

UNIVERSITE ASSANE SECK DE ZIGUINCHOR



UFR Sciences et Technologies

Département de physique

Mémoire de Master

Mention : Physiques et Applications

Spécialité: Sciences de l'Atmosphère et de l'Océan

AMELIORATION DES PREVISIONS SAISONNIERES AU SENEGAL AVEC LE NORTH AMERICAN MULTIMODELE ENSEMBLE(NMME)

Présenté par : Issa Ba

Sous l'encadrement de : Dr Alessandra Giannini, Dr Youssouph Sané et Dr Bamol Ali Sow

Soutenu publiquement le 14/05/2022 devant le jury composé de :

Moctar Camara	Professeur Titulaire	Président du jury	UASZ
Samo Diatta	Maitre de conférences CAMES	Rapporteur	UASZ
Ibrahima DIBA	Post-doctorant	Examineur	UASZ
Omar Konté	Chef de recherche et développement	Examineur	ANACIM
Alessandra Giannini	Professeur Titulaire	Co-encadrante	ENS/Paris
Youssouph Sané	Chef de service climat et projection	Co-Encadrant	ANACIM
Bamol Ali Sow	Maitre de conférences CAMES	Encadrant	UASZ



DEDICACES

Je dédie ce document à mes très chers Parents, qui de près et de loin m'ont toujours accompagné, soutenu, encouragé, protégé. . . .

À ma famille, à la famille Diouf de Ziguinchor

À tous mes Amis qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite plus de succès

REMERCIEMENTS

Remercier, c'est avant tout reconnaître que sans soutiens, guides et conseils, je n'aurais pas pu mettre fin à ce document ... Dans les moments de doute, de stress, de fatigue, j'ai toujours pu trouver quelqu'un qui par un mot ou un geste m'a transmis l'impulsion nécessaire pour rebondir. Je ne saurai citer toutes ces personnes, et je leur prie donc par avance de m'en excuser.

*Je tiens à remercier particulièrement, mes encadrants et co-encadrants de stage, merci à **Dr Youssouph Sané (ANACIM)**, à **Dr Alessandra Giannini (ENS, Paris)** et à **Dr Bamol Ali Sow (UASZ)** pour avoir proposé ce sujet très intéressant et innovant, mais aussi pour m'avoir dirigé tout au long du stage. Merci également pour votre disponibilité et votre écoute, ainsi que pour vos compétences scientifiques. Je vous suis très reconnaissant pour tout ce que j'ai pu apprendre à vos côtés, tant sur le plan professionnel que personnel, et pour les nombreux échanges constructifs que nous avons eus et qui m'ont permis d'avancer au fur et à mesure.*

*Merci également aux membres du jury avec à sa tête le président **Pr Moctar Camara**, le rapporteur **Dr Samo Diatta** et les examinateurs **Dr Ibrahima Diba** et **Dr Omar Konté** pour m'avoir fait l'honneur d'accepter d'évaluer ce travail.*

*Je remercie les enseignants chercheurs du département de Physique et plus particulièrement ceux du LOSEC : **Dr Bamol Ali Sow**, **Pr Moctar Camara**, **Dr Mamadou Lamine Mbaye**, **Dr Joseph Diatta**, **Dr Samo Diatta**, **Dr Habib Dieng** pour cette formation de qualité.*

*J'exprime ma gratitude au personnel de l'ANACIM, plus particulièrement **Ousmane Ndiaye**, **Asse Mbengue** et **Diabel Ndiaye** pour leur aide*

Je remercie l'ensemble des étudiants du laboratoire LOSEC particulièrement à mes camarades de promotion.

Enfin, merci à ma famille et mes amis qui m'ont soutenu durant mes études.

Le forum sur les perspectives climatiques saisonnières pour la région soudano-sahélienne de l’Afrique de l’Ouest se réunit chaque mi-avril ou à la fin pour générer des prévisions consensuelles, car les modèles utilisés pour faire des prévisions sont peu fiable avant cette date. Aussi, de nombreuses études ont lié la variabilité des précipitations à différentes composantes de l’océan proche de la surface et de la couche limite atmosphérique. La partie la plus étudiée est la température de surface de la mer (SST) quasi-globale à travers son couplage avec l’atmosphère. Cependant, ces études ne spécifient pas clairement les bassins océaniques les plus influents sur les précipitations au niveau du Sénégal et aussi peu d’études se sont intéressées sur l’avancement des délais de prévisions climatiques saisonnières des précipitations. Nous essayons dans cette étude d’améliorer la prévision saisonnière, en évaluant, avec le North American Multimodel Ensemble (NMME) et ses sous modèles, au Sénégal : la performance de prédiction en fonction du délai de prévision et la prévisibilité spatio-temporelle des précipitations en lien avec la température de la surface océanique (SST) avec le logiciel Climate predictability Tools (CPT). La performance des modèles a été évaluée à l’aide de diverses mesures statistiques : RMSE (erreur quadratique moyenne), RPSS (Ranked Probability Score Skill) HSS (Heidke Score Skill). L’évaluation de la capacité déterministe et probabiliste du NMME, nous a permis de déduire une compétence dans les prévisions des anomalies de SST saisonnières dès le mois de mars. Nous montrons aussi que la différence de SST des bassins Pacifique et Atlantique semble être le meilleur prédicteur comparé à ceux de la température surfacique des bassins étudiés (Pacifique, Nord Atlantique) pour tous les délais de prévisions. L’analyse de corrélation canonique faite avec le CPT révèle que les bassins pris séparément sont moyens influents sur la prévision des précipitations au Sénégal comparé au couplage des bassins qui donne de très bon skill dans l’ensemble du pays excepté les régions Sud-Est. Ce niveau de compétence devrait être suffisant pour permettre la communication en temps utile d’une perspective qualitative précoce. Cela peut être utile aux décideurs pour garantir l’approbation en temps voulu des postes budgétaires soutenant le secteur agricole, sous forme d’achat et de stockage des intrants les mieux adaptés au caractère prévu de la saison

Mots clés : prévisions saisonnières ; NMME ; Skill ; CPT

Abstract

The seasonal climate outlook forum for the Sudano-Sahelian region of West Africa meets every mid to late April to generate consensus forecasts, as the models used to make forecasts are unreliable prior to this date. Also, many studies have linked rainfall variability to different components of the near-surface ocean and the atmospheric boundary layer. The most studied component is the near-global sea surface temperature (SST) through its coupling with the atmosphere. However, these studies do not clearly specify the most influential ocean basins on precipitation over Senegal and also few studies have focused on the advancement of seasonal climate prediction timescales for precipitation. In this study, we attempt to improve seasonal forecasting by evaluating, with the North American Multimodel Ensemble (NMME) and its sub-models, in Senegal: the prediction performance as a function of the forecast lead time and the spatio-temporal predictability of precipitation in relation to the ocean surface temperature (SST) with the Climate predictability Tools (CPT) software. Model performance was evaluated using various statistical measures: RMSE (root mean square error), RPSS (Ranked Probability Score Skill) HSS (Heidke Score Skill). The evaluation of the deterministic and probabilistic capacity of the NMME, allowed us to deduce a competence in the prediction of seasonal SST anomalies from March. We also show that the difference in SST of the Pacific and Atlantic basins seems to be the best predictor compared to those of the surface temperature of the studied basins (Pacific, North Atlantic) for all the prediction times. The analysis of canonical correlations made with the CPT reveals that the basins taken separately are medium influential on the prediction of precipitation in Senegal contrary to the coupling of the basins which gives very good skills in the whole country except the South-East regions. This level of expertise should be sufficient to allow for timely communication of an early qualitative perspective, which can be useful to decision makers to ensure timely approval of budget items supporting the agricultural sector, in the form of purchasing and stocking inputs best suited to the anticipated nature of the season

key words : seasonal forecasts ; NMME ; Skill ; CPT

TABLE DES MATIERES

DEDICACES.....	II
REMERCIEMENTS.....	III
Résumé.....	IV
Abstract	V
<i>TABLE DES MATIERES</i>	<i>vi</i>
<i>Introduction</i>	<i>1</i>
<i>Chapitre 1 : Généralités sur la climatologie en Afrique de l’Ouest focus sur le Sénégal et de la prévision saisonnière</i>	<i>4</i>
1.1. La climatologie Ouest africaine.....	4
1.1.1. La circulation générale de l’atmosphère.....	4
1.1.2. La Zone de Convergence Intertropicale (ZCIT).....	6
1.1.3. Définition et mécanisme d’installation de la mousson africaine	7
1.1.3.1. Eléments principaux de la mousson africaine	8
1.1.4. Télé-connexions et modes de variabilité	9
1.1.4.1. El Niño Southern Oscillation (ENSO).....	9
1.1.4.2. L’Oscillation Nord Atlantique (NAO)	9
1.2 Généralité sur la prévision saisonnière.....	10
1.2.1 Pourquoi une prévision à l’échelle de la saison ?.....	10
1.2.2 Définition.....	10
1.2.3 Comment réaliser ces prévisions ?	11
1.2.4 État de l’art de la prévision saisonnière	12
1.2.4.1 Prévisions dynamiques	12
1.2.4.2 Prévisions statistiques.....	13
1.2.5 Forces et limites des prévisions saisonnières	14
<i>Chapitre 2 : domaine d’étude, données et méthodes utilisées</i>	<i>15</i>
2.1 Domaine d’étude	15
2.2 Données utilisés et Outils	16
2.2.1 Source des données	16
2.2.2 Présentation de l’ensemble multi-modèles American (NMME)	17
2.2.3 Les modèles impliqués dans l’ensemble multi-modèles	18
2.2.4 Données d’observation	18

2.2.5	Climate Predictability Tool (CPT)	20
2.3	Méthodologie adoptée	20
2.3.2	Outils statistiques de prévisions : Analyse Canonique des Corrélations (ACC)	21
2.3.3	Tests d'évaluation des prévisions.....	21
2.3.3.1	Root Mean Square Error (RMSE)	21
2.3.3.2	Ranked probability score skill (RPSS)	22
2.3.3.1	Heidke score skill (HSS)	23
2.3.3.2	Coefficient de corrélation de Pearson.....	24
Chapitre 3 Résultats et Discussions		25
3.1.	Performance des prévisions en fonction du délai	25
3.2.	Évaluation de la qualité des prévisions en fonction du délai de prévision	29
3.3.	Evaluation de la prévisibilité temporelle des précipitations en lien avec la température de la surface océanique(SST).....	35
3.4	Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface océanique(SST).....	38
3.4 .1	Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface du bassin Pacifique	39
3.4.2	Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface du bassin Nord Atlantique	40
3.4.3	Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface du bassin du Golfe de Guinée	41
3.4.4	Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations sur 36 stations en lien avec la température de la surface des différents bassins.....	43
CONCLUSION ET PERSPECTIVES		47
BIBLIOGRAPHIE		49

Liste des figures

Figure 1.1:Circulation à grande échelle de l'atmosphère	5
Figure 1.2:Fluctuations latitudinales de la ZCIT	6
Figure 1.3:Structure méridienne moyenne de la mousson africaine	8
Figure 1.4: différentes activités du processus PRESAO	11
Figure 1.5:Concepts de base des prévisions d'ensemble	13
Figure 2.1:zone d'étude.....	15
Figure 2.2:Plateforme de l'IRI Data Library.....	16
Figure 2.3:bassins océaniques	19
Figure 2.4:Climate predictability tools.....	20
Figure 3.1:séries temporelles des prévisions de précipitations des sous modèles du NMME à différents délais	25
Figure 3.2:Anomalie des précipitations avec NMME à différents délais	26
Figure 3.3:Moyenne des anomalies de SST (NINO3.4) avec NMME à différents délais	27
Figure 3.4:Figure 13:moyenne des anomalies de SST (NA) avec NMME à différents délais.....	28
Figure 3.5:erreurs quadratiques à différents délais de prévision.....	30
Figure 3.6:scores de probabilité classée à différentes échéances.....	31
Figure 3.7:compétence du heidke score skill pour les SST.....	34
Figure 3.8:corrélation de la SST (NINO3.4) et les précipitations au Sénégal avec le modèle NMME	36
Figure 3.9:corrélation de la SST (atlantique nord) et les précipitations au Sénégal avec le modèle NMME.....	37
Figure 3.10:corrélation de la différence SST (Nalt-Nino3.4) et les précipitations au Sénégal avec le modèle NMME	37
Figure 3.11:corrélation des SST du bassin pacifique et les précipitations au Sénégal	39
Figure 3.12:corrélation des SST du bassin nord atlantique et les précipitations au Sénégal ..	40
Figure 3.13:corrélation des SST du bassin du golfe Guinée et les précipitations au Sénégal	41
Figure 3.14:corrélation des SST des bassins pacifique et nord atlantique et les précipitations au Sénégal	42
Figure 3.15:corrélation des SST des bassins de golfe de guinée et nord atlantique et les précipitations au Sénégal.....	42
Figure 3.16:carte de skill en corrélation des SST des bassins (Pacifique(A), golfe de guinée(B), nord atlantique(C)) et les précipitations au Sénégal.....	45

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: les modèles impliqués dans l'ensemble multi-modèle	18
Tableau 2:tableau de contingence	23
Tableau 3:Score de probabilité classée moyenne	31
Tableau 4:tableau de correspondance des catégories au mois de janvier	32
Tableau 5:tableau de correspondance des catégories au mois de fevrier	32
Tableau 6 : tableau de correspondance des catégories au mois de Mars	33
Tableau 7 :tableau de correspondance des catégories au mois d'Avril.....	33
Tableau 8:tableau de correspondance des catégories au mois Mai	33
Tableau 9:tableau de correspondance des catégories au mois de Juin	33
Tableau 10: compétence de score Heidke	33
Tableau 11:36 stations météorologiques au Sénégal.....	44

Introduction

L'importance accordée par la société pour le temps de la saison à venir n'est pas tout à fait nouvelle et les stratégies empiriques de prévision saisonnière héritées de traditions ancestrales ne manquent pas. Au Sénégal par exemple, certains de nos ancêtres se basaient sur le comportement des feuilles de baobab ou sur les chansons de certains types d'oiseaux pour en déduire, d'une manière qualitative, la durée et la nature de la saison. Ces indices pouvaient aller au-delà même de ces quelques perceptions, comme la connaissance du début et de la fin de la saison, seulement leur efficacité réelle laisse à désirer. D'autres se basaient sur des méthodes plus élaborées, mais parfois tout aussi peu efficaces.

La récente méthode, à usage de modèles numériques, est toutefois un domaine de recherche reconnu, notamment depuis les succès d'efforts internationaux de prévision sur les régions tropicales. (*L. Saunier - Batté, 2013*)

Malgré ces réussites, les prévisions des modèles numériques de climat à l'échelle saisonnière souffrent de problèmes récurrents, particulièrement en Afrique de l'Ouest, où la prévision saisonnière des précipitations est devenue, ces dernières décennies, un des enjeux majeurs et une question cruciale pour l'économie et les sociétés des pays Ouest africains. En effet, depuis la fin des années 1960, les cumuls annuels enregistrés dans ces régions ont assez brutalement basculé d'une situation excédentaire à une autre très déficitaire (*Louvet 2008*). Les années anormalement sèches se sont succédées de façon exceptionnelle, générant ainsi une tendance négative à long terme de la pluviométrie qui installa la période de sécheresse la plus importante durant le XXe siècle sur notre planète (*Janicot et al, 1993*).

De nombreuses études ont lié cette variabilité des précipitations à différentes composantes de l'océan proche de la surface et de la couche limite atmosphérique. La partie la plus étudiée est la température de surface de la mer (SST) quasi-globale à travers son couplage avec l'atmosphère. Les principales régions identifiées pour la SST, comprennent l'Atlantique tropical (*Lamb, 1978a; Hastenrath, 1990; Ward, 1998*), la région de ENSO (El Niño Southern Oscillation) dans l'Océan Pacifique (*Janicot et al., 1996; Ward, 1998*) et un gradient inter-hémisphérique de SST dans l'Atlantique, avec des composantes présentes dans les océans Indien et Pacifique conduisant à son interprétation comme un contraste inter-hémisphérique quasi-global (*Folland et al., 1986; Sall et al., 1993; Rowell et al., 1995*).

Les différentes composantes des modèles numériques de climat sont formulées pour une certaine résolution horizontale (et verticale, le cas échéant). Les phénomènes météorologiques et physiques ayant lieu à une échelle plus fine doivent être paramétrés.

Cette résolution ainsi que la discrétisation temporelle des équations d'évolution des variables étudiées donnent lieu inévitablement à un certain nombre d'erreurs (*Lorenz, 1963*). Les incertitudes liées à la modélisation peuvent toutefois être estimées et prises en compte dans le but d'améliorer les prévisions à l'échelle saisonnière.

De plus, les modèles ont tendance à se montrer trop confiants dans leur prévision, en donnant une fonction de densité de probabilité trop étroite par rapport à celle observée. Ceci n'est pas problématique en soi, à condition que le modèle ait raison dans ses prévisions. Mais à l'échelle saisonnière, c'est malheureusement loin d'être toujours le cas (*Lorenz, 1963*).

Pour pallier à ce problème trois types de solutions sont souvent proposées en prévision saisonnière :

- la prévision multi-modèle ;
- les perturbations de paramètres des modèles ;
- les perturbations stochastiques.

Beaucoup de chercheurs ont utilisé ces méthodes dans leurs études, mais ne spécifient pas clairement les bassins océaniques les plus influents sur les précipitations au Sénégal et peu d'études se sont intéressées à l'avancement des délais de prévisions des précipitations, comme *Ndiaye et al (2011)* qui ont été les premiers à démontrer le potentiel d'augmentation du délai de prévision au Sahel à l'aide d'un modèle dynamique. *Giannini et al (2020)* ont aussi évalué la compétence déterministe des prévisions climatiques saisonnières des précipitations au Sahel faites avec le NMME.

A l'examen de ces travaux, on peut se poser les questions suivantes:

- Quelle information tirons-nous de l'évaluation de la compétence probabiliste des prévisions climatiques saisonnières des précipitations?
- Quel(s) est (sont) les (s) bassins océanique(s) le(s) plus lié(s) aux précipitations?

Pour répondre à ces questions, nous avons choisi le Sénégal comme cadre d'étude et le NMME comme ensemble multi-modèles.

Objectifs de l'étude

Le principal objectif de ce travail consiste à analyser les sorties directes de certains modèles du NMME, puis proposer, à partir de ces modèles, une méthodologie permettant d'améliorer la prévision saisonnière des précipitations au Sénégal. Plus spécifiquement, il s'agit d'évaluer :

- la performance de prédiction en fonction du délai de prévision ;
- la prévisibilité spatio-temporelle des précipitations en lien avec la température de la surface océanique(SST).

Le document est structuré en trois chapitres, encadrés par une introduction et une conclusion.

- Le premier chapitre est consacré à une étude bibliographique pour mieux comprendre le concept de la prévision saisonnière et son évolution en Afrique de l'Ouest, les phénomènes liés à la circulation générale, à la variabilité climatique, et leurs incidences sur les précipitations en Afrique de l'Ouest (Sénégal) ;
- Dans le deuxième chapitre, nous présentons, la zone d'étude, les différentes bases de données utilisées et la méthodologie adoptée ;
- Le troisième chapitre concerne la présentation et la discussion des résultats obtenus.

Chapitre 1 : Généralités sur la climatologie en Afrique de l’Ouest focus sur le Sénégal et de la prévision saisonnière

Dans ce chapitre, nous décrivons le climat Ouest africain avec un accent particulier sur les processus clés qui le régissent, ensuite nous faisons un point sur la prévision saisonnière en générale et son état de l’art.

1.1. La climatologie Ouest africaine

En raison de leurs répercussions immédiates et durables sur le milieu naturel et sur l’homme, les questions de changement et de variabilité climatiques sont placées depuis quelques temps au centre des préoccupations des scientifiques et des décideurs politiques dans le monde.

L’Afrique de l’Ouest a été identifiée comme un « hot spot » (*zone particulièrement sensible au changement climatique*) où les interactions sol-atmosphère pourraient avoir un rôle important, par le jeu du recyclage des pluies ainsi que de la variation de l’énergie statique sèche et humide (*Douville et al., 2007*). La poursuite du réchauffement anthropique de la planète suscite une inquiétude croissante pour le climat futur de la région, étant donné que la population de l’Afrique de l’Ouest accuse une forte dépendance vis-à-vis de l’agriculture, et que le changement climatique risque de modifier profondément les ressources en eau disponibles (*GIEC, 2007*).

Les précipitations représentent donc le facteur le plus important du climat tant pour les populations que pour les écosystèmes. Autant de raisons qui font que la plupart des études et analyses portent sur les précipitations bien plus que sur d’autres paramètres du climat. Caractériser l’impact de la variabilité climatique sur les régimes pluviométriques saisonniers devient alors indispensable pour proposer des solutions adaptées aux projets de développement. Pour mieux comprendre ces précipitations en Afrique de l’Ouest, il est important de faire un rappel de la circulation générale de l’atmosphère, le mécanisme d’installation de la mousson africaine et les interactions entre l’océan et l’atmosphère.

1.1.1. La circulation générale de l’atmosphère

La circulation atmosphérique (*Figure 1.1*) intertropicale s’explique par l’inégalité de la répartition du rayonnement solaire entre les Pôles et l’Équateur. Le bilan radiatif de l’ensemble

Terre-Atmosphère, c'est à dire la différence entre l'énergie reçue par la Terre et l'énergie rayonnée vers l'espace, est positif entre 35°N et 35°S (zone tropicale), et négatif au-delà (Leroux, 2001). Les transferts d'énergie de la surface vers l'atmosphère, des zones tropicales excédentaires vers les moyennes et hautes latitudes déficitaires s'effectuent par l'intermédiaire des cellules de Hadley (Citeau et al., 1989). Ces transferts engendrent la formation de «centres d'action» d'origine thermique, dont les hautes pressions subtropicales et les basses pressions équatoriales ou Zone de Convergence Intertropicale (ZCIT). Les flux d'alizé et de mousson constituent les principales composantes de la circulation atmosphérique en Afrique de l'Ouest, du moins dans les basses couches de l'atmosphère (Lambergeon et al., 1981; Citeau et al., 1989; Leroux, 2001).

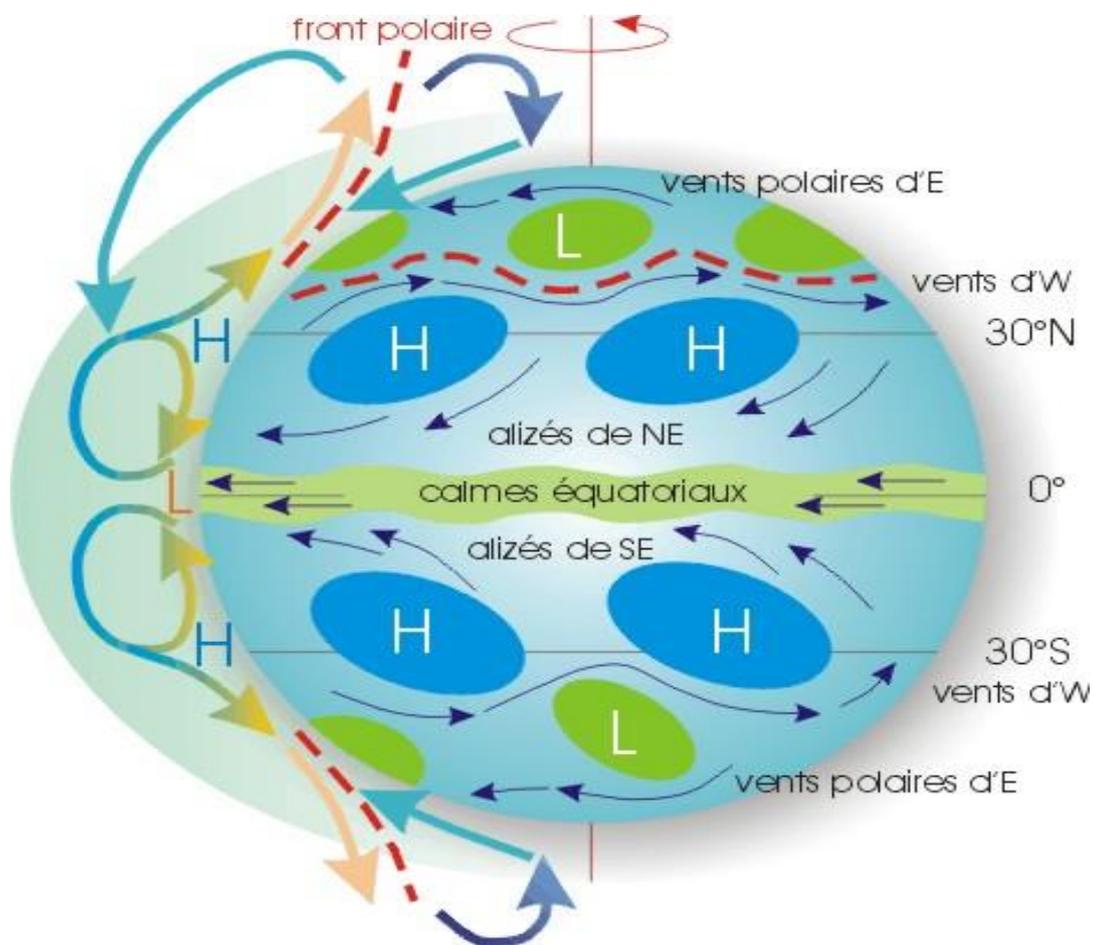


Figure 1.1: Circulation à grande échelle de l'atmosphère
(source : <https://slideplayer.fr/slide/1619682>)

Dans la région équatoriale, l'air chaud s'élève, générant une zone de basse pression permanente. Cet air se refroidit en altitude et retombe de part et d'autre de l'équateur au niveau des zones

tropicales, créant ainsi une zone de hautes pressions ou anticyclones. Au niveau du sol, la montée de l'air chaud provoque une aspiration qui donne naissance à des vents réguliers, les alizés, déviés vers l'Ouest par la force de Coriolis. Aux pôles, c'est le refroidissement des masses d'air en altitude qui génère la convection. Aux latitudes moyennes, existe une cellule de convection intermédiaire complexe, génératrice de basses pressions ou cyclones, séparée de la cellule polaire par une zone de fort gradient thermique : le front polaire. Au Sénégal, le climat est de type tropical subdésertique ponctué par des étés humides et des hivers secs. Par contre, la région de Dakar qui a une position avancée dans l'Atlantique, est caractérisée par un microclimat de type côtier. Celui-ci est fortement influencé par les alizés maritimes et la mousson qui s'établissent respectivement de novembre à juin et de juillet à octobre suivant des directions N-NW et S-SE. (Bodian et al, 2011)

1.1.2. La Zone de Convergence Intertropicale (ZCIT)

La ZCIT est définie comme la zone dans laquelle se déplacent les flux convergents issus des anticyclones subtropicaux : l'anticyclone de Sainte-Hélène (Hémisphère Sud), et l'anticyclone des Açores et Saharo-Lybien (Hémisphère Nord). La ZCIT correspond à l'air dépressionnaire entre les ceintures anticycloniques subtropicales (Leroux, 2001). Elle marque le contact dynamique des circulations atmosphériques des deux hémisphères. Le déplacement latitudinal de la ZCIT (Figure 1.2) détermine la pluviosité en Afrique de l'Ouest et plus spécifiquement au Sénégal.

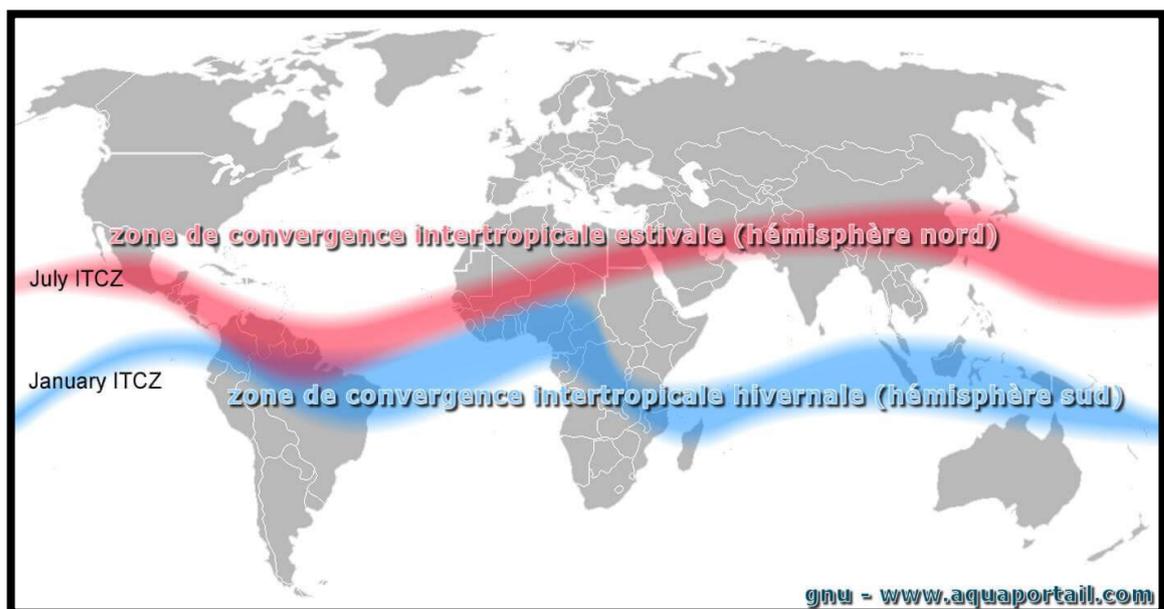


Figure 1.2 : Fluctuations latitudinales de la ZCIT

Sa migration dépend de l'organisation des champs de pression, eux-mêmes commandés par le facteur thermique (soleil) (Citeau et al., 1989).

En été, la ZCIT remonte vers le Nord (*Figure 1.2 rouge*). En hiver, l'anticyclone des Açores migre vers les Tropiques, maintenant ainsi la ZCIT vers l'Équateur géographique (*Figure 1.2 bleu*). Cette période, marquée par l'arrivée de la mousson, correspond à la saison pluvieuse au Sénégal. La durée de la mousson varie de 3 à 7 mois (avril à octobre) selon la position latitudinale de la ZCIT. Le reste de l'année (novembre à mars) correspond à la migration de la ZCIT vers le Sud engendrant des conditions atmosphériques anticycloniques sur le Sénégal.

1.1.3. Définition et mécanisme d'installation de la mousson africaine

Le mot "Mousson" vient de l'arabe "mausim", signifiant saison, et désigne le régime de vent du Sud-Ouest qui s'établit, en été, sur la mer d'Oman et le golfe du Bengale. C'était, du temps des bateaux à voiles, la saison favorable à la navigation et au commerce (Sanderson et al., 2009). Pour les populations concernées, la mousson est devenue bien plus qu'un renversement périodique des vents.

De ce fait, la mousson est synonyme de saison des pluies, l'un des éléments qui, avec les nuages, présentent la plus grande variabilité temporelle et spatiale du climat tropical. Liées à la géographie, toutes les régions tropicales ne sont pas concernées par la mousson au sens strict du terme, c'est-à-dire l'alternance de saisons sèche et humide et un renversement des vents dominants.

Au total, plus de la moitié de la population mondiale vit sous l'influence des moussons qui conditionnent les ressources en eau et en énergie, l'agriculture et la santé (Sultan et al., 2002). Pendant l'été boréal, les deux principales moussons sont celle de l'Asie et celle de l'Afrique de l'Ouest. Nous nous intéressons ici à cette dernière.

La mousson africaine désigne le système de vents périodique qui touche chaque année l'Afrique de l'Ouest pendant quelques mois (juillet-septembre) et amène sur le continent de l'air chargé d'humidité, à l'origine de pluies intenses. Ce système de vents se met en place à cause du contraste thermique entre le continent africain, le désert saharien notamment, et les eaux du Golfe de Guinée qui se refroidissent durant l'été (Rabeil et al., 2003)

Le début de la mousson, c'est le feu vert pour les agriculteurs africains : c'est le moment des semis mais pas seulement, la mousson peut également avoir une influence sur le développement

de certaines maladies, notamment le paludisme (Ndiaye et al, 2001), sur les invasions de criquets...

1.1.3.1. Eléments principaux de la mousson africaine

La géographie de la région ayant une forte organisation zonale entre 10°O et 10°E, une description méridienne est souvent utilisée pour présenter les grandes lignes de la structure moyenne de la mousson (Peyrillé et al., 2007 et Lafore, 2007). La Figure 1.3 schématise les éléments clés impliqués dans la mousson africaine durant l'été boréal.

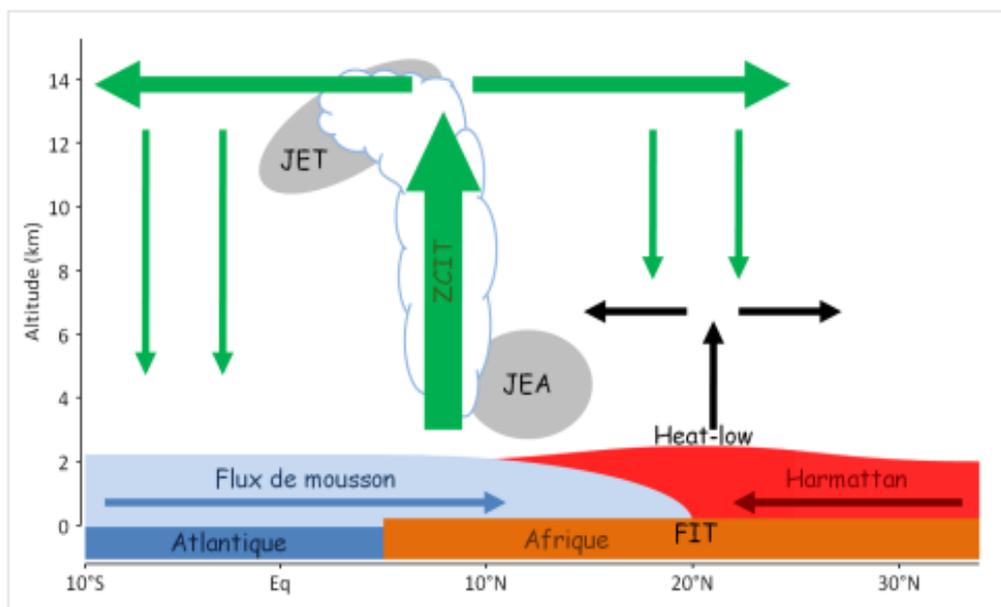


Figure 1. 3 : Structure méridienne moyenne de la mousson africaine

❖ Circulation de basse atmosphère

Dans les basses couches de l'atmosphère, la mousson africaine est caractérisée par deux principaux flux : l'harmattan et la mousson. L'harmattan est associé aux alizés de Nord-Est. Il est d'origine continentale et en provenance du Sahara. C'est donc un flux du Nord chaud et sec.

❖ Circulation de haute et moyenne troposphère

En moyenne et haute troposphère, deux zones de très forts vents d'est (appelés jets) sont fortement liées à la mousson africaine.

- **Le Jet d'Est Africain (JEA)** est centré autour de 600 hPa avec une vitesse moyenne d'environ 10 m.s^{-1} . Il se développe dès le début du printemps boréal. D'abord présent au-dessus de la côte guinéenne, il se déplace ensuite vers le Nord jusqu'en août (aux environs de la latitude 15°N).

- **Le Jet d'Est Tropical (JET)** est présent de juin à septembre dans la haute troposphère (100-200 hPa) avec une vitesse moyenne de 15 à 20 m.s⁻¹ entre l'équateur et 15°N. Son origine est liée à des gradients de température (*Krishnamurti et Bhalme, 1976*).

1.1.4. Télé-connexions et modes de variabilité

Une télé-connexion est souvent définie comme un lien entre des anomalies climatiques éloignées l'une de l'autre. Ces relations à distance sont depuis longtemps « traquées » par les climatologues, ce terme ayant été utilisé pour la première fois dans les années 1930 par *Angström (1935)*. Les télé-connexions jouent un rôle très important dans l'étude du climat car elles permettent souvent la compréhension de certains phénomènes climatiques à travers le monde. Les modes de variabilité les plus connus et impactant plus sur le mécanisme d'installation de la mousson Africaine seront étudiés dans la suite.

1.1.4.1. El Niño Southern Oscillation (ENSO)

ENSO est le mode de variabilité du climat le plus spectaculaire à l'échelle interannuelle, et par conséquent l'un des phénomènes climatiques les plus étudiés et connus du grand public. ENSO, comme son nom l'indique, est un mode couplé océan-atmosphère, dont El Niño représente la partie océanique, « Southern Oscillation » désignant son pendant atmosphérique. El Niño a historiquement été associé à une anomalie de courant océanique apparaissant au large des côtes Pacifique de l'Amérique du Sud aux alentours de Noël (d'où le nom d'El Niño, désignant en espagnol l'enfant Jésus). Cette anomalie s'étend de l'Équateur au Chili, avec un maximum au large du Pérou. Ce courant faible et chaud a des répercussions catastrophiques pour les pêcheurs, car il bloque l'upwelling côtier source d'eaux froides chargées en nutriments en surface. El Niño désigne maintenant plus généralement le réchauffement des eaux de surface de l'Est du Pacifique équatorial, intervenant avec une périodicité de 3 à 7 ans (*Trenberth, 1997*). La « Southern Oscillation » a été découverte par *Walker (1924)*, et fut définie plus précisément par *Walker et Bliss (1932)*.

1.1.4.2. L'Oscillation Nord Atlantique (NAO)

L'oscillation Nord Atlantique (NAO, pour « North Atlantic Oscillation ») est le principal mode de variabilité de l'atmosphère de la région Nord Atlantique-Europe. Elle fut l'un des premiers phénomènes climatiques de grande échelle à être identifié et défini par un indice (*Walker et Bliss 1932*). La NAO consiste en un basculement de la masse atmosphérique entre la dépression d'Islande et l'anticyclone des Açores, et l'indice NAO se définit comme la différence normalisée de pression de surface entre ces deux régions (*Hurrell et al. 1995*). Une description

détaillée de la NAO et de ses impacts est donnée dans l'ouvrage de *Hurrell et al. (2003)*. La phase positive de la NAO (NAO+) correspond à un renforcement des deux centres d'action, avec un anticyclone plus marqué et une dépression plus creusée. La phase négative de la NAO (NAO-) se caractérise par un affaiblissement de l'anticyclone des Açores et de la dépression d'Islande, produisant un décalage des dépressions des moyennes latitudes vers le Sud (*Hurrell et al. 2003*).

1.2 Généralité sur la prévision saisonnière

1.2.1 Pourquoi une prévision à l'échelle de la saison ?

La prévision météorologique s'appuie nécessairement sur la connaissance des conditions de départ, qui s'est considérablement améliorée avec le développement des réseaux d'observations, satellites notamment. Ainsi, à partir de l'observation du jour J on peut décrire avec une certaine précision l'état du jour J+1. Par un raisonnement simple, on en déduit que l'état du jour J+2 est accessible par le même procédé, puis le jour J+3 ... On pourrait croire qu'il n'y a pas de limite à la possibilité de produire des prévisions, si ce n'est la ressource de calcul.

Lorenz (1963) a montré que même si les modèles météorologiques étaient parfaits, une erreur infime dans la description des conditions initiales rendait impossible toute prévision au-delà d'une limite estimée à 10 à 15 jours dans le cas de l'atmosphère. Cette notion a été popularisée par le terme d'**effet papillon**.

Il n'est donc pas possible de faire des prévisions déterministes à l'échelle de la saison. Cependant, il existe dans la nature des phénomènes dont l'évolution sur quelques mois n'est pas chaotique et qui influent sur le comportement de l'atmosphère. Si l'on dispose de modèles numériques qui simulent fidèlement l'évolution de ces phénomènes lents, et qui sont capables de reproduire en moyenne l'effet de ces phénomènes sur le temps perçu (c'est à dire la température, le vent, la pluie ...), alors on peut espérer apporter une information partielle sur ce qui va se passer au cours des prochains mois.

1.2.2 Définition

La prévision saisonnière est définie comme une technique qui consiste à prévoir les paramètres météorologiques sur une échelle temporelle de quelques mois à venir. On prévoit pour chaque mois ou saison une moyenne ou une anomalie de la température et des précipitations (*BACCI et al. 2009*). De ces définitions, la prévision saisonnière exprime dans le cadre de ce travail la probabilité que le total saisonnier des précipitations appartienne à l'une des trois catégories de saisons (bonne, moyenne, mauvaise). Plusieurs structures nationales et internationales

interviennent dans la prévision saisonnière. Il s'agit entre autres de l'ACMAD (*centre africain pour les applications de la météorologie au développement*), et du Centre régional AGRHYMET (*centre agro-hydrométrique*), des services météorologiques et hydrologiques nationaux.

1.2.3 Comment réaliser ces prévisions ?

On utilise, comme pour les prévisions classiques, des modèles planétaires. Mais ceux-ci reproduisent en plus le comportement d'autres milieux en forte interaction avec l'atmosphère, comme l'océan.

A l'échelle de la saison, l'évolution de l'atmosphère est fortement influencée par la variation océanique. Par exemple pour le cas du processus de la PRESAO (*Prévision saisonnière en Afrique de l'ouest*), les différentes activités sont structurées selon les étapes suivantes (Figure 1.4) :

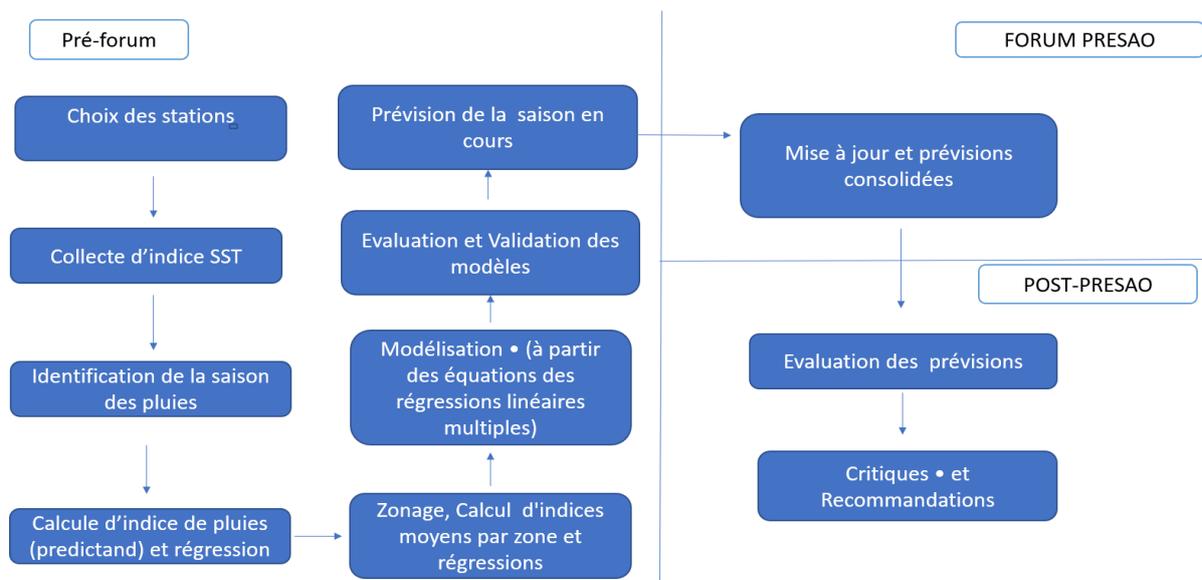


Figure 1. 4 : Activités du processus PRESAO

Après l'élaboration des modèles et la diffusion des informations jusqu'aux derniers usagers, il convient de voir si les pays ont fait bon usage des fruits de cet outil (*Amani, 1999*) et évaluer les prévisions en les confrontant aux observations de la saison écoulée.

Les prévisions saisonnières obtenues à partir de modèles climatiques sont des prévisions d'ensemble, c'est-à-dire, qu'il s'agit de fournir plusieurs scénarii émis pour la même période future, chacun étant différent par le jeu de conditions initiales (paramètres physiques et

thermodynamiques) de l'atmosphère. Cette méthode permet d'intégrer les incertitudes associées à l'évaluation des conditions initiales et de prendre en compte la nature chaotique de l'atmosphère. Grâce aux prévisions d'ensemble, on peut attribuer une probabilité (incertitude) de survenue à un événement.

1.2.4 État de l'art de la prévision saisonnière

On distingue deux types de prévisions : celles basées sur les modèles statistiques, et les prévisions dynamiques utilisant les modèles couplés océan-atmosphère.

1.2.4.1 Prévisions dynamiques

Les prévisions dynamiques ont fortement progressé durant les vingt dernières années avec l'amélioration des modèles de circulation générale (MCG) et de la compréhension des téléconnexions de grande échelle. Les premiers succès de la prévision dynamique concernent ENSO, source majeure de prévisibilité du climat tropical mais également extratropical, avec la prévision de l'événement El Niño de 1986-87 par un modèle couplé océan-atmosphère de complexité intermédiaire (*Cane et al. 1986*). Les modèles de cette époque n'étaient pas à proprement parler couplés, l'atmosphère étant alors forcée par des SST préalablement prédites. Bien que cette méthode permette de s'affranchir des biais des modèles couplés de l'époque, elle présentait le désavantage de négliger les rétroactions entre l'atmosphère et l'océan, qui jouent un rôle primordial dans certains processus comme la mousson (*Wu et Kirtman 2005*). Vers la fin des années 1990, les progrès des MCG, notamment en ce qui concerne la représentation de ENSO (*Latif et al. 2001*), ont permis l'utilisation des modèles couplés océan-atmosphère en prévision saisonnière. Contrairement aux modèles dynamiques de la génération précédente, les bases sur lesquelles reposent les prédictions ne sont donc plus un problème de conditions aux limites, mais reposent sur la connaissance des conditions initiales, le modèle évoluant librement par la suite. Ces améliorations notables des MCG sont liées à la meilleure compréhension des mécanismes du climat tropical (notamment à travers le projet « Tropical Ocean Global Atmosphere », TOGA, *Trenberth et al. 1998*). Avec ces progrès de la modélisation numérique, un palier a pu être franchi en prévision saisonnière avec des résultats encourageants sur la prévision de ENSO. En particulier, le fort El Niño de 1997 a pu être anticipé quelques mois à l'avance (*Barnston et al. 1999*).

Depuis le début du XXI^{ème} siècle, les prévisions saisonnières dynamiques sont opérationnelles, et mises à disposition par plusieurs grands centres de climat à travers le monde (*Alves et al. 2004, Palmer et al. 2004*). Afin de limiter les erreurs dues au caractère chaotique de l'atmosphère, des ensembles d'expériences sont conduits, avec des conditions initiales

atmosphériques différentes. De plus, afin de s'affranchir des biais caractéristiques de chaque modèle, une approche multi-modèles a été adoptée.

1.2.4.1.1 Prévision d'ensemble

La prévision que l'on cherche à faire à l'échéance saisonnière n'est pas de nature déterministe mais de nature probabiliste. Les prévisions saisonnières telles que fournies par les différents centres de recherche ou institutions prennent souvent cette forme de prévision. Un des héritages des travaux de Lorenz est la prévision d'ensemble, qui consiste à faire un jeu de plusieurs prévisions pour une même saison et un même modèle, afin de prendre en compte les incertitudes liées aux conditions initiales. Ces ensembles de prévisions permettent de dresser des probabilités d'occurrence par catégorie de température ou de précipitations (proche, au-dessus ou en dessous de la normale) par simple dénombrement.

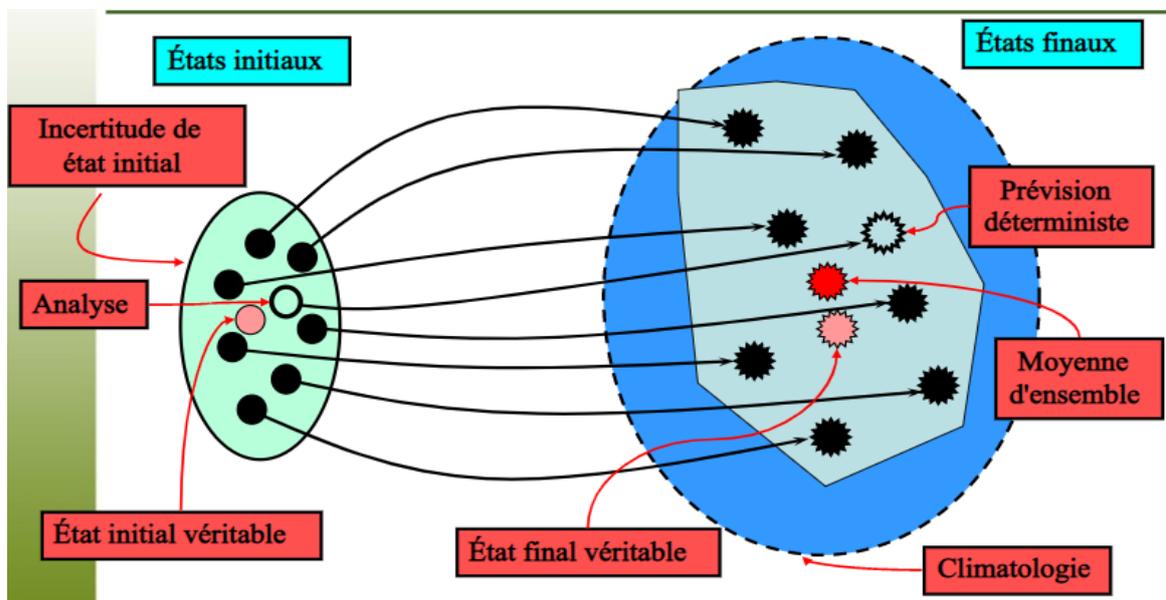


Figure 1.5 : Concepts de base des prévisions d'ensemble

(source : <https://slideplayer.fr/slide/5030362>)

La prévision finale provient de la moyenne des prévisions d'ensemble de chaque modèle (Figure 1.5). Cette méthode donne de meilleurs résultats que les prévisions faites par chaque modèle pris individuellement (Krishnamurti et al. 2000, Doblas-Reyes et al. 2005).

1.2.4.2 Prévisions statistiques

La prévision statistique repose sur l'utilisation de prédicteurs du phénomène climatique à prévoir, par exemple la NAO, ou ENSO.

Ces prédicteurs sont en général déterminés à partir des observations des variables climatiques, et des télé-connexions qui leur sont associées. Un modèle statistique est construit à partir des différents prédicteurs, le plus souvent à l'aide de la méthode de régression multiple. Des méthodes non-linéaires existent également, comme les réseaux de neurones (*Navone et Ceccatto 1994*). Les prévisions du phénomène climatique sont ensuite réalisées quelques semaines ou mois avant son apparition à partir de l'état de chaque prédicteur. De la même manière qu'une approche multi-modèles est utilisée en prévision dynamique, certains centres de prévision réalisent leurs prévisions en se basant sur les résultats de plusieurs modèles empiriques (*Sahai et al. 2008*). Le principal défaut de la prévision statistique du climat est qu'elle ne donne pas précisément l'évolution spatiale et temporelle de la mousson, contrairement à un MCG. De plus, les télé-connexions sur lesquelles se basent ces modèles sont souvent non stationnaires, et un lien fort entre deux phénomènes climatiques à un moment donné peut disparaître quelques années plus tard. L'exemple le plus flagrant de ces dernières années est l'affaiblissement du lien ENSO-mousson depuis les années 1990 (*Krishna Kumar et al. 1999*). La variabilité multi-décennale du climat nécessite donc de changer régulièrement de prédicteurs.

1.2.5 Forces et limites des prévisions saisonnières

Les prévisions saisonnières peuvent permettre aux décideurs de prendre des décisions à des échéances de l'ordre de quelques mois en tenant compte d'un type de temps plus probable que le climat moyen. Ainsi, associées à d'autres données, les prévisions saisonnières revêtent un intérêt certain pour l'anticipation des phénomènes de sécheresse (*Bacci et al. 2009*). Elles orientent les choix de production des exploitants agricoles en fonction de la pluviosité. Elles apparaissent ainsi comme une mesure d'adaptation à la variabilité climatique à grande échelle et à moindre coût pour le producteur (*Sultan et al. 2009*). Les prévisions saisonnières ont cependant des limites. Les informations sont de nature qualitative c'est-à-dire la probabilité qu'un type de saison donné se réalise. La répartition temporelle des précipitations reste alors une incertitude (*Sultan et al. 2009*). Par ailleurs, les prévisions sont de trois mois pour ce qui concerne l'Afrique de l'Ouest (CILSS, 2010) alors que la saison des pluies va au-delà. Les prévisions sont également faites par zone, alors qu'il peut y avoir des disparités au sein d'une même zone.

Pour conclure cette section, si les prévisions dynamiques des modèles couplés constituent indéniablement l'avenir de la prévision saisonnière, les modèles empiriques restent des outils complémentaires intéressants et ne doivent pas être négligés.

Chapitre 2 : domaine d'étude, données et méthodes utilisées

Ce chapitre est dédié à la présentation de la zone d'étude et des données, à la description des méthodes et outils statistiques utilisés tout au long de cette étude.

Parmi la multitude d'outils statistiques disponibles, nous avons utilisé :

- des méthodes de diagnostic et de prévision (analyse canonique des corrélations) ;
- des tests de précision et de performance : calcul des biais et d'Erreur Quadratique Moyenne (EQM), corrélations Pearson mais aussi les scores (Heidke score skill (HSS) et le Ranked Probability Skill Score (RPSS)) pour des variables qualitatives.

2.1 Domaine d'étude

Le Sénégal est situé à l'extrémité Ouest du continent africain, entre 12°18' et 16°42' de latitude Nord, d'une part, et 11°30' et 17°32' de longitude Ouest, d'autre part. n

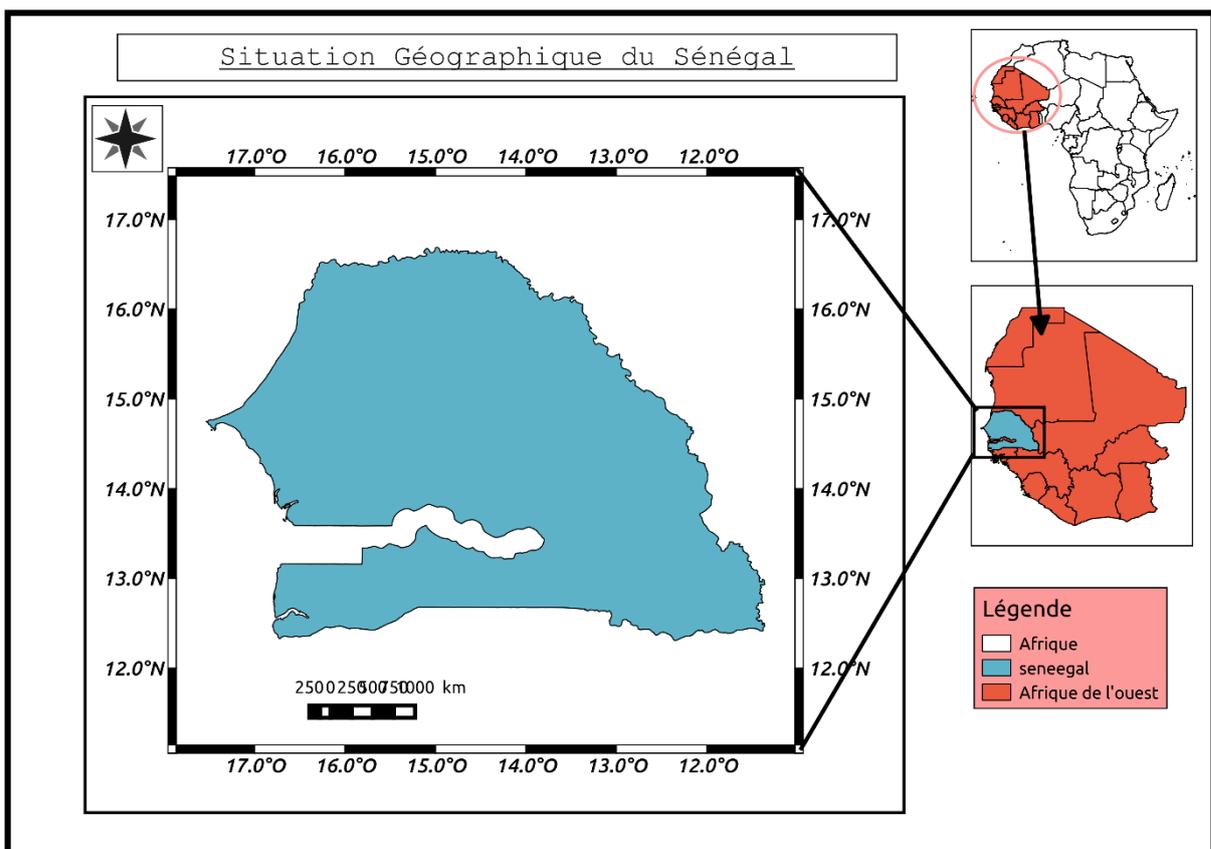


Figure 2.1 : zone d'étude

Le Sénégal couvre une superficie d'environ 196 722 km². Il est limité à l'Ouest par l'Océan Atlantique, au Nord et au Nord-Est par la Mauritanie, à l'Est par le Mali et au Sud par les deux

Guinées : au Sud-Ouest par la Guinée-Bissau et au Sud-Est par la république de Guinée. La Gambie qui forme une enclave à l'intérieur du Sénégal sépare la partie Sud (la Casamance) du reste du territoire. Le pays, presque tout entier, est contenu dans la grande cuvette tertiaire sénégal-mauritanienne qui s'incline vers l'Ouest. C'est dans l'ensemble, un pays plat et peu accidenté formé de bas plateaux sur le bassin sédimentaire et de quelques hauteurs localisées dans la presqu'île du Cap-Vert, à l'Ouest de la région de Thiès et au Sénégal Oriental.

Les précipitations de la saison des pluies sont générées par la mousson qui provient de l'alizé issu de l'anticyclone de Sainte Hélène. Celle-ci se charge d'humidité et atteint le Sénégal selon le sens Nord-Est dès le mois d'Avril. La durée, l'intensité et la répartition saisonnière des pluies en un endroit donné varient considérablement d'une année à l'autre, en particulier dans les régions où les pluies sont les moins abondantes. Du Sud au Nord, la durée moyenne de la saison des pluies est respectivement de 4 à 3 mois, induisant un gradient latitudinal auquel se superpose un gradient Est-Ouest avec des pluies qui sont plus abondantes sur la côte qu'à l'intérieur (*Bodian et al, 2016*).

2.2 Données utilisés et Outils

2.2.1 Source des données

Au cours de cette étude, nous avons utilisé un certain nombre de données tirées de la bibliothèque de données institut international de recherche (IRI) :

C'est un outil d'analyse et un référentiel de données en ligne puissant et librement accessible, qui permet à l'utilisateur de visualiser, de manipuler et de télécharger plus de 400 ensembles de données climatiques à l'aide d'un navigateur Web standard (Figure 2.2). La bibliothèque de données contient une grande variété d'ensembles de données accessibles au public, y compris des observations et des analyses atmosphériques et océaniques stationnaires et maillées, des analyses et des prévisions basées sur des modèles, ainsi que des ensembles de données sur la surface terrestre et la végétation, provenant de diverses sources (*Kirtman et al. 2014*). Elle comprend un dispositif de visualisation de données flexible et interactif qui permet à l'utilisateur de visualiser des ensembles de données multidimensionnels. Il est également possible de créer des animations, de personnaliser et de télécharger des graphiques et des cartes dans divers formats d'image.

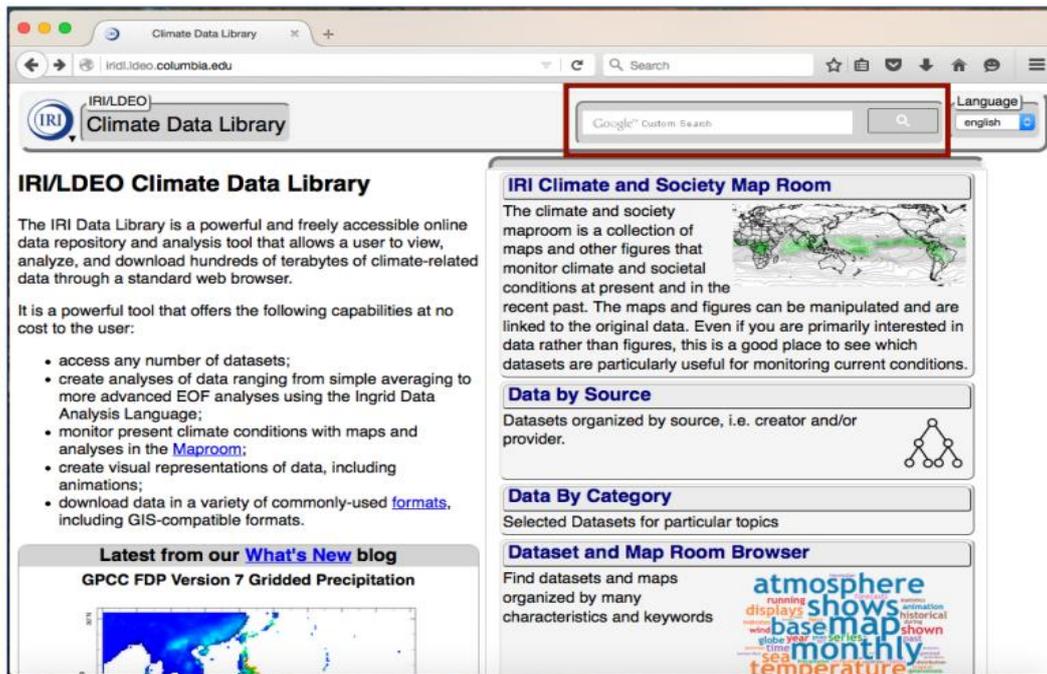


Figure 2.2 : Plateforme de IRI Data Library (*source : iridl.ldeo.columbia.edu*).

L'IRI a été créé dans le cadre d'un accord de coopération entre le bureau du programme climatique de la NOAA et l'université de Columbia. Il fait partie de l'Institut de la Terre de l'Université de Columbia, et est situé dans le Campus Lamont.

Il s'agit d'un outil puissant qui offre les capacités suivantes, sans frais pour l'utilisateur :

- ✓ accéder à un nombre illimité d'ensembles de données ;
- ✓ créer des analyses de données allant du simple calcul de moyenne à des analyses EOF (fonction empirique orthogonale) plus avancées en utilisant le langage d'analyse de données Ingrid ;
- ✓ surveiller les conditions climatiques actuelles à l'aide de cartes;
- ✓ créer des représentations visuelles des données, y compris des animations ;
- ✓ télécharger des données dans une variété de formats couramment utilisés.

2.2.2 Présentation de l'ensemble multi-modèles American (NMME)

Le North American Multi-Model Ensemble (NMME) est un système expérimental de prévision saisonnière multi-modèle composée de modèles couplés provenant de centres de modélisation américains, dont NOAA/NCEP, NOAA/GFDL, NCAR, NASA et CMC du Canada (*Kirtman et al. 2014*). La nécessité de développer la capacité de prévision opérationnelle du NMME a été recommandée dans le récent rapport des académies nationales américaines intitulé "Assessment

of Intraseasonal to Interannual Climate Prediction and Predictability". En effet, l'effort national est nécessaire pour répondre aux besoins spécifiques de prédiction régionale sur mesure et d'aide à la décision d'une large communauté d'utilisateurs d'informations climatiques. L'approche d'ensemble multi-modèle s'est avérée extrêmement efficace pour quantifier l'incertitude des prévisions due à l'incertitude de la formulation des modèles, et a prouvé qu'elle produisait une meilleure qualité de prévision (en moyenne) que n'importe quel modèle pris individuellement. Cette approche multi-modèles est la base de plusieurs efforts de recherche collaborative internationale en matière de prévision, y compris un système européen opérationnel. Il existe de nombreux exemples de la façon dont cette approche d'ensemble multi-modèles produit des prévisions de meilleure qualité que celles d'un modèle unique (Kirtman *et al.* 2014).

2.2.3 Les modèles impliqués dans l'ensemble multi-modèles

Les modèles impliqués dans l'ensemble multi-modèles sont présentés dans le tableau 1

Tableau 1: les modèles impliqués dans l'ensemble multi-modèles

Modèles (résolution 1°x1°)	Périodes rétrospectives	Périodes de prévisions	Variables
GFDL SPEAR	1991-2018	2019-2021	Précipitations, SST
CanCM4i	1981-2018	2016-2021	Précipitations, SST
NCEP CFSV2	1982-2010	2011-2021	Précipitations, SST
NASA GEOS5v2	1981-2017	2017-2021	Précipitations, SST
GEM NEMO	1981-2018	2016-2021	Précipitations, SST
COLA-RSMAS-CCSM4	-----	1982-2021	Précipitations, SST

2.2.4 Données d'observation

Pour évaluer la qualité des prévisions, celles-ci doivent être comparées à des données de références. Dans ce travail, ce sont les observations de précipitations (*Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS)*) et *Enhancing National Climate Services (ENACTS)*) et de SST (*Kaplan SST, NOAA ERSST (Extended Reconstructed Sea Surface Temperature)*) qui ont été considérées.

Les données de précipitations ENACTS ont été générées pour plus d'une douzaine de pays d'Afrique en collaboration avec l'Institut international de recherche sur le climat et la société (IRI) et les organisations nationales de services météorologiques de ces pays. Les données sont générées en utilisant à la fois les données de la station avec des estimations de précipitations et/ou de température par satellite, en effectuant un contrôle minutieux de la qualité des données d'entrée et une correction de biais, puis en fusionnant soigneusement les données de la station et du satellite en un seul ensemble de données continu dans le temps et dans l'espace à une distance de 4 km.

Les données in situ de 36 stations réparties sur le Sénégal (tableau 11), obtenues au niveau de l'Agence nationale de l'aviation civile et de la météorologie(ANACIM), ont été utilisées.

Dans cette étude la température de surface de la mer moyennée sur trois bassins a été utilisée pour étudier l'influence de la température dans ces bassins sur les précipitations au Sénégal :

- Le bassin du NINO3.4 dans le Pacifique ;
- Le bassin Nord Atlantique ;
- Le Golfe de Guinée.

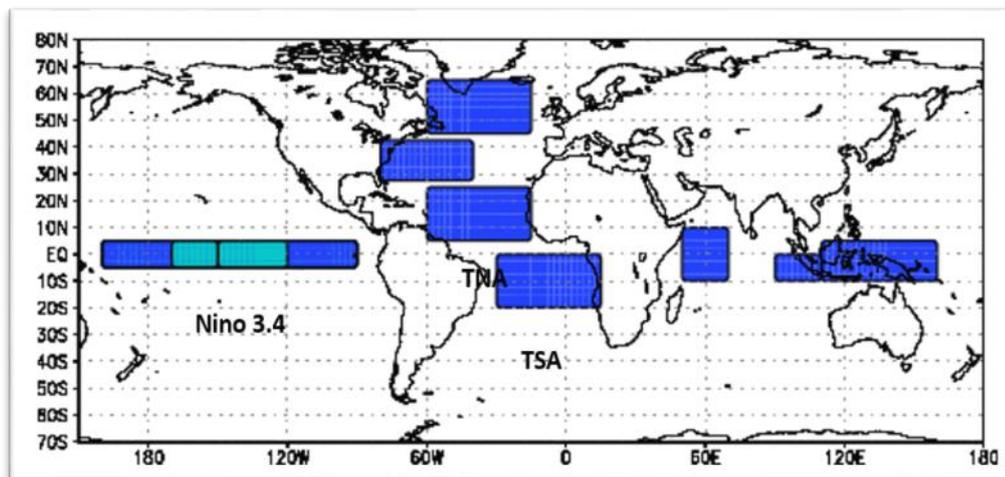


Figure 2.3 : bassins océaniques

On aura aussi à combiner les différents bassins :

- Pacifique (NINO3.4) et Nord Atlantique
- Pacifique (NINO3.4) et Golf Guinée

2.2.5 Climate Predictability Tool (CPT)

Le CPT est un logiciel permettant de construire un modèle de prévision climatique saisonnière, d'effectuer la validation et de produire des prévisions à partir de données actualisées. Sa conception a été adaptée pour produire des prévisions climatiques saisonnières en utilisant des corrections statistiques de sortie de modèle (MOS) pour les prévisions climatiques des modèles de circulation générale (GCM), ou pour produire des prévisions en utilisant des champs de température de surface de la mer ou des prédicteurs similaires. Bien que le logiciel soit spécifiquement conçu pour ces applications, il peut être utilisé dans des contextes plus généraux pour effectuer une analyse de corrélation canonique (CCA), une régression en composantes principales (PCR) ou une régression linéaire multiple (MLR) sur n'importe quelle donnée et pour n'importe quelle application (figure 2.4).

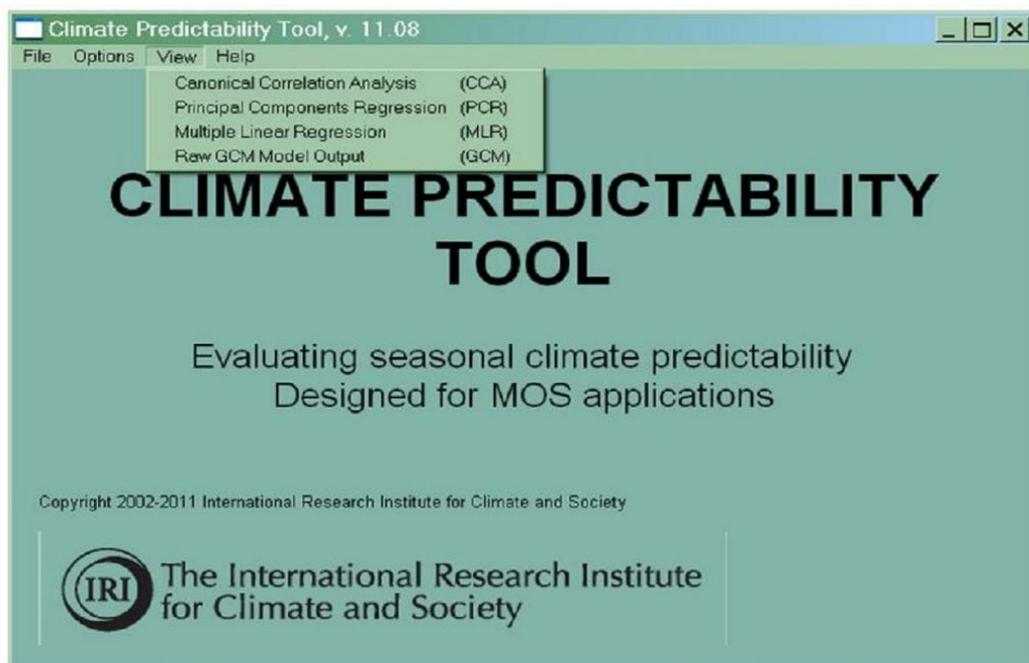


Figure 2.4: CPT (Climate Predictability Tools) *Source: <http://anyflip.com/dkct/pmob/basic>*

2.3 Méthodologie adoptée

Des indications ont été fournies pour télécharger les champs de prédicteurs dans IRI « Data Library » et on s'intéresse à la prévision saisonnière de l'accumulation des précipitations pour la saison de mousson centrale, c'est-à-dire de juillet à septembre (JAS).

On considère un délai court d'un mois, correspondant à une prédiction pour JAS faite au début du mois de juin et un délai plus long de six mois correspondant à une prédiction pour JAS faite au début du mois de janvier.

On calcule la moyenne de tous les membres de l'ensemble des modèles disponibles, la taille de l'ensemble variant selon le nombre modèle et entre les prévisions rétrospectives et les prévisions en temps réel comme indique le tableau 1

La démarche méthodologique vise à :

- choisir des scores de vérification représentatifs et adaptés, qui permettent d'évaluer la qualité des prévisions. Pour cela, le choix a été dicté par les scores fréquemment utilisés par les météorologues pour mesurer la qualité des prévisions déterministe et probabiliste ;
- appliquer ces scores à une longue série de couplets prévision-observation. Les prévisions météorologiques à disposition s'étendent sur 30 ans (1991-2020) ;
- utiliser les séries de précipitations et de SST prévues, obtenues à partir de six modèles de NMME pour différentes dates de début de prévision qui ont une structure différente.

2.3.2 Outils statistiques de prévisions : Analyse Canonique des Corrélations (ACC)

Considérée comme centrale en analyse de données et d'un intérêt théorique essentiel, l'ACC est une méthode fondamentale de l'analyse statistique multi-variée qui, par ailleurs englobe d'autres méthodes comme l'Analyse en Composantes Principales, l'Analyse Factorielle Discriminante, l'Analyse des Correspondances et les Régressions Linéaires Simple et Multiple (*Saporta, 2006*). L'ACC est utilisé dans ce travail dans le logiciel CPT pour voir l'influence des différents bassins sur les précipitations au Sénégal.

Les résultats issus de l'ACC donnent accès à plusieurs types d'informations. Nous en retenons deux :

- Celle qui permet de connaître la dynamique temporelle du prédicteur et sa structure spatiale associée ;
- Celle de la corrélation hétérogène, calculé en corrélant le champ du prédicant au prédicteur. Ce champ est intéressant dans une optique de prévision. Dans notre cas, il nous informe de la capacité des variables considérées comme prédicteurs potentiels à prévoir les précipitations au Sénégal.

2.3.3 Tests d'évaluation des prévisions

2.3.3.1 Root Mean Square Error (RMSE)

La RMSE est un score qui estime l'écart moyen entre la prévision (p_i) et l'observation (o_i). Il inhibe souvent les écarts plus importants, puisque les écarts sont considérés au carré. La RMSE varie entre 0 et l'infini et se calcule de la manière suivante pour une maille :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2} \quad (2.1)$$

N est le nombre de réalisations sur la période d'évaluation. Plus le RMSE est faible, meilleure est la qualité de la prévision. Ce score est aussi utilisé pour estimer la qualité des prévisions dans cette étude.

2.3.3.2 *Ranked probability score skill (RPSS)*

Basé sur le calcul d'une fonction de densité de probabilités, le RPSS est un des scores les plus utilisés pour l'évaluation des prévisions probabilistes discrètes. *Weigel et al. (2006)* le définissent comme étant le gain de l'amélioration de la prévision par rapport à une référence (souvent la climatologie : *Wilks, 1995*). Il est lié au score de probabilité ordonnée (RPS).

Ce dernier est analogue au score de Brier (BS, *formule 2.3*) mais s'applique à des catégories multiples (valeurs prévues discrètes). Il est une mesure de "distance" entre les distributions de probabilité cumulative des prévisions et des vérifications (ici, les observations). Il est alors sensible à la distance, c'est-à-dire, il donne un plus mauvais score aux prévisions les plus éloignées de l'observation (*Rousset Regimbeau, 2007*).

Pour chaque prévision d'ensemble, une probabilité de prévision est associée à chaque catégorie (rapport entre le nombre de membres dans la catégorie et le nombre total de membres). Un vecteur pour l'observation est également construit : on attribue la valeur 1 à la catégorie dans laquelle l'évènement est observé et 0 aux autres catégories. Les sommes cumulées pour la prévision et l'observation sont ensuite calculées.

Le RPS est alors défini comme la différence des écarts quadratiques des différentes composantes de prévision cumulée et d'observation cumulée. Il s'obtient par la formule suivante (*Muller et al., 2005*)

$$RPS = 1 - \frac{1}{M-1} \sum_{k=1}^M [(\sum_{i=1}^k f_i) - (\sum_{i=1}^k o_i)]^2 \quad (2.2)$$

$$BS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2 \quad (2.3)$$

Le RPSS est orienté positivement, c'est-à-dire que les valeurs positives représentent un bon score. 1 est le score parfait. Si le RPSS = 0, le modèle est équivalent à la référence. Dans cette étude, la référence utilisée est la climatologie.

$$RPSS = 1 - \frac{RPS_{obs}}{RPS_{clim}} \quad (2.4)$$

2.3.3.1 Heidke score skill (HSS)

Les méthodes de vérification des prévisions multi-catégories commencent d'abord par un tableau de contingence montrant la fréquence des prévisions et des observations dans les différentes cases. Il est analogue à un diagramme de dispersion pour les catégories.

Le tableau de contingence permet d'étudier l'association de deux variables et d'en déduire des probabilités conjointes et conditionnelles. Il indique le nombre d'observations de chaque combinaison possible des variables analysées. En prévision, le tableau de contingence compte le nombre d'éléments suivants (Tableau 2) :

- ✓ évènement prévu et observé
- ✓ évènement non prévu mais observé
- ✓ évènement prévu mais pas observé
- ✓ évènement non prévu et non observé

Tableau 2 : tableau de contingence

		Catégorie observée					
		I,j	1	2	...	K	total
Catégorie Prévue	1		$n(F_1, O_1)$	$n(F_1, O_2)$...	$n(F_1, O_K)$	$N(F_1)$
	2		$n(F_2, O_1)$	$n(F_2, O_2)$...	$n(F_2, O_K)$	$N(F_2)$

	K		$n(F_K, O_1)$	$n(F_K, O_2)$...	$n(F_K, O_K)$	$N(F_K)$
	Total		$N(O_1)$	$N(O_2)$...	$N(O_K)$	N

Le HSS mesure l'amélioration fractionnelle de la prévision par rapport à la prévision standard. Comme la plupart des scores de compétence, il est normalisé par la plage totale d'amélioration possible par rapport à la norme, ce qui signifie que les scores de compétence de Heidke peuvent être comparés en toute sécurité sur différents ensembles de données. L'intervalle du HSS est de $-\infty$ à 1. Les valeurs négatives indiquent que la prévision aléatoire est meilleure, 0 signifie aucune compétence, et une prévision parfaite obtient un HSS de 1. Il est donné par la formule suivante :

$$HSS = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^K n(F_i, O_i) - \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^K N(F_i)N(O_i)}{1 - \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^K N(F_i)N(O_i)} \quad (2.5)$$

- + $n(\mathbf{F}_i, \mathbf{O}_j)$ désigne le nombre de prévisions dans la catégorie i qui ont des observations dans la catégorie j ;
- + $N(\mathbf{F}_i)$ désigne le nombre total de prévisions dans la catégorie i ;
- + $N(\mathbf{O}_j)$ désigne le nombre total d'observations dans la catégorie j ;
- + N est le nombre total de prévisions.

2.3.3.2 Coefficient de corrélation de Pearson

C'est un coefficient qui compare les valeurs prévues et observées à chaque réalisation d'une prévision et qui renseigne sur l'évolution de ces deux variables. Le coefficient de corrélation de Pearson est calculé de la manière suivante :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.6)$$

Sans unité, il varie entre -1 et 1, avec 1 comme meilleur score de qualité. Dans ce cas, cela indique que prévision et observation sont bien reliées (prévision cohérente à l'observation) et que les prévisions suivent les mêmes tendances que les observations. En revanche, un coefficient négatif indique que les deux modèles ont des tendances opposées.

Chapitre 3

Résultats et Discussions

Dans ce chapitre nous présentons et discutons les résultats obtenus en appliquant la méthodologie adoptée à l'ensemble des données présentées dans les chapitres précédents.

3.1. Performance des prévisions en fonction du délai

Les "skill" des modèles en fonction du délai ont été évalués en commençant par la comparaison des séries temporelles des précipitations. Les précipitations simulées par les modèles sont converties en séries chronologiques et présentées ci-dessous.

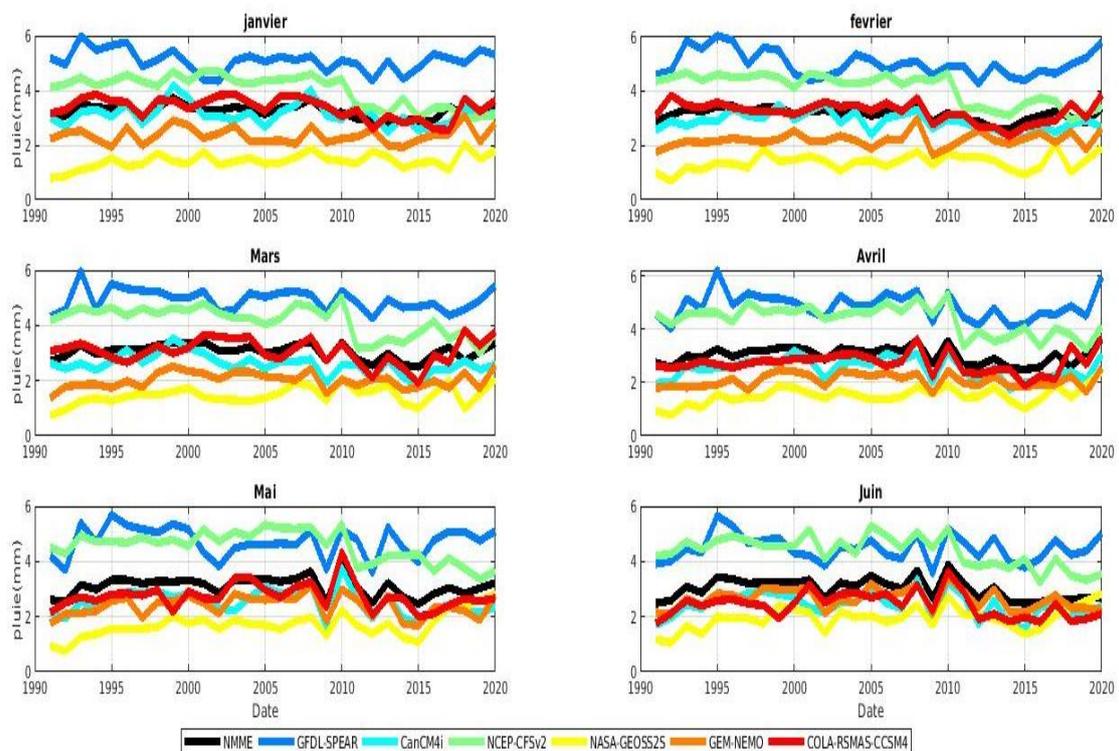


Figure 3.1: Séries temporelles des prévisions de précipitations des sous modèles du NMME pour différents délais

La figure 3.1 représente les séries temporelles des précipitations au Sénégal faites avec les 6 sous modèles de NMME (CanCM4i, GFDL-SPEAR, NCEP-CFSV2, NASA-GEOSS2S, GEM-NEMO, COLA-RSMAS-CCSM4) pour différents délais de prévisions et avec le NMME (en noir) sur une période de 30 ans (1991-2020).

Elle illustre la différence des prévisions à différents délais avec comme saison cible de juillet à septembre (JAS). Il a été considéré que le délai le plus court correspond à une prédiction pour JAS d'un mois, faite au début de juin et le délai le plus long, à une prédiction pour la même saison cible (JAS) de six (6) mois, faite au début du mois de janvier. On note que plus le délai est court (proche de la saison cible), plus la prévision est précise. Autrement dit, la prévision des précipitations est plus précise en juin même si les « skills » sont bons à partir du mois d'avril. Il faut noter que le PRESAO, initié en 1998, émet des prévisions consensuelles en réunissant annuellement des structures du domaine chaque mi-avril correspondant à une période où le skill est bon.

Les prédictions dérivées des champs de précipitations produits par les 6 sous modèles de NMME, un par groupe de modélisation (NASA/Goddard Space Flight Center/Global Modeling and Assimilation Office, NCAR/Center for Ocean-Land-Atmosphere Studies/Rosenstiel School for Marine and Atmospheric Sciences, NOAA/Geophysical Fluid Dynamics Laboratory et NOAA/National Centers for Environmental prediction/Climate Prediction Centers) et deux versions pour le groupe de modélisation (Environnement Canada), sont moyennés dans le site IRI « Data Library » avec le langage Ingrid à différents délais et téléchargés sur le format CPT

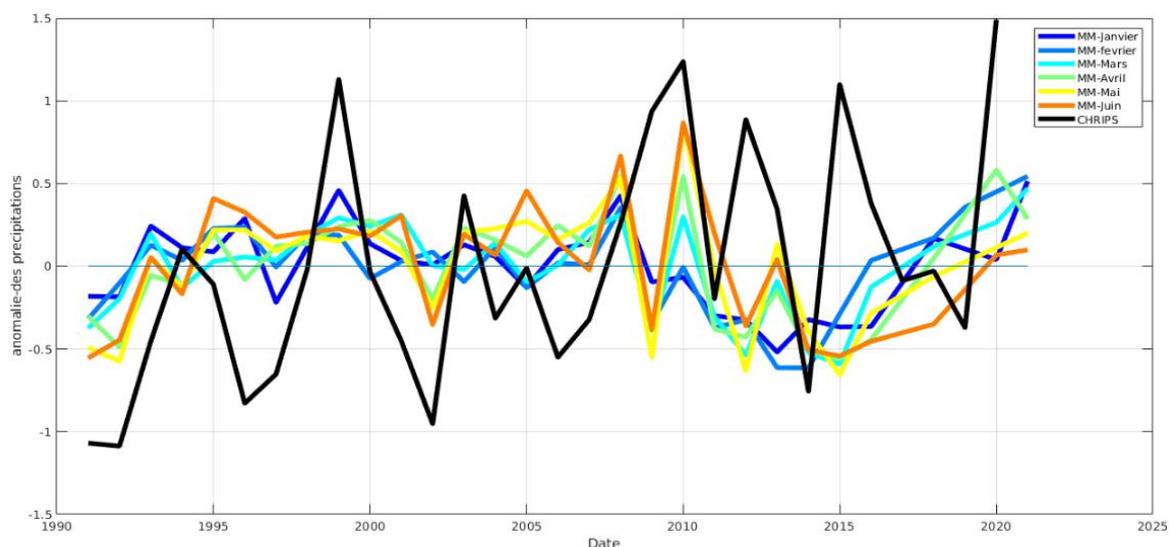


Figure 3.2 : Anomalie des précipitations avec NMME à différents délais

La Figure 3.2 montre leurs anomalies (courbes en couleur) sur une période de 30 ans (1991-2020) et celle des observations en noir. On note que les tendances récentes de la pluviométrie convergente vers une légère amélioration au Sénégal. En réalité, aussi bien dans la zone sahélienne (Sarr, 2008, 2009) que dans les zones soudaniennes (Sané, 2003 ; Faye, 2015), les analyses sont unanimes sur un retour, certes timide, à des conditions plus humides. Globalement sur le Sénégal, Sène et Ozer (2002), Sène (2007) et Sarr et al. (2013) ont évoqué ce retour de la pluviométrie. Toutefois, les périodes identifiées par les différents auteurs comprennent les décennies 1990 et 2000. Bodian (2014) a identifié dans son étude la période 1999-2013. Déjà entre 1990 et 2000, Diaw et al. (2007) considéraient la situation pluviométrique de cette période comme relativement normale. Pour étudier les relations qui existent entre la température de la surface de la mer et le comportement des pluies, une étude montrant l'anomalie de la SST des différents bassins océaniques a été faite avec le NMME (Figures 3.3 et 3.4).

Le phénomène ENSO provoque des perturbations et des effets climatiques importants et se décompose en deux phases: la phase El Niño est un évènement chaud tandis que la phase dite La Niña est un évènement froid.

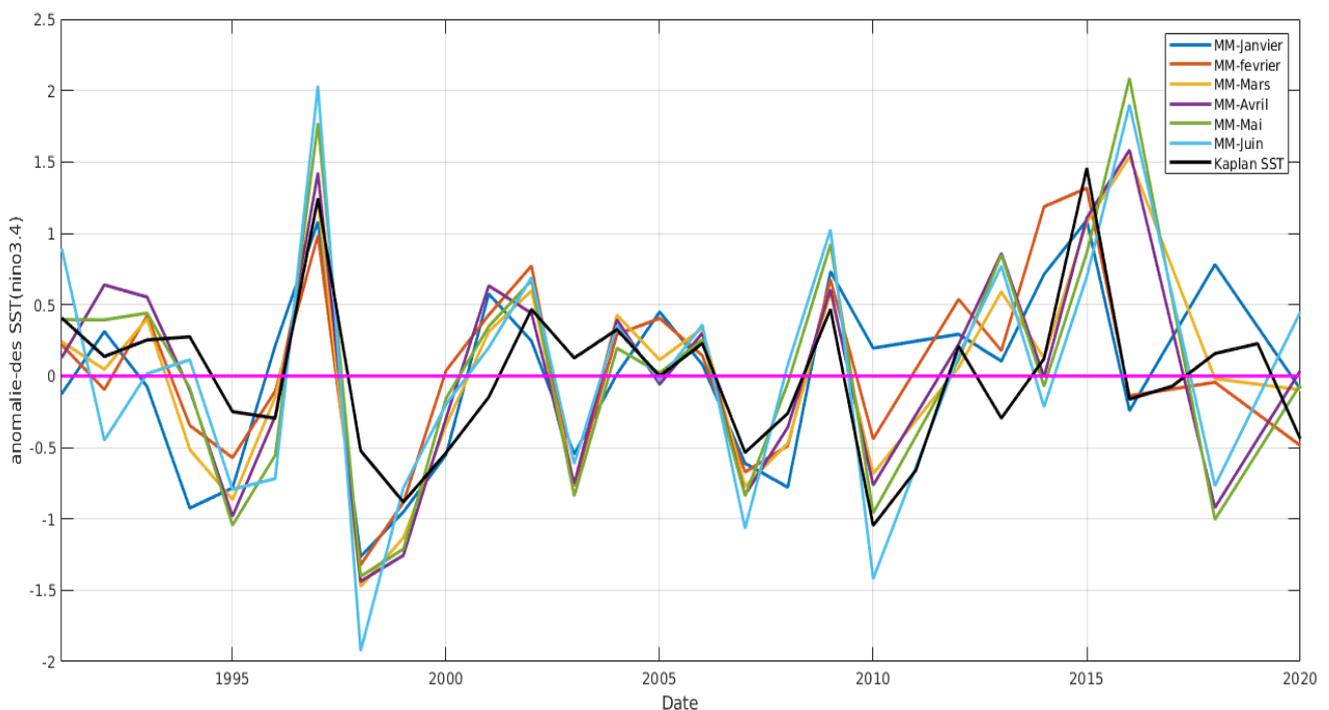


Figure 3.3 : Moyenne des anomalies de SST (NINO3.4) avec NMME pour différents délais

La figure 3.3 représente l'anomalie de température de surface de la mer sur le bassin NINO3.4 du Pacifique couvrant la période 1991-2020. On constate des anomalies négatives pour les années 1998, 1999, 2010 et positives pour 1997, 2009 et 2015. Il est possible d'associer qualitativement le succès des prévisions à la récurrence des évènements ayant une anomalie

négative et des précipitations abondantes mais aussi les évènements à anomalie positive et des précipitations déficitaires (Giannini et al, 2020).

La variabilité observée pour la température de surface de la mer dans l'Atlantique Nord est caractérisée par une échelle de temps principalement multi-décennale.

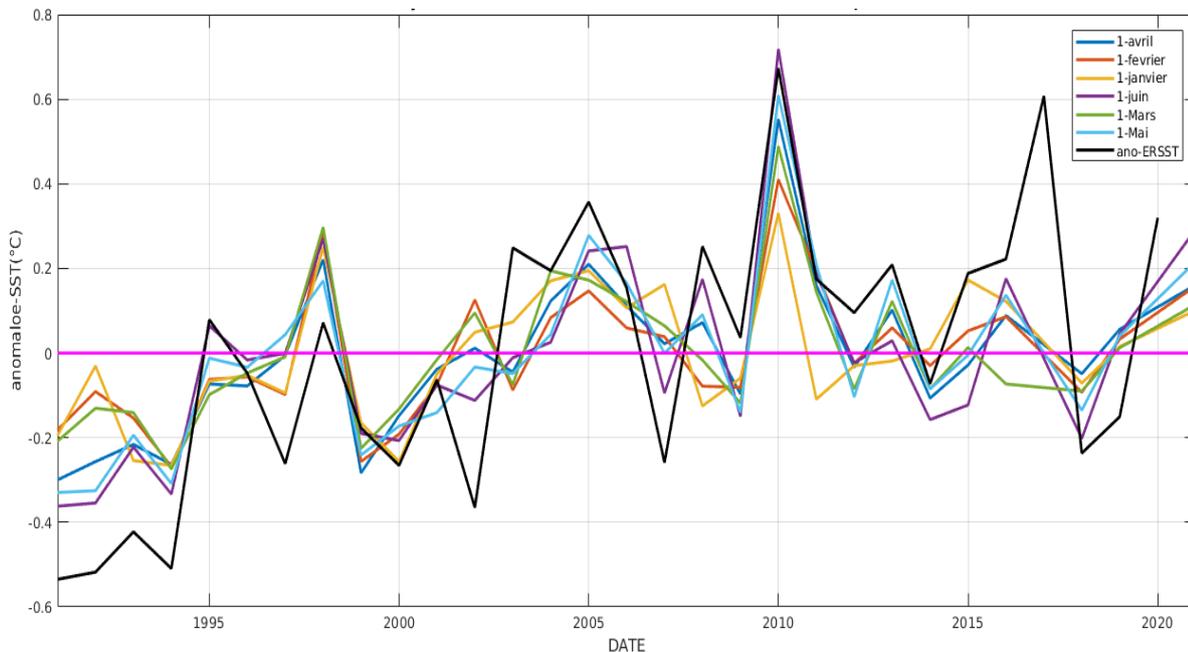


Figure 3.4 : moyenne des anomalies de SST (NA) avec NMME à différents délais

Ce phénomène est communément appelé Oscillation Multi-décennale de l'Atlantique (AMO) dont l'indice est défini comme la moyenne de la SST dans le bassin ($0^{\circ}\text{N}-60^{\circ}\text{N}$; $80^{\circ}\text{W}-0\text{W}$), détendue pour isoler la variabilité naturelle (Enfield and al, 2001) (anomalies représentées sur la figure 3.4). Il a été démontré que les changements de température associés à AMO affectent le temps et le climat autour du bassin de l'Atlantique Nord et peut-être dans l'ensemble des tropiques (Kerr and al, 2005)

Cependant, le mécanisme physique d'AMO n'est pas bien compris. Une anomalie spécifique Atlantique pourrait donc être déterminante pour faire d'un El Nino potentiel un phénomène majeur ayant ensuite à son tour des répercussions importantes sur l'ensemble de la ceinture tropicale.

Pour avoir des informations fiables sur la performance du modèle NMME, différents scores ont été calculés dont un déterministe (RMSE) et deux probabilistes (HSS, RPSS) pour différents délais. Nous aurons à comparer également la performance en fonction des dates de début de prévision (DDP).

3.2. Évaluation de la qualité des prévisions en fonction du délai de prévision

Les stratégies d'évaluation préconisées ici consistent d'abord à vérifier que la prévision déterministe possède un score significativement positif, au sens de la corrélation. Un score nul indiquerait que la prévision est une variable indépendante de l'observation, et toute formulation probabiliste ne serait qu'un artifice pour masquer notre ignorance complète. En effet, le modèle est censé imiter la réalité ; s'il fait le contraire, la taille des échantillons et le bon sens s'accordent pour interdire l'idée de prendre le contre-pied de la prévision. Une fois assuré que la prévision du modèle a quelque chose à voir avec l'observation correspondante, on peut appliquer un score à la prévision probabiliste.

L'erreur quadratique fournit une indication sur la dispersion ou la variabilité de la qualité de la prévision. Pour chaque observation on prend la différence entre valeur prévue et valeur observée (c'est l'erreur du modèle), on prend le carré, et enfin on fait la moyenne des carrés sur toutes les observations (figure 3.5).

Nous avons calculé les erreurs de prévision pour les précipitations et la température (figure 3.5) et de fortes erreurs ont été notées lors de la prévision des précipitations avec le NMME. La prévision est d'autant plus précise que le RMSE est faible ainsi le modèle NASA-GEOS2S (jaune) est celui qui présente moins d'erreur suivie celui de GEM-NEMO (orange). Pour le cas du NMME, l'erreur est plus accentuée au mois d'avril.

Concernant la prévision de la température de la surface de la mer, on a constaté que plus on s'approche de la saison cible plus l'erreur du modèle est minimale à l'exception du mois de mars où on observe moins d'erreur comparé au mois d'avril.

La prévision des précipitations et de la température de surface de la mer faite avec les mêmes modèles pour différents délais montre que ces derniers sont plus adaptés à prévoir la SST que les précipitations et aussi permet d'augmenter le délai de prévision avec une compétence meilleure que celle faite au mois d'avril.

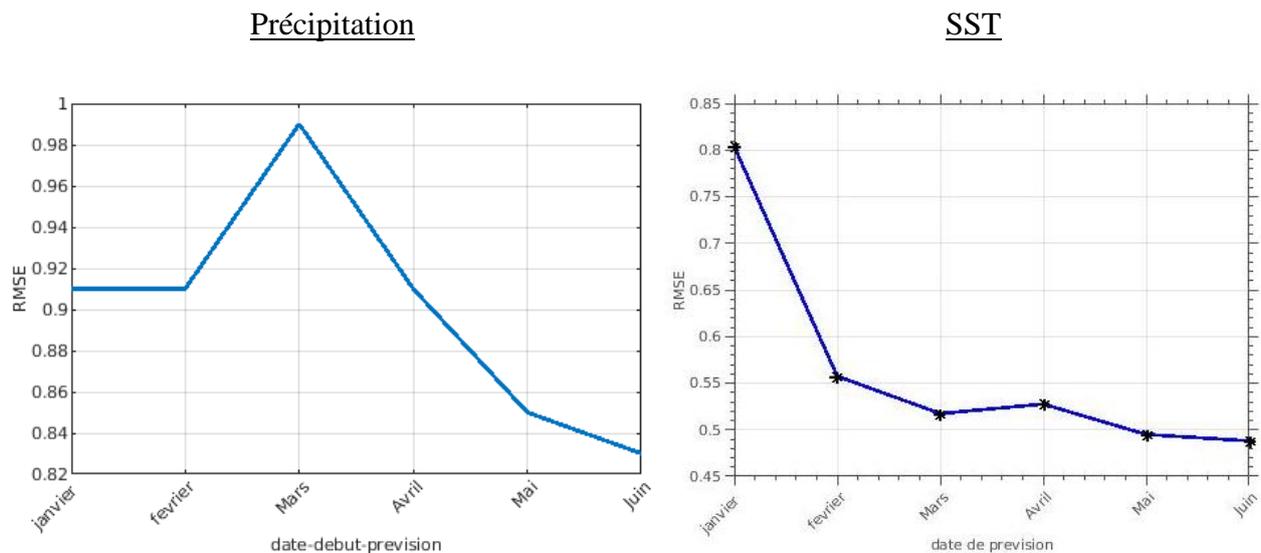


Figure 3.5: Erreurs quadratiques pour différents délais de prévision (RMSE pour les précipitations du Sénégal à gauche et celle pour les SST (niño 3.4) à droite)

En effet, il a été noté que plus on s'approche de la saison cible plus la prévision est précise or pour le cas du NMME un bon skill a été noté au mois de mars. L'erreur quadratique calculée permet de déduire que la prévision faite avec l'ensemble multi-modèle Nord Américain aurait une tendance à augmenter le délai de prévision de la SST avec un bon skill.

En plus de ce score, nous utilisons deux autres de types probabilistes pour faire les comparaisons. Cela nécessite d'abord un classement des données climatiques par catégories, une autre manière de présenter les prévisions saisonnières, c'est de comparer les répartitions des membres de l'ensemble à des catégories représentant le climat à long terme.

Les données climatiques historiques sont scindées en trois catégories égales ou terciles représentant les conditions au-dessus de la moyenne, proche de la moyenne et en-dessous de la moyenne. Il y a une variabilité naturelle d'une année à l'autre, avec des années plus sèches ou plus humides.

La normale pluviométrique est définie ici comme la pluviométrie moyenne des 30 ans, sur la période 1991-2020.

- La catégorie "au-dessus de la normale" correspond au tiers des observations dont les cumuls pluviométriques sont les plus élevés (33%) ;
- La catégorie "en-dessous de la normale" correspond au tiers des observations dont les cumuls pluviométriques sont les plus faibles (33%) ;
- La catégorie "proche de la normale" correspond au groupe des années restantes (33%)

Cela permet de définir les seuils des précipitations entre chacune des catégories et de déterminer les catégories des données prévues.

Avant d'utiliser des prévisions saisonnières, il est important d'avoir une bonne idée de leurs performances qui sont évalués avec des scores probabilistes (RPSS et HSS). Les calculs de la métrique et du score d'habileté prévisionnelle sont ici effectués sur un échantillon suffisamment grand (30 ans) de paires prévision-observation pour être statistiquement robuste.

La Figure 3.6 représente la variation du score de probabilité classée à différentes dates de début de prévision sur une période de 30 ans (1991-2020).

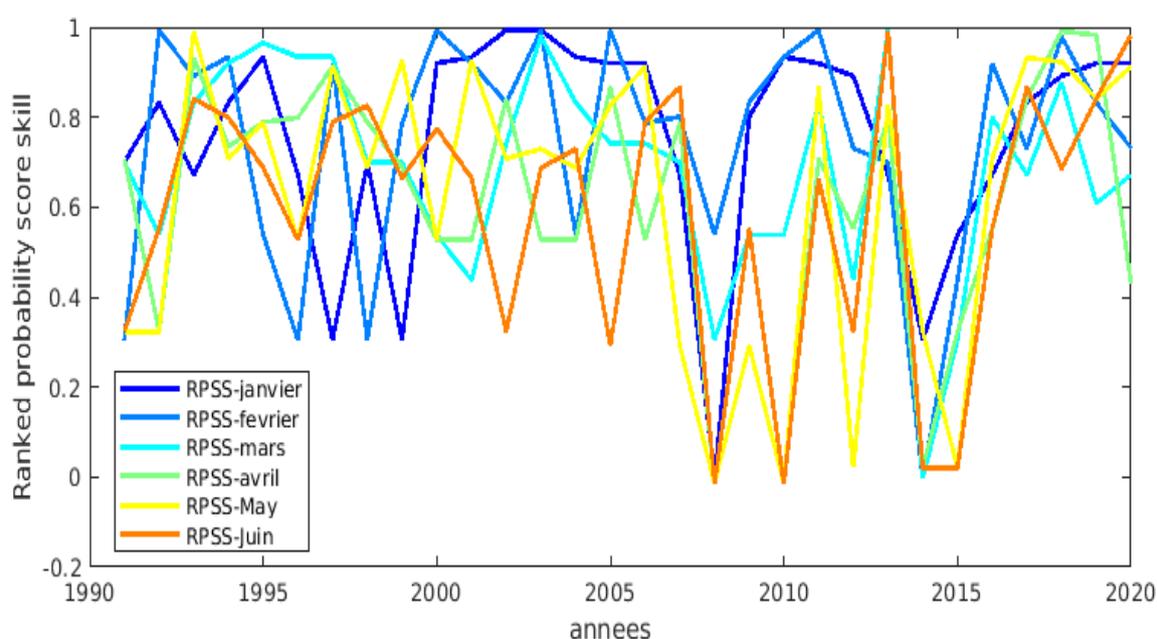


Figure 3.6 : Scores de probabilité classée à différentes échéances

Leur moyenne climatologique est illustrée par le tableau suivant :

Tableau 3 : Score de probabilité classée moyenne

Ranked probabilité score skill						
DDP	Janvier	Février	Mars	Avril	Mai	Juin
RPSS moyenne	0,75	0,73	0,68	0,61	0,61	0,58

Le tableau 3 affiche les scores de probabilité classée (RPSS) pour différents délais et leurs performances. Nous constatons que la prévision faite au mois d'Avril a la même précision que celle faite en Mai d'après le score de probabilité classée. Le système de prévision évalué est

d'autant plus meilleur que le score est élevé donc la prévision est plus précise au mois de Janvier et Février avec un RPSS égal respectivement à 0,75 et 0,73 qu'au mois de Mars avec un score avoisinant 0,68. Ces valeurs positives indiquent que le système évalué est meilleur que la référence, une valeur négative indique le contraire. Le délai le plus court de la prévision reste le mois de Juin avec un bon skill (0,58%) pour le score de probabilité classé.

Pour calculer le HSS (Heidke Score Skill), nous avons besoin d'établir d'abord des tableaux de contingence pour chaque échéance qui contiennent toutes les informations nécessaires pour calculer ce score.

Tableau 4 : tableau de correspondance des catégories au mois de janvier

Tableau de contingence (DDP=Janvier)					
Catégories observées					
Catégories prévues		sèche	normale	humide	
	sèche	4	2	4	10
	normale	4	3	3	10
	humide	2	5	3	10
	10	10	10	30	

Tableau 5 : tableau de correspondance des catégories au mois de février

Tableau de contingence (DDP=février)					
Catégories observées					
Catégories prévues		sèche	normale	humide	
	sèche	3	3	4	10
	normale	4	3	3	10
	humide	3	4	3	10
	10	10	10	30	

Les tableaux 4, 5, 6, 7, 8, 9 ont une interprétation similaire, nous décrivons alors pour le cas du mois de Janvier.

$n(F1, O1)$ le nombre de prévisions dans la catégorie sèche qui ont des observations dans la catégorie sèche est égal à 4 pour le mois de janvier. Ce nombre est de 3 pour $n(F2, O2)$, et 3 pour $n(F3, O3)$.

$N(F1)$ désigne le nombre total de prévisions dans la catégorie sèche et est égal 10 pour le mois de janvier. Ce nombre est aussi égal à 10 pour $N(F2)$ et 10 pour $N(F3)$, respectivement pour les catégories normale et humide prévues.

$N(O1)$ désigne le nombre total d'observations dans la catégorie sèche et est égal 10 pour le mois de janvier. Ce nombre est aussi égal à 10 pour $N(O2)$ et 10 pour $N(O3)$ respectivement pour les catégories normale et humide observées.

N le nombre total de prévisions est égal ici à 30.

Le nombre de prévisions correctes est la somme des éléments diagonaux du tableau de contingence et est égal à 10 pour le mois de janvier.

Tableau 6 : tableau de correspondance des catégories au mois de Mars

Tableau de contingence (DDP=Mars)					
Catégories observées					
Catégories prévues		sèche	normale	humide	
	sèche	3	3	4	10
	normale	5	3	2	10
	humide	2	4	4	10
	10	10	10	30	

Tableau 7 : tableau de correspondance des catégories au mois d'Avril

Tableau de contingence (DDP=Avril)					
Catégories observées					
Catégories prévues		sèche	normale	humide	
	sèche	4	2	4	10
	normale	4	5	1	10
	humide	2	3	5	10
	10	10	10	30	

Tableau 8 : tableau de correspondance des catégories au mois de Mai

Tableau de contingence (DDP=Mai)					
Catégories observées					
Catégories prévues		sèche	normale	humide	
	sèche	4	2	4	10
	normale	5	2	3	10
	humide	1	6	3	10
	10	10	10	30	

Tableau 9 : tableau de correspondance des catégories au mois de Juin

Tableau de contingence (DDP=Juin)					
Catégories observées					
Catégories prévues		sèche	normale	humide	
	sèche	4	2	4	10
	normale	4	4	2	10
	humide	2	4	4	10
	10	10	10	30	

Pour chaque délai de début de prévisions, un tableau de contingence a été fait pour calculer le HSS.

Tableau 10: compétence de score Heidke

Heidke Score Skill						
DDP	Janvier	Février	Mars	Avril	Mai	Juin
HSS	0	-0,05	0	0,2	-0,05	0,01

La compétence de score Heidke est le deuxième score probabiliste utilisé dans ce mémoire après celui de la probabilité classée. Il est basé sur la proportion de réussite de Heidke, qui est la proportion de cas de prévision dans lesquels la catégorie de prévision à laquelle la probabilité la plus élevée est observée ultérieurement.

Par conséquent, ce score reflète la discrimination, la fiabilité et la résolution. Le score de compétence de Heidke se place dans un cadre où le niveau reflétant l'absence de compétence est mis à l'échelle pour être égal à 0 au lieu de 0,333, tandis que le niveau reflétant l'existence de compétence est mis à l'échelle pour être égal à 1.

Le tableau 10 illustre la compétence du score Heidke des prévisions de précipitation faite avec le NMME. On rappelle que l'intervalle du HSS est de $-\infty$ à 1, Les valeurs négatives indiquent que la prévision aléatoire est meilleure, 0 signifie aucune compétence, et une prévision parfaite obtient un HSS de 1.

Ce score ne révèle pas de skill pour la prévision des précipitations faite avec le NMME pour toutes les échéances (tableau 10) par contre celui de la prévision des températures de la surface océanique révèle un bon skill, plus accentué au mois de Mars avoisinant 45% (figure 3.7)

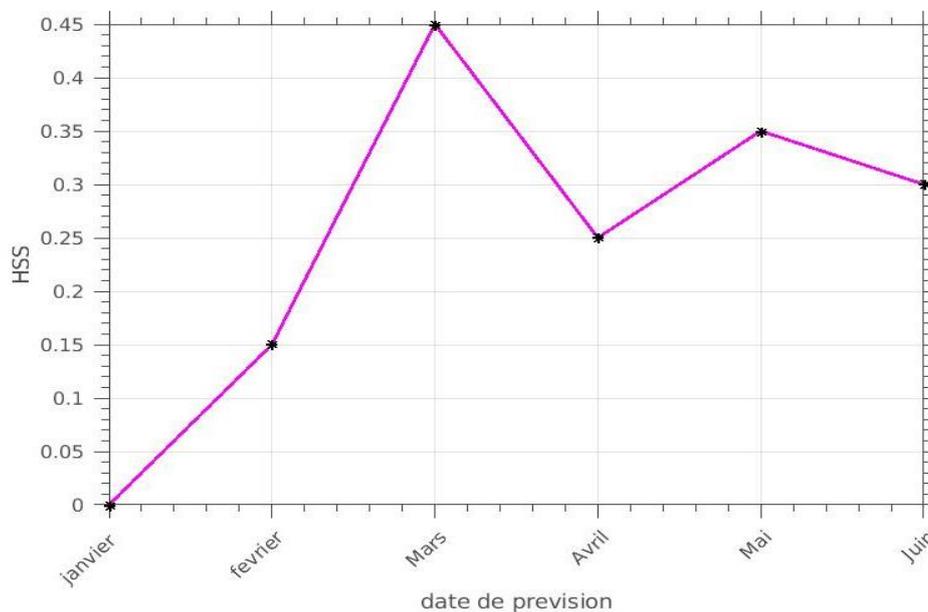


Figure 3.7 : compétence du HSS pour les SST

De bons skills sont aussi notés aux mois de Mai et Juin. Cela confirme l'augmentation des délais de prévisions jusqu'au mois Mars avec des compétences supérieures à celles des mois d'Avril, Mai et Juin mais concerne seulement la prévision des SST.

Les prévisions saisonnières sont nécessairement probabilistes. Les modèles utilisés pour prévoir le climat ne sont pas parfaits avec les précipitations au niveau du Sénégal, mais en identifiant et en minimisant leurs erreurs, nous pouvons maximiser leur utilité. Les deux attributs des prévisions probabilistes sont la fiabilité et la résolution. Ces deux aspects nécessitent une vérification. Les compétences en matière de prévisions climatiques saisonnières varient selon les saisons et les régions géographiques.

3.3. Evaluation de la prévisibilité temporelle des précipitations en lien avec la température de la surface océanique(SST)

Les interactions entre l'océan et la basse atmosphère sont particulièrement intenses au voisinage de l'équateur pour deux raisons principales, liées entre elles : (1) les eaux de surface de l'océan sont généralement chaudes et favorisent les transferts de chaleur et d'eau entre les deux milieux, principalement par évaporation et précipitation ; (2) la singularité équatoriale, qui crée une dynamique océanique zonale, est capable de déplacer très rapidement, et sur de longues distances, ces eaux chaudes (ou froides), et donc de créer des anomalies thermiques de surface auxquelles l'atmosphère est particulièrement sensible. Il serait intéressant donc de voir l'influence de la température océanique sur les précipitations. Pour cela deux bassins ont été ciblés pour corrélérer leur température de surface et les précipitations prévues par le NMME et les sous modèles pour différents délais.

Les corrélations de la température de surface océanique et les précipitations au Sénégal avec les sous modèles du NMME et avec la moyenne d'ensemble (rouge) sont présentées sur la figure 3.8.

On constate une bonne corrélation aux mois de Janvier et Février pour le NMME avec un coefficient compris entre -0,7 et -0,6 alors qu'en Mars et Avril, on note un coefficient de corrélation de l'ordre -0.5. Pour les mois de Mai et Juin, un coefficient compris entre -0,3 et -0,4 a été constaté.

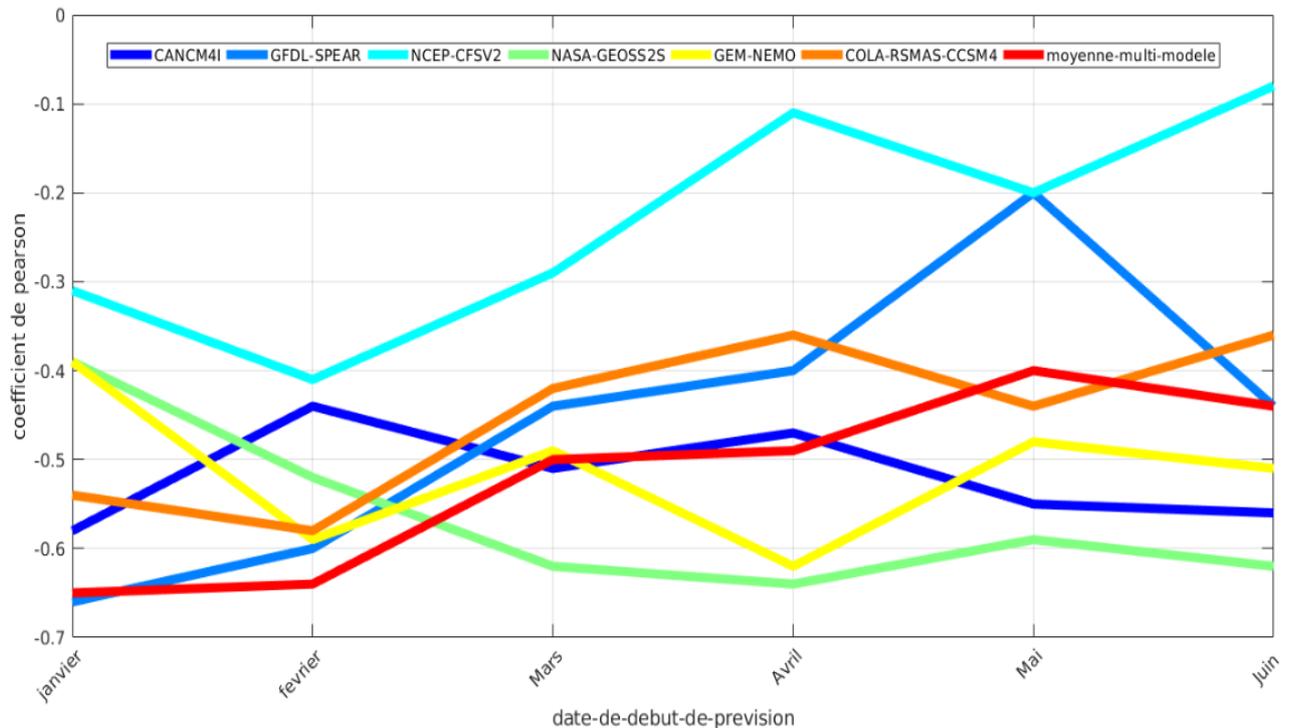


Figure 3.8 : corrélation de la SST (NINO3.4) et les précipitations au Sénégal avec le modèle NMME.

Cependant, il faut noter que quelques modèles ont un coefficient supérieur, pour les délais les plus courts (Avril, Mai, Juin), à celui de la moyenne d'ensemble. Ce sont les cas des modèles comme NASA-GEOS25 (vert) et GEM-NEMO (jaune). Cela peut être expliqué par la faible corrélation obtenue avec les modèles NCEP-CFSV2 (bleu clair) et GFDL-SPEAR (bleu moyen clair).

ENSO est la plus forte source de prévisibilité (Ndiaye et al, 2011). Comme prévu, les précipitations supérieures à la moyenne sont associées aux phases négatives d'ENSO ou à la condition La NINA dans la Pacifique Tropical (Giannini et al, 2003)

L'empreinte d'ENSO est présente dans le NMME et dans les sous modèles à l'exception de NCEP-CFSV2 (bleu clair) et GFDL-SPEAR (bleu moyen claire) pour le mois de Mai seulement.

La température de la surface du bassin de l'Atlantique est corrélée avec les précipitations du Sénégal prévues avec le modèle NMME (rouge) et ses sous modèles (figure 3.9).

Nous remarquons dans cette figure que le coefficient de corrélation varie entre 0 et 0,4 pour le modèle NMME avec un maximum au mois d'Avril. Le modèle NMME est dépassé par deux sous modèles au mois d'Avril : GEM-NEMO (jaune) et NCEP-CFSV2 (bleu clair)

Aux mois de Février et Mars, les coefficients de corrélation pour les modèles NASA-GEOSS2S (vert) et NCEP-CFSV2 (bleu clair) sont supérieurs à ceux du NMME et le même cas est constaté au mois de Mai où on observe de bonnes corrélations pour les sous modèles COLA-RSMAS-CCSM4 (orange), GEM-NEMO (jaune) et NCEP-CFSV2 (bleu clair).

L'océan Atlantique constitue ici une source ampliative. Son réchauffement est positivement corrélé avec les précipitations du Sénégal pour le modèle NMME.

La comparaison de ces prédictors nous permet de déduire que les précipitations au Sénégal sont plus liées à la SST du bassin Pacifique. Cependant il est à noter que l'influence de celui du Nord Atlantique reste significative pour certains délais.

La différence de température de ces deux zones est corrélée également avec les précipitations sur une période de 30 ans de 1991 à 2020 (figure 3.10)

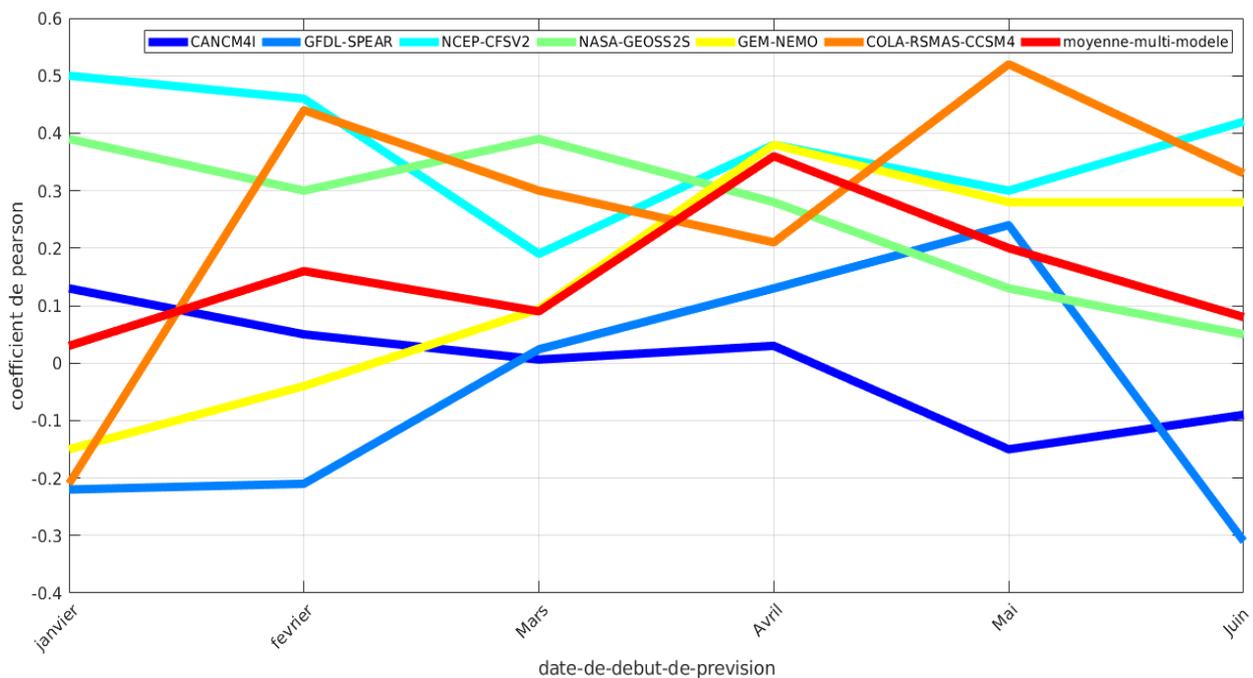


Figure 3.9 : corrélation de la SST (atlantique nord) et les précipitations au Sénégal avec le modèle NMME.

La différence de SST des bassins Pacifique et Atlantique semble être le meilleur prédicteur comparé à ceux de la température surfacique des bassins étudiés précédemment. Sa corrélation avec les précipitations issues des différents sous modèles du NMME, illustré dans la figure 3.10 nous permet de le justifier. En effet, on constate une bonne corrélation avec le modèle NMME (rouge) pour tous les délais de prévision, avec des coefficients compris entre 0,35 et 0,6.

Le NMME est dépassé seulement par le sous modèle GEM-NEMO (jaune) dans les délais les plus proches (Avril, Mai, Juin).

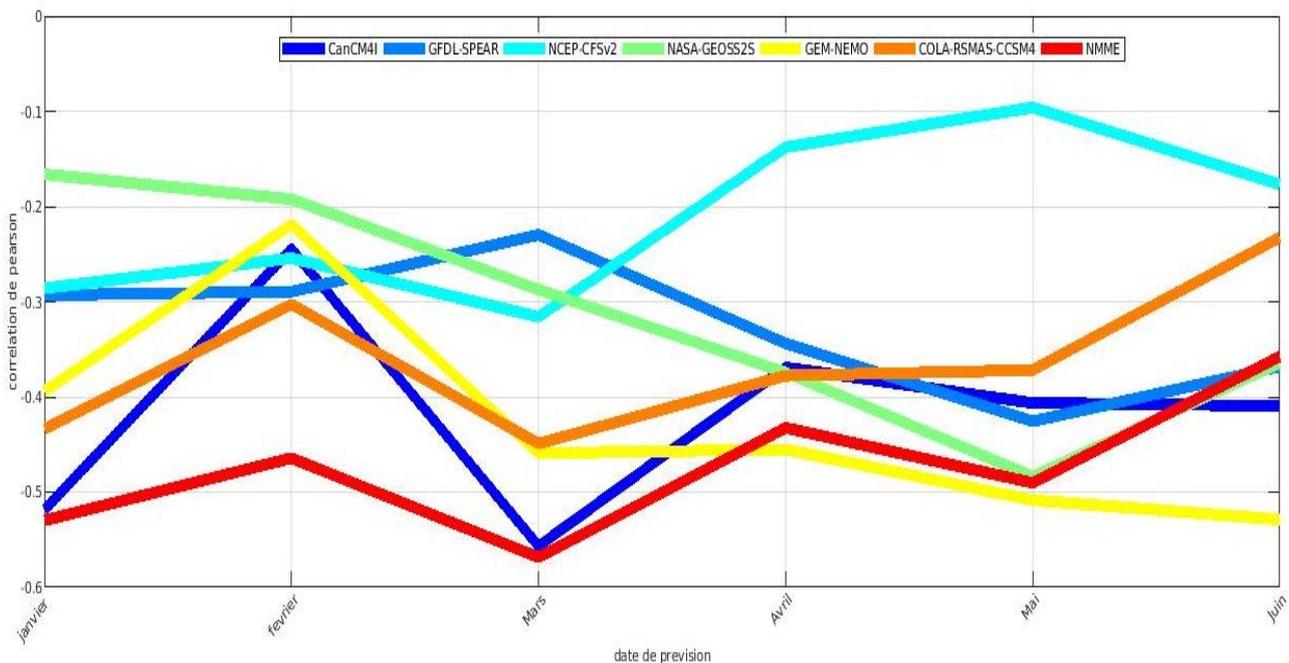


Figure 3.10 : corrélation de la différence SST (Nalt-Nino3.4) et les précipitations au Sénégal avec le modèle NMME.

3.4 Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface océanique(SST)

Les océans sont le lieu de formation de nombreux phénomènes climatiques susceptibles d'avoir un impact sur les sociétés tels que les tempêtes ou les cyclones. Il paraît donc important d'étudier précisément les précipitations d'origine océanique afin d'observer leurs fréquences et leurs répartitions dans la région. Les événements de précipitations intenses qu'ils soient liés ou non à des phénomènes cycloniques présentent à la fois des effets bénéfiques et préjudiciables pour l'homme. Ces événements peuvent en effet être favorables à l'agriculture de par l'apport hydrique indispensable qu'ils représentent mais également dévastateurs en cas de trop fortes précipitations.

L'apport des trois bassins océaniques (Pacifique, Atlantique nord, Golf de Guinée) sur les précipitations au Sénégal avec le modèle NMME est évalué dans ce travail avec le logiciel CPT (Climate Predictability Tools).

Pour la prévision saisonnière des précipitations, l'analyse de corrélation canonique (ACC ou CCA en anglais) est utilisée, comme décrit dans les études précédentes (*Barnett et Preisendorfer 1987 ; Barnston et Smith 1996 ; Thiaw et al. 1999*). Le CCA est une régression multivariée qui relie les modèles dans les champs prédicteurs (par exemple, SST) aux modèles dans un champ prédictif (par exemple, les précipitations). Une validation croisée (*Michaelsen 1987*) et des conceptions rétroactives sont utilisées pour minimiser l'inflation des estimations des compétences.

Les données Enacts, issues de l'ANACIM, ont été utilisées ici sur une période de 30 ans (1991-2020). Une analyse de corrélation canonique est faite entre les SST des différents bassins et les précipitations.

3.4 .1 Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface du bassin Pacifique

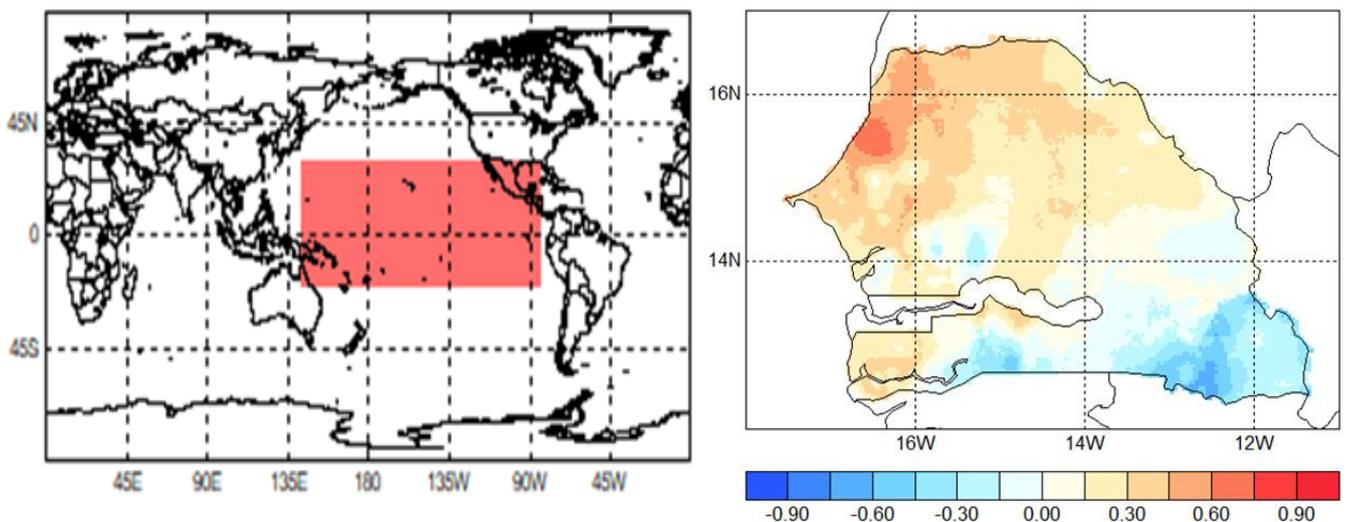


Figure 3.11 : corrélation entre SST du bassin Pacifique et précipitations au Sénégal

La carte à gauche de la figure 3.11 montre la partie de l'océan mise en jeu et celle de la droite représente la carte de skill.

L'analyse de corrélation canonique a révélé un lien relativement fort, au Nord et à l'Ouest du Sénégal, entre les SST du bassin Pacifique et les précipitations avec de bon skills (**figure 3.11**), donc les précipitations sont fortement influées par le bassin Pacifique. Par contre au Sud-Est, vers Kédougou, il est noté un faible skill décroissant petit à petit vers le centre. Ceci ne

permet pas de se prononcer sur l'apport du bassin Pacifique dans la partie Sud-Est et une partie du Centre mais nous renseigne que la SST de ce bassin constitue un bon prédicteur pour les prévisions saisonnières de certaines régions du pays au Nord.

3.4.2 Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface du bassin Nord Atlantique

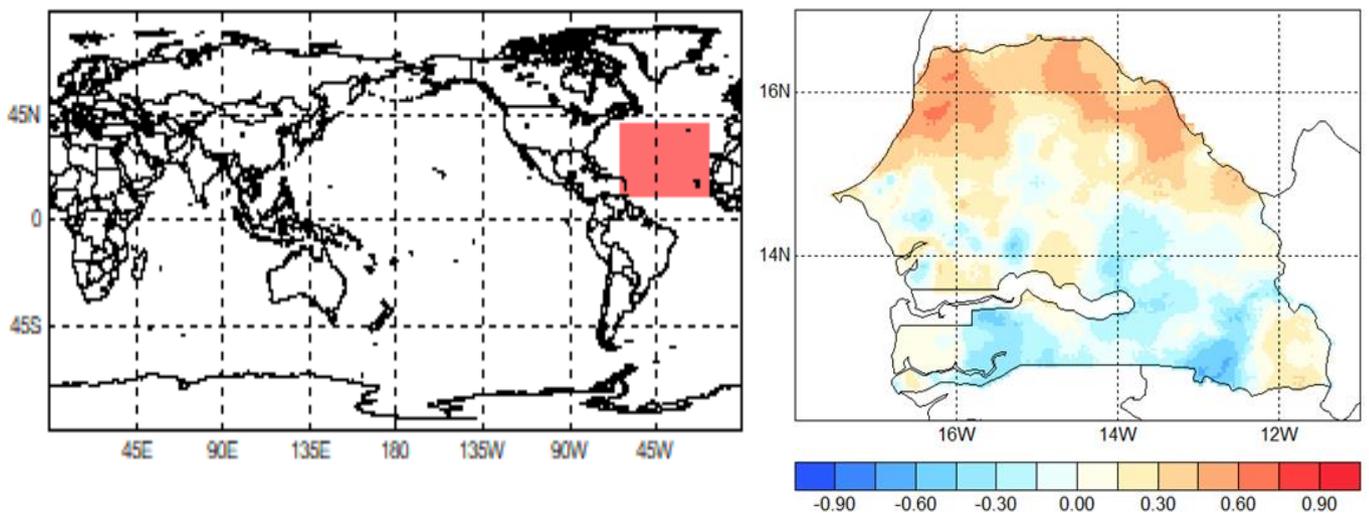


Figure 3.12 : corrélation entre SST du bassin Nord Atlantique et précipitations au Sénégal

La corrélation entre la SST du bassin Nord Atlantique et les précipitations prévues par le modèle NMME est illustrée par la figure 3.12.

Le bassin Nord Atlantique est le plus proche de la zone d'étude et impacte plus au Nord où on note un très bon skill, plus accentué à l'Ouest et à l'Est vers saint louis et décroissant progressivement vers le centre. Un faible skill est constaté dans le Sud et le Centre du Sénégal occupant un espace plus important et très variable. Les modes de variabilité étant différents selon la proximité de l'Atlantique, cela suggère des mécanismes de grande échelle différents.

3.4.3 Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations en lien avec la température de la surface du bassin du Golfe de Guinée

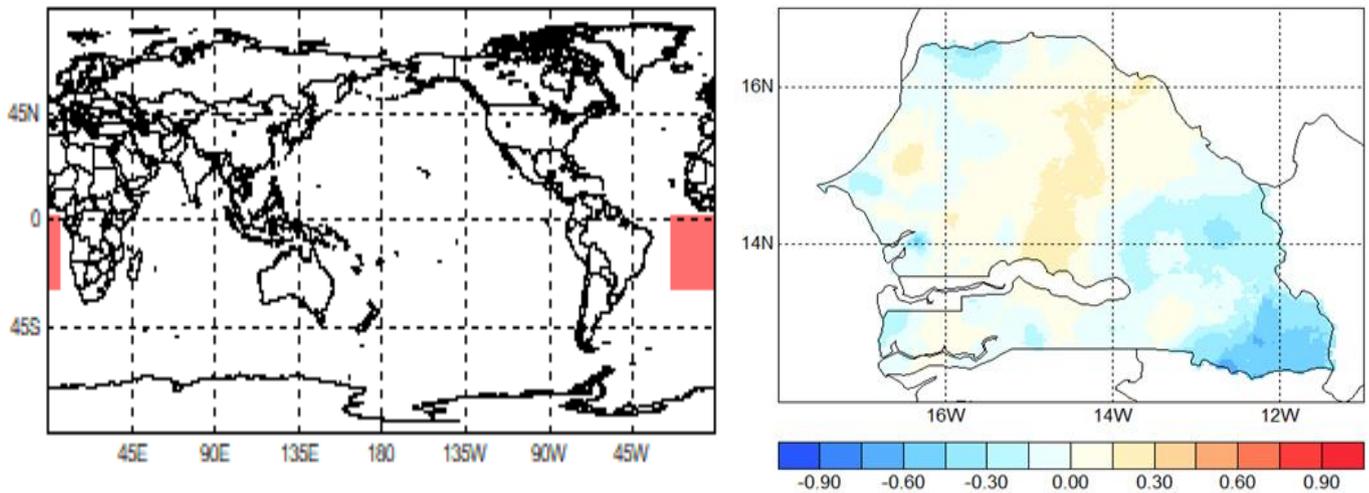


Figure 3.13 : corrélation entre SST du bassin du Golfe de Guinée et précipitations au Sénégal

Le Golfe de Guinée représente une région soumise à d'importantes variabilités climatiques aux échelles de temps intra-saisonnières à interannuelles. Les upwellings équatorial et côtiers au Nord du Golfe de Guinée se caractérisent par un refroidissement de la SST et se traduisent aussi par une signature du niveau de la mer (Picaut, 1983)

La figure 3.13 représente la corrélation entre la SST du Golfe de Guinée et les précipitations au Sénégal prévues par le modèle NMME pour une période de 30 ans de 1991-2020. Elle montre que la SST est plus liée aux précipitations au centre du Sénégal (15W-14W et 14N-15N) avec un skill compris entre 0,15 et 0,30.

Pour l'ensemble des trois bassins utilisés pour voir le lien avec les précipitations au Sénégal, celui du Pacifique paraît plus influant suivi de celui de l'Atlantique.

Cependant, il est à préciser aussi qu'on ne peut déduire directement, pour les zones de faibles skills, qu'il n'y a aucun apport. Les bassins peuvent avoir une influence indirecte sur les précipitations.

Avec l'interconnexion de l'ensemble des bassins, nous avons pensé également à combiner certains bassins pour voir leur influence d'ensemble.

Les mêmes données ont été conservées et on sélectionne, pour la température de la surface des océans, deux zones d'ensemble :

- la température de la surface des bassins nord Atlantique et Pacifique

- la température de la surface des bassins Golfe de Guinée et Nord Atlantique

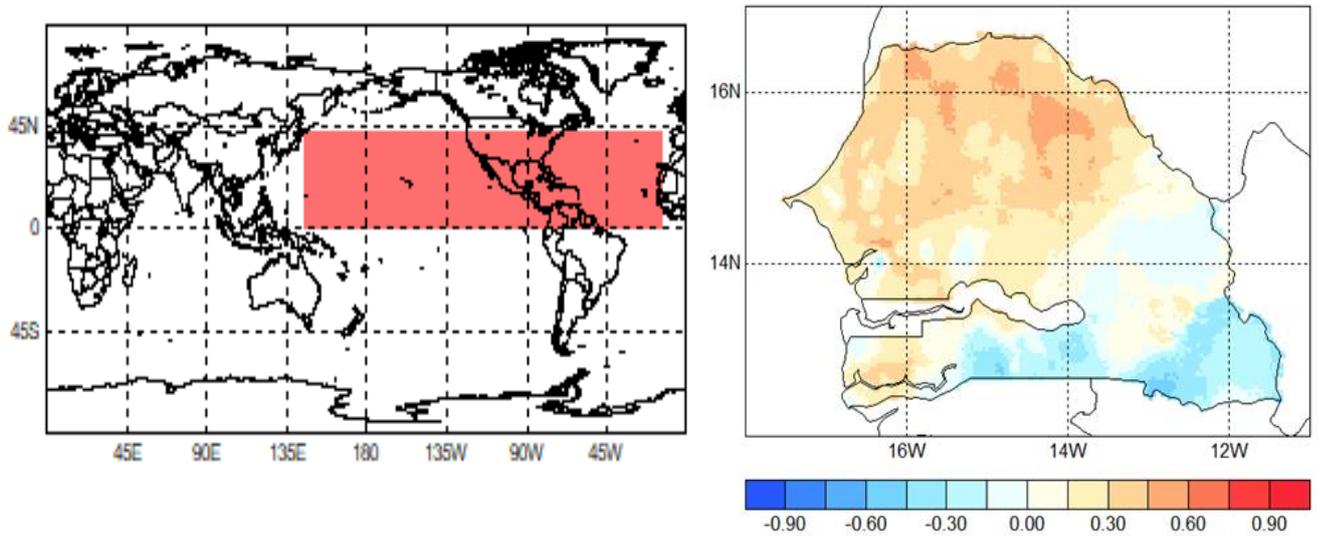


Figure 3.14 : corrélation entre SST des bassins Pacifique et Nord Atlantique et précipitations au Sénégal.

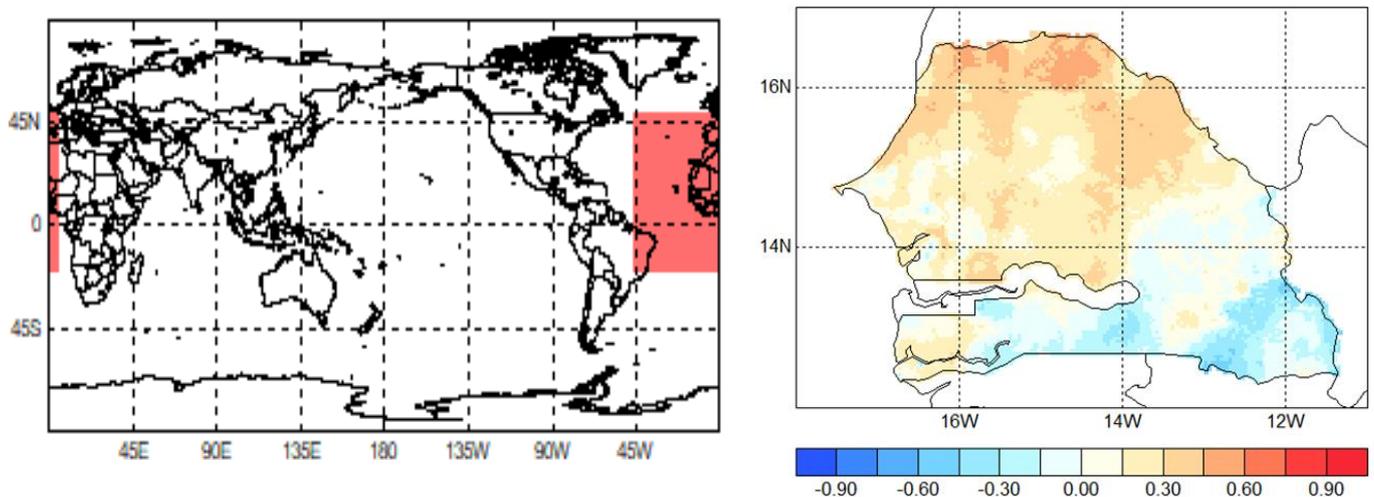


Figure 3.15 : corrélation entre SST des bassins Golfe de Guinée et Nord Atlantique et précipitations au Sénégal.

Les figures 3.14 et 3.15 représentent respectivement la corrélation entre précipitations au Sénégal et SST des bassins **Pacifique** et **Nord Atlantique** et des bassins **Golfe de Guinée** et **Nord Atlantique**.

Pour les deux figures, on constate de très bons skills couvrant presque tout le Sénégal sauf dans la partie Sud-Est (Sédhiou, Kolda et Kédougou) où on note de faibles skills. Les bons skills sont plus accentués au Nord et peu variables au centre.

Les figures nous montrent aussi que les skills obtenus en combinant les SST des bassins Pacifique et Nord Atlantique sont meilleurs comparés à ceux des bassins pris séparément et celui de la combinaison des bassins Nord Atlantique et Golfe de Guinée. Les températures de surface de la mer au large des côtes sénégalaises jouent un rôle important dans la conduite des processus convectifs locaux qui influencent les précipitations au Sénégal (*Biasutti, 2019*).

3.4.4 Evaluation de la prévisibilité spatiale des précipitations sur 36 stations en lien avec la température de la surface des différents bassins

Les données in situ de 36 stations réparties au Sénégal, obtenues par le biais de l'Agence Nationale de l'Aviation Civile et de la Météorologie (ANACIM), ont été utilisées. L'objectif est de voir l'apport des différents bassins sur chacune des stations suivantes :

Tableau 11 : 36 stations météorologiques au Sénégal

	STATIONS	Longitude	Latitude
1	Bakel	-12,5	14,9
2	Bambey	-16,5	14,7
3	Barkeji	-14,9	15,3
4	CapSkirring	-16,8	12,4
5	Diouloulou	-16,6	13,0
6	Diourbel	-16,2	14,7
7	Fatick	-16,4	14,3
8	Kaolack	-16,1	14,1
9	Kedougou	-12,2	12,6
10	Kidira	-12,2	14,5
11	Kolda	-15,0	12,9
12	Koumpentoum	-14,6	14,0
13	Koungheul	-14,8	14,0
14	Linguère	-15,1	15,4
15	Louga	-16,2	15,6
16	Matam	-13,3	15,6
17	Mbacké	-15,9	14,8
18	Mbour	-17,0	14,4
19	Podor	-14,9	16,7
20	Saint-Louis	-16,5	16,1
21	Saraya	-11,8	12,7
22	Sedhiou	-15,6	12,7
23	Simentie	-13,3	13,1
24	Tambacounda	-13,7	13,8
25	Thiadiaye	-16,7	14,4
26	Thiès	-17,0	14,8
27	Thilogne	-13,6	16,0
28	Dakar	-17,5	14,7
29	Velingara	-14,1	13,2
30	Goudiry	-12,7	14,2
31	Kaffrine	-15,6	14,1
32	NioroDuRip	-15,8	13,7
33	Oussouye	-16,5	12,5
34	Ziguinchor	-16,3	12,6
35	Méouane	-16,8	15,1
36	Déaly	-15,6	15,1

Leur corrélation avec les bassins océaniques donne les cartes de skill suivantes :

Sur la figure 3.16, A, B et C nous avons la corrélation entre précipitations et respectivement les SST des bassins **Pacifique, Golfe de Guinée, Nord Atlantique**.

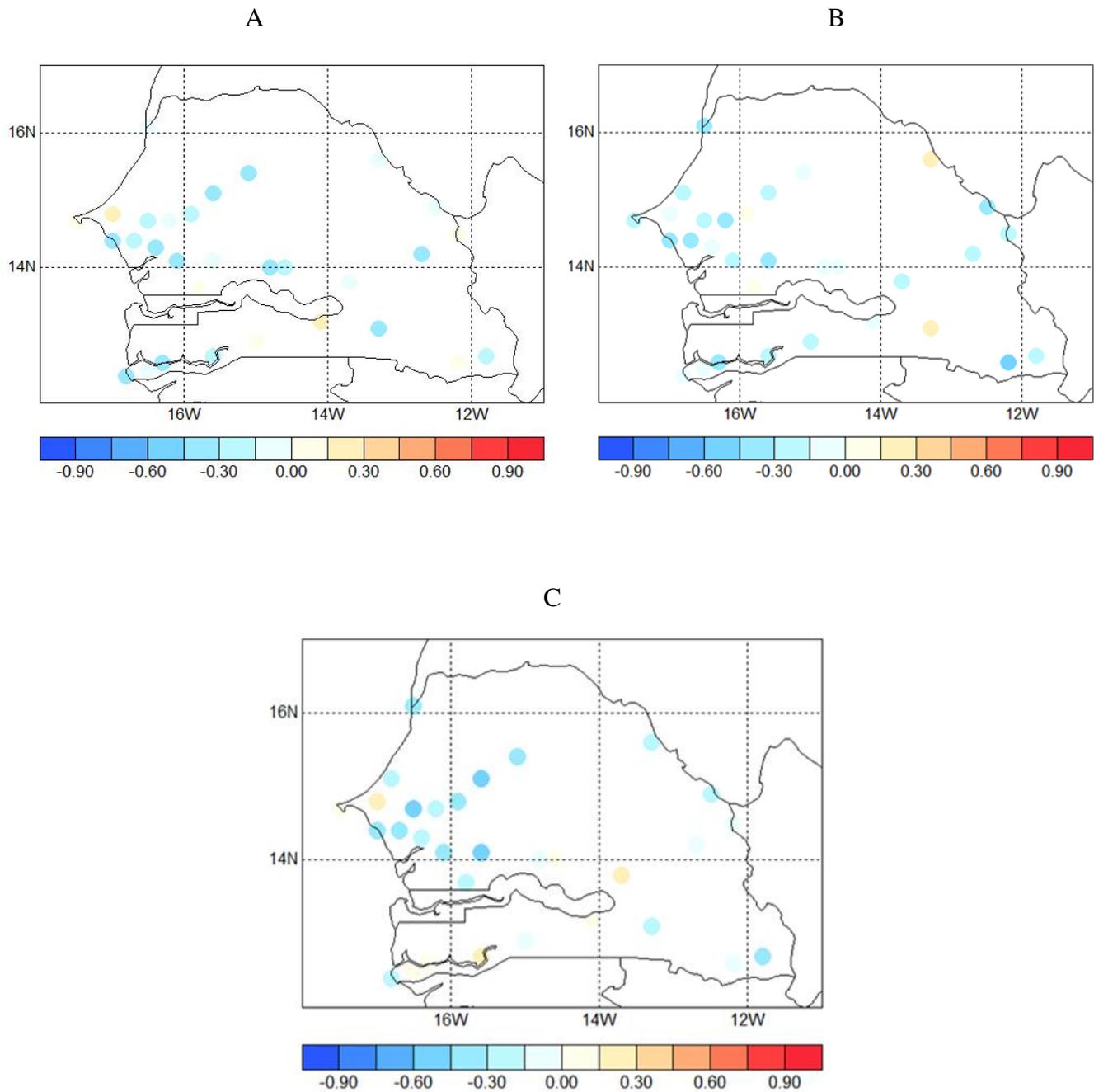


Figure 3.16 : carte de skills en corrélation entre SST des bassins Pacifique (A), Golfe de Guinée (B), Nord Atlantique (C) et précipitations au Sénégal.

L'analyse de la corrélation canonique révèle un lien direct relativement faible sur presque l'ensemble des stations, et c'est le cas pour tous les bassins étudiés. On assiste aussi à une variabilité de skill pour certaines stations en fonction des SST des bassins.

Cela peut être expliqué, en les comparant avec les données Enacts, par la localisation des stations en possession. En effet, les cartes de skill des figures 3.9 et 3.10 montrent que le meilleur score se situe vers le Nord du Sénégal or la plupart des stations dont les données sont disponibles se situent au centre Ouest du Sénégal.

Néanmoins on note des skills satisfaisant sur certaines stations comme celles de Thiès et de Kolda en A ; de Kédougou et Matam en B et Ziguinchor, Tambacounda et Thiès en C.

Les données Enacts nous renseignent plus sur la distribution et l'apport des bassins avec une résolution 4 km par contre les stations nous permettent de savoir l'apport des bassins sur chaque station.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'objectif de notre étude portait sur l'amélioration des prévisions saisonnières au Sénégal en utilisant le modèle NMME, un système de prévision climatique saisonnière opérationnel à prévoir les précipitations de Juillet à Septembre au Sahel. Il s'agissait pour nous d'évaluer la performance de prédiction en fonction du délai de prévision et aussi la prévisibilité spatio-temporelle des précipitations en lien avec la température de la surface océanique (SST) avec le logiciel Climate Predictability Tools (CPT).

L'évaluation de la capacité déterministe et probabiliste du NMME, nous a permis de déduire d'une compétence dans les prévisions des anomalies de températures des surfaces de la mer saisonnières dès le mois de Mars et pour les précipitations, seul le RPSS révèle de bons skills pour les trois délais les plus lointains (Janvier, Février, Mars) de la saison cible (JAS). Les corrélations significatives obtenues entre anomalies des cumuls JAS et anomalies des températures de surface, laissent penser qu'un lien existe véritablement. Cela nous permet de conclure, que malgré les bonnes corrélations avec la SST du bassin Pacifique, la différence des SST des bassins (Nord Atlantique et Pacifique) reste le meilleur prédicteur et cela pour toutes les échéances.

Une étude est consacrée aussi sur l'influence de certains bassins sur les précipitations du Sénégal avec les données Enacts de résolution 4 km. Il a été observé que les bassins pris individuellement sont moyens influents comparés à leur combinaison où on note de très de bons skills dans tout le Sénégal, excepté les régions Sud-Est (Kédougou par exemple). Cependant il subsiste de bons prédicteurs pour certaines régions comme Saint Louis et Louga pour le cas des bassins Pacifique et Nord Atlantique. La corrélation entre précipitations au Sénégal et SST du bassin de Golf de Guinée donne des 'skills' très faibles. La même étude est refaite en utilisant cette fois-ci quelques stations (36) dont nous disposons au lieu des données Enacts, pour en examiner l'apport des différents bassins. Nous avons constaté pour les stations dont nous disposons, donnent de faible skill pour tous les bassins étudiés.

Suite à ces résultats, il conviendrait de poursuivre les analyses en calculant de nouveaux scores, plus utilisés dans le contexte de prévisions saisonnières. De même, un post-traitement des prévisions pourrait être effectué, afin d'améliorer les performances des modèles de prévision

saisonnaire de climat. Avec des modèles de prévision climatique saisonnière de meilleure résolution et un post traitement des éventuels biais, il semblerait possible de réaliser une prévision des précipitations sur le long terme qui soit plus robuste et meilleure que celles basées sur les modèles précédents.

Dans l'attente d'une évaluation plus poussée, ce niveau de compétence devrait être suffisant pour permettre la communication en temps utile d'une perspective qualitative précoce. Cela peut être utile aux décideurs pour garantir l'approbation en temps voulu des postes budgétaires soutenant le secteur agricole, sous forme d'achat et de stockage des intrants les mieux adaptés au caractère prévu de la saison. Cela peut être encore plus pertinent pour les institutions concernées par la sécurité alimentaire régionale, comme le CILSS (comité permanent inter-états de lutte contre la sécheresse dans le sahel) et ses partenaires internationaux, le réseau des systèmes d'alerte précoce en cas de famine et le réseau de prévention des crises alimentaires.

BIBLIOGRAPHIE

- Amani, B., Olfa, B., Raoul, L., Mohamed, B., 2013. comparison between sap flow measurements and two prediction climate formulas to estimate transpiration in olive orchards (*olea europaea* l. cv. chemlali) 7.
- Ångström. « Teleconnections of Climatic Changes in Present Time: Geografiska Annaler 1935 : Vol 17, No 3-4 ». Consulté le 5 mai 2022.
<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/20014422.1935.11880600?journalCode=tgaa19>.
- Bacci, M., Capobianco, A., Monno, A., Cottone, L., Di Puppo, F., Camisa, B., Mariani, M., Brignole, C., Ponzoni, M., Ferrari, S., Panina-Bordignon, P., Manfredi, A.A., Rovere-Querini, P., 2009. Macrophages Are Alternatively Activated in Patients with Endometriosis and Required for Growth and Vascularization of Lesions in a Mouse Model of Disease. *The American Journal of Pathology* 175, 547–556.
<https://doi.org/10.2353/ajpath.2009.081011>
- Barnett, T.P., Preisendorfer, R., 1987. Origins and Levels of Monthly and Seasonal Forecast Skill for United States Surface Air Temperatures Determined by Canonical Correlation Analysis. *Monthly Weather Review* 115, 1825–1850.
[https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1987\)115<1825:OALOMA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1987)115<1825:OALOMA>2.0.CO;2)
- Barnston, A.G., Glantz, M.H., He, Y., 1999. Predictive Skill of Statistical and Dynamical Climate Models in SST Forecasts during the 1997–98 El Niño Episode and the 1998 La Niña Onset. *Bulletin of the American Meteorological Society* 80, 217–244.
[https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1999\)080<0217:PSOSAD>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1999)080<0217:PSOSAD>2.0.CO;2)
- Becker, E., Dool, H. van den, Zhang, Q., 2014. Predictability and Forecast Skill in NMME. *Journal of Climate* 27, 5891–5906. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-13-00597.1>
- Biasutti, M., 2019. Rainfall trends in the African Sahel: Characteristics, processes, and causes. *WIREs Climate Change* 10, e591. <https://doi.org/10.1002/wcc.591>
- Bodian A. (2014) - Caractérisation de la variabilité temporelle récente des précipitations annuelles au Sénégal (Afrique de l'Ouest). *Physio-Géo - Géographie Physique et Environnement*, vol. VIII, p. 297-312.
- Bodian, A., Dezetter, A., Deme, A., Diop, L., 2016. Hydrological Evaluation of TRMM Rainfall over the Upper Senegal River Basin. *Hydrology* 3, 15.
<https://doi.org/10.3390/hydrology3020015>
- Cavazos, T., Hastenrath, S., 1990. Convection and rainfall over Mexico and their modulation by the Southern Oscillation. *International Journal of Climatology* 10, 377–386.
<https://doi.org/10.1002/joc.3370100405>
- Cerchiello, P., Giudici, P., 2012. An Integrated Statistical Model to Measure Academic Teaching Quality. *OJS* 02, 491–497. <https://doi.org/10.4236/ojs.2012.25063>
- Chen, X., Wei, M., Sun, J., 2017. Workflow-Based Platform Design and Implementation for Numerical Weather Prediction Models and Meteorological Data Service. *ACS* 07, 337–351. <https://doi.org/10.4236/acs.2017.73025>
- Citeau, J., Cammas, J.-P., Gouriou, Y., Guillot, B., n.d. Remarques sur la migration de la zone intertropicale de convergence en Atlantique, les températures de surface du golfe de Guinée et la pluviométrie en Afrique de l'Ouest sahélienne et au Nord Est du Brésil 9.
- Citeau, J., Finaud, L., Cammas, J.P., Demarcq, H., 1989. Questions relative to ITCZ migrations over the tropical Atlantic ocean, sea surface temperature and Senegal River runoff. *Meteorol. Atmos. Phys.* 41, 181–190. <https://doi.org/10.1007/BF01026109>
- Cohen, J., Fletcher, C., 2007. Improved Skill of Northern Hemisphere Winter Surface Temperature Predictions Based on Land–Atmosphere Fall Anomalies. *Journal of Climate* 20, 4118–4132. <https://doi.org/10.1175/JCLI4241.1>
- DeWitt, D.G., 2005. Retrospective Forecasts of Interannual Sea Surface Temperature

- Anomalies from 1982 to Present Using a Directly Coupled Atmosphere–Ocean General Circulation Model. *Monthly Weather Review* 133, 2972–2995.
<https://doi.org/10.1175/MWR3016.1>
- Diaw, M., Faye, S., Stichler, W., Maloszewski, P., 2012. Isotopic and geochemical characteristics of groundwater in the Senegal River delta aquifer: implication of recharge and flow regime. *Environ Earth Sci* 66, 1011–1020.
<https://doi.org/10.1007/s12665-010-0710-4>
- Doblas-Reyes et al., n.d. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting — II. Calibration and combination: *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography: Vol 57, No 3* [WWW Document]. URL <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.3402/tellusa.v57i3.14658> (accessed 5.5.22).
- Douville, M., Gagné, F., Blaise, C., André, C., 2007. Occurrence and persistence of *Bacillus thuringiensis* (Bt) and transgenic Bt corn cry1Ab gene from an aquatic environment. *Ecotoxicology and Environmental Safety* 66, 195–203.
<https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2006.01.002>
- Enfield, D.B., Mestas-Nuñez, A.M., Trimble, P.J., 2001. The Atlantic Multidecadal Oscillation and its relation to rainfall and river flows in the continental U.S. *Geophysical Research Letters* 28, 2077–2080. <https://doi.org/10.1029/2000GL012745>
- Faye, C., Sow, A.A., Ndong, J.B., 2015. Étude des sècheresses pluviométriques et hydrologiques en Afrique tropicale : caractérisation et cartographie de la sécheresse par indices dans le haut bassin du fleuve Sénégal. *Physio-Géo. Géographie physique et environnement* 17–35. <https://doi.org/10.4000/physio-geo.4388>
- Folland, C.K., Palmer, T.N., Parker, D.E., 1986. Sahel rainfall and worldwide sea temperatures, 1901–85. *Nature* 320, 602–607. <https://doi.org/10.1038/320602a0>
- Fontaine, 1990. Champs atlantique, pluviométrie ouest africaine et oscillation australe.
- Fontaine, B., Louvet, S., Roucou, P., 2007. Fluctuations in annual cycles and inter-seasonal memory in West Africa: rainfall, soil moisture and heat fluxes. *Theor. Appl. Climatol.* 88, 57–70. <https://doi.org/10.1007/s00704-006-0246-4>
- Giannini, A., Ali, A., Kelley, C.P., Lamptey, B.L., Minoungou, B., Ndiaye, O., 2020. Advances in the Lead Time of Sahel Rainfall Prediction With the North American Multimodel Ensemble. *Geophysical Research Letters* 47, e2020GL087341.
<https://doi.org/10.1029/2020GL087341>
- Hastenrath, S., Lamb, P.J., 2004. Climate dynamics of atmosphere and ocean in the equatorial zone: a synthesis. *International Journal of Climatology* 24, 1601–1612.
<https://doi.org/10.1002/joc.1086>
- Hurrell, J.W., 1995. Decadal Trends in the North Atlantic Oscillation: Regional Temperatures and Precipitation. *Science* 269, 676–679.
<https://doi.org/10.1126/science.269.5224.676>
- Hurrell, R.F., 2003. Influence of Vegetable Protein Sources on Trace Element and Mineral Bioavailability. *The Journal of Nutrition* 133, 2973S-2977S.
<https://doi.org/10.1093/jn/133.9.2973S>
- Janicot, S., 2012. État des recherches sur l’attribution de la variabilité décennale récente en Afrique de l’Ouest. *Les Cahiers d’Outre-Mer. Revue de géographie de Bordeaux* 65, 463–477. <https://doi.org/10.4000/com.6694>
- Janicot, S., Fontaine, B., n.d. L’évolution des idées sur la variabilité interannuelle récente des précipitations en Afrique de l’Ouest. *La Météorologie* 1993, 28–53.
<https://doi.org/10.4267/2042/53332>
- Janicot et Fontaine, 1993. *meteo_1993_1_28*.
- Kerr, A.C., Tarney, J., 2005. Tectonic evolution of the Caribbean and northwestern South America: The case for accretion of two Late Cretaceous oceanic plateaus. *Geology* 33,

- 269–272. <https://doi.org/10.1130/G21109.1>
- Kirtman, B.P., Min, D., 2009. Multimodel Ensemble ENSO Prediction with CCSM and CFS. *Monthly Weather Review* 137, 2908–2930. <https://doi.org/10.1175/2009MWR2672.1>
- Kirtman, B.P., Min, D., Infanti, J.M., Kinter, J.L., Paolino, D.A., Zhang, Q., van den Dool, H., Saha, S., Mendez, M.P., Becker, E., Peng, P., Tripp, P., Huang, J., DeWitt, D.G., Tippett, M.K., Barnston, A.G., Li, S., Rosati, A., Schubert, S.D., Rienecker, M., Suarez, M., Li, Z.E., Marshak, J., Lim, Y.-K., Tribbia, J., Pegion, K., Merryfield, W.J., Denis, B., Wood, E.F., 2014. The North American Multimodel Ensemble: Phase-1 Seasonal-to-Interannual Prediction; Phase-2 toward Developing Intraseasonal Prediction. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 95, 585–601. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-12-00050.1>
- Krishnamurti, T.N., Bhalme, H.N., 1976. Oscillations of a Monsoon System. Part I. Observational Aspects. *Journal of the Atmospheric Sciences* 33, 1937–1954. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1976\)033<1937:OOAMSP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1976)033<1937:OOAMSP>2.0.CO;2)
- Kumar et al. n.d. On the Weakening Relationship Between the Indian Monsoon and ENSO [WWW Document]. URL <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.284.5423.2156> (accessed 5.5.22).
- L. Saunier-Batté, 2013. HAL Id: pastel-00795478 <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00795478>.
- Lafore, J.-P., Asencio, N., Bouniol, D., Couvreur, F., Flamant, C., Guichard, F., Hall, N., Janicot, S., Kocha, C., Lavaysse, C., Leroux, S., Poan, E., Peyrillé, P., Roca, R., Roehrig, R., Roux, F., Saïd, F., 2012. Évolution de notre compréhension du système de mousson ouest-africain. *La Météorologie* 8, 11. <https://doi.org/10.4267/2042/48127>
- Lamb, P.J., 1978. Large-scale Tropical Atlantic surface circulation patterns associated with Subsaharan weather anomalies. *Tellus* 30, 240–251. <https://doi.org/10.1111/j.2153-3490.1978.tb00839.x>
- Latif et al., 2001. ENSIP: the El Niño simulation intercomparison project | SpringerLink [WWW Document]. URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s003820100174> (accessed 5.5.22).
- Leroux, M., 2001. *The Meteorology and Climate of Tropical Africa*. Springer Science & Business Media.
- Lorenz, E.N., 1963. Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal of the Atmospheric Sciences* 20, 130–141. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1963\)020<0130:DNF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2)
- Louvet, S., n.d. modulations intrasaisonnières de la mousson d’afrique de l’ouest et impacts sur les vecteurs du paludisme à ndiop (sénégal): diagnostics et prévisibilité 254.
- Merryfield, W.J., Lee, W.-S., Boer, G.J., Kharin, V.V., Scinocca, J.F., Flato, G.M., Ajayamohan, R.S., Fyfe, J.C., Tang, Y., Polavarapu, S., 2013. The Canadian Seasonal to Interannual Prediction System. Part I: Models and Initialization. *Monthly Weather Review* 141, 2910–2945. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-12-00216.1>
- Michaelsen, J., 1987. Cross-Validation in Statistical Climate Forecast Models. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 26, 1589–1600. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1987\)026<1589:CVISCF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1987)026<1589:CVISCF>2.0.CO;2)
- Moron, V., Goddard, L., Mason, S., 2005. ENSO teleconnections with climate variability in the European and African sectors Cite this paper Related papers Decadal changes in the link between El Niño and springtime North Atlantic oscillation and Europe... Peter Knippertz, Uwe Ulbrich Probabilistic Precipitation Anomalies Associated with ENSO.
- Muller, A., 2005. Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d’un processus de pronostic (These de doctorat). Nancy 1.
- Navone, H.D., Ceccatto, H.A., 1994. Predicting Indian monsoon rainfall: a neural network

- approach. *Climate Dynamics* 10, 305–312. <https://doi.org/10.1007/BF00228029>
- Ndiaye, O., Hesran, J.-Y.L., Etard, J.-F., Diallo, A., Simondon, F., Ward, M.N., Robert, V., 2001. Variations climatiques et mortalité attribuée au paludisme dans la zone de Niakhar, Sénégal, de 1984 à 1996. *Cahiers d'études et de recherches francophones / Santé* 11, 25–33.
- Pachauri, R.K., Reisinger, A., 2008. Bilan 2007 des changements climatiques: Rapport de synthèse. GIEC.
- Palmer, T.N., Doblus-Reyes, F.J., Weisheimer, A., Rodwell, M.J., 2008. Toward Seamless Prediction: Calibration of Climate Change Projections Using Seasonal Forecasts. *Bulletin of the American Meteorological Society* 89, 459–470. <https://doi.org/10.1175/BAMS-89-4-459>
- Peyrillé, P., Lafore, J.-P., Redelsperger, J.-L., 2007. An Idealized Two-Dimensional Framework to Study the West African Monsoon. Part I: Validation and Key Controlling Factors. *Journal of the Atmospheric Sciences* 64, 2765–2782. <https://doi.org/10.1175/JAS3919.1>
- Picaut, J., 1983. Propagation of the Seasonal Upwelling in the Eastern Equatorial Atlantic. *Journal of Physical Oceanography* 13, 18–37. [https://doi.org/10.1175/1520-0485\(1983\)013<0018:POTSUI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0485(1983)013<0018:POTSUI>2.0.CO;2)
- Rabeil, T., 2003. Distribution potentielle des grands mammifères dans le Parc du W au Niger (phdthesis). Université Paris-Diderot - Paris VII.
- Rousset Regimbeau, F., 2007. Modélisation des bilans de surface et des débits sur la France, application à la prévision d'ensemble des débits (These de doctorat). Toulouse 3.
- Rowell, D.P., Folland, C.K., Maskell, K., Ward, M.N., 1995. Variability of summer rainfall over tropical north Africa (1906–92): Observations and modelling. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 121, 669–704. <https://doi.org/10.1002/qj.49712152311>
- Saha, S., Nadiga, S., Thiaw, C., Wang, J., Wang, W., Zhang, Q., Van den Dool, H.M., Pan, H.-L., Moorthi, S., Behringer, D., Stokes, D., Peña, M., Lord, S., White, G., Ebisuzaki, W., Peng, P., Xie, P., 2006. The NCEP Climate Forecast System. *Journal of Climate* 19, 3483–3517. <https://doi.org/10.1175/JCLI3812.1>
- Sahai, A.K., Grimm, A.M., Satyan, V., Pant, G.B., 2003. Long-lead prediction of Indian summer monsoon rainfall from global SST evolution. *Climate Dynamics* 20, 855–863. <https://doi.org/10.1007/s00382-003-0306-8>
- Sall, B., 1993. De la modernité paysanne en Afrique noire : Le Sénégal. De la modernité paysanne en Afrique noire 1–253.
- Sambou et al, 2015. Evolution climatique récente, impacts et stratégies d'adaptation des populations dans les arrondissements de Sakal et de Ndande, dans la région de Louga - Sécheresse info [WWW Document]. URL <http://www.secheresse.info/spip.php?article54623> (accessed 5.5.22).
- Sanderson, F.J., Pople, R.G., Ieronymidou, C., Burfield, I.J., Gregory, R.D., Willis, S.G., Howard, C., Stephens, P.A., Beresford, A.E., Donald, P.F., 2016. Assessing the Performance of EU Nature Legislation in Protecting Target Bird Species in an Era of Climate Change. *Conservation Letters* 9, 172–180. <https://doi.org/10.1111/conl.12196>
- Saporta, G., 2006. Probabilités, analyse des données et statistique. Editions TECHNIP.
- Sarr, B., 2012. Present and future climate change in the semi-arid region of West Africa: a crucial input for practical adaptation in agriculture. *Atmospheric Science Letters* 13, 108–112. <https://doi.org/10.1002/asl.368>
- Saunier-Batté, L., n.d. Prévisions d'ensemble à l'échelle saisonnière: mise en place d'une dynamique stochastique 238.
- Sène, I.M., Diop, M., Sané, T., 2007. Perception paysannes des changements climatiques et

- stratégies d'adaptation au Sénégal.
- Sene, S., Ozer, P., 2002. Evolution pluviométrique et relation inondations – événements pluvieux au Sénégal. *Bulletin de la Société Géographique de Liège* 42.
- Snapshot, n.d.
- Sultan, B., Roudier, P., Quirion, P., Alhassane, A., Muller, B., Dingkuhn, M., Ciais, P., Guimberteau, M., Traore, S., Baron, C., 2013. Assessing climate change impacts on sorghum and millet yields in the Sudanian and Sahelian savannas of West Africa. *Environ. Res. Lett.* 8, 014040. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/8/1/014040>
- Sultan, B., Roudier, P., Traoré, S., 2015. Chapitre 10. Les impacts du changement climatique sur les rendements agricoles en Afrique de l'Ouest, in: Sultan, B., Lalou, R., Amadou Sanni, M., Oumarou, A., Soumaré, M.A. (Eds.), *Les sociétés rurales face aux changements climatiques et environnementaux en Afrique de l'Ouest*. IRD Éditions, pp. 209–225. <https://doi.org/10.4000/books.irdeditions.9773>
- Thiaw et al, 1999. Predictions of African rainfall on the seasonal timescale. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 104, 31589–31597. <https://doi.org/10.1029/1999JD900906>
- Trenberth, 1997 El Niño and climate change - Trenberth - *Geophysical Research Letters* - Wiley Online Library [WWW Document]. URL <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/97GL03092> (accessed 5.5.22).
- Walker, W., 1924. Correlations in seasonal variations of weather. I. A further study of world weather. *Mem. Indian Meteorol. Dep.* 24, 275–332.
- Wang, F.P., Gale, J.F.W., 2009. Screening Criteria for Shale-Gas Systems.
- Ward, W.A., Hite, J.C., 1998. Theory in Rural Development: An Introduction and Overview. *Growth and Change* 29, 245–258. <https://doi.org/10.1111/0017-4815.00086>
- Weigel, R., Muffler, L., Klisz, M., Kreyling, J., van der Maaten-Theunissen, M., Wilmking, M., van der Maaten, E., 2018. Winter matters: Sensitivity to winter climate and cold events increases towards the cold distribution margin of European beech (*Fagus sylvatica* L.). *Journal of Biogeography* 45, 2779–2790. <https://doi.org/10.1111/jbi.13444>
- Wu, R., Kirtman, B.P., 2005. Roles of Indian and Pacific Ocean air–sea coupling in tropical atmospheric variability. *Clim Dyn* 25, 155–170. <https://doi.org/10.1007/s00382-005-0003-x>