Obs	GST1	GST2	GST3	Obs	GST1	GST2	GST3
Moyenne ( $\bar{x}$ )	2,2	2,2*	2,4*	2,2*	1,7	1,7*	1,6*	1,8*
Ecart-type ( $\sigma$ )	1,6	1,7**	1,9	1,6**	1,3	1,1**	1,1**	1,2**
1 <sup>er</sup> quartile ( $Q_1$ )	1	1	1	1	1	1	1	1
Médiane ( $Q_2$ )	2	2	2	2	1	1	1	1
3 <sup>ème</sup> quartile $Q_3$	3	3	3	3	2	2	2	2
Maximum (Max)	15	15	8	11	12	9	12	11

\* = égalité de moyenne avec l'observation au test de Wilcoxon, \*\* = égalité de variance avec l'observation au test d'Ansari-Bradley.

La séquence sèche maximale observée (15 jours) a été bien reproduite par le GST1 et dans une moindre mesure par le GST3, alors qu'elle a été sous-estimée de 07 jours par le GST2. La séquence pluvieuse maximale observée (12 jours) a été bien estimée par le GST2 et le GST3 et sous-estimée par le GST1 (Tableau 1).

Avec le test de Kolmogorov-Smirnov, la distribution des séquences sèches observées est équivalente à la distribution des séquences sèches générées par le GST1 et le GST3. Quant à la distribution des séquences pluvieuses observées, elle est équivalente à celle des séquences pluvieuses de tous les GSTs. Il est également constaté que le GST1 et le GST3 ont bien reproduit les séquences sèches observées (1, 2, 3, ... 15 jours) en terme de fréquence (figure 3). En ce qui concerne, les séquences pluvieuses, tous les GSTs ont bien simulé les fréquences observées.



**FIGURE 3** – Fréquence des séquences sèches et pluvieuses de 1, 2, 3 jours, ... pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs).

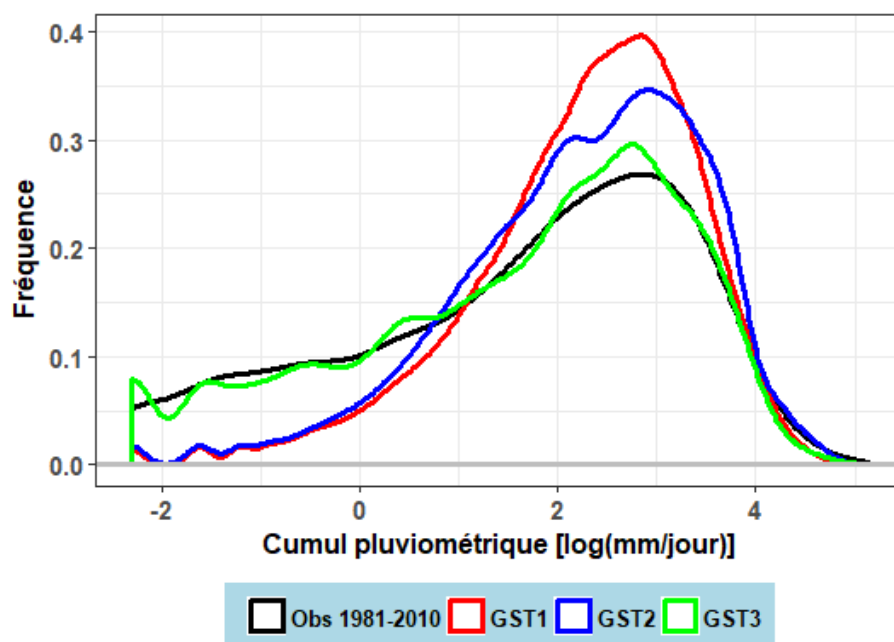
Les tests non-paramétriques de Wilcoxon et de Ansari-Bradley ont montré respectivement qu’il n’y a pas de différence significative entre la moyenne du cumul pluviométrique saisonnier observée et celle générée à partir des trois GSTs et entre la variance observée et générée (Tableau 2). Cependant, pour les hauteurs de pluie journalière, seul le GST3 a présenté une égalité de moyenne et de variance avec l’observation. De même, la distribution des pluies journalières issues de ce générateur (GST3) a été équivalente à celle des pluies journalières observées, selon le test de Kolmogorov-Smirnov. Pour les cumuls pluviométriques journaliers, la courbe de densité de probabilité (PDF) du GST3 épouse assez bien celle de l’observation, ce qui n’est pas le cas avec les deux autres GSTs (figure 4). Les courbes PDFs de ces GSTs sont en dessous de celle de l’observation pour des cumuls inférieurs à 2 mm et au-dessus pour des cumuls supérieurs à 2 mm. Ainsi, la probabilité d’avoir des hauteurs journalières de pluies inférieures à 2 mm est plus faible pour les GS1 et le GST2 comparativement à l’observation. Une situation contraire a été observée pour des valeurs de cumuls journaliers supérieurs à 2 mm. Pour ce qui concerne le cumul saisonnier (figure 5), les courbes PDFs des GSTs ne suivent pas parfaitement l’allure de l’observation, même si au test de Kolmogorov-Simirnov il a été observé une égalité de distribution au seuil de 5%. Pour les GST1 et GST3, la probabilité d’obtenir des cumuls pluviométriques

saisonniers proches de la normale est plus élevé, comparativement à la climatologie et pour le GST2, la probabilité d’obtenir des cumuls pluviométriques saisonniers excédentaires à normales est plus élevée comparativement à la climatologie.

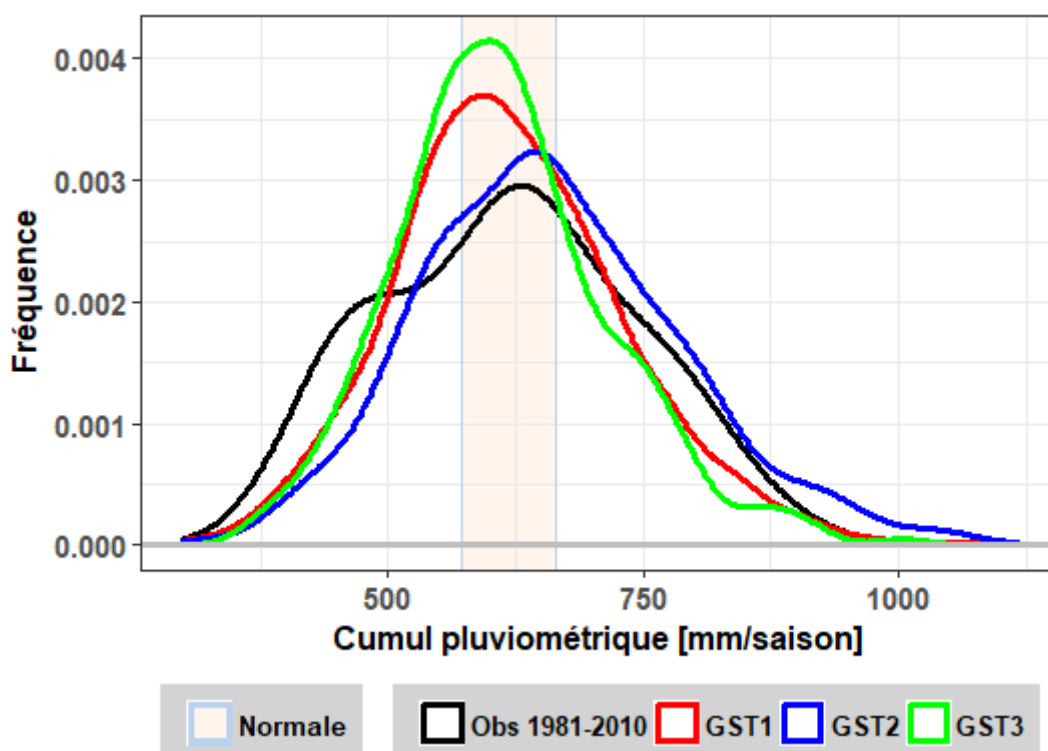
**Tableau 2** – Statistiques des cumuls pluviométriques journaliers et saisonniers pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi. Période 1981 – 2010 pour les observations (Obs.) et 30 saisons simulées pour les GSTs.

Statistiques	Journalier				Saisonnier			
	Obs	GST1	GST2	GST3	Obs	GST1	GST2	GST3
$\bar{x}$	6,7	7,1	7,2	6,9*	619,0	619*	664*	634*
$\sigma$	12,8	12,3	13,8	13,0**	122,1	114,1**	122,0**	92,9**
$Q_1$	0	0	0	0	506,0	479,0	499,3	517,1
$Q_2$	0,2	0	0	0,2	619,0	592,1	597,1	595,2
$Q_3$	8,2	8,7	8,7	8,9	692,3	687,5	681,1	597,2
Max	121,8	94,9	121,6	121,8	872,0	787,0	888,2	857,0

\* = égalité de moyenne avec l’observation au test de Wilcoxon, \*\* = égalité de variance avec l’observation au test d’Ansari-Bradley.

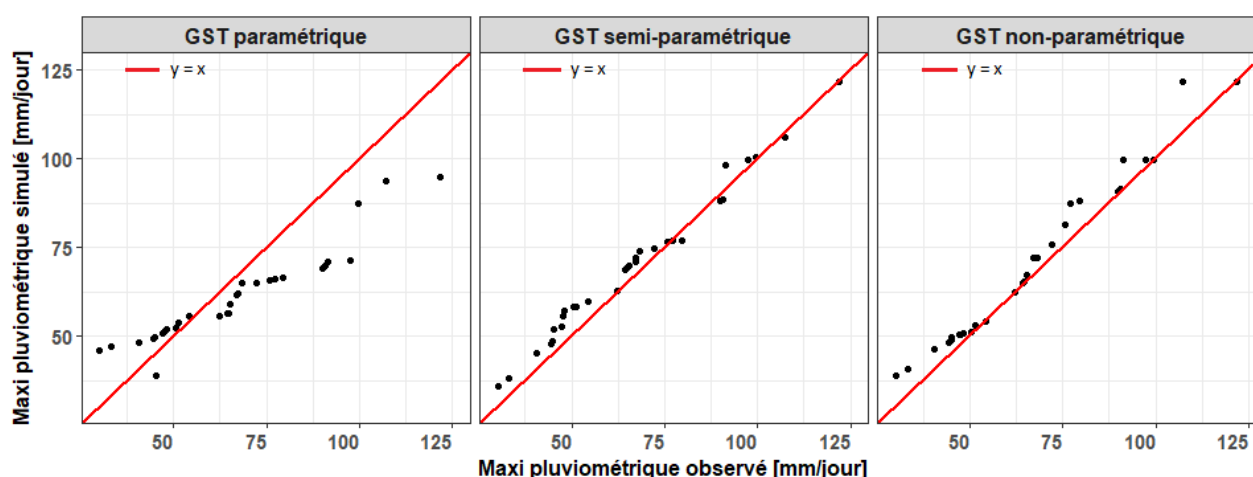


**FIGURE 4** – PDFs du logarithme des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs).



**FIGURE 5** – PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs). La plage de la catégorie normale est en rose.

Un diagramme quantile-quantile a été utilisé pour comparer la distribution des maxima pluviométriques saisonniers des GSTs à celle de l’observation (figure 6). Il ressort que, les maxima pluviométriques observés correspondent assez bien à ceux du GST2 et dans une moindre mesure à ceux du GST3. Par contre, les quantiles extrêmes du GST1 s’écartent plus de l’observation.



**FIGURE 6** – Diagramme quantile-quantile des maxima pluviométriques de la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs).

Le nombre de jours de pluie observé a été en moyenne bien reproduit par l’ensemble des GSTs (Tableau 3). Il en est de même pour les cumuls pluviométriques mensuels (Annexe C, Tableau A1). A l’instar de l’observation, le mois d’août reste le mois le plus pluvieux pour tous les GSTs.

**Tableau 3** – Statistiques des nombres de jours pluvieux pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi, Période 1981 – 2010 pour les observations (Obs.) et 30 saisons simulées pour les GSTs.

Statistiques	Nombre de jour $\geq 0,85$ mm				Nombre de jour $\geq 20$ mm				Nombre de jour $\geq 50$ mm			
	Obs	GST1	GST2	GST3	Obs	GST1	GST2	GST3	Obs	GST1	GST2	GST3
$\bar{x}$	39,5	38,6*	38,2*	40,1*	11,4	10,5*	12,1*	10,8*	1,3	1,4*	2*	1,3*
$\sigma$	5,8	4,9**	5,0**	3,8**	2,9	2,9**	2,7**	2,3**	1,1	1,3**	1,0**	1,0**
$Q_1$	35	36	35	39	9	8	10	9	0	0	1	0
$Q_2$	40,5	39	37,5	40	12	12	12	11	1	2	2	1
$Q_3$	43	41	42	43	13	13	14	13	2	1	3	2
Max	60	47	50	47	18	15	18	15	3	5	4	3

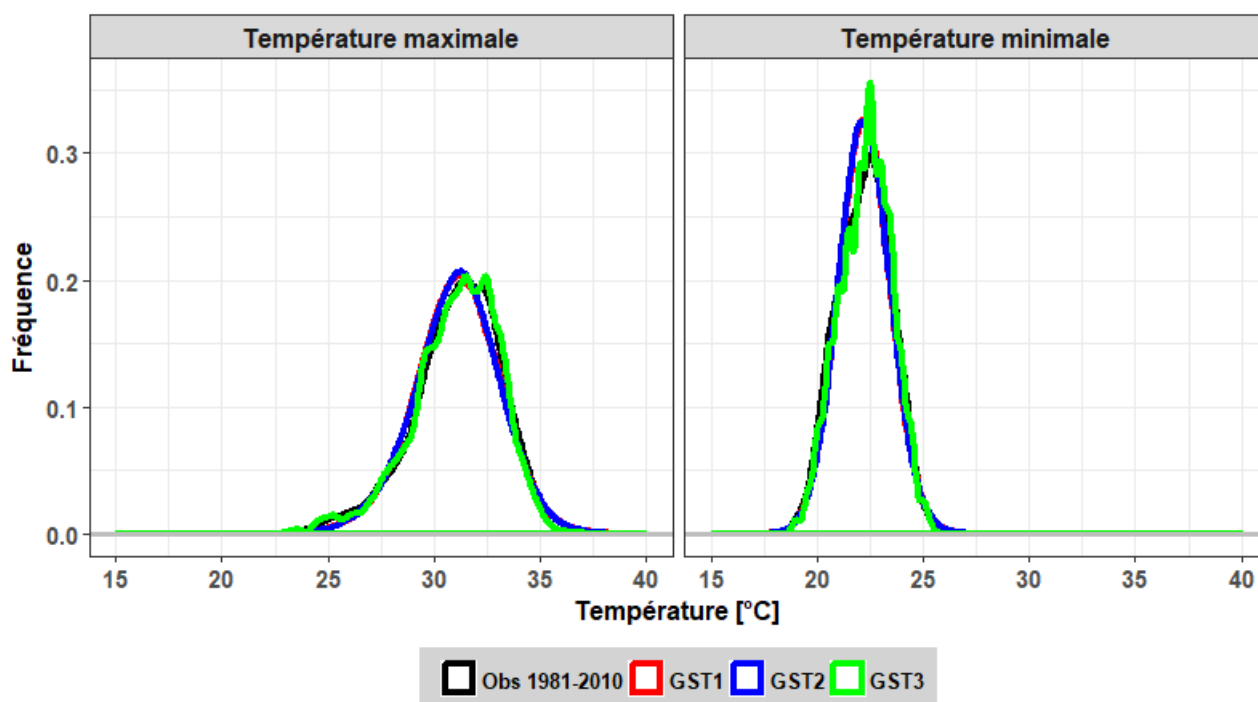
\* égalité de moyenne avec l'observation, \*\* égalité de variance avec l'observation respectivement au test de Wilcoxon et de Ansari-Bradley.

#### 4.1.2 Performance des modèles pour les autres variables

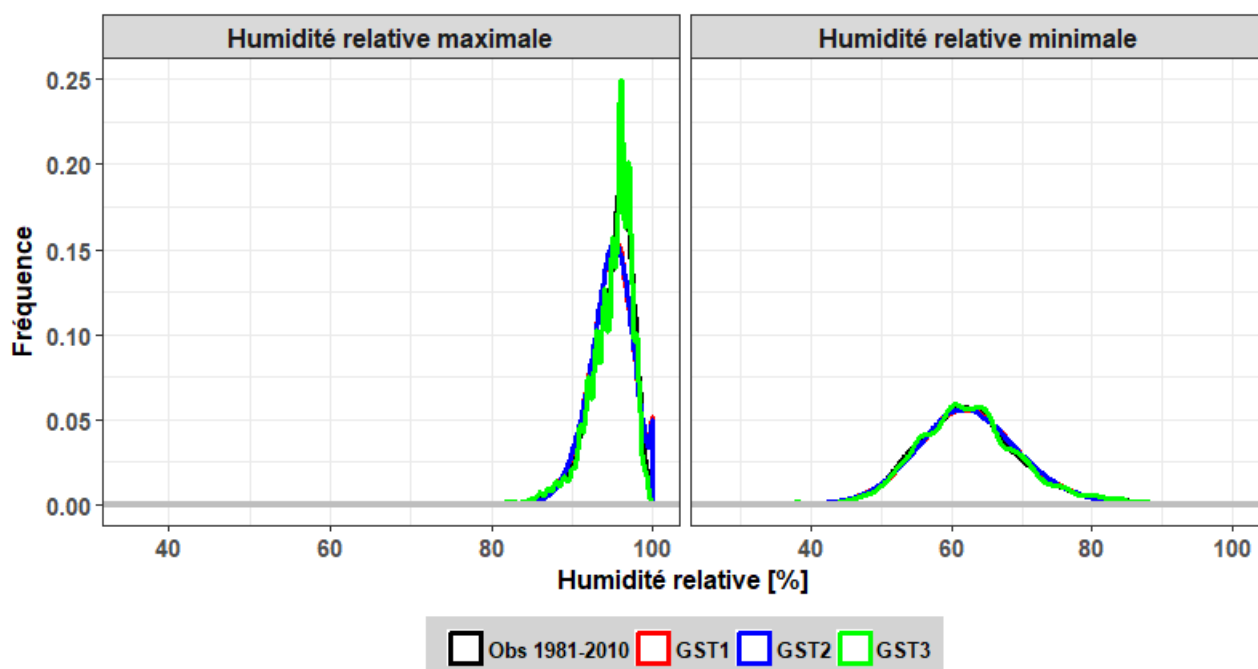
Pour les variables autres que les précipitations, les moyennes, les variances et les distributions ont été bien reproduites par le modèle VAR (GST1, GST2) et le k-NN (GST3) à l'échelle journalière (Annexe C, Tableau A2). Le GST1 et le GST2 ont sous-estimé fortement l'écart-type de ces variables à l'échelle mensuelle (Annexe C, Tableau A3), indiquant aussi une sous-estimation de la variabilité mensuelle de ces variables par ces GSTs.

Les courbes PDFs des différentes variables ont été présentées pour comparer les distributions simulées, par rapport à l'observation. Pour les températures, toutes les courbes ont affiché une allure gaussienne, caractéristique de ce paramètre climatique (figure 7). En outre, les courbes PDFs des GSTs suivent assez bien celle de l'observation, indiquant une concordance des distributions simulées et celle observée pour les températures. Les courbes PDFs de l'humidité relative minimale et maximale présentent une forme similaire (gaussienne) à celles des températures (figure 8). Tous les GSTs ont montré des distributions semblables à celle de l'observation pour ce paramètre. Néanmoins, il importe de notifier qu'aux valeurs  $> 95\%$  pour l'humidité maximale, seule le GST3 a concordé avec l'observation. La vitesse du vent, paramètre d'asymétrie positive, et la durée d'insolation, paramètre d'asymétrie négative ont été bien estimées par le GST3, alors que les simulations issues des autres GSTs ont présenté un certain biais par rapport à l'observation (figure 9).

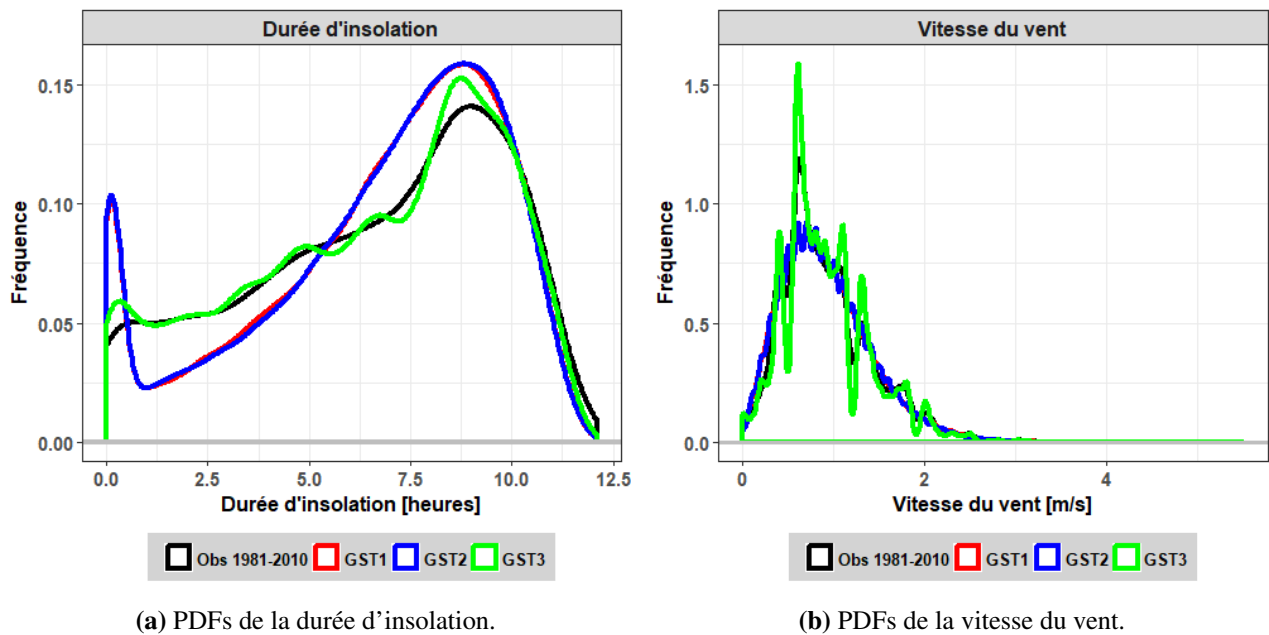




**FIGURE 7** – PDFs des températures maximales et minimales journalières pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs)



**FIGURE 8** – PDFs de l’humidité relative maximale et minimale journalière pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et 30 années simulées pour les GSTs).



**FIGURE 9** – PDFs de la durée d'insolation et de la vitesse du vent journalière pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l'observation et 30 années simulées pour les GSTs).

## 4.2 Prévisions saisonnières désagrégées

### 4.2.1 Cohérence entre les probabilités des catégories des prévisions saisonnières format PRESASS et celles obtenues à partir des prévisions désagrégées

Différentes prévisions de format PRESASS ont été désagrégées. Cela a consisté à générer conditionnellement à chaque prévision 1000 saisons JAS de pluies journalières. Les probabilités de cumuls saisonniers inférieurs, égaux ou supérieurs à la normale ont été déterminées à partir des saisons simulées. Ces probabilités ont été comparées aux probabilités initiales des prévisions désagrégées. Les figures 10 et 11 donnent respectivement pour chaque GST, les probabilités d'avoir des catégories inférieures et supérieures à la normale. Ces probabilités doivent être analysées simultanément sur les deux figures. Comparées aux prévisions initiales, les prévisions des catégories issues de la désagrégation conservent globalement les mêmes tendances. Toutefois, on note que pour le GST1 et le GST3, la désagrégation de la prévision 30 – 35 – 35 a donné une tendance différente. En effet, les probabilités des catégories après désagrégation se présentent comme suit : 38 – 32 – 30 pour le GST1 et 37 – 26 – 37 pour le GST3. Par contre, le GST2 n'a pas changé les tendances entre les prévisions initiales et désagrégées, même en situation de différence non prononcée entre les probabilités des catégories.

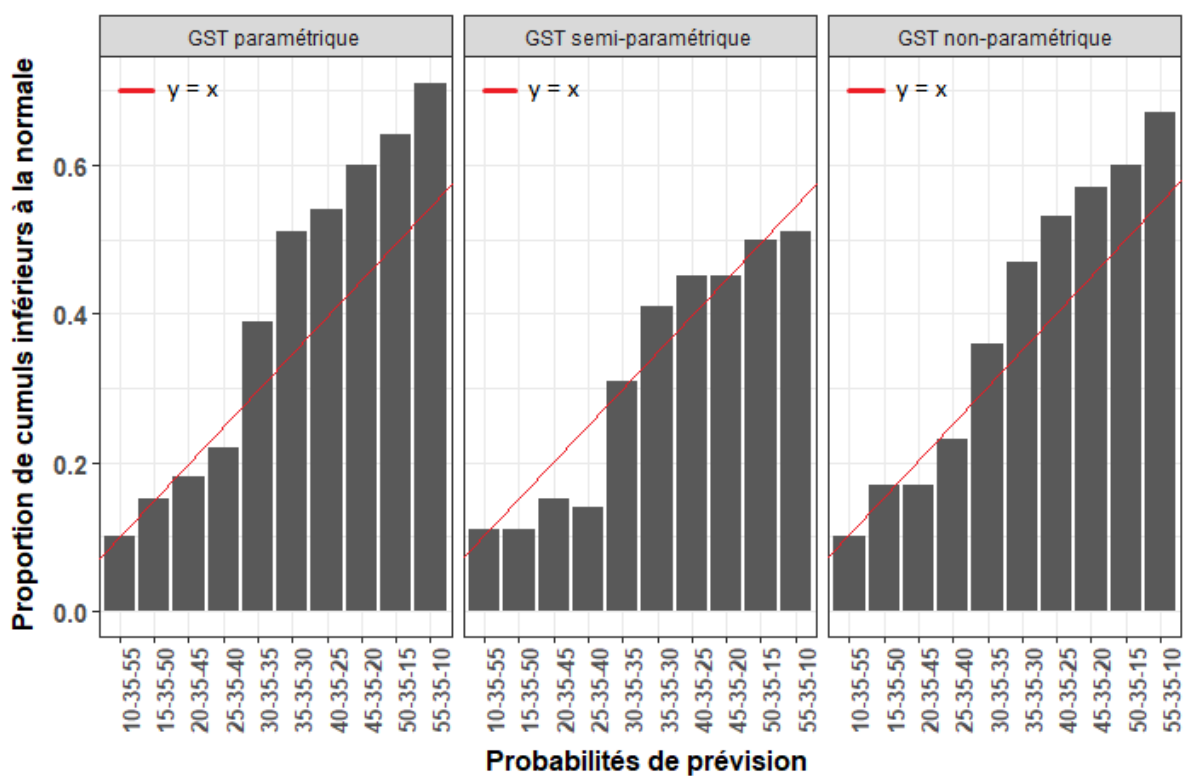


FIGURE 10 – Proportion de cumuls pluviométriques saisonniers inférieurs à la normale (saison JAS)

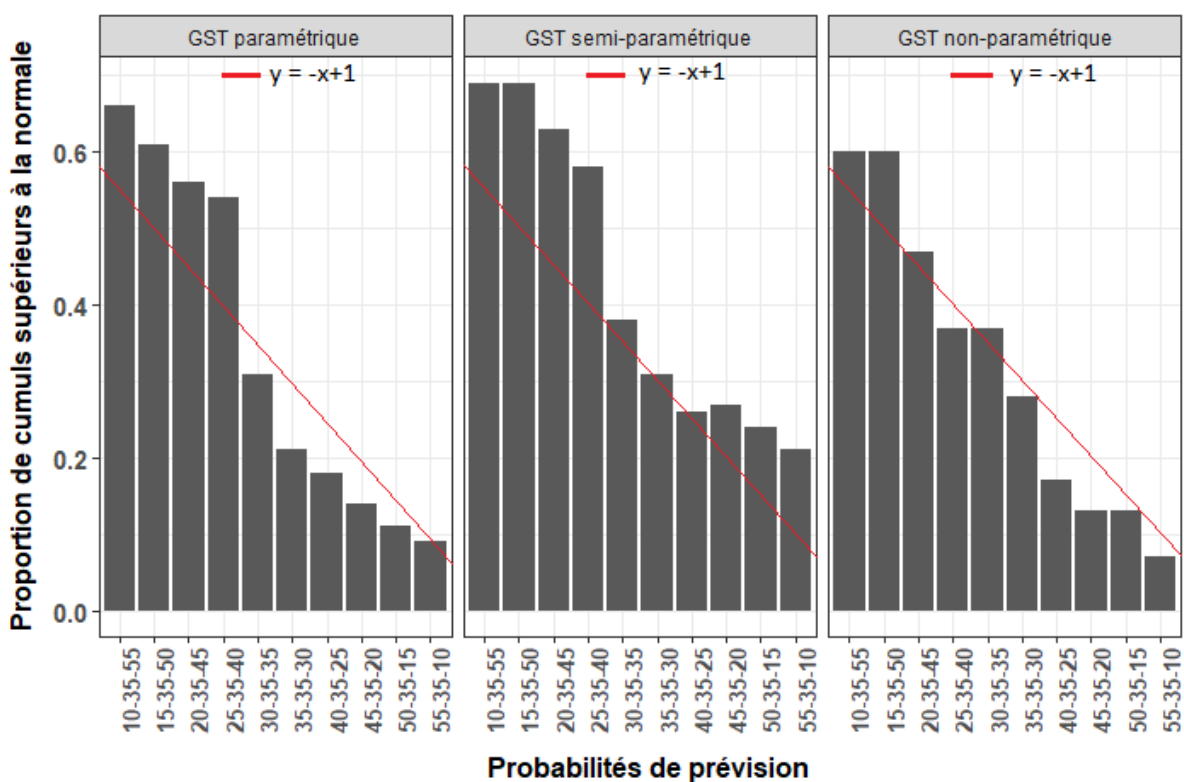


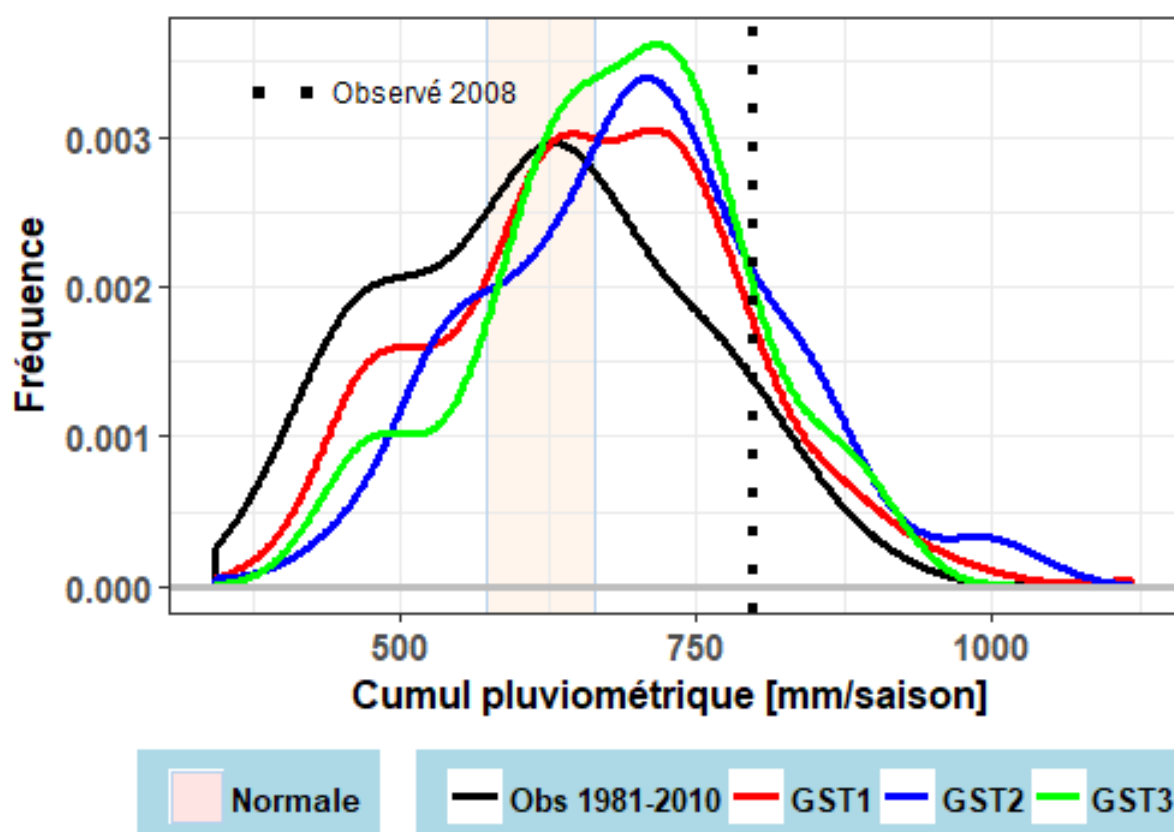
FIGURE 11 – Proportion de cumuls pluviométriques saisonniers supérieurs à la normale (saison JAS)

## 4.2.2 Exemple de désagrégation des prévisions saisonnières 15 – 35 – 50, 50 – 35 – 15 et 20 – 50 – 30

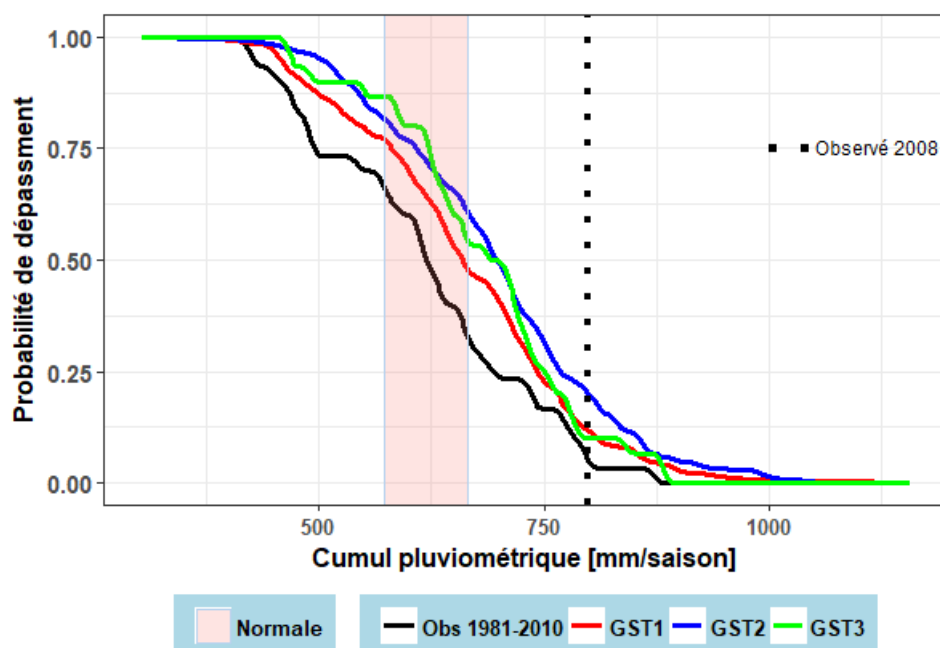
### 4.2.2.1 Analyse des prévisions désagrégées par rapport à la climatologie (Période : 1981-2010)

#### a Désagrégation de la prévision saisonnière 15 – 35 – 50 et comparaison à la climatologie (1981 – 2010)

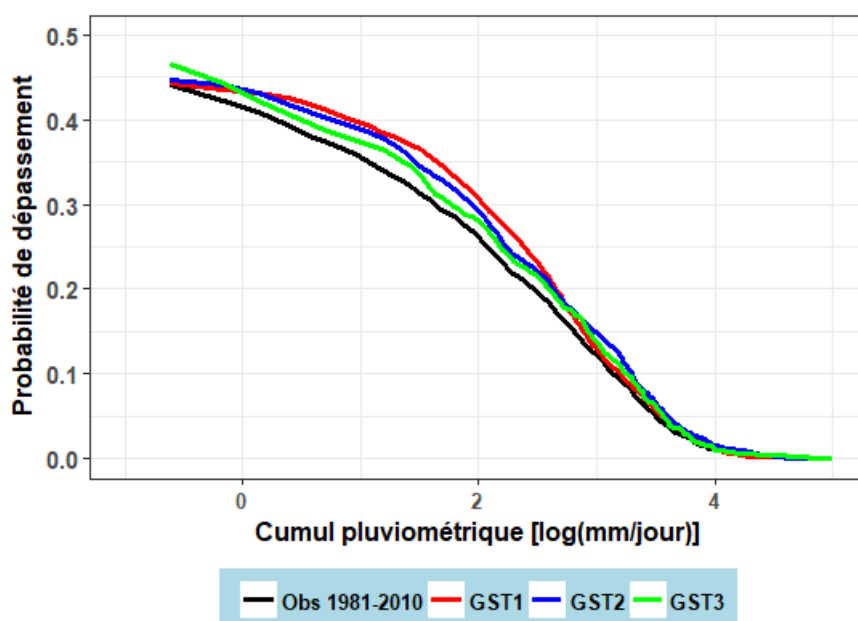
Pour la prévision à tendance excédentaire à normale, les cumuls pluviométriques saisonniers compris entre 600 mm et 1000 mm ont plus de chance de réalisation pour tous les GSTs, comparativement à la climatologie (figure 12, 13). Il en est de même pour les hauteurs journalières comprises entre 1 mm et 30 mm (figure 14). Le cumul JAS de l'année 2008 de la série historique a été excédentaire et conforme à la prévision élaborée pour cette année au forum PRESAO. Il y a seulement moins de 5% de chance de réalisation en considérant la distribution climatologique, contre 10% pour le GST1 et le GST3 et plus de 18% pour le GST2 (figure 12, 13). Pour les cumuls journaliers, au niveau des valeurs extrêmes, les probabilités de dépassement pour les différents GSTs sont semblables et proches de l'observation (figure 14).



**FIGURE 12** – PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l'observation et prévision 15 – 35 – 50 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l'année 2008 est indiqué en ligne verticale discontinue.



**FIGURE 13** – CDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 15 – 35 – 50 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 2008 est indiqué en ligne verticale discontinue.

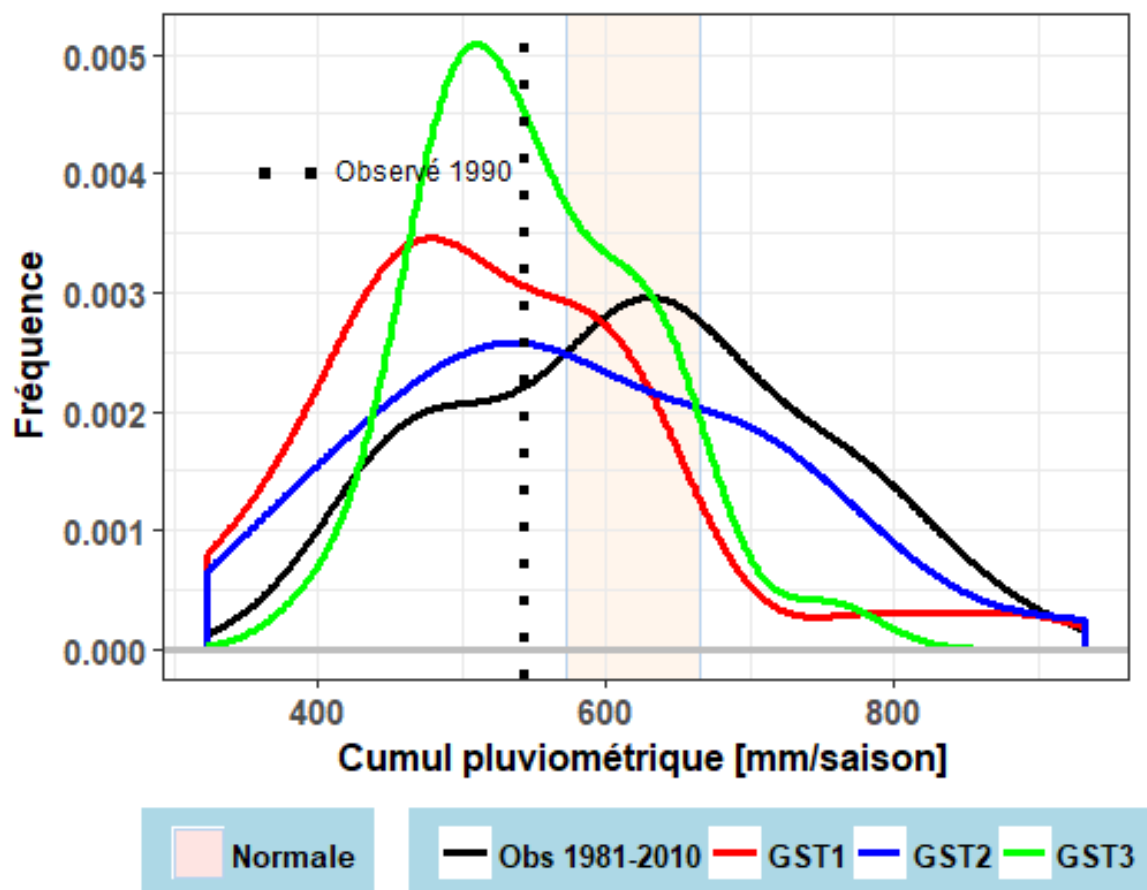


**FIGURE 14** – CDFs des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 15 – 35 – 50 désagrégée par les GSTs).

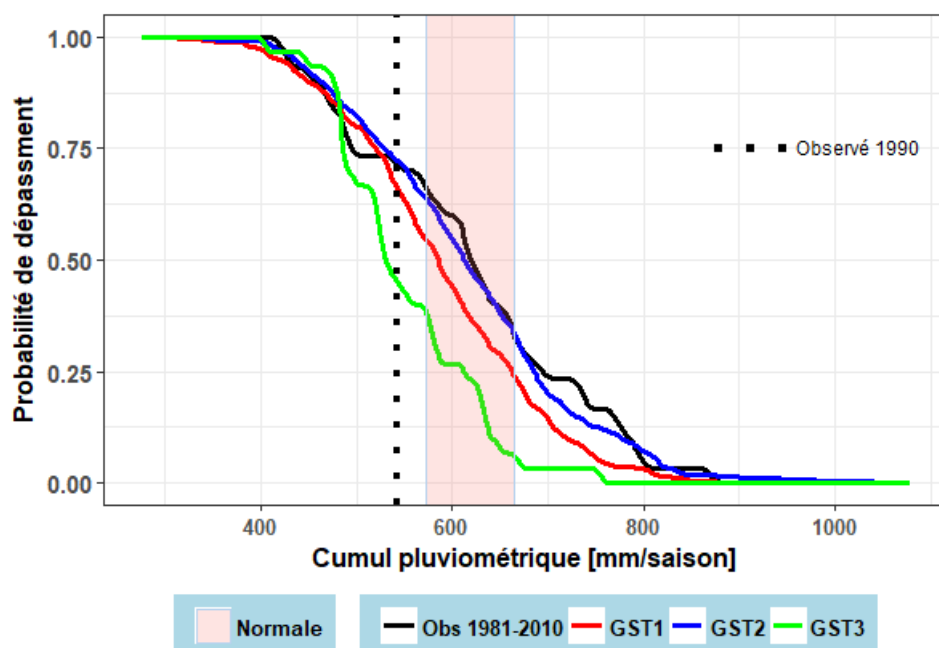
#### **b Désagrégation de la prévision saisonnière 50 – 35 – 15 et comparaison à la climatologie (1981 – 2010)**

Les fréquences de réalisation des cumuls saisonniers compris entre 600 mm et 800 mm sont plus faibles pour le GST1 et le GST3, comparativement à la climatologie (figure 15, 16). Par contre la courbe issue du GST2 est relativement proche de celle de la climatologie. Pour les cumuls

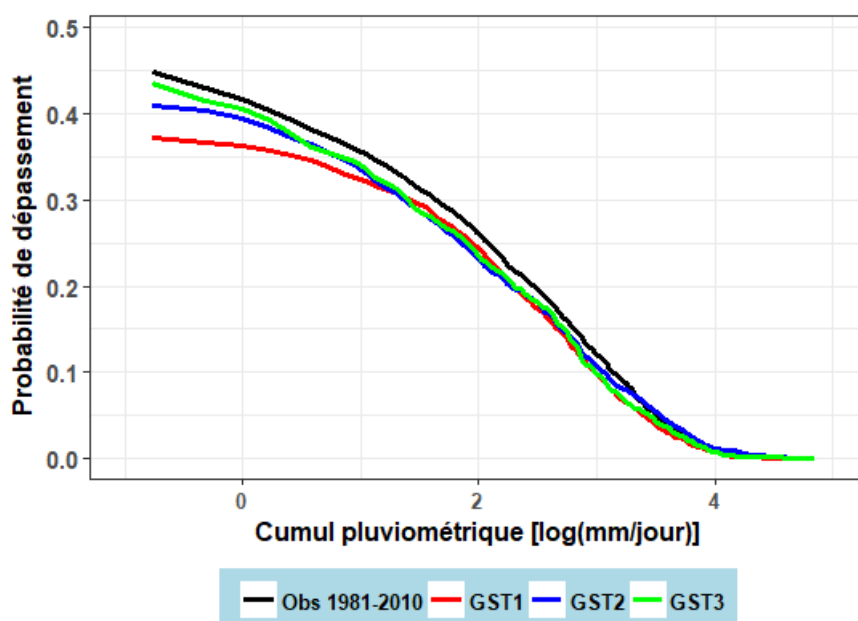
journaliers, les hauteurs de pluies comprises entre 0.1 et 50 mm sont moins probables pour tous les GSTs comparativement à la climatologie (figure 17). L'année 1990 est une année déficitaire et la probabilité de dépassement de son cumul est plus faible pour la prévision (0,6 pour le GST1 et 0,4 pour le GST3) comparativement à la climatologie (0,7). Aux valeurs maximales de cumul journalier, les courbes des GSTs rejoignent la climatologie.



**FIGURE 15** – PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 50 – 35 – 15 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 1990 est indiqué en ligne verticale discontinue.



**FIGURE 16** – CDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 50 – 35 – 15 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 1990 est indiqué en ligne verticale discontinue.

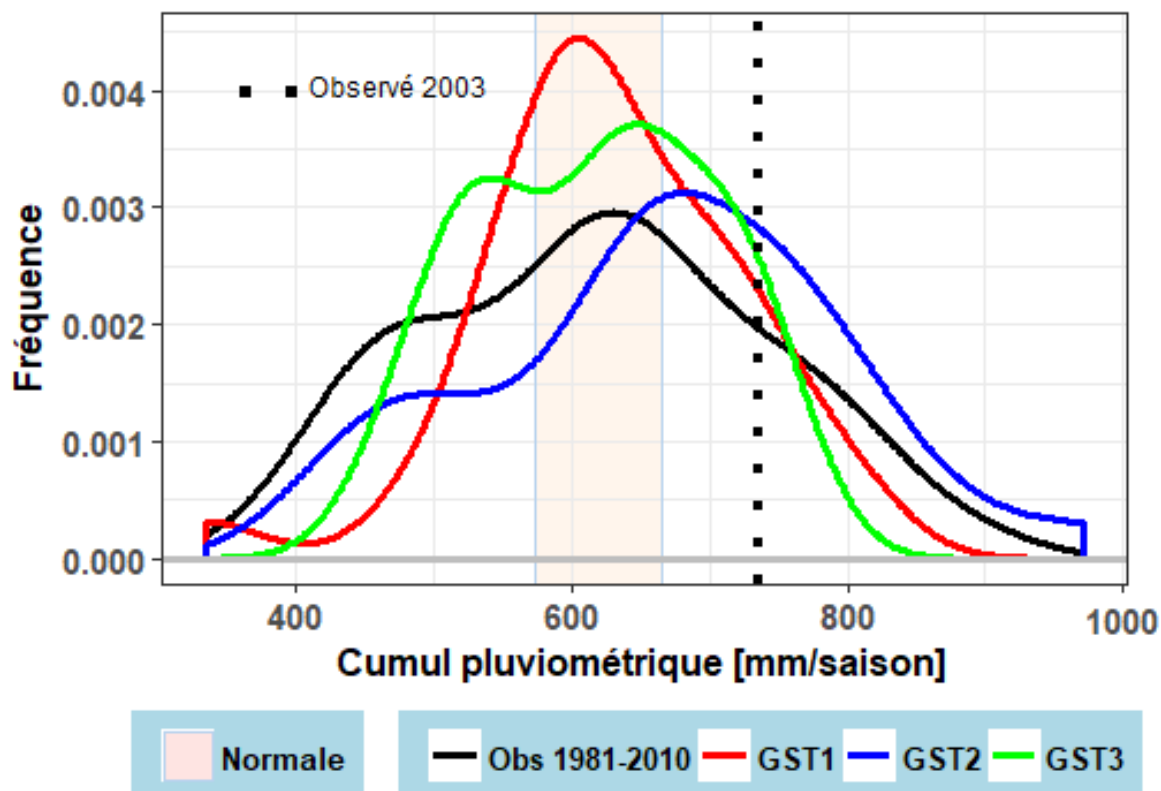


**FIGURE 17** – CDFs des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 50 – 35 – 15 désagrégée par les GSTs).

### **c Désagrégation de la prévision saisonnière 20 – 50 – 30 et comparaison à la climatologie (1981 – 2010)**

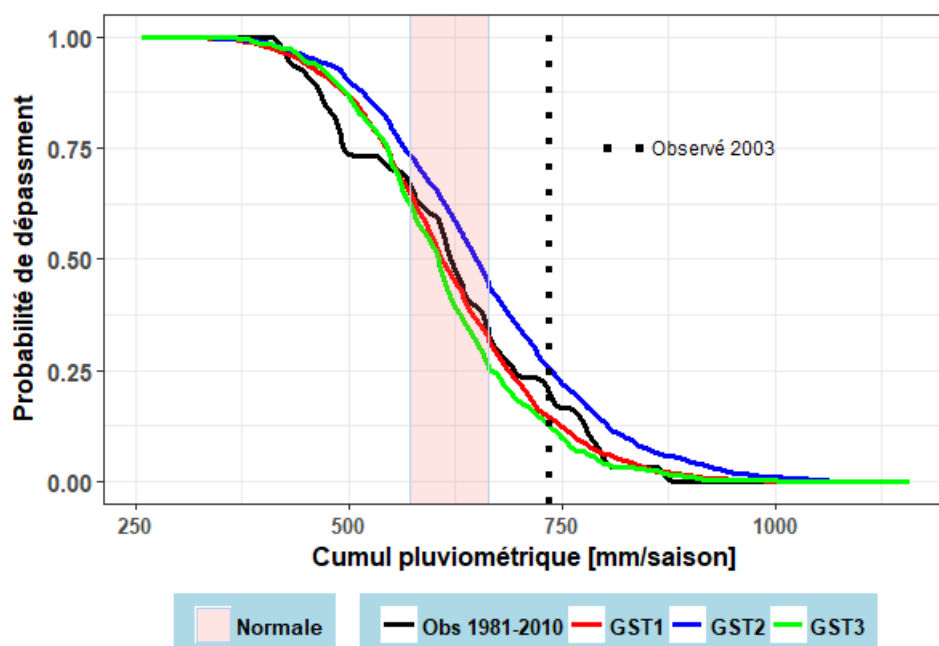
Les courbes du GST1 et GST3 épousent celle de la climatologie pour cette prévision à tendance normale à excédentaire (figure 18, 19). Par contre, pour des valeurs égales de cumul pluviométrique saisonnier, le GST2 a affiché des probabilités de dépassement supérieures à celles de la

climatologie. Les hauteurs de pluie journalières ont une chance égale d'apparition pour tous les GSTs, comparativement à la climatologie (figure 20). Cette prévision correspond à celle élaborée au forum PRESAO en 2003. Il y a une faible probabilité de dépasser ce cumul pluviométrique saisonnier pour le GST1 (0, 12) et le GST3 (0, 11) comparativement à la climatologie (0, 2).

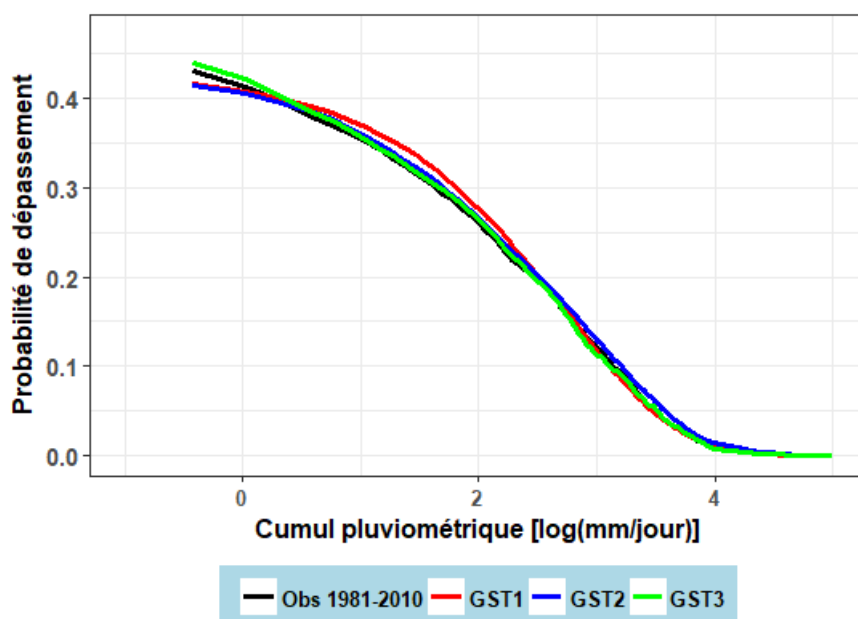


**FIGURE 18** – PDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 20 – 50 – 30 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 2003 est indiqué en ligne verticale discontinue.





**FIGURE 19** – CDFs des cumuls pluviométriques saisonniers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 20 – 50 – 30 désagrégée par les GSTs). La plage de la catégorie normale en rose. Le cumul saisonnier de l’année 2003 est indiqué en ligne verticale discontinue.



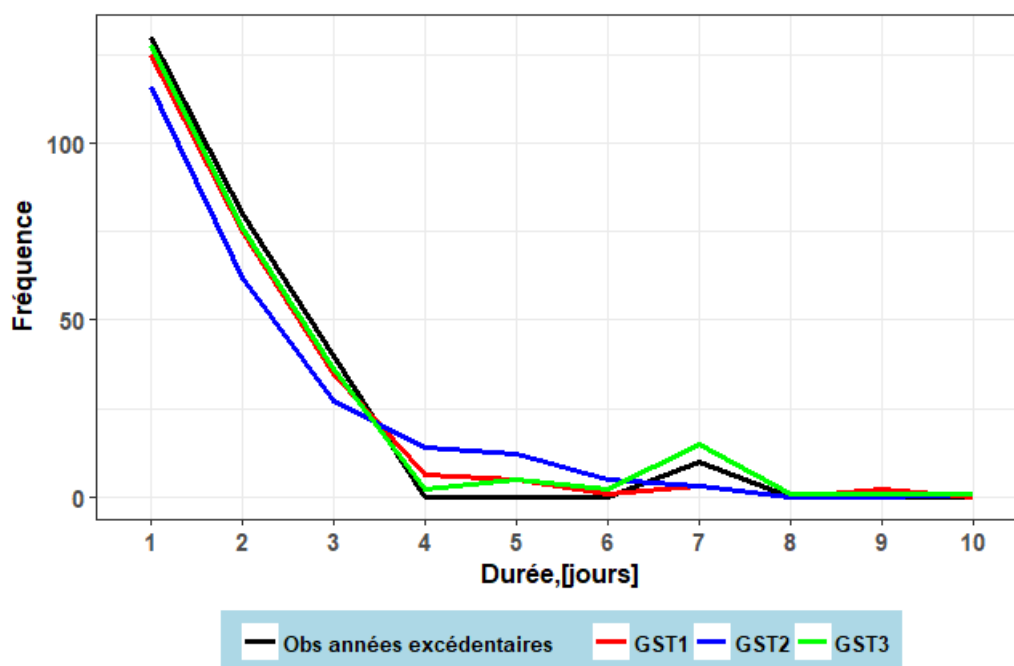
**FIGURE 20** – CDFs des cumuls pluviométriques journaliers pour la saison JAS (période 1981 – 2010 pour l’observation et prévision 20 – 50 – 30 désagrégée par les GSTs).

#### 4.2.2.2 Comparaison des résultats de la désagrégation aux années excédentaires, déficitaires ou normales observées

Sur la période 1981 – 2010, 10 années de cumuls saisonniers inférieurs à la normale, 10 de cumuls saisonniers supérieurs à la normale et 10 de cumuls saisonniers proches de la normale ont été identifiées et les caractéristiques (séquences sèches, nombre de jours,...) ont été comparées aux

résultats de la désagrégation des prévisions saisonnières 15 – 35 – 50, 50 – 35 – 15, 20 – 50 – 30 (Tableau 4). En générale, il existe une bonne similitude entre les caractéristiques des années excédentaires, déficitaires et normales de la climatologie et celles des séries prévues (Tableau 4). Toutefois, il a été noté :

- pour les années excédentaires, une sous-estimation du maximum pluviométrique observé par le GST1 et une mauvaise reproduction de la fréquence des séquences sèches par le GST2 (figure 21);
- pour les années déficitaires, une surestimation du maximum pluviométrique observé par l'ensemble des générateurs et une mauvaise reproduction de la fréquence des séquences sèches par le GST2 (figure 22);
- pour les années normales, une surestimation des séquences sèches maximales par le GST2 et le GST3 et une mauvaise reproduction de la fréquence des séquences sèches par le GST1 et le GST2 (figure 23).



**FIGURE 21** – Comparaison des fréquences des séquences sèches observées et prévues (15 – 35 – 50)

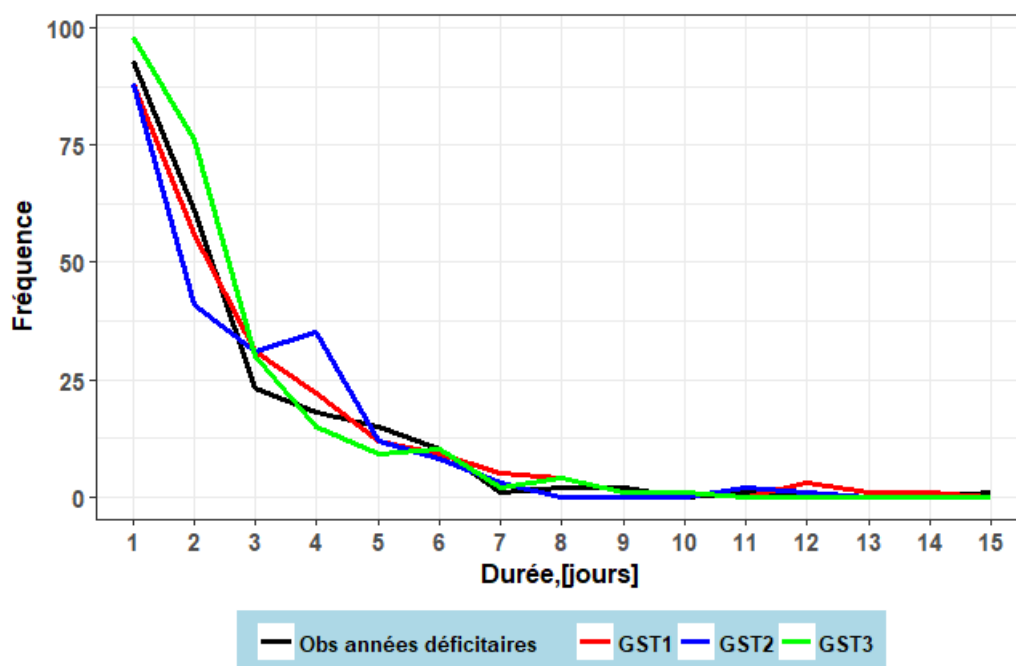


FIGURE 22 – Comparaison des fréquences des séquences sèches observées et prévues (50 – 35 – 15)

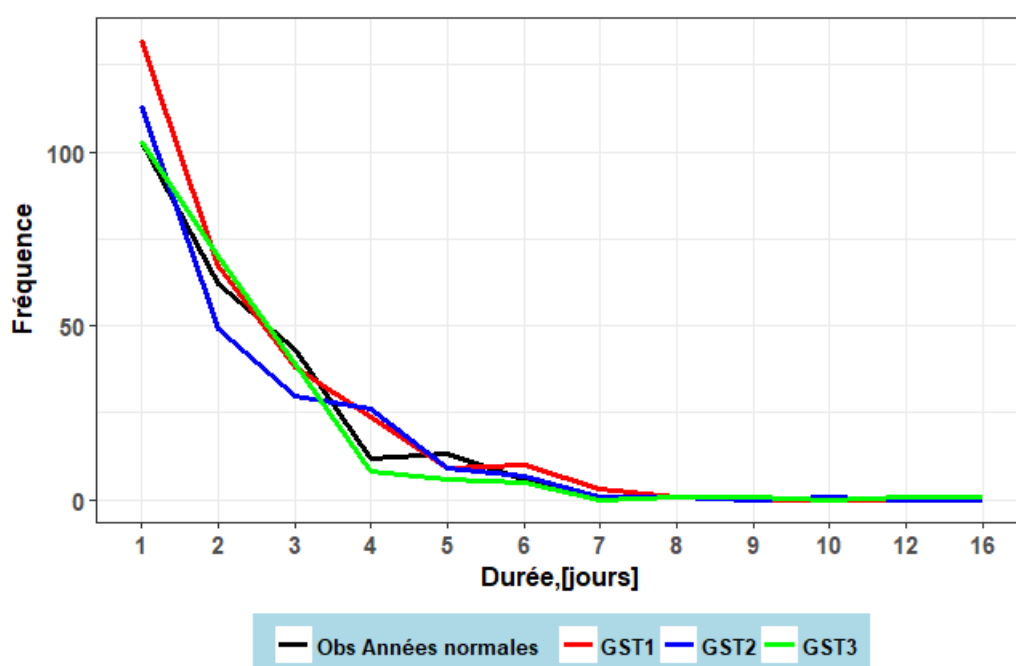


FIGURE 23 – Comparaison des fréquences des séquences sèches observées et prévues (20 – 50 – 30)

**Tableau 4** – Synthèse de la comparaison des caractéristiques saisonnières entre les prévisions désagrégées et la série historique.

Caractéristiques		Prévision 15 – 35 – 50			Obs. années déficitaires	Prévision 50 – 35 – 15			Obs. années normales	Prévision 20 – 50 – 30		
		GST1	GST2	GST3		GST1	GST2	GST3		GST1	GST2	GST3
Moyenne des cumuls journaliers (mm)	8,2	8,1	8,6	8,1	5,2	5,0	5,9	5,3	6,8	7,2	7,4	7,1
Maximum des hauteurs de pluie (mm)	121,8	116	119,7	121,8	65,3	76,3	81,8	71,4	99,6	106,0	105,1	99,6
Moyenne des séquences sèches (jours)	1,8	2,1	2,1	2,0	2,6	2,8	2,6	2,4	2,2	2,0	2,2	2,1
Séquences sèches maximales (jours)	8	10	9	10	15	15	12	15	8	8	12	16
Nbre moyen de jours de pluie $\geq 0,85$ mm	42,4	41,2	42,2	43,5	36,2	30,9	35,4	37,6	40	40,9	40,4	40,3
Nbre moyen de jours de pluie $\geq 20$ mm	13,8	13,3	15,7	14,4	8,5	7,6	7,8	9,5	11,7	13,4	12,7	12,6
Nbre moyen de jours de pluie $\geq 50$ mm	2,3	2,1	2,5	2,1	0,6	0,8	1	1	1,1	1,3	1,4	1,1
Moyenne des cumuls saisonniers (mm)	753	746	793	749	482	465	484	500	622	674	678	677

### 4.3 Application au modèle de cultures pour la prévision des rendements agricoles

La date moyenne de semis observée dans la zone d'étude est le 10 mai (Annexe D, figure A2). Par rapport à cette date de semis moyenne, les dates précoces retenues sont le 20 avril et le 1<sup>er</sup> mai et celles tardives sont le 20 et le 30 mai. Le GST1 et le GST2 prédisent une baisse de rendement pour le semis précoce du 20 avril (figure 24a). Par contre, pour le GST3 des rendements équivalents à la moyenne observée sont très probables avec une forte variabilité. Pour le semis du 1<sup>er</sup> mai, il y a plus de 50% de chance d'obtenir des rendements supérieurs à la moyenne observée, ceci pour tous les GSTs (figure 24b). Pour un choix de date de semis équivalent à la date moyenne, il y a de forte chance ( plus de 75%) pour le GST3 que les rendements soient supérieurs au rendement moyen observé (figure 25) . Pour les GST1 et GST2 cette chance est réduite de plus de 10% avec une forte variabilité des rendements. Pour des dates de semis correspondant aux semis tardifs le 20 et le 30 mai, il est très probable que les rendements soient à la hausse par rapport au rendement moyen observé (figure 26).

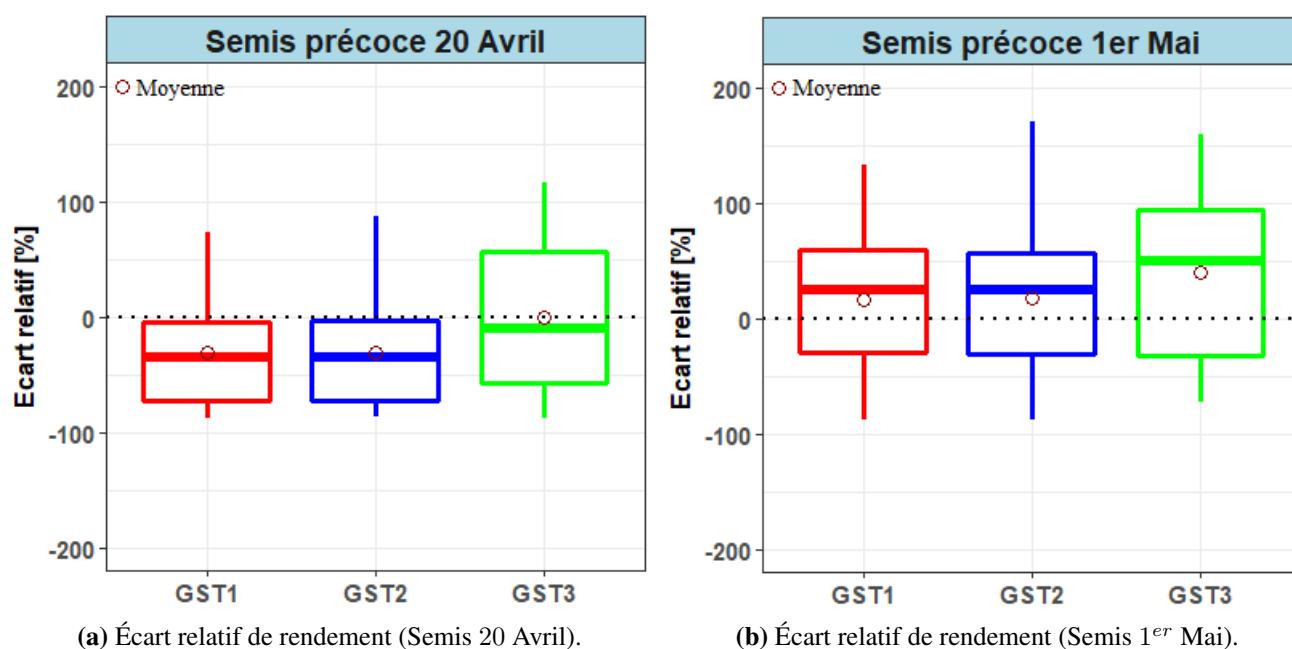
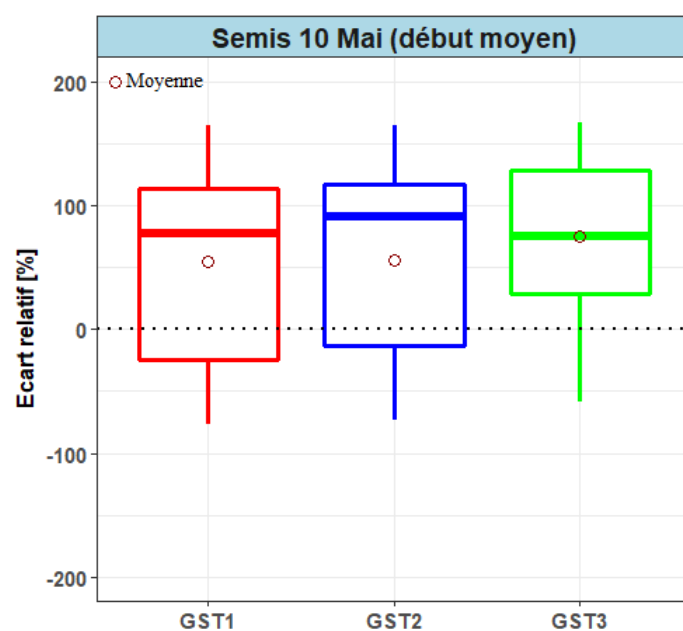
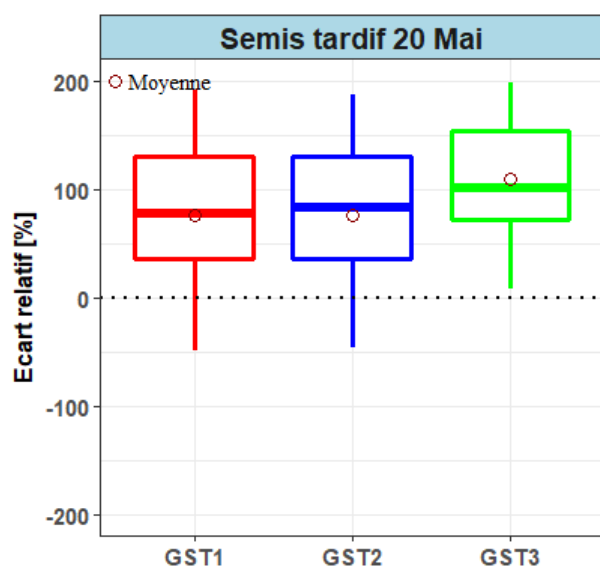


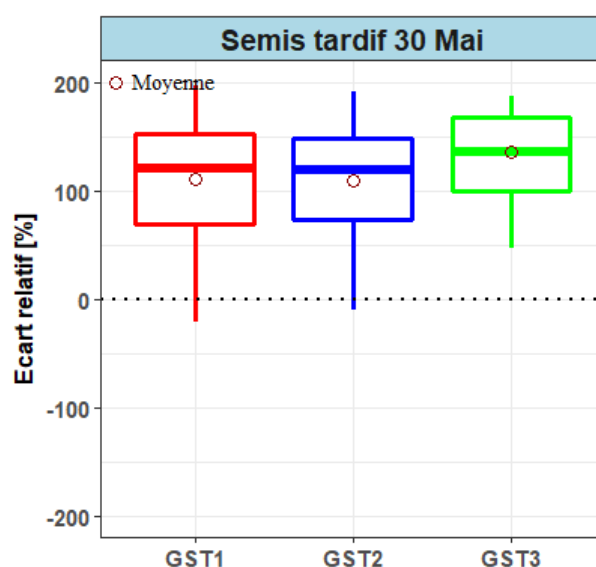
FIGURE 24 – Écart relatif de rendement pour des dates de semis précoces (20 Avril et 1<sup>er</sup> Mai).



**FIGURE 25** – Écart relatif de rendement pour la date moyenne de semis.



**(a)** Écart relatif de rendement (Semis 20 mai).



**(b)** Écart relatif de rendement (Semis 30 mai).

**FIGURE 26** – Écart relatif de rendement pour des dates de semis tardifs (20 mai et 30 mai)

## 5 Discussion

### 5.1 Confusion entre la désagrégation et la précision des prévisions saisonnières climatiques

La désagrégation temporelle des prévisions saisonnières est une reproduction à une échelle plus fine des prévisions saisonnières. Elle n'a pas pour vocation d'améliorer la précision des prévisions initiales. Elle suppose que cette prévision est suffisante pour les applications. Différentes études ont évalué les prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest et ont montré que ces prévisions s'améliorent au fil des années. [Chidzambwa et Mason \(2008\)](#) et [Bliefernicht \*et al.\* \(2019\)](#) ont conduit des études d'évaluation de ces prévisions saisonnières, en utilisant respectivement les données d'estimation satellitaires et les données in-situ de précipitation. Les résultats de leurs études convergent et montrent que la prévision est bonne pour les catégories supérieures et inférieures à la normale. Toutefois des erreurs systématiques ont été relevées. L'erreur la plus courante est la propension qu'ont les experts d'accorder des probabilités élevées à la catégorie normale. Ceci, selon [Bliefernicht \*et al.\* \(2019\)](#) serait lié à l'aversion qu'ils ont à la prise de risque. Pour notre part, cette erreur pourrait être justifiée d'un point de vue statistique. En effet, les cumuls pluviométriques saisonniers tendent vers une distribution gaussienne. Dans la mesure où les valeurs centrales sont très probables pour cette distribution, les experts pourraient être poussés en cas d'incertitudes sur la prépondérance d'une catégorie pour la prévision, à choisir la catégorie normale. Toutefois, [Hansen \*et al.\* \(2011\)](#) trouve que cette propension qu'avait les experts au début du processus PRESAO se corrige au fil des années. Dans tous les cas, la désagrégation qui vient en aval de la prévision saisonnière n'améliore pas la précision de cette prévision, mais pourrait améliorer sa qualité en renseignant sur le comportement de la saison à une échelle plus fine. Il est important de s'assurer de la qualité des méthodes de désagrégation pour mieux restituer les détails sur la saison à venir.

### 5.2 Performance des modèles (GSTs) de désagrégation

Le GST1 a affiché de bonnes performances dans la reproduction des séquences sèches (moyennes, maximales et fréquences), malgré qu'il a été trouvé que, pour certains climats, les modèles de Markov de premier ordre génèrent des séries de précipitations synthétiques avec trop peu de longues périodes sèches ([Buishand, 1977](#); [Racsko \*et al.\*, 1991](#); [Wilks, 1999](#)). Les climats étudiés par ces auteurs sont des régions arides et des régions extrêmement pluvieuses. En comparaison au GST2 qui utilise le même modèle de Markov, le GST1 a montré de meilleures performances à reproduire les séquences sèches maximales. Ceci serait dû au fait que le GST2 utilise un modèle de Markov multi-états (03 états). En effet, les modèles de Markov multi-états nécessitent un nombre relativement important de paramètres et donc requiert des séries historiques assez longues pour pouvoir estimer correctement les paramètres de la chaîne de Markov ([Srikanthan et McMahon, 1983](#); [Gregory \*et al.\*, 1993](#)). Le GST3 n'a pas pu simuler les séquences sèches

observées (15 jours), cela s'explique par le fait que les méthodes non-paramétriques en général, ne reproduisent pas bien les événements rares (Rajagopalan et Lall, 1999). La séquence sèche de 15 jours n'est survenu dans la série historique qu'une seule fois. La moyenne des séquences pluvieuses ainsi que leurs fréquences observées ont été bien reproduites par l'ensemble des GSTs. Ce résultat corrobore avec celui de Houngninou *et al.* (2017), qui ont travaillé sur le Nord du Bénin et ont utilisé une chaîne de Markov de premier ordre pour modéliser les occurrences de pluies.

La surestimation de la moyenne des pluies journalières par le GST1 est aussi confirmée par l'étude de Houngninou *et al.* (2017) qui de par sa comparaison avec la loi exponentielle montre que la loi gamma surestime la moyenne des hauteurs journalières. Cette surestimation de la moyenne est aussi observée pour le GST2, et serait due à la surestimation des pluies importantes (10 et 50 mm) générées par ces deux générateurs. Des trois GSTs, seul le GST3 reproduit bien la moyenne, la variance et la distribution de l'observation. Il reproduit également avec le GST2, la distribution des hauteurs pluviométriques maximales observées sans que leur maximum pluviométrique absolu ne dépasse celui de l'observation. Cette limite est caractéristique des méthodes non-paramétriques et complique leur utilisation pour les études d'extrêmes (Rajagopalan et Lall, 1999).

Quant aux autres variables, la transformation de la distribution initiale de l'insolation et du vent en distribution gaussienne (anamorphose gaussien) requis par la mise en œuvre du modèle VAR, pourrait être à l'origine des écarts entre les courbes PDFs des GST1 et GST2 et celle de l'observation. En effet, des biais peuvent apparaître lors de l'anamorphose inverse après désagrégation pour retrouver les valeurs d'origine (Guillot, 1998). On note également une sous-estimation de la variance, des moyennes mensuelles des paramètres par les GST1 et le GST2. Selon (Chen *et al.*, 2010) ce problème intrinsèque aux modèles VAR pourrait être corrigé en utilisant une transformée de Fourier rapide.

Globalement, le GST3 a montré de bonnes performances à simuler l'ensemble des caractéristiques de la saison. Ceci est lié à la flexibilité des méthodes non-paramétriques à épouser la forme des données brutes. Au vue des performances globales du GST3, il serait recommandé au niveau opérationnel son utilisation. Cependant pour des études spécifiques, comme les études d'extrêmes, les autres GSTs pourraient être testés.

### 5.3 Prévisions saisonnières désagrégées

Un aspect important de la performance des GSTs conditionnés par les probabilités des prévisions saisonnières est que la proportion de sorties synthétiques dans chacune des trois catégories saisonnières devrait correspondre aux probabilités initiales (Wilks, 2002). Pour nos 3 GSTs, il y a été en général trouvé un bon accord entre les probabilités des prévisions et les proportions des catégories inférieures et supérieures à la normale, pour une simulation sur 1000 saisons. Toutefois



des spécificités ont été remarquées et il convient de les mettre en évidence. Le fait que le GST2 a été capable de maintenir les tendances entre les prévisions initiales et désagrégées, même en situation de différence non prononcée entre les catégories, pourrait être expliqué par la probabilité élevée de ce générateur à reproduire des cumuls pluviométriques saisonniers excédentaires à normales comparativement à la climatologie. Ainsi, le GST1 et le GST3 seraient plus indiqués pour désagréger les prévisions saisonnières pour lesquelles la différence entre les probabilités des 3 catégories est assez prononcée, alors que le GST2 pourrait être utilisé lorsque la différence de probabilité n'est pas assez significative entre les catégories. Ces genres de prévisions assez rares sont émises lorsqu'un consensus clair n'est pas trouvé pour une catégorie prépondérante.

Les principaux résultats de la désagrégation des prévisions 15 – 35 – 50, 50 – 35 – 15 et 20 – 50 – 30 ont montré un comportement adéquat des courbes PDFs et CDFs des GSTs par rapport à celle de la climatologie, aussi bien pour les cumuls pluviométriques saisonniers que pour les cumuls pluviométriques journaliers. Un décalage des courbes des GSTs vers la droite de celle de la climatologie pour la prévision excédentaire à normale et un décalage vers la gauche pour la prévision déficitaire. [Apipattanavis \*et al.\* \(2007\)](#) ont trouvé des comportements similaires des courbes PDFs en désagrégeant les prévisions saisonnières de l'IRI avec un générateur semi-paramétrique et la méthode de ([Briggs et Wilks, 1996](#)) pour constituer la climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières. Les probabilités au dépassement des maximas pluviométriques, sont presque équivalentes pour toutes les prévisions désagrégées et pour tous les GSTs, à celle de l'observation. On pourrait ainsi noter que les pluies extrêmes (supérieures au 90<sup>ème</sup> centile) subsisteraient, que la saison soit déficitaire, normale ou excédentaire. Au Sahel, [Balme-Debionne \(2004\)](#) trouve un résultat similaire dans son étude sur l'analyse du régime pluviométrique sahélien.

La comparaison des prévisions saisonnières désagrégées aux années excédentaires, déficitaires et normales de la série historique confirme la bonne performance du GST3 à simuler la plupart des caractéristiques observées, et du GST1 à bien reproduire la moyenne des séquences et les séquences sèches maximales.

## **5.4 Sorties des modèles de circulation générale et désagrégation des prévisions saisonnières**

Dans les centres climatiques mondiaux, en plus des tendances globales de la saison délivrée sous forme probabiliste, les modèles dynamiques fournissent des séries quotidiennes des paramètres du temps sur la saison à venir. L'on pourrait donc se demander, pourquoi cette étude ne s'est pas intéressée à l'utilisation de ces séries pour forcer les modèles de cultures ?

Si les informations agrégées (tendance, résumés mensuels ou annuels) fournies par les modèles de circulation générale de l'atmosphère (MCGA) sont assez robustes et donnent une idée sur la

qualité de la saison à venir, les informations journalières qu'ils fournissent présentent certaines lacunes (Ali *et al.*, 2006). Une première lacune est la surestimation du nombre d'évènements pluvieux, créant ainsi une distribution irréaliste des séquences sèches et pluvieuses. La deuxième lacune est la sous-estimation des quantités de pluie. Enfin, les moyennes spatiales dans le MCGA peuvent correspondre à différentes zones climatiques. Ainsi l'utilisation directe de ces données comme entrée des modèles de cultures conduisent à des rendements simulés élevés et à une variabilité inter-annuelle réduite (Dubrovský *et al.*, 2000).

S'il est vrai que les biais existant dans ces données journalières peuvent être corrigées (Baigorria *et al.*, 2007), et que les tendances qu'ils fournissent peuvent être désagrégées, il serait plus convenable d'appliquer les mêmes méthodologies sur des prévisions élaborées, en consensus par les experts de la sous-région qui associent plusieurs informations dans leurs analyses dont les tendances des centres climatiques mondiaux.

## 5.5 Application aux modèles de cultures SARRA-H

La simulation à différentes dates de semis a été réalisée dans le but d'évaluer l'impact du choix d'une pratique agricole qui tient compte simultanément des résultats des prévisions saisonnières des caractéristiques agroclimatiques (annexe A, figure A2) et des cumuls pluviométriques (annexe A, figure A1). Ainsi, il ressort de cette étude que, pour un choix de date de semis très précoce (20 avril), le paysan s'expose à un risque élevé de baisse de rendement notamment dans les conditions soudano-sahéliennes de l'Afrique de l'Ouest. Ceci serait dû au fait que le cycle de la culture s'étale sur les mois avril-mai-juin. En effet, la prévision pour cette saison a donné des chances équivalentes à la survenance de chacune des 03 catégories (annexe A, figure A1a). Le risque devient moindre pour des choix de dates de semis pour lesquels le cycle de la culture couvre assez largement la période juillet-août-septembre. Période pour laquelle des cumuls pluviométriques excédentaires sont attendus (annexe A, figure A1b). Cette application aurait été plus intéressante, si une mise à jour des prévisions saisonnières des cumuls pluviométriques avril-mai-juin avait été réalisée au forum PRESASS 2019. En effet, aux foras PRESASS, les spécificités apportées par les experts nationaux sur leurs pays améliorent l'information agrégée spatialement. Ceci aurait pu apporter plus de détails sur les tendances des cumuls pluviométriques avril-mai-juin de la zone d'étude. L'autre amélioration qu'on pourrait apporter, serait de tenir compte des prévisions saisonnières des autres caractéristiques agroclimatiques (séquences sèches en début et fin de saison) pour discriminer les 30 saisons simulées, afin de prendre en considération les saisons qui s'apparentent le mieux aux prévisions saisonnières. Dans tous les cas, cette application, montre l'importance d'une évaluation de l'impact du climat attendu sur les cultures et permettrait de formuler des avis et conseils optimaux. Aussi, les cartes de rendements prévisionnels pourraient être proposées en même temps que les prévisions des paramètres climatiques à l'issue des foras du PRESAGG et PRESASS.

## 6 Conclusion

L'objectif de cette étude était d'effectuer une désagrégation des prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest, en vue d'alimenter les modèles de cultures pour une bonne gestion des risques agroclimatiques. Pour ce faire, trois générateurs stochastiques de temps ont été élaborés et leurs performances à reproduire les principales caractéristiques de la climatologie ont été évaluées. La désagrégation proprement dite a été réalisée en estimant les paramètres des générateurs à partir d'une climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières.

Il ressort du processus d'évaluation, que le GST non-paramétrique montre de bonnes performances à simuler l'ensemble des caractéristiques. Le GST paramétrique reproduit bien les séquences sèches, les séquences pluvieuses, les cumuls saisonniers, les températures et l'humidité relative minimale, alors que le GST semi-paramétrique simule bien les séquences pluvieuses, les maxima pluviométriques, les cumuls saisonniers, les températures et l'humidité relative minimale. Pour ce qui concerne la désagrégation des prévisions, les GSTs paramétriques et non-paramétriques seraient plus indiquées pour désagréger les prévisions saisonnières pour lesquelles la différence entre les probabilités des 3 catégories est assez prononcée, alors que le GST semi-paramétrique pourrait être utilisé lorsque la différence de probabilité n'est pas assez significative entre les catégories.

La principale limite pour ce travail est l'équiprobabilité dans la sélection des années pour la constitution de la climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières. Aussi, une analyse des périodes de retour de certains extrêmes climatiques n'a pas été réalisée, pour évaluer l'aptitude des différents GSTs à reproduire cette caractéristique importante aussi bien pour l'agriculture que pour l'hydrologie.

En termes de perspectives, à court terme, il serait intéressant de prospecter à cette étude,

- ✍ l'utilisation de la méthode pdf-ratio de [Stedinger et Kim \(2010\)](#) pour la constitution de la climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières ;
- ✍ l'utilisation d'autres caractéristiques de saisons (les périodes de retour par exemple) pour évaluer la performance des GSTs élaborés ;
- ✍ l'élargissement de la fenêtre de semis tardifs au 30 juin voire 10 juillet dans le modèle SARRAH, afin de détecter la date de semis limite à partir de laquelle les rendements du maïs vont commencer à baisser.

La perspective d'amélioration de ce travail dans le moyen terme, va consister à développer le volet désagrégation spatiale afin d'aboutir à un outil spatial et temporel pour la sous-région. Une des approches pour mettre en œuvre cette perspective consistera à constituer une climatologie cohérente avec les prévisions saisonnières par la méthode de [Stedinger et Kim \(2010\)](#) et à désagréger cette climatologie avec la méthode de [Verdin et al. \(2015\)](#).

## Bibliographie

- ACMAD (2019). *Long range forecast product for africa valid for april-may-june 2019 and mai-june-july 2019 seasons. Issued on april 9, 2019.* Rapport technique, ACMAD, Niamey, 3 p.
- AGBOSSOU, E., TOUKON, C., AKPONIKPÈ, P. et AFOUDA, A. (2012). Climate variability and implications for maize production in benin : A stochastic rainfall analysis. *African Crop Science Journal*, 20(2):493–503.
- AGOSSOU, D., TOSSOU, C., VISSOH, V. et AGBOSSOU, K. (2012). Perception des perturbations climatiques, savoirs locaux et stratégies d'adaptation des producteurs agricoles béninois. *African Crop Science Journal*, 20(2):565–588.
- AKAIKE, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *In Selected Papers of Hirotugu Akaike*, pages 215–222. Springer.
- ALHASSANE, A., SALACK, S., LY, M., LONA, I., TRAORÉ, S. B. et SARR, B. (2013a). Évolution des risques agroclimatiques associés aux tendances récentes du régime pluviométrique en afrique de l'ouest soudano-sahélienne. *Sécheresse*, 24(4):282–293.
- ALHASSANE, A., TRAORÉ, S. B., BONNAL, V. et BARON, C. (2013b). *SARRAH, modèle de simulation de la croissance des cultures*. Manuel, Centre Régional AGRHYMET et CIRAD, Montpellier, 49 p.
- ALI, A., AMANI, A., DIEDHIOU, A. et LEBEL, T. (2005). Rainfall estimation in the sahel. part ii : Evaluation of rain gauge networks in the cilss countries and objective intercomparison of rainfall products. *Journal of Applied Meteorology*, 44(11):1707–1722.
- ALI, A., AMANI, A., LEBEL, T. et IBRAHIMA, S. (2006). Utilisation optimale de l'information pluviométrique des mcga aux échelles hydrologiques au sahel. *Climate Variability and Change : Hydrological Impacts, IAHS Publ*, 308:430–435.
- AN-VO, D.-A., STONE, R., NGO-CONG, D. et MARCUSSEN, T. (2017). Toward a stochastic precipitation generator conditioned on enso phase for eastern australia. *In Proceedings of the 22nd International Congress on Modelling and Simulation (MODSIM 2017)*, pages 1201–1207. Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand Inc.
- APIPATTANAVIS, S., BERT, F., PODESTÁ, G. et RAJAGOPALAN, B. (2010). Linking weather generators and crop models for assessment of climate forecast outcomes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(2):166 – 174.
- APIPATTANAVIS, S., PODESTÁ, G., RAJAGOPALAN, B. et KATZ, R. W. (2007). A semiparametric multivariate and multisite weather generator. *Water Resources Research*, 43(11):190–209.
- AZONTONDÉ, H. A. (1991). Propriétés physiques et hydrauliques des sols au bénin. *In Soil Water Balance in the SudanoSahelian Zone*, numéro 199, pages 217–227, Niamey. IAHS.

- BAIGORRIA, G. A., HANSEN, J. W., WARD, N., JONES, J. W. et O'BRIEN, J. J. (2008). Assessing predictability of cotton yields in the southeastern united states based on regional atmospheric circulation and surface temperatures. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47(1):76–91.
- BAIGORRIA, G. A., JONES, J. W., SHIN, D.-W., MISHRA, A. et O'BRIEN, J. J. (2007). Assessing uncertainties in crop model simulations using daily bias-corrected regional circulation model outputs. *Climate Research*, 34(3):211–222.
- BALME-DEBIONNE, M. (2004). *Analyse du régime pluviométrique sahélien dans une perspective hydrologique et agronomique : étude de l'impact de sa variabilité sur la culture du mil*. Thèse de doctorat, INPG, Grenoble, 162 p.
- BANNAYAN, M. et HOOGENBOOM, G. (2008). Predicting realizations of daily weather data for climate forecasts using the non-parametric nearest-neighbour re-sampling technique. *International Journal of Climatology*, 28(10):1357–1368.
- BÁRDOSSY, A. (1998). Generating precipitation time series using simulated annealing. *Water Resources Research*, 34(7):1737–1744.
- BLIEFERNICHT, J., WAONGO, M., SALACK, S., SEIDEL, J., LAUX, P. et KUNSTMANN, H. (2019). Quality and value of seasonal precipitation forecasts issued by the west african regional climate outlook forum. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 58(3):621–642.
- BOKO, M., NIANG, I., NYONG, A., VOGEL, C., GITHEKO, A., MEDANY, M., OSMAN-ELASHA, B., TABO, R. et YANDA, P. (2007). Impacts, adaptation and vulnerability. contribution of working group II to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. *Africa. Climate Change*, pages 433–467.
- BOUGHTON, W. C. (1999). A daily rainfall generating model for water yield and flood studies. Rapport technique, Monash University, Melbourne, 125 p.
- BRIGGS, W. et WILKS, D. (1996). Extension of the climate prediction center long-lead temperature and precipitation outlooks to general weather statistics. *Journal of climate*, 9(12):3496–3504.
- BUISHAND, T. A. (1977). *Stochastic modelling of daily rainfall sequences*. Thèse de doctorat, Veenman, Wageningen, 216 p.
- BUSUIOC, A. et von STORCH, H. (2003). Conditional stochastic model for generating daily precipitation time series. *Climate Research*, 24(2):181–195.
- CAPA-MOROCHO, M., INES, A. V., BAETHGEN, W. E., RODRÍGUEZ-FONSECA, B., HAN, E. et RUIZ-RAMOS, M. (2016). Crop yield outlooks in the iberian peninsula : Connecting seasonal climate forecasts with crop simulation models. *Agricultural systems*, 149:75–87.
- CHALLINOR, A. J., SLINGO, J. M., WHEELER, T. R., CRAUFURD, P. Q. et GRIMES, D. I. F. (2003). Toward a combined seasonal weather and crop productivity forecasting system : Determination of the working spatial scale. *Journal of Applied Meteorology*, 42(2):175–192.

- CHANDLER, R. E. (2005). On the use of generalized linear models for interpreting climate variability. *Environmetrics : The official journal of the International Environmetrics Society*, 16(7):699–715.
- CHEN, J., BRISSETTE, F. et LECONTE, R. (2012). Weagents—a matlab-based daily scale weather generator for generating precipitation and temperature. *Procedia Environmental Sciences*, 13:2222–2235.
- CHEN, J., BRISSETTE, F. P. et LECONTE, R. (2010). A daily stochastic weather generator for preserving low-frequency of climate variability. *Journal of hydrology*, 388(3-4):480–490.
- CHEN, Y., CHEN, X., XU, C.-Y. et SHAO, Q. (2006). Downscaling of daily precipitation with a stochastic weather generator for the subtropical region in south china. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 3(3):1145–1183.
- CHIDZAMBWA, S. et MASON, S. (2008). *Report of the evaluation of Regional Climate Outlook Forecasts for Africa during the period 1997 to 2007*. Rapport technique, ACMAD, Niamey, 26 p.
- COMMUNE DE KANDI (2008). *Plan de développement communal de Kandi 2011-2015*. Manuel administratif, Commune de Kandi, Kandi, 22p.
- CRA (2019). *Bulletin spécial de prévision des caractéristiques agro-hydro-climatiques de la saison des pluies 2019 pour les pays des zones Sahélienne et Soudanienne de l’Afrique de l’Ouest et du Tchad*. Rapport technique, Centre Régional AGRHYMET, Niamey, 8 p.
- de VRIES, F. P., JANSEN, D. M., ten BERGE, H. et BAKEMA, A. (1989). *Simulation of ecophysiological processes of growth in several annual crops*, volume 29. Int. Rice Res. Inst., Wageningen, 279 p.
- de WIT, C. T. (1965). *Photosynthesis of leaf canopies*. Rapport technique, Institute for Biological and Chemical Research on Field Crops and Herbage, Wageningen, 64 p.
- DELIGNETTE-MULLER, M. et DUTANG, C. (2015). fitdistrplus : An r package for fitting distributions. *Journal of Statistical Software*, 64:1–34.
- DUBROVSKÝ, M., ŽALUD, Z. et ŠT’ASTNÁ, M. (2000). Sensitivity of cereals-maize yields to statistical structure of daily weather series. *Climatic Change*, 46(4):447–472.
- EFRON, B. et TIBSHIRANI, R. J. (1994). *An introduction to the bootstrap*. CRC press, 436 p.
- FATICHI, S., IVANOV, V. Y. et CAPORALI, E. (2011). Simulation of future climate scenarios with a weather generator. *Advances in Water Resources*, 34(4):448–467.
- FONTAINE, B., GAETANI, M., ULLMANN, A. et ROUCOU, P. (2011). Time evolution of observed july–september sea surface temperature-sahel climate teleconnection with removed quasi-global effect (1900–2008). *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 116(D4).
- FOWLER, H. J., KILSBY, C. G. et O’CONNELL, P. E. (2000). A stochastic rainfall model for the assessment of regional water resource systems under changed climatic condition. *Hydrology and Earth System Sciences*, 4(2):263–281.

- FUNK, C. C. et BROWN, M. E. (2009). Declining global per capita agricultural production and warming oceans threaten food security. *Food Security*, 1(3):271–289.
- FURRER, E. M. et KATZ, R. W. (2007). Generalized linear modeling approach to stochastic weather generators. *Climate research*, 34(2):129–144.
- GABRIEL, K. et NEUMANN, J. (1962). A markov chain model for daily rainfall occurrence at tel aviv. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 88(375):90–95.
- GIEC (2014). *Climate change : the physical science basis : Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, UK, 222 p.
- GREGORY, J. M., WIGLEY, T. et JONES, P. (1993). Application of markov models to area-average daily precipitation series and interannual variability in seasonal totals. *Climate dynamics*, 8(6):299–310.
- GUILLOT, G. (1998). *Modélisation statistique des champs de pluie sahéliens : Application à leur désagrégation spatiale et temporelle*. Thèse de doctorat. Université Joseph Fourier, Grenoble, France, 135 p.
- HAAN, C., ALLEN, D. et STREET, J. (1976). A markov chain model of daily rainfall. *Water Resources Research*, 12(3):443–449.
- HAMATAN, M., MAHE, G., SERVAT, É., PATUREL, J.-E. et AMANI, A. (2004). Synthèse et évaluation des prévisions saisonnières en Afrique de l'ouest. *Science et changements planétaires/Sécheresse*, 15(3): 279–286.
- HAMMER, G., HANSEN, J., PHILLIPS, J., MJELDE, J., HILL, H., LOVE, A. et POTGIETER, A. (2001). Advances in application of climate prediction in agriculture. *Agricultural systems*, 70(2-3):515–553.
- HAN, E. et INES, A. V. (2017). Downscaling probabilistic seasonal climate forecasts for decision support in agriculture : A comparison of parametric and non-parametric approach. *Climate Risk Management*, 18:51–65.
- HANSEN, J. W., MASON, S. J., SUN, L. et TALL, A. (2011). Review of seasonal climate forecasting for agriculture in sub-saharan Africa. *Experimental Agriculture*, 47(2):205–240.
- HARROLD, T. I., SHARMA, A. et SHEATHER, S. J. (2003). A nonparametric model for stochastic generation of daily rainfall amounts. *Water Resources Research*, 39(12):1343–1355.
- HOUNGNINOU, E. B., KOUGBÉAGBÈDÈ, H., ALLÉ, U. C. S. et GUÉDJÉ, F. K. (2017). International journal of current research and academic review. *Int. J. Curr. Res. Aca. Rev*, 5(12):1–9.
- HYNDMAN, R. J. et FAN, Y. (1996). Sample quantiles in statistical packages. *The American Statistician*, 50(4):361–365.
- INES, A. (2013). Fresampler1 : A resampling and downscaling tool for seasonal climate forecasts. IRI/Columbia Univ, NY, USA, <https://github.com/Agro-Climate/CAMDT/>. Consulté en mars 2019.

- INRAB (2016). *Catalogue Béninois des espèces végétales*. Manuel, Ministère de l'Agriculture, de l'Élevage et de la Pêche, Cotonou, 346p.
- IVANOV, V. Y., BRAS, R. L. et CURTIS, D. C. (2007). A weather generator for hydrological, ecological, and agricultural applications. *Water resources research*, 43(10):1021–1042.
- JIMOH, O. et WEBSTER, P. (1996). The optimum order of a markov chain model for daily rainfall in nigeria. *Journal of hydrology*, 185(1-4):45–69.
- JONES, J. W., HANSEN, J. W., ROYCE, F. S. et MESSINA, C. D. (2000). Potential benefits of climate forecasting to agriculture. *Agriculture, ecosystems & environment*, 82(1-3):169–184.
- JONES, P. G. et THORNTON, P. K. (2000). Marksim : software to generate daily weather data for latin america and africa. *Agronomy Journal*, 92(3):445–453.
- KATZ, R. W. (1977). Precipitation as a chain-dependent process. *Journal of Applied Meteorology*, 16(7): 671–676.
- KATZ, R. W. (1996). Use of conditional stochastic models to generate climate change scenarios. *Climatic Change*, 32(3):237–255.
- KIM, Y., RAJAGOPALAN, B. et LEE, G. (2016). Temporal statistical downscaling of precipitation and temperature forecasts using a stochastic weather generator. *Advances in Atmospheric Sciences*, 33(2): 175–183.
- LALL, U., RAJAGOPALAN, B. et TARBOTON, D. G. (1996). A nonparametric wet/dry spell model for resampling daily precipitation. *Water resources research*, 32(9):2803–2823.
- LALL, U. et SHARMA, A. (1996). A nearest neighbor bootstrap for resampling hydrologic time series. *Water Resources Research*, 32(3):679–693.
- LEANDER, R., BUIHAND, A., AALDERS, P. et WIT, M. D. (2005). Estimation of extreme floods of the river meuse using a stochastic weather generator and a rainfall–runoff model / estimation des crues extrêmes de la meuse à l'aide d'un générateur stochastique de variables météorologiques et d'un modèle pluie–débit. *Hydrological Sciences Journal*, 50(6):1096–1103.
- MAVROMATIS, T. et HANSEN, J. W. (2001). Interannual variability characteristics and simulated crop response of four stochastic weather generators. *Agricultural and Forest Meteorology*, 109(4):283 – 296.
- MEHROTRA, R. et SHARMA, A. (2007). A semi-parametric model for stochastic generation of multi-site daily rainfall exhibiting low-frequency variability. *Journal of Hydrology*, 335(1-2):180–193.
- MISHRA, A., HANSEN, J. W., DINGKUHN, M., BARON, C., TRAORÉ, S. B., NDIAYE, O. et WARD, M. N. (2008). Sorghum yield prediction from seasonal rainfall forecasts in burkina faso. *Agricultural and forest meteorology*, 148(11):1798–1814.
- NEELIN, J. D., BATTISTI, D. S., HIRST, A. C., JIN, F.-F., WAKATA, Y., YAMAGATA, T. et ZEBIAK, S. E. (1998). Enso theory. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 103(C7):14261–14290.



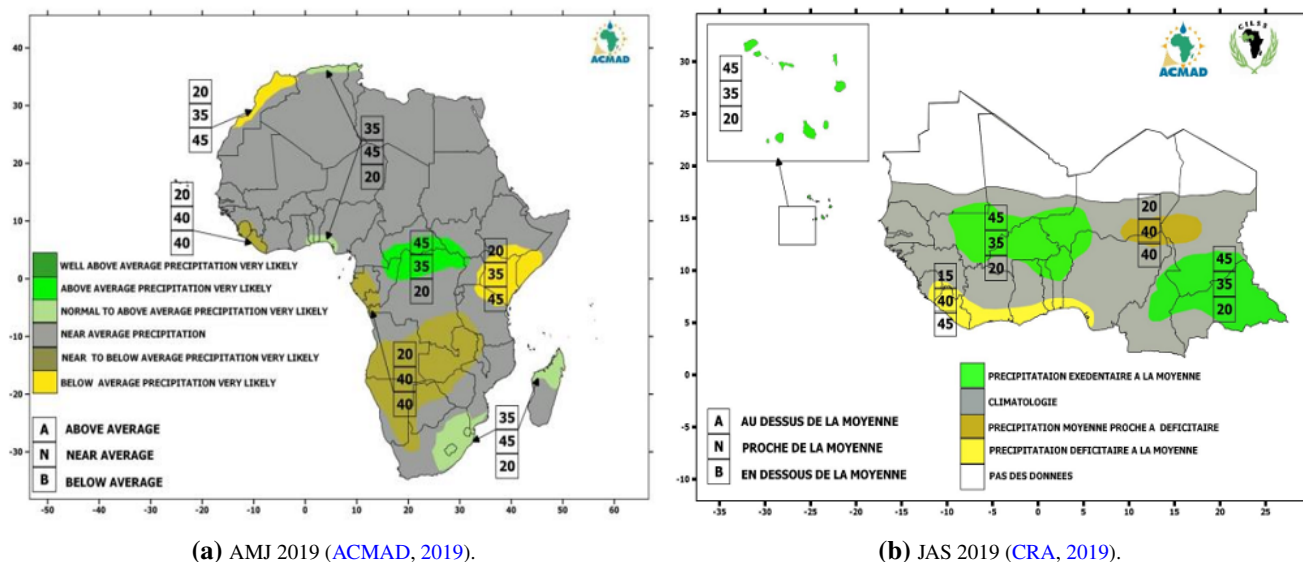
- OCDE/FAO (2016). *Perspectives agricoles de l'OCDE et de la FAO 2016-2025*. Perspectives agricoles de l'OCDE et de la FAO. OCDE et FAO, 226 p.
- OGOUWALÉ, E. (2004). *Changements climatiques et sécurité alimentaire dans le Bénin méridional*. Mémoire de D.E.A., Université d'Abomey-Calavi/FLASH, Abomey-Calavi, 75p.
- PARHI, P., GIANNINI, A., GENTINE, P. et LALL, U. (2016). Resolving contrasting regional rainfall responses to el niño over tropical africa. *Journal of Climate*, 29(4):1461–1476.
- PARLANGE, M. B. et KATZ, R. W. (2000). An extended version of the richardson model for simulating daily weather variables. *Journal of Applied Meteorology*, 39(5):610–622.
- PELEG, N., FATICHI, S., PASCHALIS, A., MOLNAR, P. et BURLANDO, P. (2017). An advanced stochastic weather generator for simulating 2-d high-resolution climate variables. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 9(3):1595–1627.
- PELEG, N., SHAMIR, E., GEORGAKAKOS, K. P. et MORIN, E. (2015). A framework for assessing hydrological regime sensitivity to climate change in a convective rainfall environment : a case study of two medium-sized eastern mediterranean catchments, israel. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(1):567–581.
- R PROJECT FOR STATISTICAL COMPUTING (2018). R. <https://www.r-project.org/>. Consulté en janvier 2019.
- RACSKO, P., SZEIDL, L. et SEMENOV, M. (1991). A serial approach to local stochastic weather models. *Ecological modelling*, 57(1-2):27–41.
- RAJAGOPALAN, B. et LALL, U. (1999). A k-nearest-neighbor simulator for daily precipitation and other weather variables. *Water resources research*, 35(10):3089–3101.
- RAJAGOPALAN, B., LALL, U. et TARBOTON, D. G. (1996). Nonhomogeneous markov model for daily precipitation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 1(1):33–40.
- RICHARDSON, C. W. (1981). Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. *Water resources research*, 17(1):182–190.
- RICHARDSON, C. W. et WRIGHT, D. A. (1984). *WGEN : A model for generating daily weather variables*. US Department of Agriculture, Agricultural Research Service Washington, DC, 84p.
- ROLDAN, J. et WOOLHISER, D. A. (1982). Stochastic daily precipitation models : 1. a comparison of occurrence processes. *Water resources research*, 18(5):1451–1459.
- ROUDIER, P., SULTAN, B., QUIRION, P., BARON, C., ALHASSANE, A., TRAORÉ, S. B. et MULLER, B. (2012). An ex-ante evaluation of the use of seasonal climate forecasts for millet growers in sw niger. *International Journal of Climatology*, 32(5):759–771.
- SCHLABING, D., FRASSL, M., EDER, M., RINKE, K. et BÁRDOSSY, A. (2014). Use of a weather generator for simulating climate change effects on ecosystems : A case study on lake constance. *Environmental Modelling & Software*, 61:326 – 338.

- SCHUOL, J. et ABBASPOUR, K. (2007). Using monthly weather statistics to generate daily data in a swat model application to west africa. *Ecological Modelling*, 201(3):301 – 311.
- SHARMA, A. et LALL, U. (1999). A nonparametric approach for daily rainfall simulation. *Mathematics and computers in simulation*, 48(4-6):361–371.
- SILVERMAN, B. W. (1986). *Density estimation for statistics and data analysis*. Routledge, Londres, 183 p.
- SINCLAIR, T. R. et SELIGMAN, N. G. (1996). Crop modeling : from infancy to maturity. *Agronomy Journal*, 88(5):698–704.
- SKOUFIAS, E., RABASSA, M. et OLIVIERI, S. (2011). *The poverty impacts of climate change : a review of the evidence*. The World Bank, 38 p.
- SRIKANTHAN, R. et MCMAHON, T. (1983). Stochastic simulation of daily rainfall for australian stations. *Transactions of the ASAE*, 26(3):754–0759.
- SRIKANTHAN, R. et MCMAHON, T. (2001). Stochastic generation of annual, monthly and daily climate data : A review. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 5(4):653–670.
- STEDINGER, J. R. et KIM, Y.-O. (2010). Probabilities for ensemble forecasts reflecting climate information. *Journal of hydrology*, 391(1-2):9–23.
- STEINSCHNEIDER, S. et BROWN, C. (2013). A semiparametric multivariate, multisite weather generator with low-frequency variability for use in climate risk assessments. *Water resources research*, 49(11): 7205–7220.
- STERN, R. et COE, R. (1984). A model fitting analysis of daily rainfall data. *Journal of the Royal Statistical Society : Series A (General)*, 147(1):1–18.
- SULTAN, B. (2012). Global warming threatens agricultural productivity in africa and south asia. *Environmental Research Letters*, 7(4):041001.
- SULTAN, B., BARBIER, B., FORTILUS, J., MBAYE, S. M. et LECLERC, G. (2010). Estimating the potential economic value of seasonal forecasts in west africa : a long-term ex-ante assessment in senegal. *Weather, Climate, and Society*, 2(1):69–87.
- SULTAN, B., ROUDIER, P. et QUIRION, P. (2013a). Les bénéfices de la prévision saisonnière pour l’agriculture en afrique de l’ouest. *Science et changements planétaires/Sécheresse*, 24(4):304–313.
- SULTAN, B., ROUDIER, P., QUIRION, P., ALHASSANE, A., MULLER, B., DINGKUHN, M., CIAIS, P., GUIMBERTEAU, M., TRAORE, S. et BARON, C. (2013b). Assessing climate change impacts on sorghum and millet yields in the sudanian and sahelian savannas of west africa. *Environmental Research Letters*, 8(1):014040.

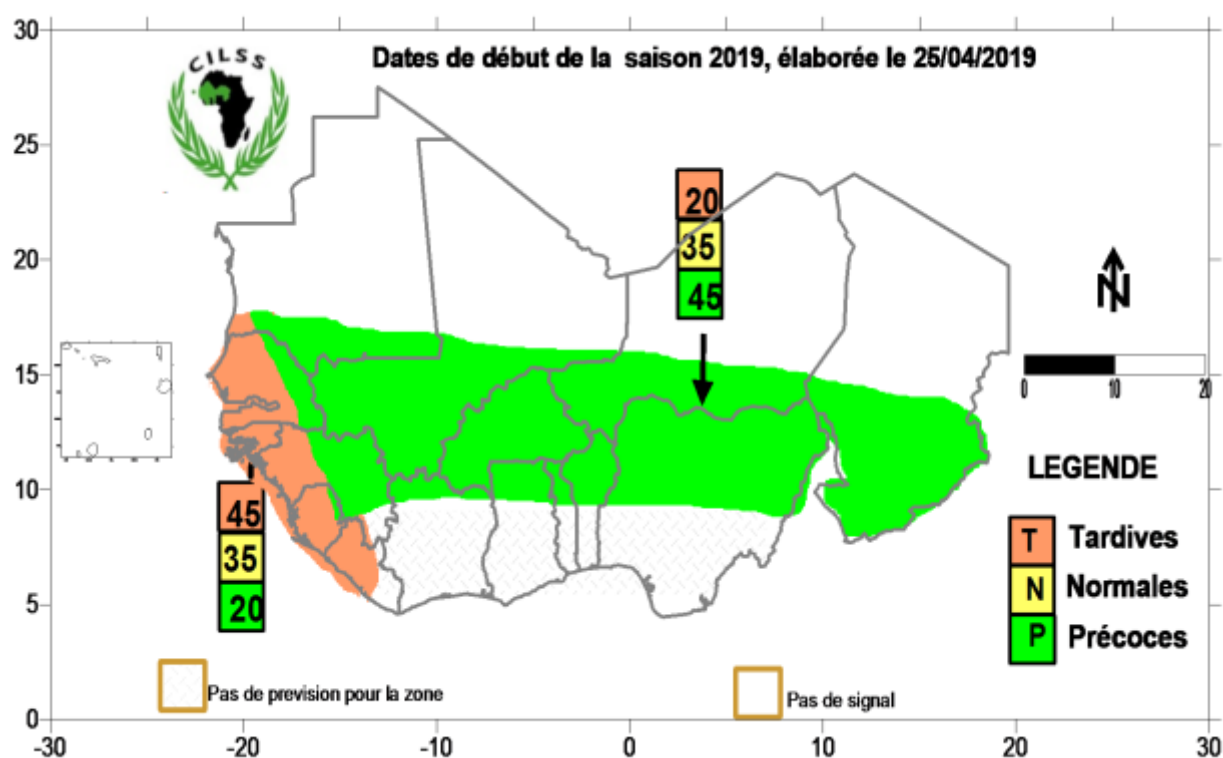
- TRAORÉ, S. B., ALHASSANE, A., MULLER, B., KOURESSY, M., SOMÉ, L., SULTAN, B., OETTLI, P., SIÉNÉ LAOPÉ, A. C., SANGARÉ, S. et VAKSMANN, M. (2010). Characterizing and modeling the diversity of cropping situations under climatic constraints in west africa. *Atmospheric science letters*, 12(1):89–95.
- VERDIN, A., RAJAGOPALAN, B., KLEIBER, W. et KATZ, R. W. (2015). Coupled stochastic weather generation using spatial and generalized linear models. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 29(2):347–356.
- WILKS, D. (1998). Multisite generalization of a daily stochastic precipitation generation model. *Journal of Hydrology*, 210(1-4):178–191.
- WILKS, D. S. (1992). Adapting stochastic weather generation algorithms for climate change studies. *Climatic change*, 22(1):67–84.
- WILKS, D. S. (1999). Interannual variability and extreme-value characteristics of several stochastic daily precipitation models. *Agricultural and forest meteorology*, 93(3):153–169.
- WILKS, D. S. (2002). Realizations of daily weather in forecast seasonal climate. *Journal of Hydrometeorology*, 3(2):195–207.
- WILKS, D. S. (2011). *Statistical methods in the atmospheric sciences*. 3rd ed. Elsevier, 676 p.
- WILKS, D. S. et WILBY, R. L. (1999). The weather generation game : a review of stochastic weather models. *Progress in physical geography*, 23(3):329–357.
- WOOLHISER, D. A. et ROLDAN, J. (1982). Stochastic daily precipitation models : 2. a comparison of distributions of amounts. *Water resources research*, 18(5):1461–1468.
- ZUCCHINI, W. et ADAMSON, P. (1989). Bootstrap confidence intervals for design storms from exceedance series. *Hydrological sciences journal*, 34(1):41–48.

# Annexes

## A Cartes de prévisions saisonnières

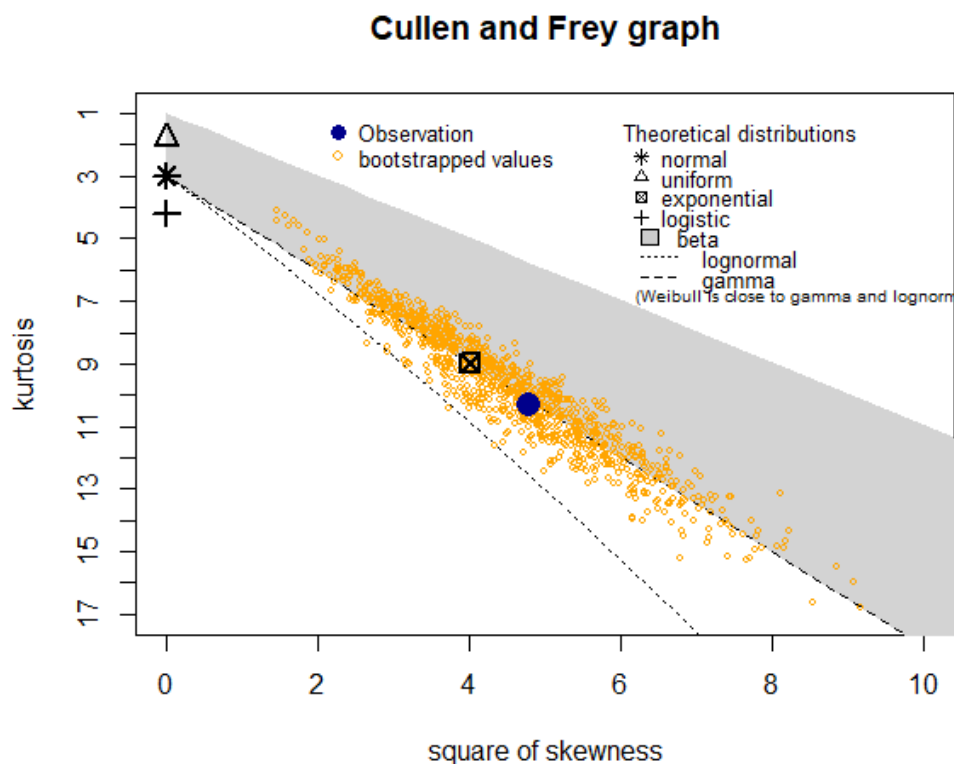


**FIGURE A1** – Cartes de prévision saisonnière de cumul pluviométrique pour les saisons a) AMJ 2019 et b) JAS 2019.

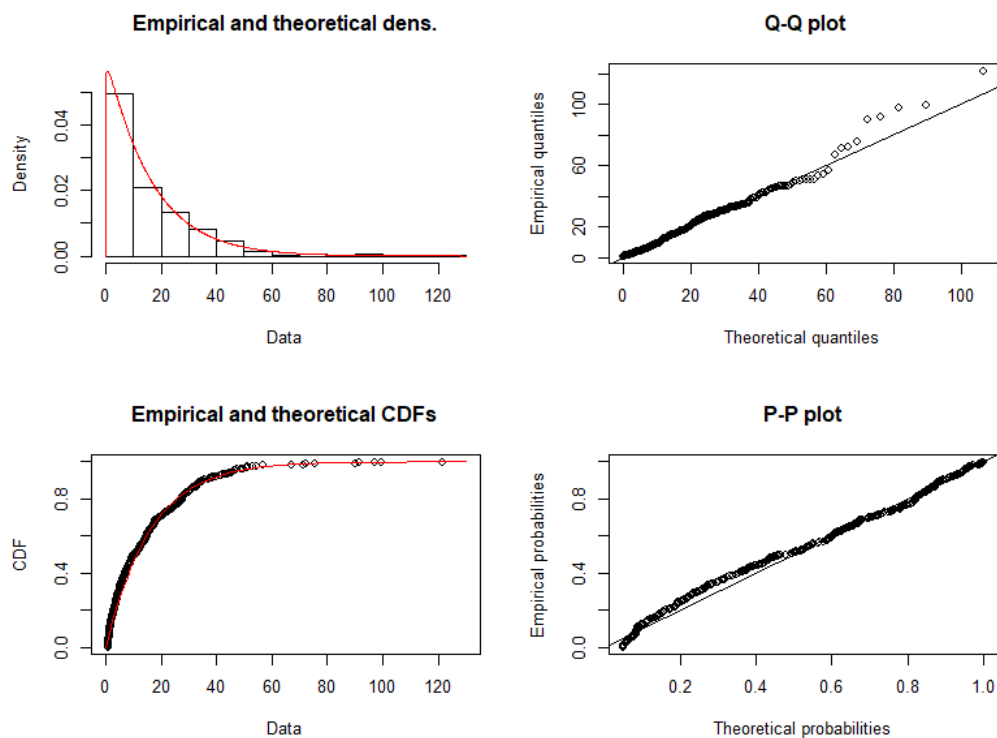


**FIGURE A2** – Carte de prévision saisonnière des dates de début de saison pour les zones Sahélienne et Soudanienne de l'Afrique de l'Ouest (CRA, 2019).

## B Distribution théorique à laquelle les hauteurs journalières de pluies s'ajustent



(a) Diagramme de cullen & Frey



(b) Courbes de la fonction de distribution cumulative et quantile-quantile (rouge distribution théorique gamma)

**FIGURE A3** – Ajustement des séries journalières de pluies des mois d'août sur la période 1981-2010

## C Performance des modèles (GSTs) de désagrégation

**Tableau A1** – Statistiques des cumuls pluviométriques mensuels pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi, Période 1981-2010 pour les observations et 30 saisons simulées pour les GSTs.

Statistiques	Juillet				Août				Septembre			
	Obs	GST1	GST2	GST3	Obs	GST1	GST2	GST3	Obs	GST1	GST2	GST3
$\bar{x}$	205,0	219	232,0	214,0	244	237	258	233	170	164	174,0	156,0
$\sigma$	61,8	63,5	82,1	54,8	64,5	75,1	74,8	64,3	55,2	56,9	47,7	48,4

Obs = Observé, GST1 = Générateur stochastique de temps paramétrique, GST2 = Générateur stochastique de temps semi-paramétrique, GST3 = Générateur stochastique de temps non-paramétrique

**Tableau A2** – Statistiques quotidiennes des autres variables météorologiques pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi, Période 1981-2010 pour les observations et 30 saisons simulées pour les GSTs (\* égalité de moyenne avec l’observation, \*\* égalité de variance avec l’observation respectivement au test de Wilcoxon et de Ansari-Bradley).

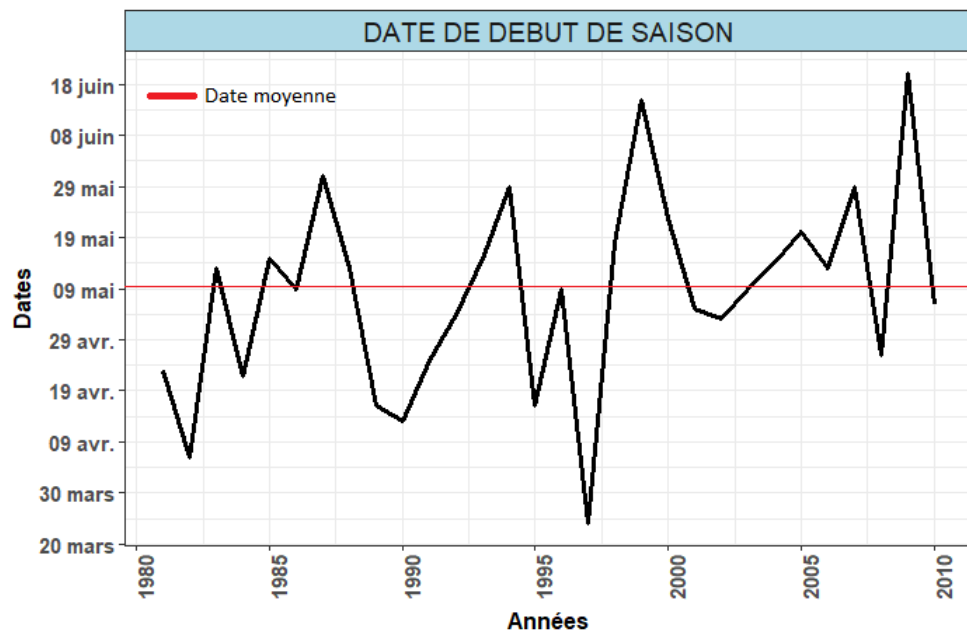
Statistiques	Températures maxi			Températures mini			Humidité maxi			Humidité mini			Insolation			Vitesse du vent		
	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3
$\bar{x}$	31,1	31,1*	31,0*	22,2	22,2*	22,2*	94,8	94,8*	94,6*	62,5	62,5*	62,0*	6,5	6,7*	6,6*	0,92	0,92*	0,92*
$\sigma$	2,1	2,0**	2,1**	1,3	1,3**	1,3**	2,9	2,7**	2,9**	7,6	7,4**	7,7**	3,2	3,0**	3,0**	0,5	0,5**	0,5**
$Q_1$	29,8	30	30,2	21,3	21,3	21,4	93	93,3	93	57	56,6	56	4,2	5,1	4,6	0,6	0,6	0,6
$Q_2$	31,3	31,3	31,6	22,3	22,2	22,3	95	95	95	62	61,6	62	7,1	7,6	7,6	0,8	0,9	0,8
$Q_3$	32,5	32,6	32,8	23,2	23	23,1	97	96,6	97	67	66,6	66	9,1	9,3	9,2	1,1	1,3	1,3
Min	23	23,6	23,0	18,6	18,2	18,6	35	76	47	32	30	32	0	0	0	0	0	0
Max	37	37,5	37,2	25,5	26,3	26,2	100	100	100	94	93	91	12,1	12,0	12,1	3,2	3,6	3,5

Obs = Observé, GST1 = Générateur stochastique de temps paramétrique, GST3 = Générateur stochastique de temps non-paramétrique

**Tableau A3** – Statistiques mensuelles des autres variables météorologiques pour la saison Juillet-Août-Septembre à la station de Kandi, Période 1981-2010 pour les observations et 30 saisons simulées pour les GSTs.

Mois	Statistiques	Températures maxi			Températures mini			Humidité maxi			Humidité mini			Insolation			Vitesse du vent		
		Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3	Obs	GST1	GST3
Juillet	$\bar{x}$	31,2	31,4	31,5	22,5	22,4	22,4	93,8	93,8	93,5	61,2	60,4	60,2	6,7	6,7	6,6	1,1	1,1	1,1
	$\sigma$	0,7	0,06	0,5	0,5	0,01	0,2	1,3	0,3	0,9	3,5	3,4	2,7	0,7	0,2	0,6	0,3	0,02	0,2
Août	$\bar{x}$	30,5	30,8	30,6	22,2	22,2	22,1	95,5	95,4	95,3	64,8	64,2	64,3	6,1	5,1	4,6	0,9	0,9	0,9
	$\sigma$	0,7	0,05	0,3	0,4	0,01	0,2	0,8	0,1	0,4	0,05	0,05	0,05	1,0	0,2	0,5	0,3	0,03	0,1
Septembre	$\bar{x}$	31,5	31,9	31,9	22,0	21,9	22,0	95,2	95,3	95,1	61,5	60,8	60,2	6,7	9,3	9,2	0,9	0,8	0,8
	$\sigma$	0,7	0,05	0,4	0,4	0,02	0,2	1,0	0,3	0,5	2,55	1,35	1,78	1,3	0,2	0,5	0,2	0,02	0,1

## D Évolution des dates de début de saison à Kandi



**FIGURE A4** – Evolution des dates de début dans la commune de Kandi.