



## MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

Présenté en Conformité aux exigences du diplôme de master en Géosciences de la Faculté des Sciences de l'Université d'État d'Haïti.

Obenson MITIAL

### Sujet : Évaluation des modèles climatiques du CMIP6 du GIEC sur Haïti

Dirigé par : Carlo DESTOUCHES

Devant le jury, composé de :

M. Dominique BOISSON

Université d'État d'Haïti

M. Régis Sacre DIDI

Université Félix Houphouët Boigny

M. David NONCENT

Université Quisqueya

Carlo DESTOUCHES

Université d'État d'Haïti

le 10 - 02 -2025

# Remerciements

Les travaux présentés dans ce rapport de stage ont été réalisés au Laboratoire de l'Unité de Recherche en Géosciences (URGeO) de la Faculté des Sciences de l'Université d'État d'Haïti (UEH).

Je remercie, à ce titre, le coordonnateur général et le coordonnateur du Géomaster, Dr Dominique BOISSON et Dr Steeve Symithe JULIEN, respectivement, pour leur soutien. Je salue particulièrement le dévouement de M. Dominique BOISSON, qui a fait tout ce qu'il pouvait pour que ce stage puisse réaliser dans un laboratoire à l'étranger. Malheureusement, la conjoncture de notre pays a complètement paralysé cette mission, et je n'ai pas pu quitter le pays, contrairement à ce qui était prévu.

Ce travail a été réalisé sous la direction de Monsieur Carlo DESTOUCHES, doctorant, qui a rendu possible ce stage dans le cadre du projet CLIMEXHA. Merci pour son soutien scientifique continu. Je suis particulièrement honoré par l'attention du Dr Ralph Barthelemy, qui a toujours été disponible pour me soutenir, prenant le temps de lire, analyser mes travaux, et partager avec moi ses remarques, toujours pertinentes et bien formulées.

J'adresse également mes remerciements à tous les professeurs du Geomaster, en Haïti comme ailleurs, notamment : Messieurs Berthoumieux Junior Jean, Kelly GUERRIER, Steeve Symithe JULIEN, Evens Emmanuel, etc. Sans oublier les professeurs Eric CALLAIS, Newderskarl SAINT-FLEUR, Tony MONFRET, et SAUVEUR Renaldo, qui, malgré des fuseaux horaires différents, ont toujours été disponibles pour dispenser leurs cours.

Il ne faut pas oublier d'où l'on vient, et je remercie du fond du cœur ma mère, Antoinette, pour tous les sacrifices qu'elle a consentis afin que je puisse mener à bien mes études. Je lui dédie ce travail. Ma gratitude va également à mes cousins et cousines : Fritz, Rodny, Jean-Éric, Delva, Paulette, et Islande AZARD, pour leurs contributions et leurs exemples inspirants.

Je salue tous mes camarades de la promotion (SAINTERLIN, GRAVILLE, Godfrey, MORAND, DADAILLE, Charlito, Jean Ralph, Doreme etc.) que j'ai côtoyés au cours de ces années d'études, sans oublier les moments de dur labeur que nous avons partagés ensemble. Enfin, un grand merci à toutes celles et tous ceux qui m'ont aidé dans l'accomplissement de ce travail, que ce soit par leur soutien scientifique, leurs conseils sur le monde de la recherche, ou de toute autre manière

# Résumé

Dans le contexte du changement climatique, les événements extrêmes deviennent de plus en plus fréquents et intenses. Malheureusement, la fréquence et l'intensité des événements hydrométéorologiques auront tendance à augmenter dans les prochaines décennies. Ces événements ont mis en exergue la vulnérabilité du territoire Haïtien. Par ailleurs, les Modèles Climatiques Globaux (MCGs) sont les outils les plus sophistiqués disponibles pour étudier l'impact du changement climatique.

Cependant, très peu de données hydrométéorologiques sont disponibles en Haïti, et la plupart des données numérisées existantes sont disponibles sur une période historique (1920-1940). L'objectif de cette étude est d'évaluer neuf (9) modèles climatiques globaux de la 6<sup>ème</sup> phase du Projet de Comparaison des Modèles Couplés, dont l'acronyme anglais est CMIP6 (Coupled Model Intercomparison Project 6th) du GIEC (Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'évolution du Climat) sur Haïti, sur une période de temps qui s'étend de 1920 à 1940. Dans cette étude, l'ensemble des données de précipitations observées au sol est utilisé pour évaluer les Modèles Climatiques Globaux (MCGs) du CMIP6.

Une première évaluation consiste à comparer le cycle annuel des précipitations observées et celui des MCGs. La majorité des CMIP6 reproduit le cycle annuel de la distribution bimodale des précipitations mensuelles par rapport aux données observées au sol, avec un léger décalage en juin. Et, les MCGs sous-estiment les valeurs de précipitations moyennes mensuelles. Cependant, les données de précipitations issues des modèles sont plus importantes en novembre (comprises entre 80 mm et 300 mm) qu'en mai (entre 40 mm et 125 mm).

Trois indices de précipitations parmi ceux qui ont été développés par l'équipe d'experts sur la détection et les indices du changement climatique (ETCCDI) ont été utilisés. Les indices de précipitations comprennent le nombre de jours de pluie (RR1), l'intensité de précipitation (SDII) et la pluie journalière maximale pendant un mois spécifique (RX1day). Six métriques statistiques (Biais, R<sup>2</sup>, RMSE, POD, FAR, FBI et CSI) ont été calculées sur ces indices. Le POD, FAR, FBI et CSI ont été calculés à partir des fausses alertes, des jours de pluie ratés, et des jours de pluie réellement estimés. Les résultats révèlent que les MCGs ne présentent pas de bonne performance dans la représentation du nombre de jours de pluie (RR1), à l'échelle annuelle et annuelle saisonnière. Ces mêmes résultats ont été observés pour l'indice d'intensité quotidien simple (SDII) et la précipitation journalière maximale pendant un mois (Rx1day). De plus, le nombre de jour de pluie estimés par les MCGs sont plus important en SON (septembre-octobre-novembre), et JJA (juin-juillet--août), avec des biais qui varient de 13 à 42 jours et -3 jours à 32 jours, respectivement.

Des valeurs d'erreurs quadratiques moyennes similaires (14 jours à 37 jours) jour sont été trouvées en SON, et des coefficients de corrélation ( $R^2$ ) très faible entre les données observées et de modèles.

La capacité des MCGs à détecter les jours humides et secs dépend de la saison. Ainsi, 5 des 9 modèles ont pu détecter correctement les jours de précipitation ou événements de pluie de manière plus ou moins satisfaisante pendant la saison cyclonique (SON), avec des valeurs de POD allant de 0.5 à 0.76. À l'exception de CESM2-WACCM, les jours de pluie estimés par les MCGs ont surestimé ceux des données observées au sol pendant la saison sèche, avec des valeurs de FBI variant de 1.11 à 5.11.

Alors que, dans les saisons MAM (mars-avril-mai) et JJA, 44% des modèles ont sous-estimé les jours de pluie dans chacune d'elles. Par ailleurs, pendant la saison cyclonique, tous les MCGs ont surestimé les jours de pluie par rapport aux observations au sol. Les valeurs de FAR des modèles excéderent 0.65 dans toutes les saisons. Il existe un faible rapport des événements de pluie des modèles et observées qui ont été correctement diagnostiqués, et ce, dans toutes les saisons, avec des valeurs de CSI bien inférieures à la valeur optimale de un (1). Les diagrammes de Taylor synthétisant l'écart-type, la RMSE et le coefficient de corrélation  $R^2$  indique que les MCGs ne présentent pas de meilleures performances.

---

**Mots clés:** Modèle climatique, CMIP6, GIEC, Haïti, Précipitations

## Liste des acronymes

Notation	Signification
MCG	Modèles Climatiques Globaux
GIEC	Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'évolution du Climat
CMIP6	Coupled Model Intercomparison Project
ETCCDI	Expert Team on Climate Change Detection and Indices
OMM	Organisation Mondiale Météorologique
MEF	Ministère de l'Economie et des Finances
DJF	Décembre-Janvier-Février
MAM	Mars-Avril-Mai
JJA	Juin-Juillet-Août
SON	Septembre-Octobre-Novembre

## Table des matières

<b>Remerciements.....</b>	i
<b>Résumé.....</b>	ii
Liste des acronymes.....	iii
<b>I-Introduction.....</b>	1
<b>II-Synthèse des travaux réalisés .....</b>	4
<b>III-Zone d'étude .....</b>	7
III.1-Contexte géographique d'Haïti.....	7
III.2-Contexte climatique .....	9
<b>IV-Données hydrométéorologiques utilisées.....</b>	10
IV.1-Données in situ .....	10
IV.2-Données de Modèles Climatiques Globaux du CMIP6 du GIEC.....	11
<b>V-Méthodologie .....</b>	12
V.1-Traitement de données .....	13
V.1.1-Sélection des stations au sol.....	13
V.1.2-Extraction des points de modèles.....	16
V.2-Précipitations moyennes des modèles et des données observées au sol .....	17
V.3-Evaluation des MCGs CMIP6 à partir des indices climatiques .....	17
V.3.1-Indices de précipitations .....	17
V.3.2-Métriques statistiques utilisées .....	18
<b>VI- Résultats &amp; Discussions .....</b>	20
VI.1-Précipitations moyennes mensuelles des modèles par rapport aux données observées au sol .....	20
Conclusion partielle .....	23
VI.2-Performance des MCGs du CMIP6 à l'échelle annuelle sur la période de 1920 à 1940.....	24
VI.2.1-Capacité des MCGs à estimer le nombre de jours de pluie (RR1) annuel .....	24
VI.2.2-Aptitude des MCGs à estimer l'intensité de pluie (SDII) annuelle .....	26
VI.2.3-Capacité des MCGs à estimer l'intensité journalière maximale de précipitations mensuelles (Rx1day).....	27
Conclusion partielle .....	28
VI.3-Performance des MCGs CMIP6 à l'échelle saisonnière sur la période de 1920 à 1940 .....	29

VI.3.1-Aptitude des MCGs à estimer le nombre de jour de pluie (RR1) à l'échelle saisonnière ...	29
Conclusion Partielle .....	33
VI.3.2-Capacité des MCGs à estimer l'intensité de pluie (SDII) à l'échelle Saisonnière .....	33
Conclusion Partielle .....	37
VI.3.3-Performance des MCGs dans la représentation de l'intensité journalière maximale (Rx1day) .....	37
Conclusion Partielle .....	41
VI.4-Capacité des MCGs à détecter les jours humides et secs (POD, FAR, FBI et CSI).....	41
Conclusion partielle .....	45
VI.5-Diagramme de Taylor entre les modèles CMIP6 et les données observées (1920-1940) .....	46
VI.5.1- Diagramme de Taylor sur le nombre de jours de pluie (RR1) .....	46
VI.5.2-Diagramme de Taylor sur l'intensité de précipitations (SDII) .....	47
VI.5.3-Diagramme de Taylor sur la pluie journalière maximale de précipitations (Rx1day).....	47
Conclusion Partielle .....	48
<b>Conclusion &amp; Perspectives .....</b>	<b>49</b>
<b>Bibliographie .....</b>	<b>50</b>

# I-Introduction

## Pourquoi une évaluation des modèles climatiques globaux est-elle évidente sur Haïti ?

Les changements induits par l'homme dans le système climatique et leurs impacts sont devenus une préoccupation mondiale majeure au cours des dernières décennies ([Taylor et al. 2012](#)). Ces changements, notamment, l'augmentation de la température moyenne mondiale d'environ  $0.74^{\circ}\text{C}$  ( $0.56^{\circ}\text{C}$  à  $0.92^{\circ}\text{C}$ ) depuis 19<sup>ème</sup> siècle, la fréquence accrue des conditions météorologiques extrêmes et l'élévation du niveau des mers ont un impact disproportionné sur la surface terrestre ([IPCC, M.L. Parry et al, 2007](#)). Les continents ont tendance à se réchauffer plus rapidement que les océans, et les mois d'hiver se sont réchauffés plus rapidement que les mois d'été ([IPCC, M.L. Parry et al, 2007](#)). Des tendances similaires au réchauffement ont été observées dans les caraïbes. Les analyses par pays indiquent un réchauffement moyen d'environ  $0.60^{\circ}\text{C}$  depuis les années 1960, soit  $0.12^{\circ}\text{C}$  à  $0.14^{\circ}\text{C}$  par décennie ([McSweeney, New et Liscano 2008](#)).

En effet, par rapport à sa position géographique, Haïti est sur la trajectoire des ouragans et donc, très exposé aux aléas hydrométéorologiques ([Terrier et al., 2017](#)). Dans un rapport du GIEC (2021), ce pays fait partie des états insulaires les plus vulnérables face aux évènements extrêmes climatiques. Le Ministère de l'Economie et des Finances (2016) rapporte qu'entre 1971-2014, Haïti a été touché par 137 catastrophes naturelles, soit une fréquence de 3.1 par année et 5 pour le nombre de catastrophes par millier de km<sup>2</sup>. Les observations et les prévisions ont conclu que les impacts du changement climatique seront plus sévères ([Borde et al., 2015](#)). Selon l'Indice des Risques Climatiques (IRC), entre 2000 et 2019, Haïti a été le troisième pays le plus touché par les évènements météorologiques après Porto Rico et le Myanmar ([David ecskein et al.,2021](#)). Des études ont montré des changements dans les variables climatiques en Haïti au cours des dernières décennies, une tendance à la hausse de la température moyenne de  $0.12^{\circ}\text{C}$  par décennie sur la période 1990-2013. D'une part, les projections ont annoncé des hausses de températures moyennes comprises entre  $2.8^{\circ}\text{C}$  et  $4.7^{\circ}\text{C}$  pour la fin du XXI<sup>ème</sup> siècle (décennie 2090-2100) sous le scénario A2, qui décrit un monde hétérogène avec une population croissante et une évolution technologique et économique fragmentée. Et, un réchauffement compris entre  $1.6^{\circ}\text{C}$  et  $4.2^{\circ}\text{C}$  sous le scénario B2, qui envisage des solutions locales axées sur la durabilité, avec une croissance démographique et économique modérées, du cinquième rapport d'évaluation du GIEC (AR5), relatif à l'émission des gaz à effet de serre. ([Borde et al., 2015](#)). D'autre part, [Terrier et al. \(2017\)](#) prédisent une augmentation de la température moyenne de près de  $4^{\circ}\text{C}$  et une diminution des précipitations de plus de 50% sur l'ensemble du pays à l'horizon 2080-2099. [Carlo Destouches \(2019\)](#) a étudié l'évolution des évènements extrêmes de température et de précipitation dans les Caraïbes durant les

30 dernières années : cas d'Haïti pour la période de 1981-2010. Les résultats révèlent que les températures maximales augmentent à un rythme de 0,8°C par décennie, soit plus rapidement que les températures minimales, qui augmentent de 0,15°C par décennie. Concernant les extrêmes de précipitations, les analyses montrent que les précipitations totales annuelles augmentent en moyenne de 12,16 mm par décennie, tandis que le pourcentage de jours de fortes pluies a progressé en moyenne de 2,9 % par décennie. Par ailleurs, la durée des épisodes de sécheresse en pleine saison des pluies s'est allongée de 4 jours par décennie en Haïti sur la période 1981-2010.

Ces changements dans le système climatique pourraient avoir des impacts importants sur l'économie du pays, la disponibilité des ressources en eau, la dégradation des écosystèmes marins et côtiers, l'augmentation des besoins énergétiques et l'accroissement des risques pour la santé humaine, pour ne citer que ces secteurs-là ([Noncent, 2023](#) ; [Terrier et al., 2017](#)).

Pour atténuer ces effets néfastes du changement climatique, il est important de disposer d'informations fiables sur les changements climatiques futurs. Pour anticiper, les chercheurs ont utilisés des modèles climatiques globaux comme outils pour étudier la réponse du système climatique aux augmentations du forçage radiatif ([Taylor et al., 2012](#)). Ces modèles élaborés par la communauté des modélisateurs du climat à travers le projet CMIP, vise à mieux comprendre les changements passés, présent et futurs résultant de la variabilité naturelle et forcée ([Eyring et al. 2016](#)).

Cependant, malgré les progrès réalisés au cours des deux dernières décennies dans les simulations des MCGs du climat passé, présent et futur, des biais régionaux persistent en raison des résolutions relativement grossières et d'une représentation incomplète des processus clés à l'échelle régionale ([Van der Wiel K. et al. 2016](#) ; [Wehner MF et al. 2014](#)). Toutefois, la confiance dans les projections du climat basée sur les MCGs dépend en partie de leur capacité à reproduire les climats passés et actuels. Cependant, les études axées sur l'évaluation de la performance des modèles climatiques globaux (CMIP6) sur les Caraïbes, particulièrement en Haïti sont relativement limitées et se sont surtout concentrées jusqu'à présent sur la côte nord-américaine ([Almazroui et al., 2021b](#) ; [Jin C et al. 2020](#)).

Dans ce contexte, il est nécessaire de mener une étude permettant d'évaluer les performances des modèles climatiques.

L'objectif général de ce travail est d'évaluer la performance de neuf (9) modèles climatiques globaux du CMIP6 en Haïti. En raison de l'insuffisance de données hydrométéorologiques récentes, ce travail s'appuie sur des données historiques couvrant la période de 1920 à 1940, choisie en raison de la disponibilité des données hydrométéorologiques mesurées, notamment, les précipitations. Cette étude vise à répondre à la question de recherche suivante:

**1) En quoi l'évaluation des modèles climatiques CMIP6 du GIEC peut-elle améliorer notre compréhension de l'évolution du climat en Haïti ?**

**2) Les modèles climatiques globaux ont-ils une bonne capacité à estimer les précipitations moyennes mensuelles, le nombre de jours de pluie, l'intensité pluie et la pluie journalière maximale d'Haïti durant la période historique 1920-1940?**

Compte tenu du manque de données récentes, l'évaluation des MCGs permettrait de mieux comprendre les tendances des phénomènes climatiques sur des périodes récentes. Si ces modèles parviennent à reproduire fidèlement les précipitations par rapport aux données observées au sol pendant cette période, ils pourraient être utilisés pour faire des projections climatiques. Cela faciliterait l'évaluation des impacts potentiels du changement climatique et aiderait à prendre des décisions stratégiques visant à minimiser ses conséquences néfastes sur les écosystèmes et les populations humaines. Ces projections contribueraient également à améliorer la planification en matière de gestion des risques et des désastres, ainsi qu'à renforcer les politiques d'adaptation et d'atténuation face au changement climatique. Ce travail a pour objectifs :

1- Evaluer l'aptitude de ces modèles climatiques globaux à produire les caractéristiques climatologiques mensuelles en Haïti.

2- Déterminer leurs performances dans la région, en utilisant des métriques statistiques communes sur les indices de précipitation.

Ainsi, Afin de rendre compte des différents aspects des problématiques soulevées dans le premier chapitre (Introduction) et les réponses que nous y apportons, ce travail s'articule autour de 5 chapitres: Le deuxième chapitre est une revue littéraire présentant quelques travaux réalisés à partir des modèles du CMIP, en mettant l'accent particulièrement sur les biais dans les modèles, sans tenir compte des facteurs qui lui sont influencés.

La présentation du site d'étude fait l'objet du troisième chapitre. Ce dernier met en évidence les contextes géographique et climatique de la zone d'analyse. Les caractéristiques physique, pluviométrique et l'influence de la topographie sur les précipitations est également mis en exergue. Quelques données climatiques (pluie, température) sont aussi décris.

Le quatrième présente les principales données hydrométéorologiques utilisées (données mesurées et de modèles climatiques globaux du CMIP6)

Le cinquième chapitre présente la méthodologie utilisée pour évaluer les MCGs du CMIP6, focalisant sur les métriques statistiques (biais, coefficient de corrélation, erreurs quadratiques moyennes, nombre d'événement pluvieux et fausse alerte).

Le sixième chapitre présente l'ensemble des résultats obtenus à partir des différentes métriques statistiques calculées. Ces résultats sont discutés et interprétés.

## II-Synthèse des travaux réalisés

Ce chapitre synthétise quelques études sur l'évaluation des modèles climatiques globaux qui ont été réalisées, à l'échelle régionale et mondiale.

Les études portant sur l'évaluation des MCGs regroupent différents travaux. Cependant, les études axées sur l'évaluation de la performance des modèles climatiques (CMIP5, CMIP6) dans les Caraïbes, en particulier en Haïti, sont relativement limitées et se sont principalement concentrées sur la côte nord-américaine, notamment sur l'Amérique du Nord et l'Amérique centrale ([Koutroulis et al., 2016](#); [Almazroui et al., 2021b](#), [2021a](#) ; [Tong et al., 2021](#)).

Taylor et al. (2015, ont utilisé les données maillées de 20 modèles CMIP5 du GIEC ainsi qu'un modèle MCR provenant du modèle PRECIS pour évaluer la température moyenne annuelle et la précipitation moyenne annuelle pour les années 2020, 2030, 2050, et pour la période 2081-2100, en comparaison avec une période de référence (1901-2013) sur Haïti. Les résultats montrent une augmentation de la température annuelle, passant de 0,66 à 0,78 °C en 2020, de 0,80 à 1,11 °C en 2030, de 0,92 à 1,86 °C en 2050, et de 0,87 à 3,32 °C pour la période 2081-2100. Une tendance à la baisse des précipitations annuelles est observée au cours de l'année 2020, avec une diminution moyenne de 3 à 4 %. L'année 2030 pourrait être 6 % plus sèche, celle de 2050, 17% plus sèche, et le pays dans son ensemble pourrait connaître une réduction de 20 % des précipitations d'ici la fin du siècle, selon le scénario RCP8.5.

L'étude de Koutroulis et al. (2016) a évalué la performance des modèles climatiques globaux des phases 3 (CMIP3) et 5 (CMIP5). L'objectif de cette étude était d'évaluer la performance de 21 GCMs à l'échelle mondiale et régionale (29 régions), par rapport à deux jeux de données d'observation (ERA40 et ERA-Interim) sur la période 1961-1999. Les indicateurs utilisés inclus les précipitations moyennes annuelles des jours humides (Ptot), les précipitations intenses (>95e percentile, P95), la température moyenne annuelle (Ttot), ainsi que les percentiles supérieur (P95) et inférieur (P5) de température. Les chercheurs

ont utilisé des fonctions de densité de probabilité (PDF) empirique pour comparer les modèles aux données observées et ont calculé des scores de compétence sur ces indicateurs. Les résultats ont montré que les MCGs du CMIP5 sont plus performants pour simuler les précipitations totales, y compris les événements intenses et la fréquence des jours pluvieux, avec des scores de 0,85 et 0,48 pour Ptot et P95, respectivement, contre 0,81 et 0,37 pour CMIP3. Concernant la température, les améliorations des modèles CMIP5 ont été moins marquées, sauf pour les événements chauds et froids extrêmes.

L'étude de Almazroui Mansour et al. (2021) a analysé les performances climatiques passées et les projections des précipitations et de la température pour les États-Unis, l'Amérique centrale, et les Caraïbes, en utilisant 31 modèles climatiques globaux de CMIP6. Les objectifs étaient :1) Comparer la climatologie actuelle (1995-2014) des précipitations et des températures des 31 MCGs avec deux bases de données d'observation (GPCC et CRU). 2) Examiner les changements futurs de température et de précipitations dans ces régions pour trois périodes. Pour effectuer l'analyse, les chercheurs ont calculé des métriques statistiques (RMSE, biais et corrélation) des modèles) sur les données mensuelles de température et de précipitations. Les résultats ont montré que le cycle annuel des précipitations des MCGs correspond aux observations, particulièrement dans les îles des Caraïbes, où deux saisons distinctes ont été observées : une saison humide (mai à octobre), avec une courte période de sécheresse en milieu d'été (juillet-août) et une saison sèche prolongée (novembre à avril). Les biais annuels des précipitations simulées ont été variés de -37,9 % à 58,45 % par rapport aux données CRU, et de -33,23 % à 51,96 % par rapport à GPCC, avec des biais plus marqués pendant la saison humide. Les résultats ont également montré que les 14 modèles les plus performants sur l'ensemble des régions ont eu des biais moyens inférieurs à 0,34mm/j pour les précipitations et inférieurs à 2,08°C pour la température, dans la plage d'observations de  $\pm 1,5$  écart-type (STD). Parmi ceux-ci, 9 modèles ont eu un RMSE inférieure ou égale à 1mm/jour pour les précipitations et inférieure à 2°C pour la température, avec des coefficients de corrélation (PCC) de 0,60 pour les précipitations et de 0,96 pour la température. Les modèles ACCES-CM2, AWI-CM-1-1MR, CAMS-CSM1-0, CE-Terre3, EC-Terre3-Veg, GFDL-ESM4, MPI-ESM1-2-HR, NorESM2-MM et UKESM1-0-LL ont été identifiés comme les plus performants.

L'étude de Tong et al. (2021) a évalué la performance de 29 modèles climatiques globaux du CMIP6. L'objectif de cette étude était d'évaluer la capacité de ces MCGs à produire les caractéristiques climatiques du plateau tibétain (1961-2012) par rapport aux données observées (CN05.1). Les analyses ont inclus des métriques statistiques (biais, RMSE et corrélation) appliquées aux indices de températures et précipitations extrêmes, suivies d'une synthèse à partir du diagramme de Taylor et d'une analyse des tendances climatiques avec l'estimateur de pente de Sen et le test de Mann-Kendall. Les résultats ont révélé que les MCGs ont sous-estimé la température, avec un biais froid moyen annuel de -1,4°C,

atteignant des valeurs plus élevées au printemps (-2,1°C), en automne (-0,7°C) et en hiver (-2,6°C). Les précipitations ont été surestimées avec des biais annuels variant de 55,8% à 209,7%. Les corrélations des précipitations moyennes annuelles entre les modèles et les observations ont été variées de 0,5 à 0,90, et de 0,40 à 0,87 en été. Toutefois, les modèles BCC-ESM1, CNRM-ESM2-1, FGOALS-f3-L et NorESM2-MM ont présenté des corrélations comprises entre 0,45 et 0,80.

Perkins et al. 2007, ont évalué les modèles climatiques AR4 en utilisant la PDF de probabilité. Son objectif était d'évaluer la température maximale, minimale et les précipitations quotidiennes de 13 modèles climatiques sur 12 régions de l'Australie, par rapport aux données observées (PCMDI), sur une période de 1961 à 2000. Les résultats ont montré que les modèles ont bien capturé les précipitations, avec des scores de compétence moyens variant de 0.60 à 0.84 pour les 12 régions. Et, la performance moyenne d'ensemble de tous les modèles par région a été raisonnable, avec des scores variant de 0.63 à 0.87 (proches de 1). Les zones les moins performantes sont les régions 3 et 7 (les régions de transition subtropicales/tempérées) avec des scores de compétences d'ensemble 0.7.

Herrera et al. 2020, ont utilisé les modèles climatiques globaux du CMIP6 comme base pour examiner les changements projetés de température et de précipitations ainsi que les changements hydroclimatiques du 21<sup>e</sup> siècle sur l'île d'Hispaniola. Les résultats montrent que, bien que les modèles climatiques globaux du CMIP6 reproduisent le cycle annuel observé ainsi que la distribution de la température annuelle moyenne et des précipitations, certains modèles se distinguent par de meilleures performances. Cependant, des différences significatives persistent dans leurs estimations des distributions d'intensité moyenne par zone, ainsi que dans les schémas spatiaux de la moyenne et des extrêmes des précipitations dans ces régions. En outre, d'importants biais ont été détectés dans ces simulations.

Dans le contexte du changement climatique, les événements extrêmes climatiques (inondations, la sécheresse,...) ont des conséquences sur les secteurs économique, agricole et sanitaire du pays.

Dans le cadre de notre étude, l'évaluation des MCGs sera basée sur le calcul des métriques statistiques sur 6 indices relatifs aux précipitations, notamment : le nombre de jour de pluie, les fausses alertes, les jours de pluie réellement estimés, les jours de pluie ratés, l'intensité de pluie et la pluie journalière maximale pendant un mois spécifique.

## III-Zone d'étude

### III.1-Contexte géographique d'Haïti

La République d'Haïti et la République Dominicaine forment l'île d'Hispaniola qui se trouve au nord de la mer des Caraïbes et forme l'archipel des Grandes Antilles avec Cuba, la Jamaïque, et Porto Rico (Figure 1). Celui-ci couvre plus de 90% de la surface de toutes les îles de la Caraïbe.

Haïti (Ayiti en créole haïtien), nom d'origine amérindienne, signifierait terre des hautes montagnes ou la montagne dans la mer ([Jean-Louis, 2012](#)). L'île est rebaptisée Hispaniola par les espagnols, puis Saint Domingue par les Français. Le 1er janvier 1804, lors de la déclaration de l'indépendance du pays, Haïti reprend son nom d'origine amérindienne. Depuis lors, l'île d'Hispaniola est divisée en deux pays : Haïti qui occupe le tiers occidental de l'île et la République Dominicaine qui occupe la partie orientale.

La superficie d'Haïti est de 27 750 km<sup>2</sup>, ce qui correspond à la superficie de la région Bretagne en France (27 208 km<sup>2</sup>). En raison de sa forme en fer à cheval, Haïti possède une grande longueur de littoral, soit 1 771 km lorsque l'on y ajoute le littoral de ses petites îles satellites. Au nord, la côte haïtienne s'ouvre sur l'océan Atlantique. Au sud, elle borde la mer des Caraïbes. Au centre, le golfe de la Gonâve s'insère entre les péninsules nord et sud. Outre de nombreux îlots qui longent ce littoral, Haïti possède quatre îles principales, avec par ordre de superficie décroissante : l'île de la Gonâve, l'île de la Tortue, l'île de la Grande Cayemite et l'île-à-Vache (Figure 1).

Haïti est l'un des pays ayant l'altitude la plus élevée dans la région des Grandes Antilles. Il a une topographie très accidentée (Figure 1), avec 75% de sa surface caractérisée par des altitudes supérieures à 125 m, 25% à plus de 600m, et avec une altitude médiane autour de 280 m ([Bathélémy, 2023](#)). A l'est de la Péninsule du sud, le massif de la Selle possède le plus haut sommet du pays, le pic de la Selle, à 2 680 m d'altitude (Figure 2). A l'ouest de la même péninsule, le pic Macaya, dans le massif de la Hotte, culmine à 2 347 m ([Terrier et al., 2017](#)). Le centre et le nord du territoire sont marqués par une succession de reliefs et de plaines, d'orientation générale nord-ouest-sud-est, avec du sud vers le nord : la chaîne des Matheux, la plaine et la basse vallée de l'Artibonite, les montagnes Noires, le plateau central, le massif du Nord et enfin, la plaine du Nord. Ces chaînes de montagnes sont caractérisées par de fortes pentes (Figure 1).

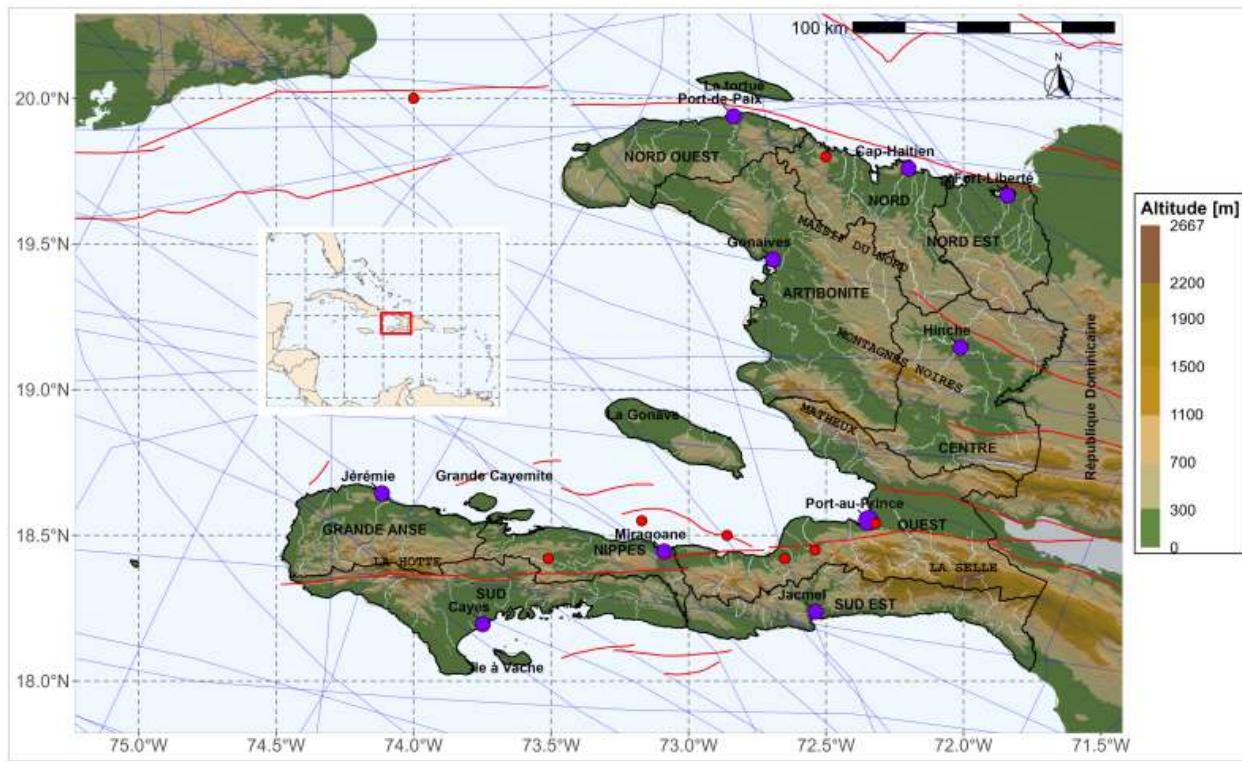


Figure 1: Contexte géographique d'Haïti (Bathélemy, 2023). Les lignes et les points rouges représentent les failles et les séismes majeurs (Styron et al., 2020). Les lignes bleues représentent les trajectoires des cyclones (répertoriés dans la base de données de la NOAA 1) ayant traversé Haïti depuis 1950. Les points violettes représentent les chefs-lieux des départements. La topographie en arrière-plan est issue des données SRTM (Reuter et al., 2007)



Figure 2: Une vue du massif de la Selle (crédit photo : UNESCO).

### III.2-Contexte climatique

En Haïti, la pluviométrie varie en fonction de l'altitude et l'orientation des massifs montagneux par rapport aux alizés en provenance du nord-est. Ces vents, chargés d'humidité, frappent perpendiculairement les reliefs. Les plaines et les versants exposés reçoivent les précipitations les plus abondantes. Le cycle annuel climatique des précipitations est caractérisé par une distribution bimodale, avec des pics en mai et octobre, séparés par une saison moins pluvieuse en juillet, et une saison sèche en janvier (Moron et al., 2015). La pluviométrie moyenne annuelle varie de 509 mm à 2 434 mm (Figure 3a). Localement, elle peut donc présenter des contrastes importants. Les zones les plus sèches sont la péninsule nord, la vallée de l'Artibonite, et la plaine du Cul-de-Sac à Port-au-Prince. Les zones les plus humides ou arrosées sont la presqu'île du Sud et la partie du Massif du Nord située au vent, avec des précipitations annuelles dépassant les 2500 mm. Ce fort gradient de précipitation peut s'expliquer par la topographie très accidentée (Figure 3b) qui favorise les brises de mer, et de montagne superposées aux vents d'est dominants. En revanche, la façade occidentale de la péninsule du Nord, située sous le vent, est la région la plus sèche, avec moins de 1000 mm/an (500 mm/an en moyenne à Gonaïves) (Terrier et al., 2017). Cependant, les cumuls de pluie et les périodes où les pics de précipitations ont été observés diffèrent selon les stations (Moron et al., 2015).

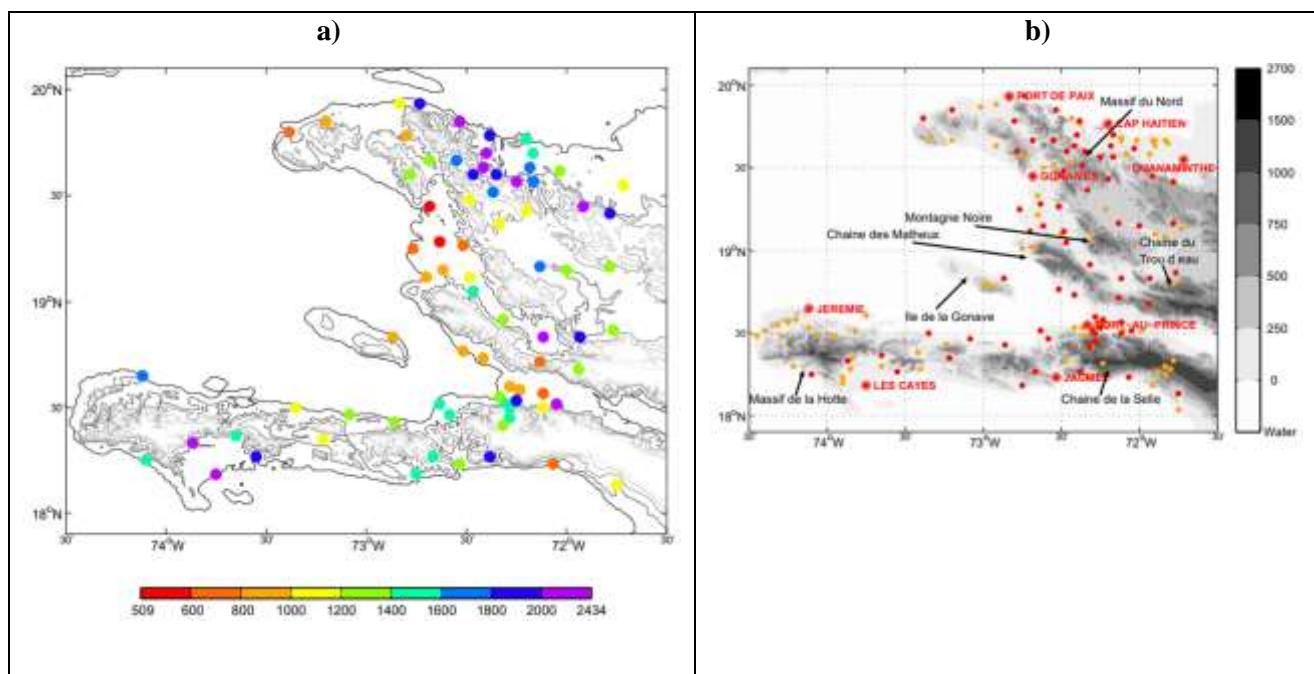


Figure 3: Précipitations annuelles en mm (a), et orographie et emplacement des pluviomètres (b), Moron et al., 2015

Du fait de sa latitude, le pays bénéficie d'un climat tropical caractérisé par l'alternance entre une saison humide, de mai à novembre, et une saison sèche, de décembre à avril. Dans les plaines, les températures

moyennes varient entre 28°C, en hiver, et 32°C, en été. Au sommet des montagnes, la température peut osciller entre 18°C et 22°C ([Terrier et al. 2017](#)).

Par ailleurs, [Hersbach et al., \(2020\)](#) ont montré que, tout au long de l'année, les températures maximales oscillent entre 25°C et 26 °C. Les températures moyennes annuelles de l'air semblent augmenter au cours du temps, et cette augmentation paraît s'être accélérée à partir de 2010. Et, à l'échelle saisonnière, la température moyenne mensuelle est d'environ 23 à 24°C en hiver et d'environ 26 à 28°C en été, sur la période 1980-2019, de l'ensemble des mailles ERA-5. Et ces valeurs sont de même ordre de grandeur pour Cuba, Jamaïque, Porto Rico et République Dominicaine.

À noter que la météo en Haïti peut être plus instable dans les montagnes, avec des températures très fraîches. Cette instabilité peut être expliquée par l'effet orographique, où les vents humides montent et provoquent des précipitations soudaines, et des variations locales dues à l'altitude, aux microclimats et aux contrastes entre les versants exposés et abrités. Ces dernières années, le pays subit un réchauffement climatique. Les scénarios montrent un accroissement moyen de la température. L'augmentation de température annuelle moyenne à Haïti varierait de 0,8 à 1°C d'ici 2030 et de 1,5 à 1,7 °C d'ici 2060. La pluviosité annuelle est susceptible quant à elle de baisser de 6% à 20% d'ici 2030 ([Borde et al., 2015](#)).

## IV-Données hydrométéorologiques utilisées

Les données de précipitations sont classées en deux catégories : les données de pluie "observées in situ", c'est-à-dire mesurées au sol à partir de pluviomètres, et les données de pluie "maillées", issues des modèles climatiques globaux du CMIP6 du GIEC. Les données observées sont disponibles à une échelle temporelle mensuelle et journalière ([Bathélemy et al., 2023](#)), tandis que les données maillées sont exprimées en kg/m<sup>2</sup>/s. Une description de ces deux types de données est fournie ci-dessous.

### IV.1-Données in situ

Les données de pluies journalières mesurées au sol utilisées dans cette étude proviennent de la base de données Simbi ([Bathélemy et al., 2023](#)). Cette base de données regroupe un large éventail de données hydrologiques et hydrométéorologiques. Elle contient des séries chronologiques historiques couvrant une période allant de 1920 à 1940. Ces données incluent des informations détaillées sur les précipitations, ainsi que sur d'autres variables climatiques et hydrologiques pertinentes, tels que les débits des cours d'eau, les températures. Les données de précipitations sont réparties comme suit : 59 stations enregistrent les précipitations au pas de temps journalier, et 156 stations les enregistrent au pas de temps mensuel

([Bathélémy et al., 2023](#)). Pour cette étude, nous avons utilisé 15 des 59 stations de précipitations. Ces 15 stations présentent des pourcentages de données manquantes inférieurs à 11%. L'analyse couvre la période allant de 1920 à 1940.

## IV.2-Données de Modèles Climatiques Globaux du CMIP6 du GIEC

Le CMIP6 est la sixième phase du projet d'inter-comparaison des modèles couplés (CMIP). Les modèles du CMIP6 sont des versions améliorées des phases antérieures du projet ([Taylor et al., 2021](#)). Ces données maillées de résolutions différentes sont accessibles au public (CMIP6 Model Output Archive ; Eyring et al. 2016 ; <https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6>). Cependant, la résolution moyenne des MCGs du CMIP6 est également plus fine que celle des MCGs du CMIP5 ([Eyring et al., 2016](#)). Le projet d'inter-comparaison des modèles couplés (CMIP, librement accessibles sur l'internet) est un ensemble de données de base qui fournit aux scientifiques les résultats les plus récents des modèles climatiques. Un modèle climatique est une représentation numérique du climat terrestre basée sur des équations mathématiques représentant de manière simplifiée les processus physiques et la dynamique du système climatique ([Charron, 2016](#)). Ces équations sont résolues de manière numérique à l'aide de superordinateurs et de méthodes numériques. Ces modèles sont de deux types, selon leur domaine spatial, soit les modèles climatiques globaux (MCG) et les modèles régionaux du climat (MRC). Les modèles globaux du climat couvrent toute la planète, avec une résolution horizontale allant de 100km à 300km. La circulation générale de l'atmosphère, les interactions Terre océans-atmosphère, les cycles biogéochimiques et d'autres interactions y sont représentés ([Charron, 2016](#)). Toutefois, à cause de leur résolution, ils ne peuvent décrire avec précision les effets des forçages locaux. Pour pallier ce problème, les modèles climatiques régionaux couvrant une zone limitée du globe ont été développés ([Laprise, 2008](#)). Le domaine réduit des modèles climatiques régionaux permet de résoudre des équations sur des grilles plus fines (10km – 50km), dans le cas d'Haïti, cela signifie environ 56 points de grille (Malheureusement les modèles climatiques régionaux ne sont pas disponibles pour Haïti).

Dans le cadre ce mémoire, nous avons utilisés 9 modèles climatiques globaux du CMIP6 (Tableau 1), qui ont été choisis en raison de leurs performances dans la reproduction des précipitations dans les Caraïbes et du faible écart entre les résultats des expériences historiques et les données des observations dans la région de l'Amérique du nord et les caraïbes pour la période commune de 1995-2014 ([Almazroui et al., 2021b](#)).

Tableau 1: modèles climatiques globaux CMIP6 choisis pour effectuer l’analyse (Mansour et al., 2021 ; Tong et al.,2021).

Modèles	Résolution horizontale	Références clés
	(Lon. x lat. en degré)	
AWI-ESM-1-1-LR	$0.9^\circ \times 0.9^\circ$	Semmler et al. (2020)
BCC-ESM1	$1.1^\circ \times 1.1^\circ$	Wu et al. (2019)
CESM2	$1.3^\circ \times 0.9^\circ$	Lauritzen et al. (2018)
CESM2-WACCM	$1.3^\circ \times 0.9^\circ$	Liu et al. (2019)
CMCC-CM2-SR5	$1.25^\circ \times 0.9^\circ$	Liu et al., (2009)
CNRM-ESM2-1	$1.4^\circ \times 1.4^\circ$	Séférian et al. (2019)
FGOALS-f3-L	$1.3^\circ \times 1^\circ$	He et al. (2019)
NorESM2-MM	$0.9^\circ \times 1.3^\circ$	Seland et al. (2020b)

## V-Méthodologie

L’objectif de ce chapitre est de présenter les méthodes adoptées pour effectuer cette étude intitulée « Évaluation des MCGs du CMIP6 sur Haïti ».

L’approche méthodologique utilisée consiste d’abord, à extraire les données de MCGs du CMIP6 aux stations d’observation. Pour ce faire, l’approche du plus proche voisin (KNN) qui, attribue à la station les données de la grille du modèle où se localise la station est adoptée. Les détails sont fournis dans la section V.1.2.

Puis, une comparaison des cycles annuels de précipitations entre les modèles et des données observées a été réalisée. Cela permet de :

- 1) Evaluer la capacité de chaque modèle à reproduire la climatologie des précipitations mensuelles moyennes dans chaque station.
- 2) Evaluer la capacité de chaque modèle climatique global à reproduire la climatologie des précipitations mensuelles moyennes de l’ensemble des stations.

Ensuite, l’évaluation des modèles a été faite à deux niveaux, à l’échelle interannuelle et saisonnière, en utilisant trois (3) indices de précipitations : le nombre de jours de pluie (RR1); l’intensité moyenne des précipitations des jours pluvieux (SDII) et la quantité maximale de pluie enregistrée en une journée au cours d’un mois spécifique (Rx1day). Les fausses alertes qui désignent les jours où les modèles prévoient

des précipitations non confirmées par les observations ; les succès qui sont des jours de pluie correctement estimés et les ratés ou échecs qui désignent les jours où la pluie a eu lieu, mais n'a pas été estimée par les modèles ont été calculés sur le RR1. Des métriques statistiques continues sont calculées sur ces indices. Ces derniers sont décrits dans les tableaux 3 et 4, des sous-sections V.3.1 et V.3.2.

Le diagramme de Taylor a été utilisé pour évaluer et comparer les performances de différents modèles par rapport aux observations, en termes d'écart type (STD), erreur quadratique moyenne (RMSE) et de coefficient de corrélation ( $R^2$ ).

## V.1-Traitement de données

### V.1.1-Sélection des stations au sol

Les données observées au sol (59 stations) présentent des discontinuités dans plusieurs stations, ce qui a conduit à les aligner sur une période commune, de 1920 à 1940, pour assurer la cohérence de l'analyse. Une fois cette période uniformisée, les pourcentages des données manquantes par station sur toute la période (**équation 1**) ont été calculé pour identifier les lacunes dans les enregistrements disponibles.

$$\text{Données manquantes (\%)} = \frac{\text{nombre de valeurs manquantes}}{\text{totale des lignes}} \times 100 \quad (1)$$

En raison d'un déficit des données météorologiques provenant des stations de surface en Haïti, et dans le but d'obtenir un volume de données plus important, nous avons sélectionné toutes les stations dont le pourcentage de données manquantes sur la période 1920-1940 est inférieur à 11%. Quinze (15) stations sur cinquante-neuf (59) respectent ce critère (Figure 4). Parmi ces stations, 26.66% (soient 4 stations) sont localisées dans le département de l'Artibonite, 33.33% (soient 5 stations) dans le département de l'Ouest, et 33.33% dans l'ensemble des autres départements, avec une (1) station par département (Figure 5). Les pourcentages de lacunes dans les stations retenues pour l'analyse, ainsi que leurs noms et coordonnées, sont détaillés dans le tableau 2.

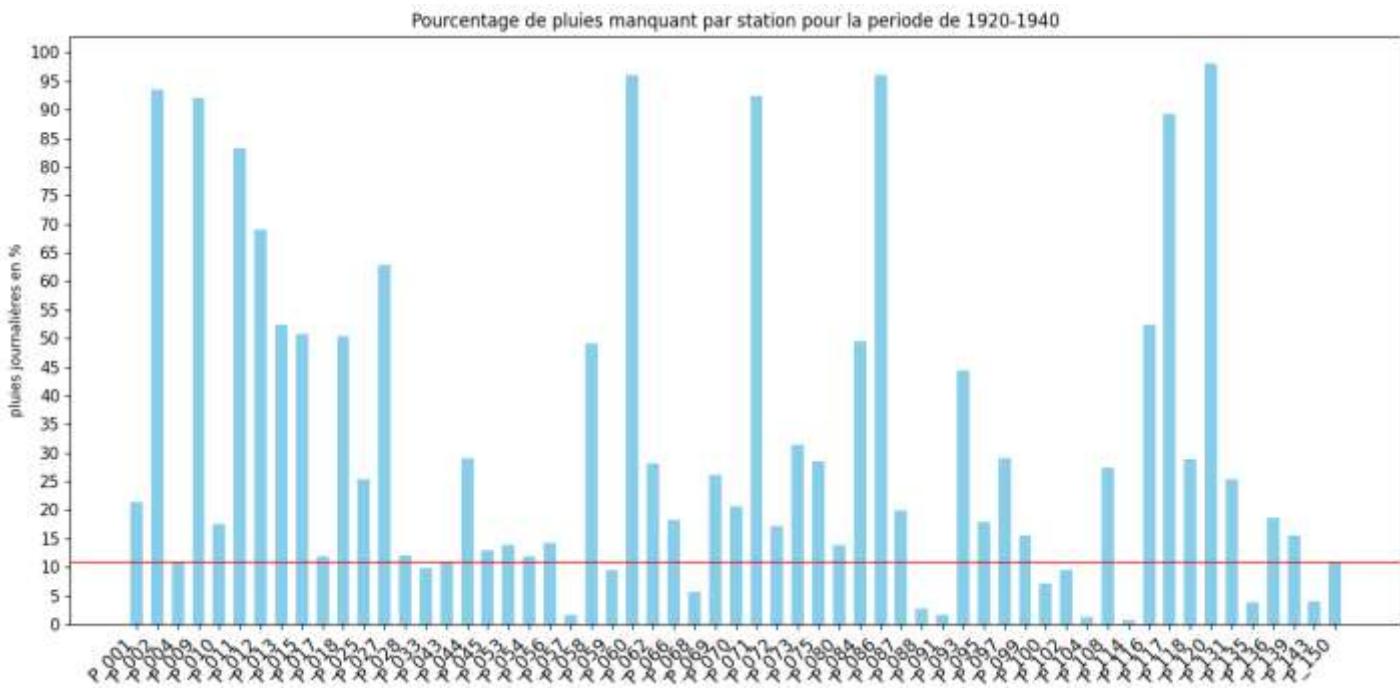


Figure 4: Pourcentage de pluies manquant dans les stations pour la période de 1920 – 1940. La ligne rouge représente la gamme de 11%.

Tableau 2 : Stations retenues avec leurs lacunes dans les données pour la période allant de 1920 à 1940

<b>Station</b>	<b>commune</b>	<b>Longitude (en degré)</b>	<b>Latitude (en degré)</b>	<b>Période</b>	<b>Lacune(%)</b>
<b>P_004</b>	Limbé	-72.4	19.7	1921-1940	10.72872
<b>P-033</b>	Ennery	-72.483	19.483	1921-1940	9.933516
<b>P_043</b>	Gros-Morne	-72.683	19.667	1921-1940	10.75479
<b>P-057</b>	Mirebalais	-72.117	18.833	1920-1940	1.603442
<b>P-059</b>	Verrettes	-72.467	19.05	1921-1940	9.529396
<b>P-068</b>	St-Michel	-72.333	19.367	1920-1940	5.592491
<b>P-088</b>	P-au-P. Lalue	-72.331	18.543	1920-1940	2.776691
<b>P-091</b>	Petionville	-72.283	18.5	1920-1940	1.603442
<b>P-100</b>	Thomazeau	-72.133	18.717	1920-1940	7.182897
<b>P-102</b>	Ganthier	-72.062	18.532	1920-1940	9.568505
<b>P-104</b>	Fond verrettes	-72.05	18.517	1920-1940	1.212358
<b>P-114</b>	Jacmel	-72.533	18.233	1920-1940	0.795203
P-135	Les cayes	-73.75	18.183	1920-1940	3.897797
P-143	Anse à Veau	-73.35	18.5	1920-1940	3.949941
P_150	Jérémie	-74.117	18.65	1920-1940	10.85908

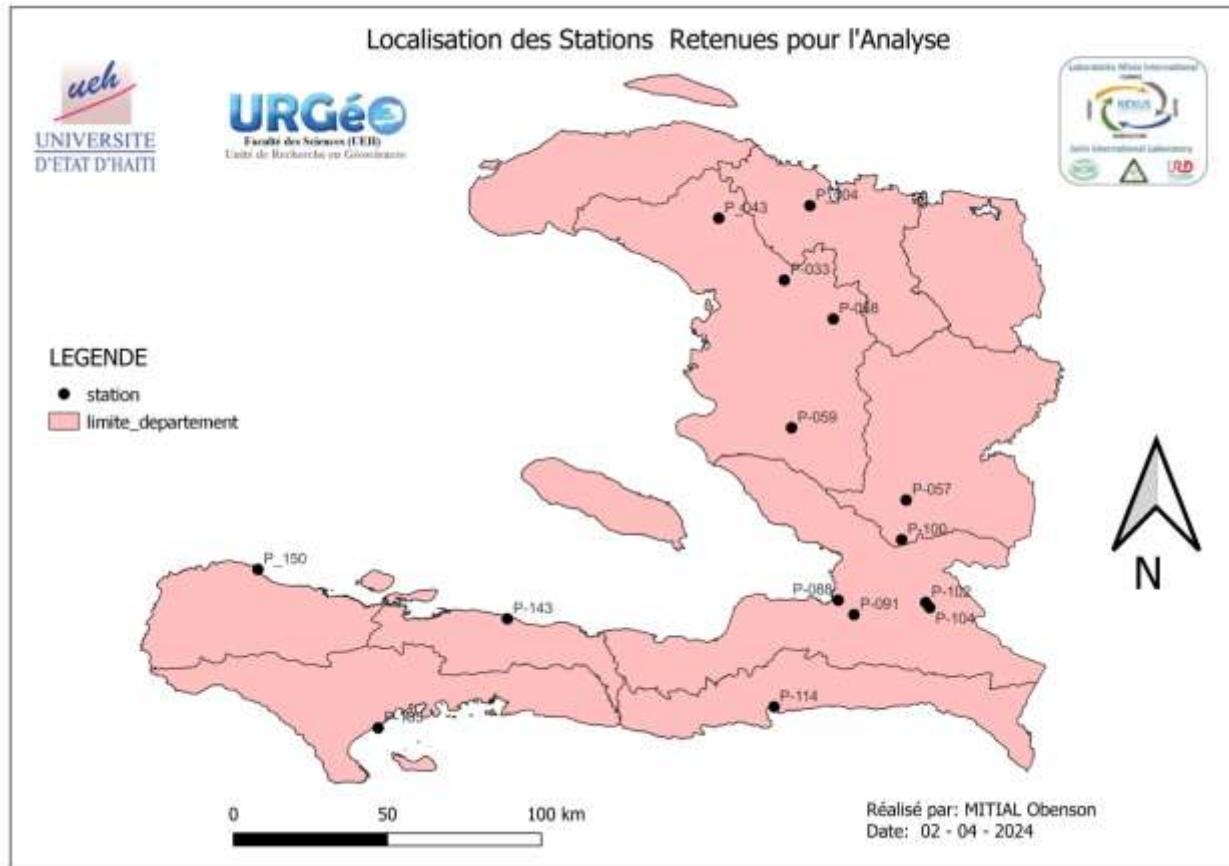


Figure 5: Localisation des stations retenues pour l'analyse

### V.1.2-Extraction des points de modèles

Les produits pluviométriques, au format Network Common Data Form (netcdf), ont été extraits pour les stations observées à l'aide du logiciel python. Les données de précipitations des modèles climatiques globaux préalablement téléchargées (en kg/m<sup>2</sup>/s) ont été converties dans la même unité que celles d'observation (mm/j), en multipliant par le facteur de conversion 86400. Ensuite, la zone d'analyse a été extraite. Les longitudes, initialement exprimées en degrés Est, ont été ajustées au format utilisé pour Haïti en y ajoutant ou en soustrayant 90 degrés.

Pour extraire les points de modèles, une approche point à grille a été utilisée pour extraire la cellule de grille de modèle sur les stations météorologiques sous-jacentes, ce qui produit des résultats similaires à ceux obtenus avec la méthode d'interpolation par le plus proche voisin (KNN) ([Abel C. et al., 2020](#)). Pour ce faire, on a extrait d'abord les coordonnées géographiques des emplacements des stations météorologiques sélectionnées. Ces dernières ont été ensuite importées dans les cellules de grille du modèle. Puis, nous avons identifié les cellules du modèle correspondant à chaque station et attribué les données de ces cellules aux points correspondants. Ensuite, les valeurs de précipitations moyennes

mensuelles de chaque modèle par station et la moyenne l'ensemble des stations de chaque modèle ont été combinées par une comparaison par rapport aux observations.

## V.2-Précipitations moyennes des modèles et des données observées au sol

Tout d'abord, pour chaque station, nous avons calculé la précipitation moyenne mensuelle (pour chaque mois) pour chaque modèle. La précipitation moyenne mensuelle pour une station donnée est calculée selon la formule suivante :

$$P_{\text{moy-mois}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P(i) \quad (2)$$

Et, une comparaison a été réalisée en calculant la moyenne des précipitations mensuelles sur un ensemble de 15 stations pour chaque MCG.

$$P_{\text{moy-ensemble}} = \frac{1}{15} \sum_{i=1}^{15} P(i) \quad (3)$$

## V.3-Evaluation des MCGs CMIP6 à partir des indices climatiques

### V.3.1-Indices de précipitations

Les événements météorologiques extrêmes, sont par définition, des évènement qui se produisent rarement et qui ont très souvent d'énormes conséquences sur l'environnement, la santé humaine et l'économie ([Obada et al., 2021](#)). Dans le contexte du changement climatique, les épisodes de précipitations extrêmes deviennent de plus en fréquents et intenses. Haïti est particulièrement vulnérable à l'impact des précipitations extrêmes en raison d'une population constante et d'un manque de stratégies d'adaptation adéquates. De ce fait, pour effectuer cette analyse, sur la base de 27 indices définis par L'ETCCDI, parrainée par la commission pour le climat (CC) de l'organisation mondiale météorologique (OMM) et le projet variabilité et prévisions climatiques ([Zhang X. et al., 2011](#)), nous avons utilisé trois indices relatifs aux précipitations (Tableau 3). Ces indices ont été sélectionnés pour plusieurs raisons. Premièrement, ils sont étroitement liés aux événements hydrologiques et agricoles extrêmes ([Sillmann et al., 2013](#)). Par exemple, le RR1 peut être pertinent pour les pratiques agricoles et Rx1day est souvent utilisé pour décrire les changements dans les risques d'inondation. Ensuite, l'ensemble de ces indices reflètent à la fois l'intensité et la durée des événements extrêmes de précipitations ([Tong et al., 2021 ; Obada et al., 2024](#)) qui permettra d'évaluer les impacts des risques potentiels du changement climatiques sur les activités liées à l'agriculture, l'environnement et la santé humaine. Dans Cette étude, nous avons utilisé un seuil de précipitation  $\geq 1$  mm pour détecter les jours de pluie ([Nashwan et al., 2019](#)).

Tableau 3: Description de l'ensemble des indices utilisés pour l'évaluation des modèles

Indices	Description
RR1 (Nombre de jours humides)	Nombre de jours de pluie (avec PRCP $\geq$ 1mm) en un mois ou une année donnée en (nombre de jours)
SDII (intensité de précipitation)	Quantité de pluie sur tous les jours pluvieux (définis comme PRCP $\geq$ 1mm) en (mm/j)
Rx1day (Quantité maximale de précipitations sur 1 jour)	Precipitation journalière maximale sur une journée pendant un mois donné en (mm).

### V.3.2-Métriques statistiques utilisées

L'évaluation des modèles se fait à deux niveaux, à l'échelle annuelle et saisonnière, en calculant les indicateurs statistiques (Tableau 4) sur les indices (RR1, SDII et Rx1day) ([Obada et al., 2024](#)). Les indicateurs statistiques utilisés pour évaluer la performance de ces modèles sont le biais, le coefficient de corrélation ( $R^2$ ) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Squared Error – RMSE). La RMSE mesure l'ampleur moyenne de l'écart des produits pluviométriques par rapport aux observations. Une valeur de RMSE proche de 0 indique que les produits pluviométriques sont proches de l'observation. Le coefficient de corrélation mesure la proportion de la variance totale des variables expliquée par le modèle, et le biais mesure la différence entre les données observées et simulées. Une valeur de biais proche de 0 indique que les données des modèles sont proches des observations, tandis qu'une valeur de  $R^2$  proche de 0 traduit une faible correspondance entre les données des modèles et les observations.

Pour approfondir l'analyse, le nombre d'événements de pluie correctement estimés à partir des modèles et d'observations au sol a été déterminé. Ensuite, les fausses alertes qui font référence aux événements non pluvieux simulés comme pluvieux par les modèles climatiques ont été estimées. À l'inverse, les ratés qui sont des événements pluvieux simulés comme non pluvieux par les modèles ont été également estimés. Les mesures statistiques catégorielles sont utilisées pour déterminer la capacité des modèles à détecter les jours pluvieux et secs. Quatre scores ont été déterminés sur ces derniers ([Solomon et al., 2024](#)). Le score POD qui est défini comme la capacité des modèles à estimer correctement les événements de pluie, sa valeur est comprise entre 0 à 1. FAR mesure la fréquence à laquelle les modèles détectent des précipitations non confirmées par l'observation au sol. La valeur de FAR varie de 0 à 1. Le FBI compare la fréquence de détection des jours de pluie des modèles avec les mesures observées au sol. Sa valeur varie de 0 à  $\infty$ . Un FBI inférieur à 1 indique une sous-estimation et supérieur à 1 une surestimation des produits de modèles. Et, le CSI est connu sous le nom de score de menace et indique le

rapport de tous les événements estimés et observés qui ont été correctement diagnostiqués, varie de 0 à 1. De plus, l'évaluation de la performance des modèles est basée sur des techniques de comparaison graphique, c'est-à-dire, visualisée à l'aide de techniques graphiques telles que : le graphique à barres, le graphique linéaire et le diagramme de Taylor. Ce dernier représente la proximité entre l'ensemble de données observé et l'ensemble de données de modèles (Taylor, 2001). L'écart type (STD) (équation 4), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et la valeur du coefficient de corrélation R<sup>2</sup> ont été utilisés pour tracer le diagramme de Taylor (Taylor, 2001). Plus la valeur RMSE est faible, les modèles sont meilleurs.

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{obs} - \bar{Y}_{obs})^2}{n-1}} \quad (4)$$

Tableau 4: Liste des métriques statistiques utilisées pour évaluer les performances des MCGs

Métriques statistiques	Equations	Valeurs optimales
Biais	$Y_{sim} - Y_{obs}$	0
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2}$	0
R <sup>2</sup>	$1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} = \frac{\sum(Y_{obs} - Y_{sim})^2}{\sum(Y_{obs} - \bar{Y}_{obs})^2}$	1
POD	$\frac{\text{Succès}}{\text{Succès} + \text{Ratés}}$	1
FAR	$\frac{\text{Fausses alertes}}{\text{Succès} + \text{Fausses alertes}}$	0
FBI	$\frac{\text{Succès} + \text{Fausses alertes}}{\text{Succès} + \text{Ratés}}$	1
CSI	$\frac{\text{succès}}{\text{Succès} + \text{Ratés} + \text{Fausses alertes}}$	1

## **VI- Résultats & Discussions**

### **VI.1-Précipitations moyennes mensuelles des modèles par rapport aux données observées au sol**

Les résultats de la comparaison graphique entre les observations et les modèles climatiques sont présentés sur la Figure 6. Il ressort des résultats que les précipitations moyennes mensuelles des données observées affichent deux saisons alternées. Une saison pluvieuse qui part de mars à mai, et séparée par une période sèche (juin-août). La saison pluvieuse recommence de septembre à novembre, suivi d'une autre période sèche de décembre à février (DJF). Les précipitations varient de 38 à 214mm/mois environ, et caractérisées par une distribution bimodale (mai et octobre) (210 mm/mois et 175 mm/mois environ) (Figure 6). La majorité des modèles reproduit bien le cycle de précipitation observé, avec un décalage en juin ; et une sous-estimation des précipitations observées. Sur neuf (9) modèles analysés, trois (3) (CESM2, CESM2–WACCM CNRM–ESM2–1 et NorESM2–MM) génèrent des pics en juin et octobre. Et, deux (2) modèles (AWI-ESM-1-1-LR et CNRM–ESM2–1) surestiment les valeurs de précipitations en octobre. Par ailleurs, les précipitations moyennes mensuelles de l'ensemble des modèles sous-estiment celles des données observées au sol dans toutes les saisons (Figure 7).

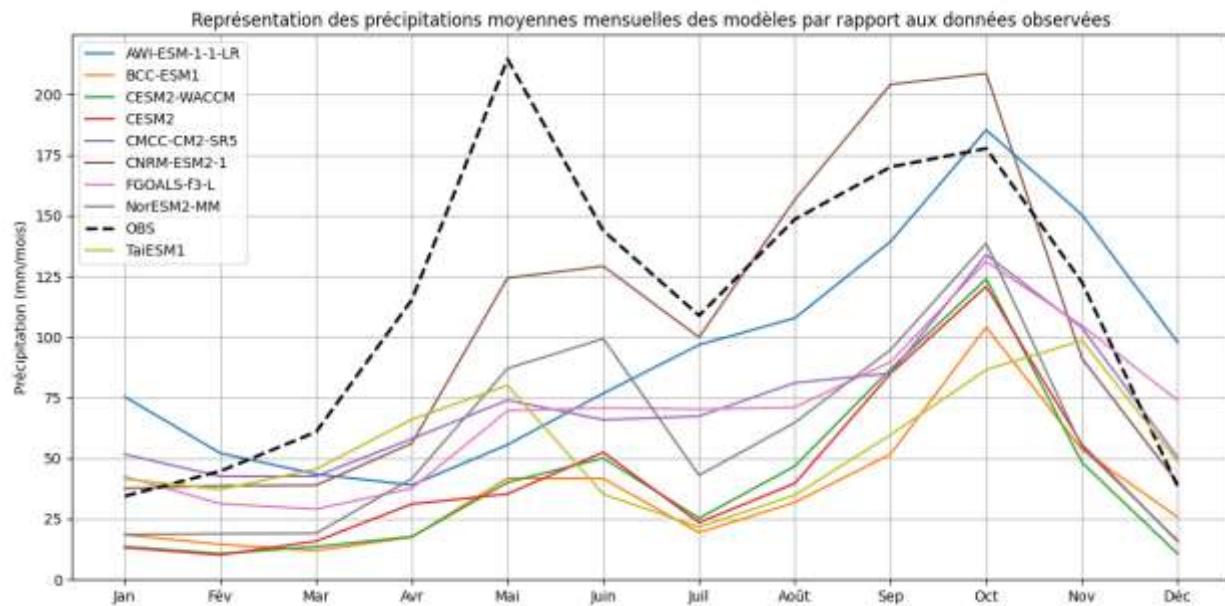


Figure 6: Précipitations moyennes mensuelles des modèles par rapport aux stations observées aux sols, obtenues par la moyenne des modèles

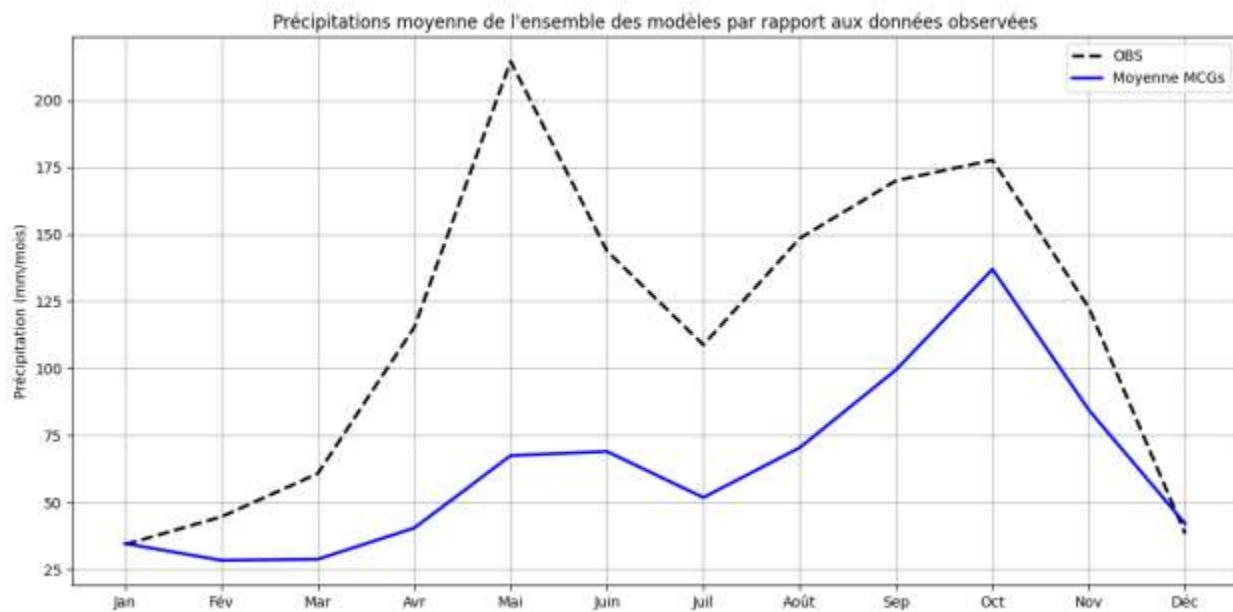


Figure 7: Précipitations moyennes mensuelles de l'ensemble des modèles par rapport aux stations observées au sol, obtenues par la moyenne des modèles

Les résultats permettent de catégoriser les modèles ainsi : La première catégorie (marquée « B » dans le Tableau 5), se compose de 5 modèles capables de simuler une distribution bimodale similaire à celle observée avec des pics en juin et octobre ponctués d'une période plus sèche en juillet. La deuxième catégorie, (marquée « SM » en Tableau 5), comprend deux (2) modèles qui simulent une distribution

bimodale avec des pics en mai et octobre, mais ne parviennent pas à simuler de période sèche en juillet. La troisième catégorie comprend le modèle TaiESM1 (marquée « B1 ») qui simule une distribution bimodale similaire à celle observée avec des pics en mai et novembre, séparée par une période sèche (juillet). Et, le modèle AWI-ESM-1-1-LR (marquée « S ») qui simule une seule saison humide (juin à octobre), sans pointe en juin et pas de sécheresse au milieu en juillet. Par ailleurs, la moyenne de l'ensemble des MCGs simule la distribution bimodale de la première catégorie des MCGs (Figure 7).

Tableau 5: Caractérisation climatique des précipitations par les modèles

Modèles	Caractéristiques
AWI-ESM-1-1-LR	S
BCC-ESM1	B
CESM2	B
CESM2-WACCM	B
CMCC-CM2-SR5	SM
CNRM-ESM2-1	B
FGOALS-f3-L	SM
NorESM2-MM	B
TaiESM1	B1

Les résultats de précipitations moyennes mensuelles obtenus à partir des données observées au sol par station, montrent une distribution bimodale avec deux pics (mai et octobre), séparés par une petite période sèche en juillet, ce qui permet de classer les stations en trois groupes. Le premier groupe (P\_033, p\_043, P\_057, P\_068, P\_088, P\_091, P\_102 et P\_104) génère deux pics (mai et septembre) et une période sèche en juillet ; le deuxième (P\_100, P\_114, P\_135 et P\_143) qui génère deux pics de précipitations (mai et octobre) et une petite période sèche en juillet ; et le troisième regroupe les stations P\_004 et P\_150 qui génèrent deux pics (mai et novembre), séparés par une période sèche au mois de juillet (Figure 8). Quant aux modèles, la majorité d'entre eux reproduit le cycle de précipitation du deuxième groupe dans quasiment toutes les stations. C'est-à-dire une distribution bimodale, avec un petit décalage en juin, limité par une période sèche au mois de juillet, et l'autre pic en octobre (Exception faite pour les modèles AWI-ESM-1-1-LR, CMCC-CM2-SR5 et FGOALS-f3-L). De plus, 8 modèles sur 9 (environ 89%) des modèles climatiques globaux (MCGs) sous-estiment les valeurs de précipitations mensuelles par rapport aux données observées dans 10 stations (Figure 4). Les pluies les plus élevées sont enregistrées dans la péninsule Sud et Nord (P\_004, P\_057, P\_135, P\_059, P\_104, P\_150), comme avait souligné [Moron et al. \(2015\)](#).

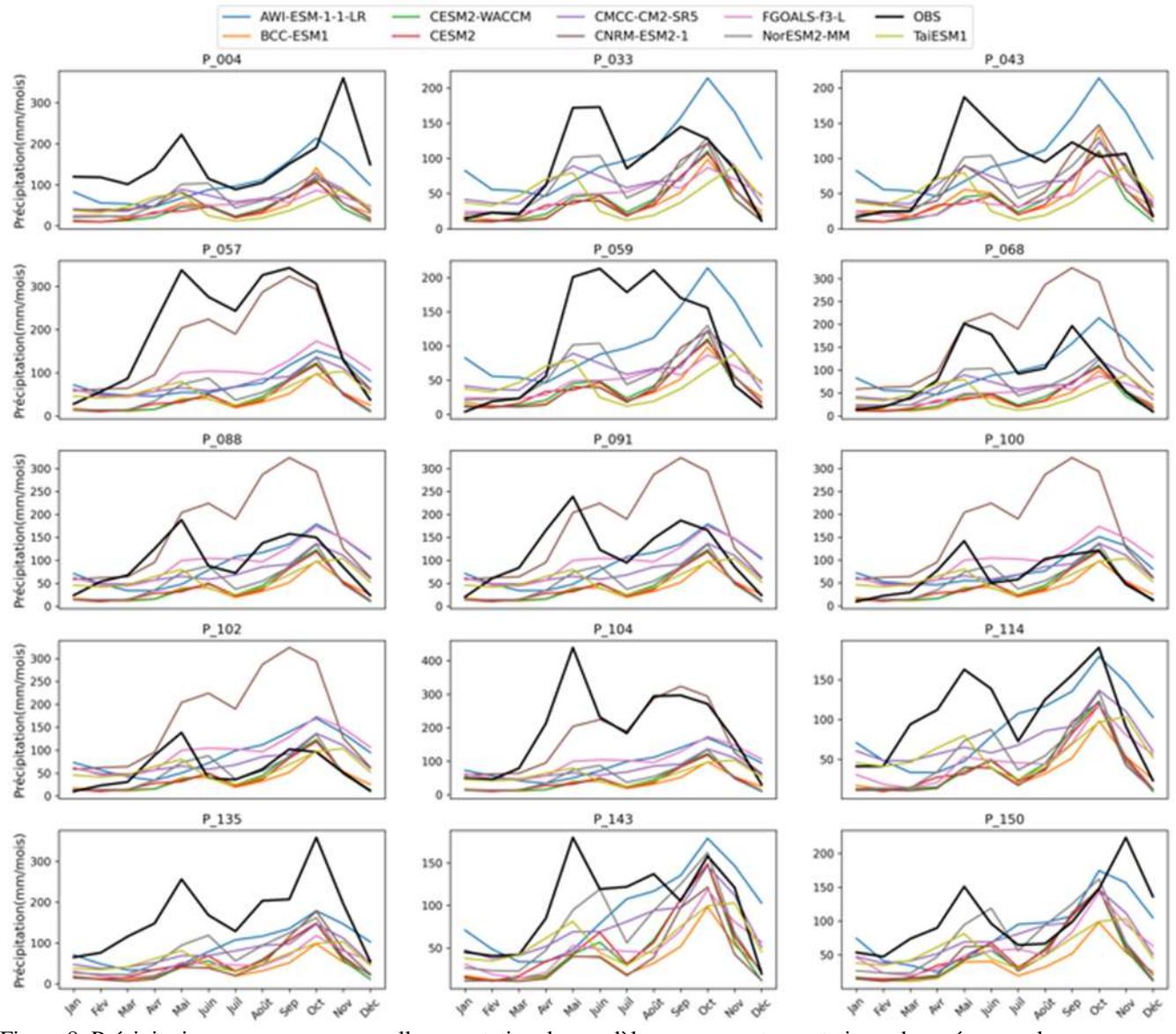


Figure 8: Précipitations moyennes mensuelles par station des modèles par rapport aux stations observées au sol.

## Conclusion partielle

Les modèles utilisés ont bien capturé le cycle bimodal de pluie qui caractérise la pluviométrie d'Haïti, avec de forte sous-estimation pour certaines stations (P-104 et P-059, par exemple). Cependant, les cumuls de pluies et les périodes où les pics de pluies ont été observés diffèrent pour plusieurs stations (Figure 8). Les pluies les plus élevées sont enregistrées dans la péninsule Sud, Nord et vallée de l'Artibonite.

## VI.2-Performance des MCGs du CMIP6 à l'échelle annuelle sur la période de 1920 à 1940

### VI.2.1-Capacité des MCGs à estimer le nombre de jours de pluie (RR1) annuel

Entre les années 1920 et 1940, le nombre de jours de pluie estimé par les modèles climatiques globaux (MCGs) varie d'une année à l'autre et tend à surestimer ces valeurs par rapport aux données observées. À l'échelle annuelle, la performance des MCGs est limitée, avec un coefficient de corrélation  $R^2$  de seulement 0.16 (Figure 9a). La performance est encore plus faible à l'échelle interannuelle saisonnière, avec le coefficient de corrélation maximal (0.05), observé pendant la saison SON (Figure 9b).

À l'échelle saisonnière, le nombre de jours de pluie estimé par les modèles, calculé à partir de la moyenne des jours de pluie des différentes stations, varie d'une saison à l'autre. Les valeurs les plus élevées sont observées durant les saisons SON et JJA, tandis que les valeurs les plus faibles se situent en saison sèche (DJF). Ces résultats suggèrent que, bien que les modèles MCGs réussissent à représenter les jours de pluie. Toutefois, ils surestiment systématiquement ces valeurs par rapport aux observations au sol (Figure 9b).

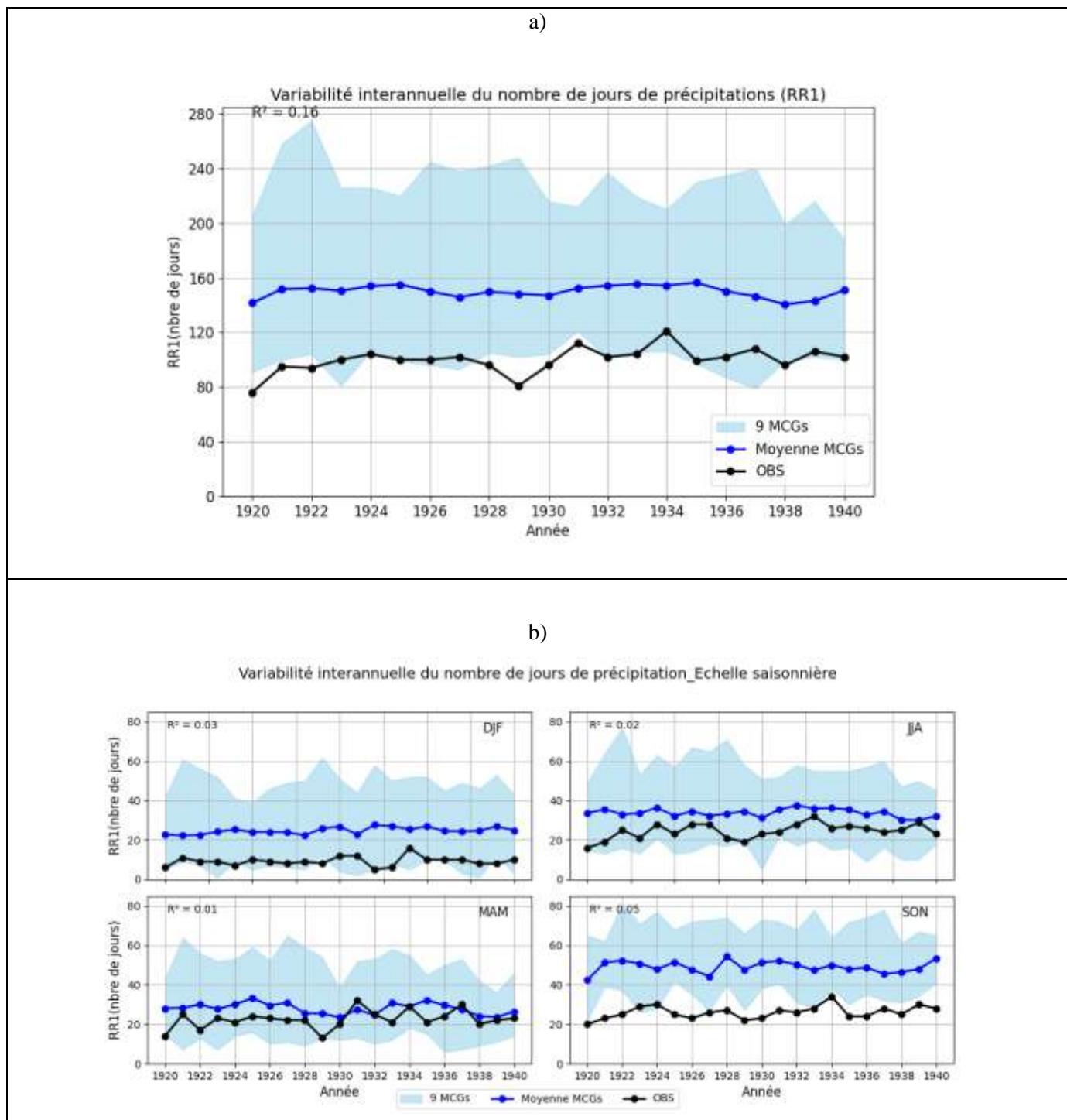


Figure 9: Variabilité interannuelle et saisonnière interannuelle du nombre de jours de précipitations.

### VI.2.2-Aptitude des MCGs à estimer l'intensité de pluie (SDII) annuelle

L'intensité de pluie des données observées au sol varie d'une année à l'autre et commence à augmenter à partir de 1923. Contrairement aux données observées, l'ensemble des modèles climatiques globaux (MCGs) montre peu de variation d'intensité de pluie et sous-estime systématiquement ces valeurs par rapport aux observations. La performance des MCGs à l'échelle annuelle est limitée, avec un coefficient de corrélation ( $R^2$ ) de seulement 0.36 (Figure 10a). À l'échelle interannuelle saisonnière, la performance est encore plus faible, avec un coefficient de corrélation maximal de seulement 0.13, enregistré durant la première saison pluvieuse (MAM) (Figure 10b).

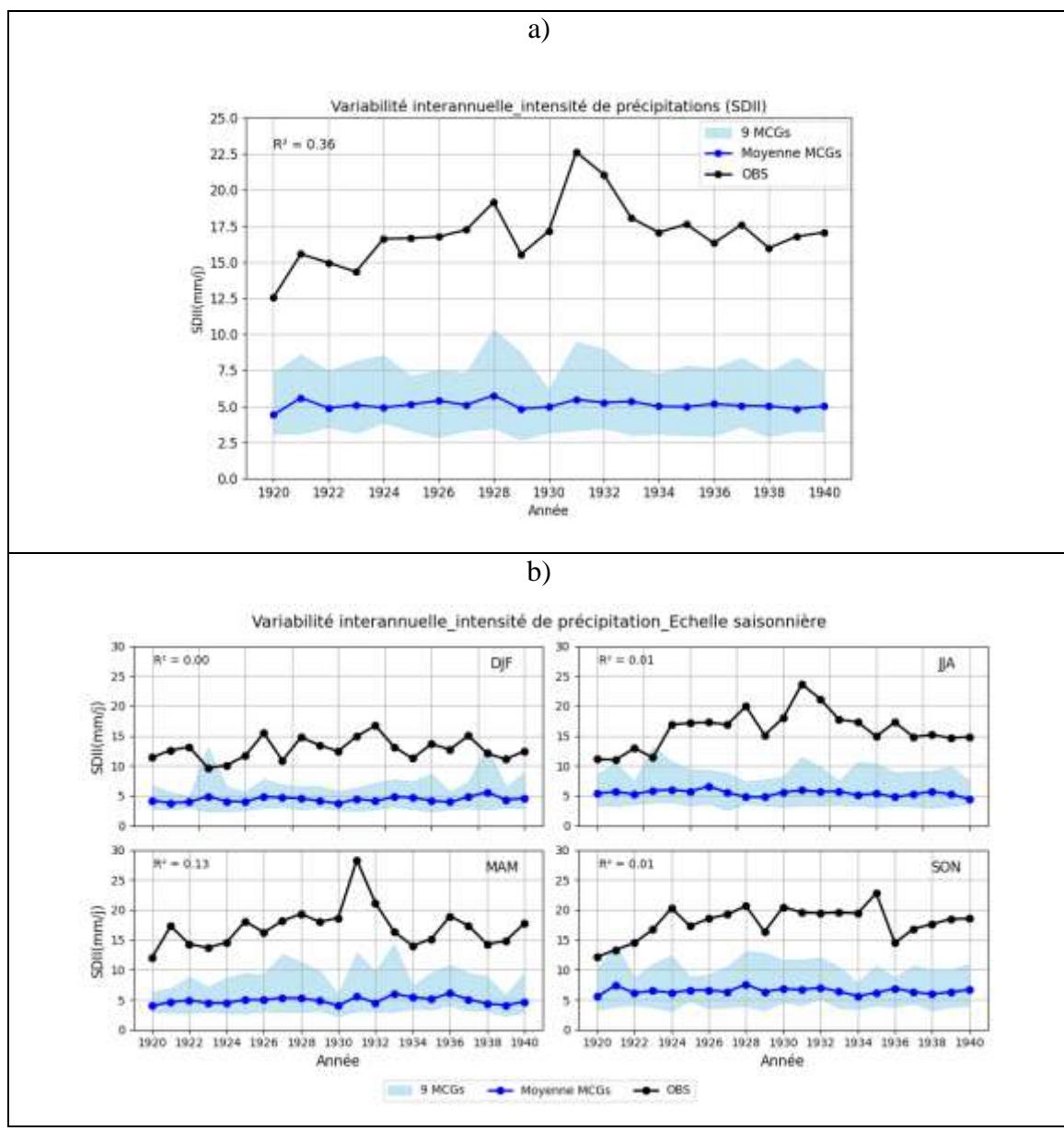


Figure 10 : Variabilité interannuelle et saisonnière interannuelle de l'intensité de précipitations.

### VI.2.3-Capacité des MCGs à estimer l'intensité journalière maximale de précipitations mensuelles (Rx1day)

Tout au long de l'année, les précipitations journalières maximales (Rx1day) de la moyenne de l'ensemble des MCGs oscillent autour de 45 à 50mm. Les années 1924 et 1928 se distinguent par des précipitations particulièrement intenses. En revanche, les données observées au sol indiquent que les années 1931 et 1935 enregistrent les plus fortes précipitations, avec des valeurs moyennes oscillant entre 61mm et 143mm. Ces valeurs semblent augmenter au fil du temps. Les MCGs sous-estiment ces valeurs par rapport aux données observées tout au long de la période étudiée (Figure 11).

Les résultats obtenus montrent une faible corrélation entre les Rx1day des données observées et celles issues des MCGs, avec  $R^2 = 0.04$ . Les précipitations journalières maximales (Rx1day) les plus intenses, selon les MCGs, se produisent en JJA et SON, ce qui est en décalage par rapport aux observations. Cela indique que la performance des MCGs dans la représentation des Rx1day reste faible, avec des coefficients de corrélation nuls pour toutes les saisons, comme illustré par la Figure 12. L'ensemble des MCGs peine ainsi à représenter correctement la variation des précipitations journalières maximales par rapport aux données observées, avec de fortes sous-estimations.

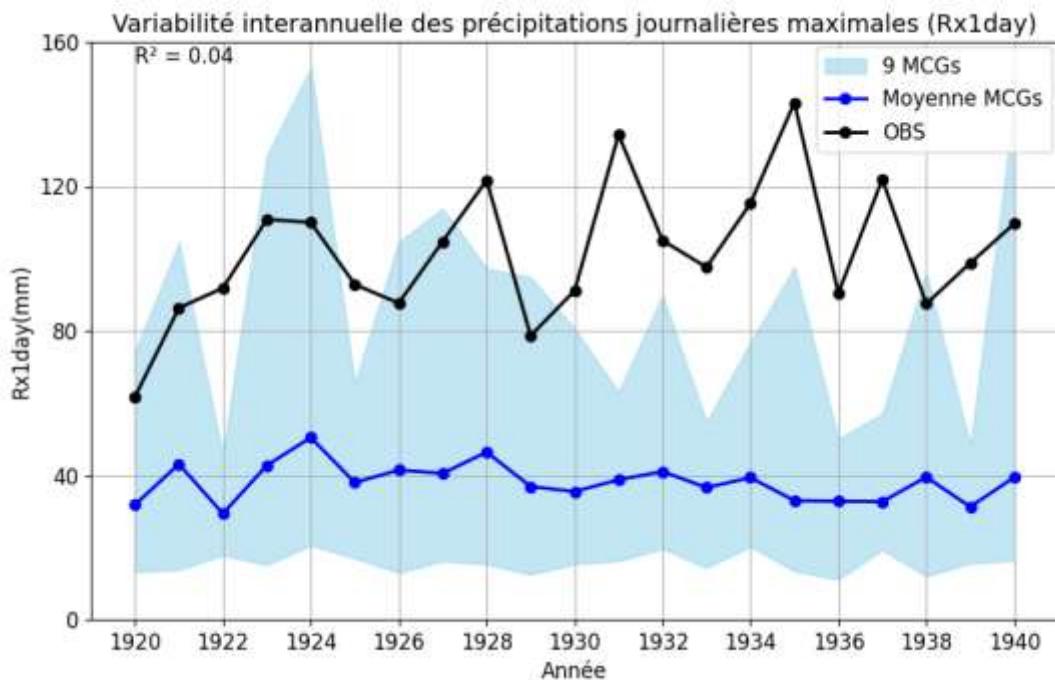


Figure 11 : Variabilité interannuelle de précipitations journalières maximales pendant un mois spécifique.

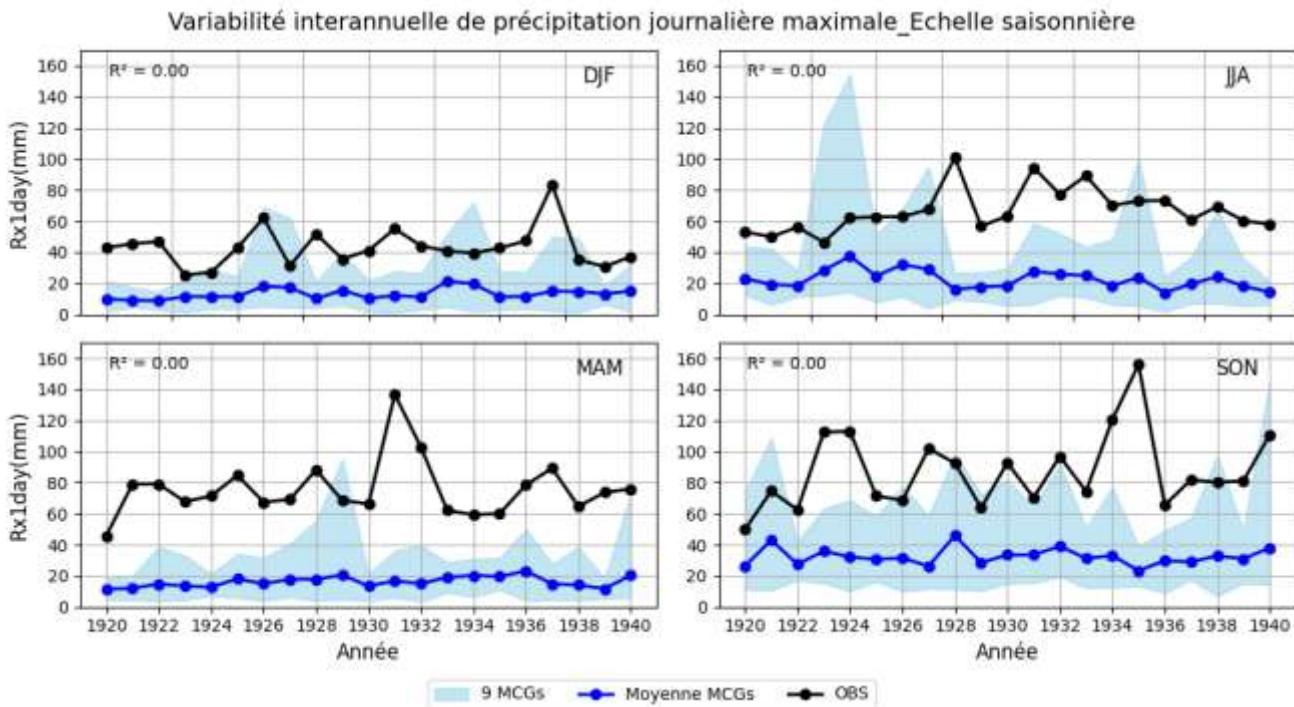


Figure 12 : Variabilité interannuelle saisonnière de précipitations journalières maximales pendant un mois spécifique.

### Conclusion partielle

L'indicateur statistique  $R^2$  a été utilisé pour évaluer la performance des MCGs sur les indices RR1, SDII et RX1day. Concernant RR1, la valeur de  $R^2$  calculée à l'échelle annuelle est de 0.16. Les valeurs sont encore plus faibles à l'échelle saisonnière interannuelle, variant de 0.01 à 0.05, ce qui traduit une faible performance. Pour SDII, les résultats sont quasiment similaires, avec des valeurs encore plus faibles (entre 0 et 0.01) pendant les saisons, et une valeur de 0.36 à l'échelle annuelle. En ce qui a trait à RX1day, les résultats sont encore plus préoccupants, avec des corrélations nulles pendant toutes les saisons. Les coefficients de corrélation à différentes échelles montrent qu'il n'existe pas de correspondance raisonnable entre les indices RR1, SDII et RX1day des données observées et celles des modèles.

## VI.3-Performance des MCGs CMIP6 à l'échelle saisonnière sur la période de 1920 à 1940

### VI.3.1-Aptitude des MCGs à estimer le nombre de jour de pluie (RR1) à l'échelle saisonnière

Les résultats montrent que les nombres de jour de pluies les plus faibles détectés par les MCGs sont observés en DJF et MAM. Tandis que, les nombres plus importants sont enregistrés en SON et JJA, ce qui est similaire aux données observées (Figure 13). Cependant, dans toutes les stations, la majorité des MCGs surestime ces valeurs par rapport aux observations. Quant à la deuxième saison pluvieuse (SON), tous les MCGs surestiment les valeurs du nombre de jour de pluvieux (Figure 14). Durant la saison sèche, les jours de précipitations (RR1) des données observées varient de 3 à 22 jours. La majorité des MCGs tend à surestimer les RR1 dans presque toutes les stations, à l'exception de P-004 et P-135. Pendant le printemps (MAM), les données observées montrent des RR1 variant entre 15 et 35 jours. Un premier groupe de stations (P\_033, P\_043, P\_059, P\_100, P\_102 et P\_150) voit la majorité des MCGs surestimer les RR1, tandis que pour un second groupe (P\_004, P\_057 par exemple), les modèles sous-estiment ces valeurs. Comparé à l'hiver, le RR1 observé est plus élevé en MAM. En été (JJA), les jours de pluie augmentent par rapport au printemps, avec des valeurs de RR1 allant de 10 à 47 jours, tendance également surestimée par les modèles. Enfin, en automne (SON), les RR1 obtenus à partir des données observées varient entre 17 et 41 jours, des valeurs généralement plus élevées qu'en été.

Cependant, en termes de performance (Tableau 6 et Figure 15), les modèles montrent des biais importants et des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) très élevées, avec des valeurs de RMSE variant de 5 à 42 jours dans la grande saison sèche DJF (décembre-janvier-février) ; 7jours à 24 jours dans la saison pluvieuse MAM (mars-avril-mai); 9 à 39 jours en JJA et autour de 13 à 42 jours en SON (septembre-octobre-novembre). Les coefficients de corrélation  $R^2$  sont également faibles, variant de 0 à 0.10 pour la saison DJF et de 0 à 0.14 pour MAM (mars-avril-mai), avec des valeurs encore plus faibles (0 à 0.05) pour les autres saisons. Les biais sur les indices RR1 (fréquence des jours de pluie) varient considérablement d'une saison à l'autre et restent très élevés. En DJF et SON, tous les MCGs présentent des biais positifs. Les modèles CESM2-WACCM et CESM2 sont les meilleurs en DJF, avec des biais de 0 et 1 jour, respectivement (Figure 10). En JJA, les modèles CESM2 et TaiESM1 affichent les biais les plus faibles, tandis qu'en MAM, 5 modèles présentent des biais positifs (Figure 15).

L'évaluation des biais saisonniers montre que les modèles n'ont pas une performance cohérente dans toutes les saisons. En DJF et SON, tous les modèles présentent des biais positifs, tandis qu'en JJA, les

modèles CESM2 et TaiESM1 montrent des biais humides et plus faibles, ce qui suggère une meilleure représentation du nombre de jours de pluie.

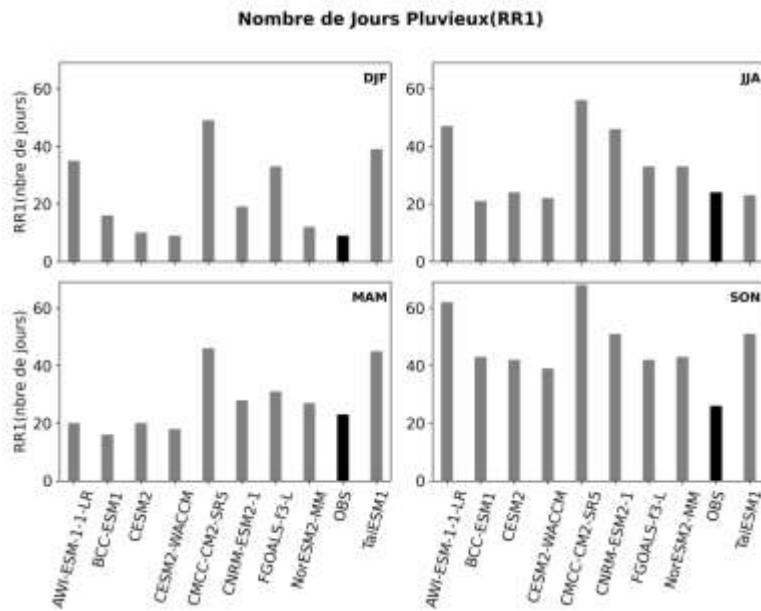


Figure 13: nombre de jours de pluie dans les saisons, obtenu par moyenne des stations

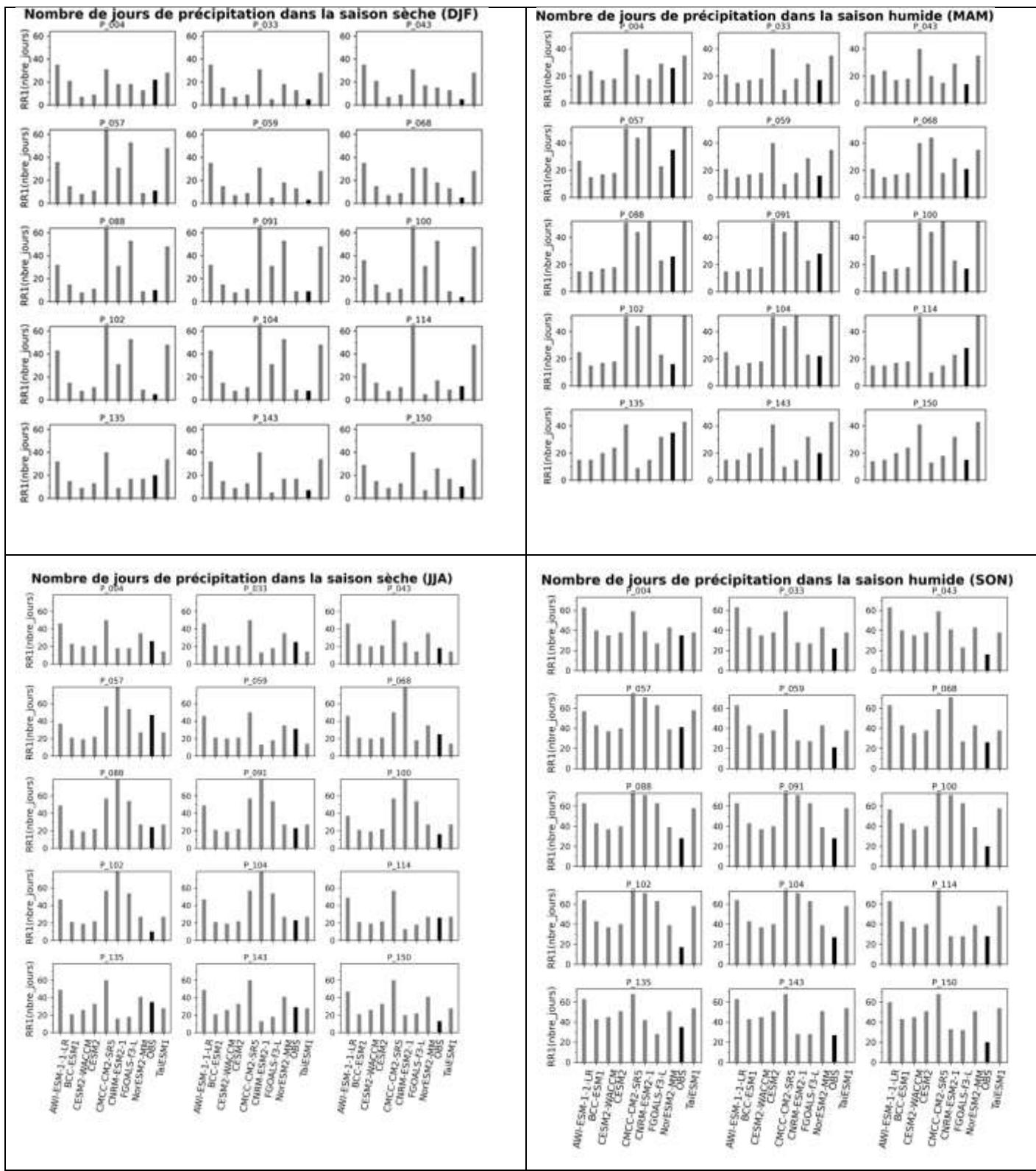


Figure 14 : nombre de jours de pluie dans les saisons, obtenu par moyenne des stations

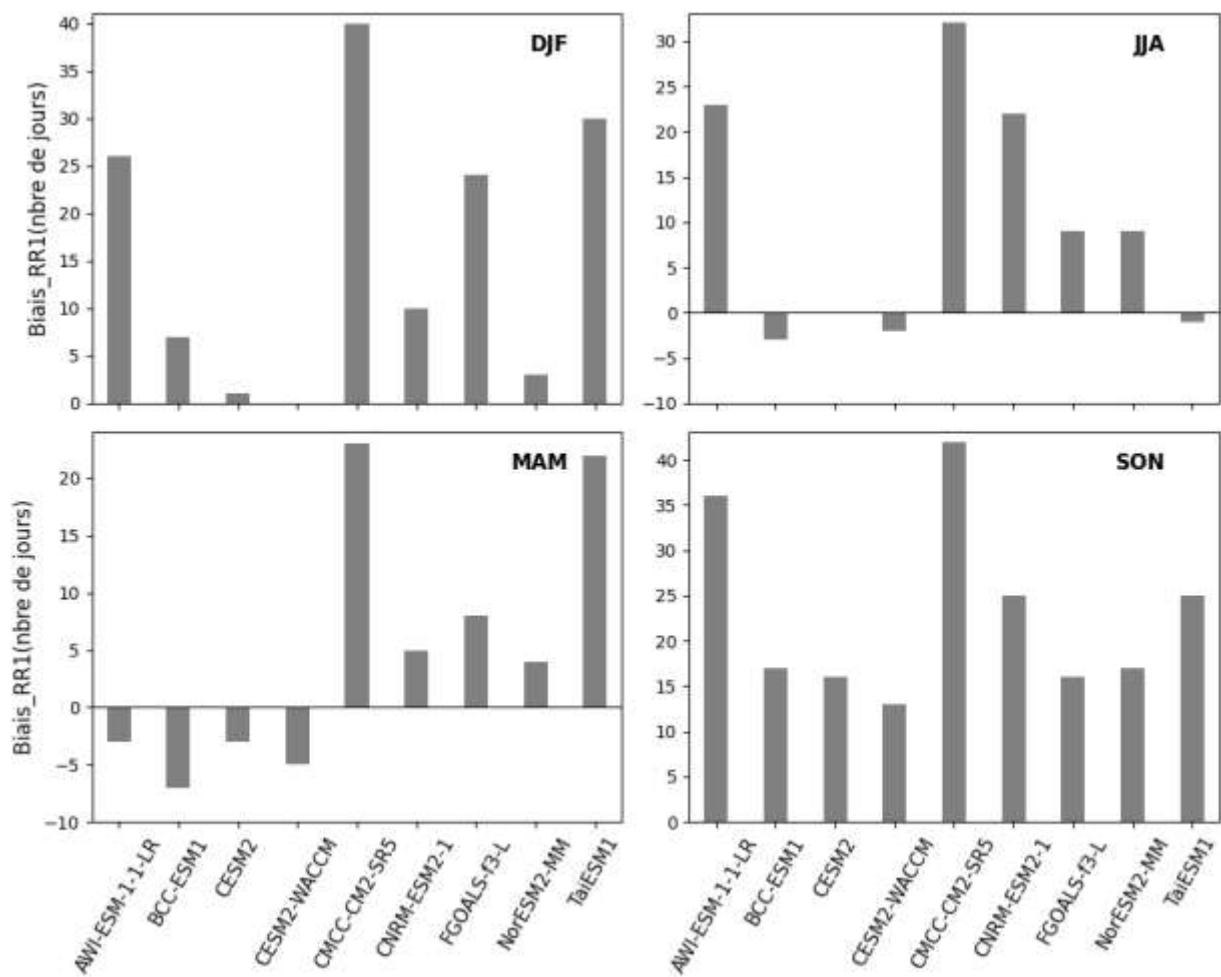


Figure 15 : Biais moyen saisonnier sur le nombre de jour de pluie obtenu à partir de la moyenne de l'ensemble des stations. Les barres orientées vers le bas indiquent le nombre de jour de pluie des MCGs est inférieur à l'observation

Tableau 6: Tableau récapitulatif des biais (en nombre de jours), des erreurs quadratiques moyennes (jours) et des coefficients de corrélation ( $R^2$ ) du nombre de jours de pluie par saison.

Modèles	DJF			MAM			JJA			SON		
	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$
AWI-ESM-1-1-LR	26	27	0.084	-3	9	0.03	23	23	0.05	36	37	0.04
BCC-ESM1	7	8	0.1	-7	10	0.02	-3	9	0.02	17	18	0.001
CESM2-WACCM	0	5	0.07	-5	8	0.005	-2	10	0.004	13	14	0.02
CESM2	1	5	0.07	-3	8	0.005	0	10	0.002	16	17	0.02
CMCC-CM2-SR5	40	42	0.002	23	24	0.1	32	32	0.0003	42	42	0.04
CNRM-ESM2-1	10	17	0.02	5	17	0.02	22	39	0.012	25	32	0.02
FGOALS-f3-L	24	30	0.03	8	19	0.03	9	22	0.008	16	24	0.01
NorESM2-MM	3	6	0.05	4	9	0.05	9	13	0.005	17	19	0.00008
TaiESM1	30	31	0.002	22	23	0.14	-1	11	0.0003	25	26	0.04

### Conclusion Partielle

Le biais, la RMSE et  $R^2$  ont été utilisés pour évaluer les MCGs sur le RR1 par saison. La majorité des MCGs (environ 70%) présentent des biais compris entre 7 et 42 jours. Les RMSE varient de 5 à 42 jours, et les valeurs de  $R^2$  se situent entre 0 et 0.14, ce qui indique une faible performance. Cela souligne les limites des MCGs à capturer avec précision les variations de la fréquence des jours de pluie.

### VI.3.2-Capacité des MCGs à estimer l'intensité de pluie (SDII) à l'échelle Saisonnier

À l'échelle saisonnière, l'intensité de pluie estimée par les modèles, calculée à partir de la moyenne des intensités des stations, varie d'une saison à l'autre. Les valeurs les plus élevées sont enregistrées en SON et JJA, où tous les MCGs ont leurs intensités de pluies inférieures à 7.5mm/j et 9.5mm/j, respectivement. Contrairement aux stations de surface qui enregistrent des intensités les plus importantes (>17.5mm/j) en MAM et SON. Ces résultats montrent que les modèles ne capturent pas bien l'intensité de pluie par rapport aux données observées au sol (Figure 16), et sous-estiment ces valeurs dans toutes les stations et toutes les saisons (Figure 17).

De plus, en termes de performance, les modèles ne se comportent pas bien, affichant des biais et RMSE relativement élevés. Les biais saisonniers sur les SDII varient d'une saison à l'autre. Cependant, les résultats montrent que les modèles MCGs ont une performance cohérente dans toutes les saisons (tous les MCGs présentent des biais secs dans toutes les saisons) avec des valeurs qui oscillent entre -6mm/j à -

10.09 mm/j dans la grande saison sèche ; -10.97mm/j à -14.65mm/j dans la première saison pluvieuse(MAM). Pour les deux autres saisons, les biais dans les modélés se trouvent dans le même intervalle (-9.8 à -13.63 mm/j) (Figure 18).

Les valeurs des RMSE dans les modèles varient d'une saison à une autre, la plus faible (8.36mm/j) est produite par le modèle AWI-ESM-1-1-LR, dans la grande saison sèche. Pour les saisons MAM, JJA et SON, les biais dans les modèles varient de 14.85 à 15.35mm/j ; 10.63 à 13.97mm/j et 9.92 à 14.25mm/j, respectivement. Ainsi, des coefficients de corrélation R<sup>2</sup> très faibles, variant de 0 à 0.20 pour les saisons DJF et MAM, de 0 à 0.22 en JJA, et encore plus faibles pendant la période cyclonique (SON) (Figure 18, Tableau 7).

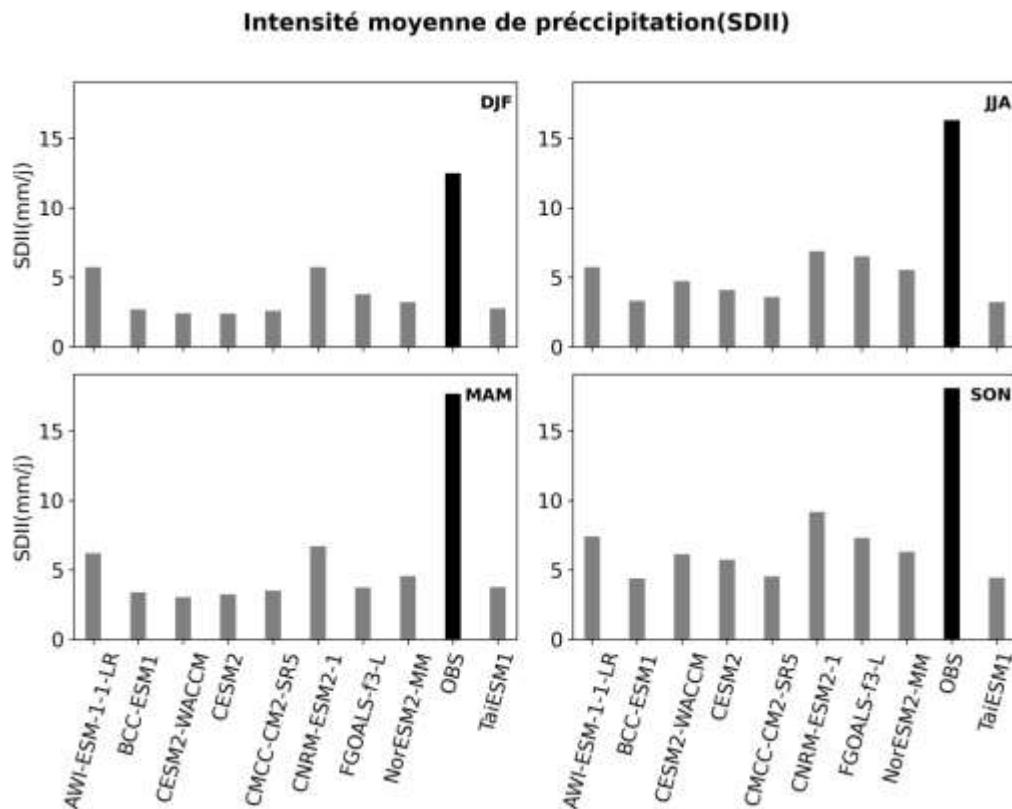


Figure 16: Intensité moyenne de précipitation saisonnière obtenue à partir de la moyenne des stations

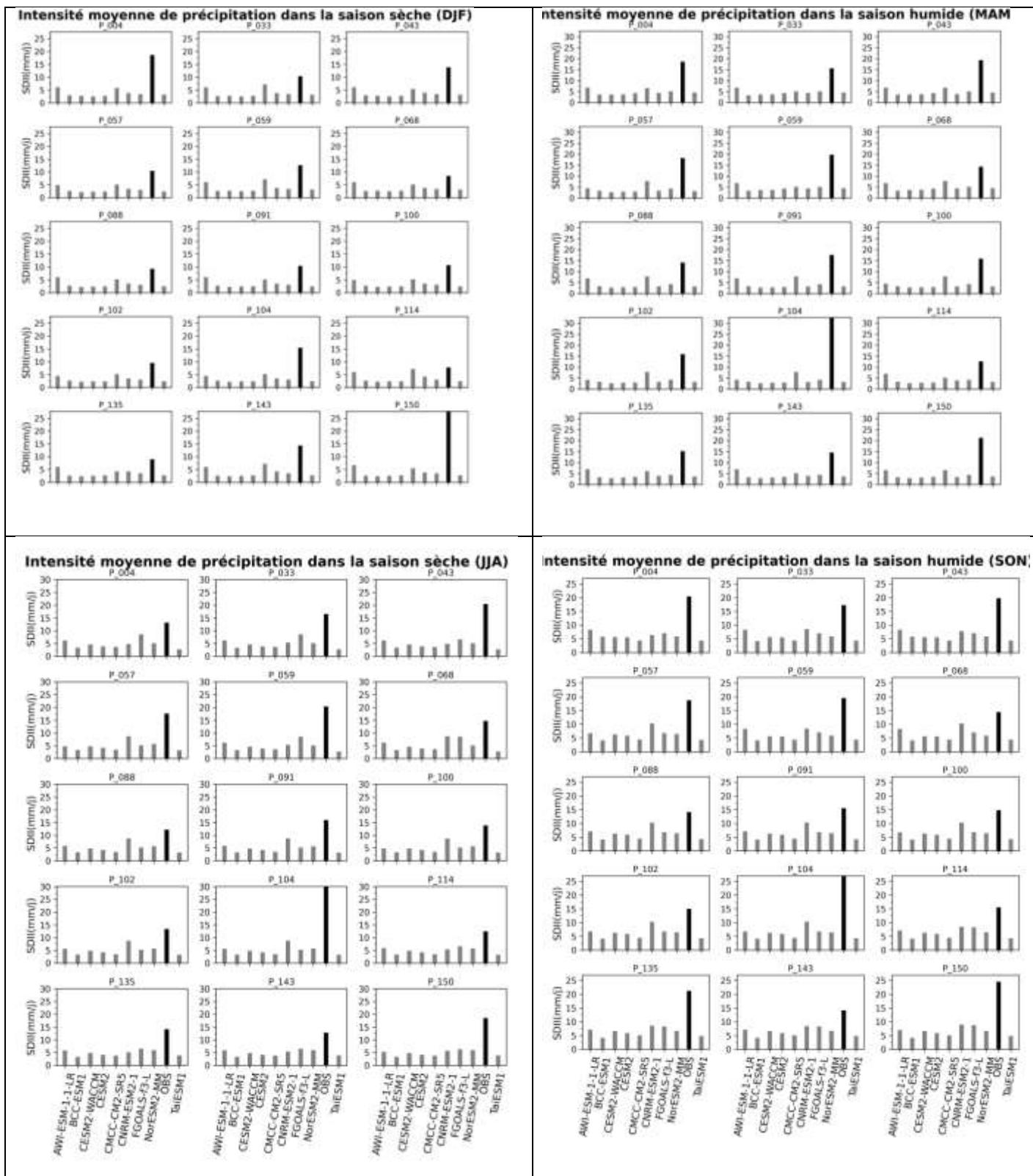


Figure 17 : Intensité moyenne de précipitation saisonnière obtenue par station

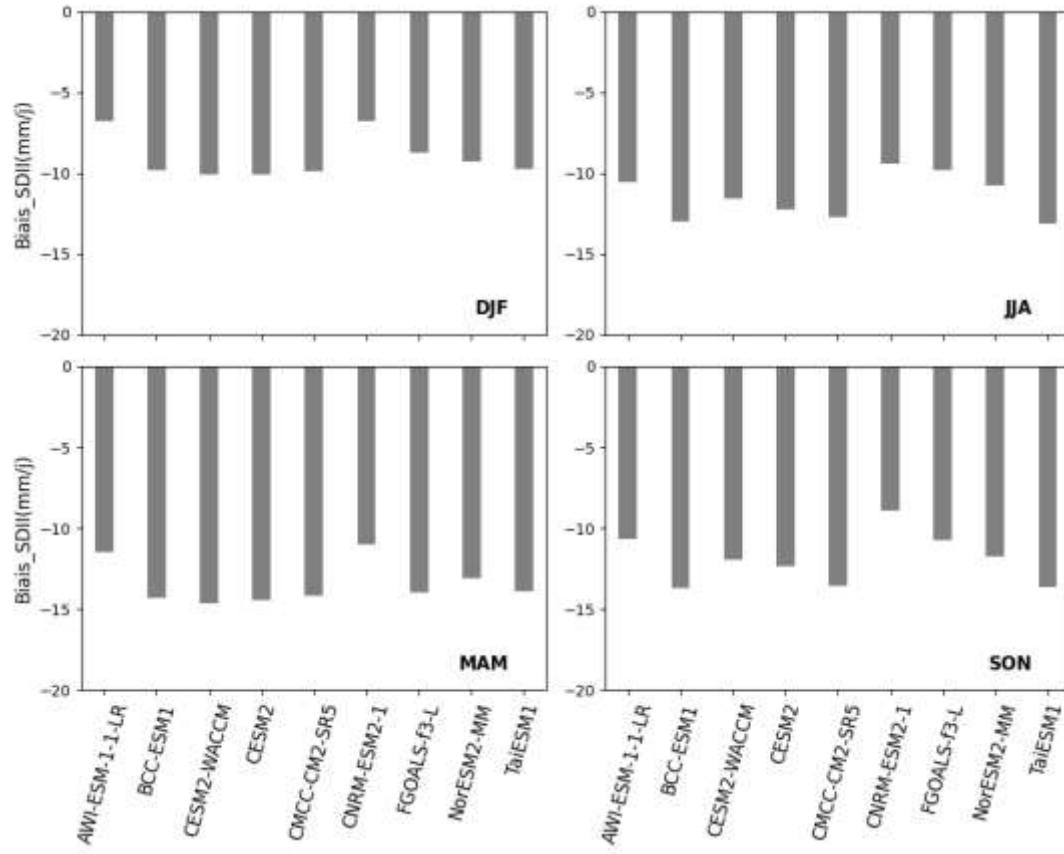


Figure 18: Biais moyen saisonnier sur l'indice simple de pluie obtenu à partir de la moyenne de l'ensemble des stations

Tableau 7 : Tableau récapitulatif des biais, des erreurs quadratiques moyennes(RMSE) en mm/j et des coefficients de corrélation( $R^2$ ) de l'intensité de pluie par saison

Modèles	DJF			MAM			JJA			SON		
	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$
AWI-ESM-1-1-L1	-6.76	8.36	0.08	-11.49	12.63	0.2	-10.58	11.6	0.002	-10.65	11.41	0.0007
BCC-ESM1	-9.81	11.05	0.08	-14.29	15.03	0.01	-13	13.85	0.0012	-13.68	14.25	0.038
CESM2-WACCM	-10.08	11.29	0.035	-14.65	15.39	0.001	-11.58	12.51	0.008	-11.92	12.59	0.0026
CESM2	-10.09	11.26	0.2	-14.45	15.2	0.002	12.22	13.12	0.0047	-12.32	12.97	0.00001
CMCC-CM2-SR5	-9.9	11.12	0.14	-14.17	14.93	0.002	-12.73	13.6	0.006	-13.53	14.12	0.05
CNRM-ESM2-1	-6.76	8.49	0.0009	-10.97	11.85	0.06	-9.44	10.63	0.007	-9.89	9.92	0.05
FGOALS-f3-L	-8.72	10.1	0.0003	-13.94	14.74	0.07	-9.8	11.008	0.008	-10.75	11.45	0.05
NorESM2-MM	-9.28	10.53	0.168	-13.12	13.93	0.002	-10.78	11.79	0.016	-11.77	12.44	0.05
TaiESM1	-9.73	10.97	0.04	-13.92	14.7	0.0028	-13.11	13.97	0.022	-13.63	14.21	0.05

## Conclusion Partielle

Le biais, la corrélation et la RMSE ont été également appliquées sur l'indice SDII pour évaluer les MCGs. Les biais des MCGs, variant 6.76 à 14.65mm/j, tandis que les RMSE se situent entre 8 et 15mm/j. De plus, les valeurs des coefficients de corrélation (0 à 0.24) indiquent une faible performance. Ces résultats permettent de conclure que les GCMs ne présentent pas de meilleures performances dans la représentation l'intensité de pluie par rapport données d'observation. Cela est illustré par des coefficients de corrélation très faibles, des biais et des RMSE élevés. En outre, les MCG sous-estiment les valeurs élevées de SDII par rapport aux observations pour toutes les saisons.

### VI.3.3-Performance des MCGs dans la représentation de l'intensité journalière maximale (Rx1day)

À l'échelle saisonnière, la pluie journalière maximale estimée par les modèles, calculée à partir de la moyenne des pluies journalières maximales des différentes stations, varie d'une saison à l'autre. Les valeurs les plus élevées sont enregistrées durant les saisons SON et JJA, avec des valeurs supérieures à 50 et 40mm, respectivement. Contrairement aux données observées au sol, où les pluies maximales sont enregistrées dans les saisons pluvieuses (MAM, SON). Ces résultats suggèrent que, les MCGs ne parviennent pas à bien représenter les Rx1day à l'échelle saisonnière, et sous-estiment ces valeurs par rapport aux observations au sol en toutes saisons (Figure 19).

En JJA, SON et DJF, les résultats permettent de classer les stations en 2 catégories : la première regroupe les stations où les Rx1day des MCGs surestiment l'observation et la seconde catégorie comprend les stations où les Rx1day de certains MCGs sous-estiment l'observation. Les MCGs génèrent la pluie les plus intenses en JJA et SON, contrairement aux observations des stations au sol qui enregistrent ces pluies en MAM et SON (Figure 20).

En ce qui concerne le biais, les modèles montrent des biais importants et des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) très élevées. Les RMSE varient de 14.76mm à 21.77mm dans la grande saison sèche (DJF) ; 32.24mm à 40.54mm dans la première saison pluvieuse (MAM) ; 22.25mm à 37.72mm et 26.56mm à 40.87mm en JJA et SON, respectivement. Les coefficients de corrélation R<sup>2</sup> sont également faibles, variant de 0 à 0.16 en DJF et de 0 à 0.22 en MAM, avec des valeurs encore plus faibles pour les autres saisons, excepté les modèles CESM2-WACCM , NorESM-MM et TaiESM1 ont des coefficients de corrélation 0.10, 0.10 et 0.2, respectivement, en SON où les activités cycloniques sont maximales (Tableau 8).

Les biais sur l'indice de précipitations maximales (Rx1day) varient considérablement d'une saison à l'autre et restent très élevés. Tous les MCGs présentent des biais secs pendant toutes les saisons. Les biais

minimaux observés sont enregistrés par les modèles AWI-ESM-1-1-LR (-5.5mm) et FGOALS-F3-L (-8.16mm), respectivement, en DJF (Figure 21).

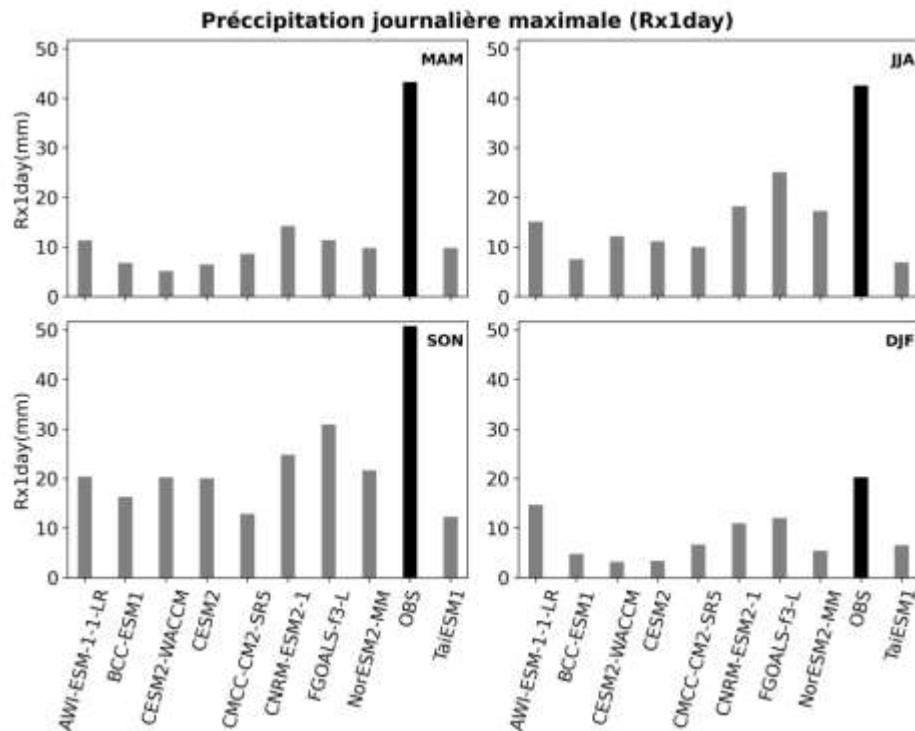


Figure 19 : Précipitation journalière maximale pendant un mois, obtenue à partir de la moyenne des stations.

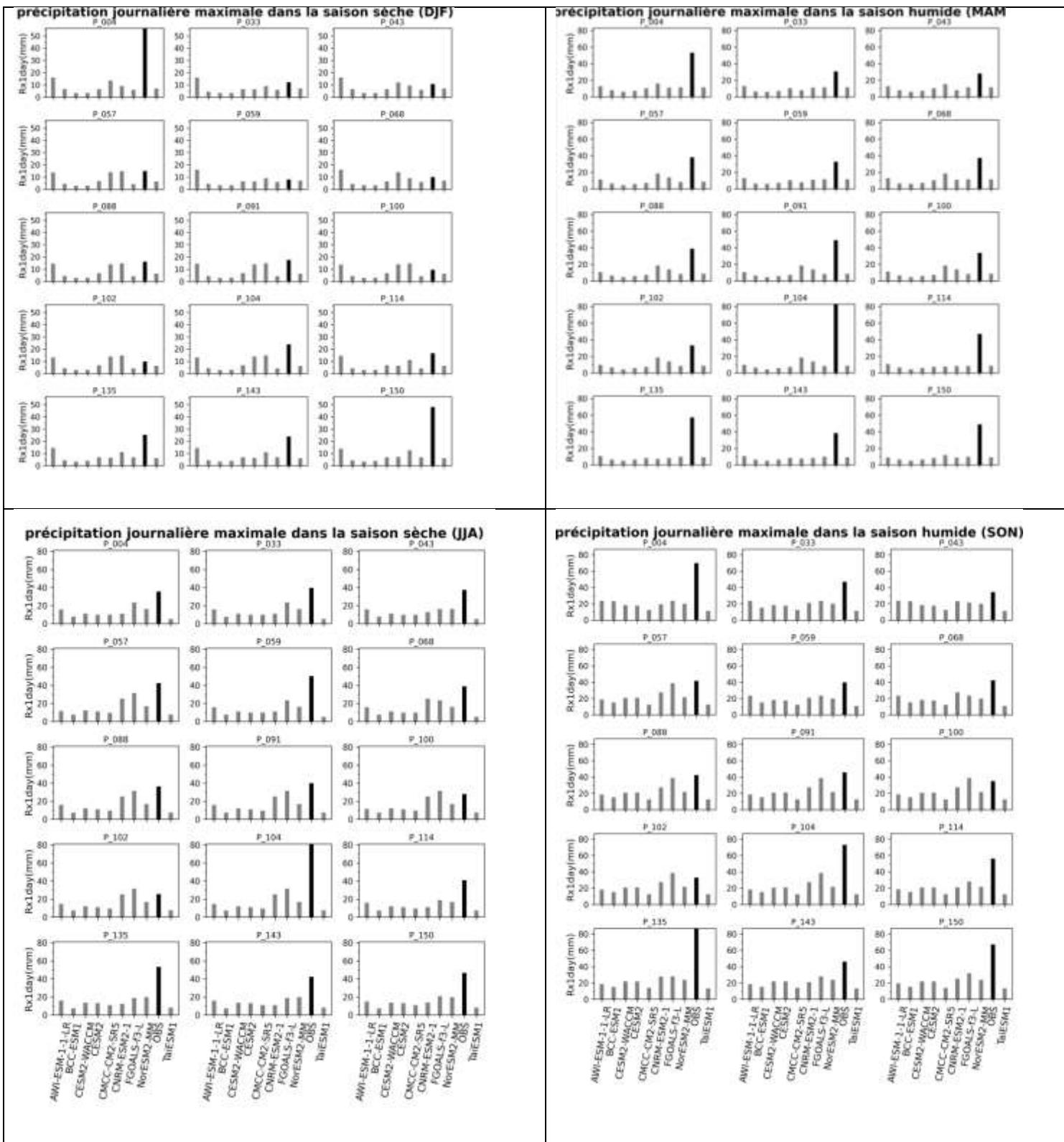


Figure 20 : Précipitation journalière maximale pendant un mois, obtenue par station

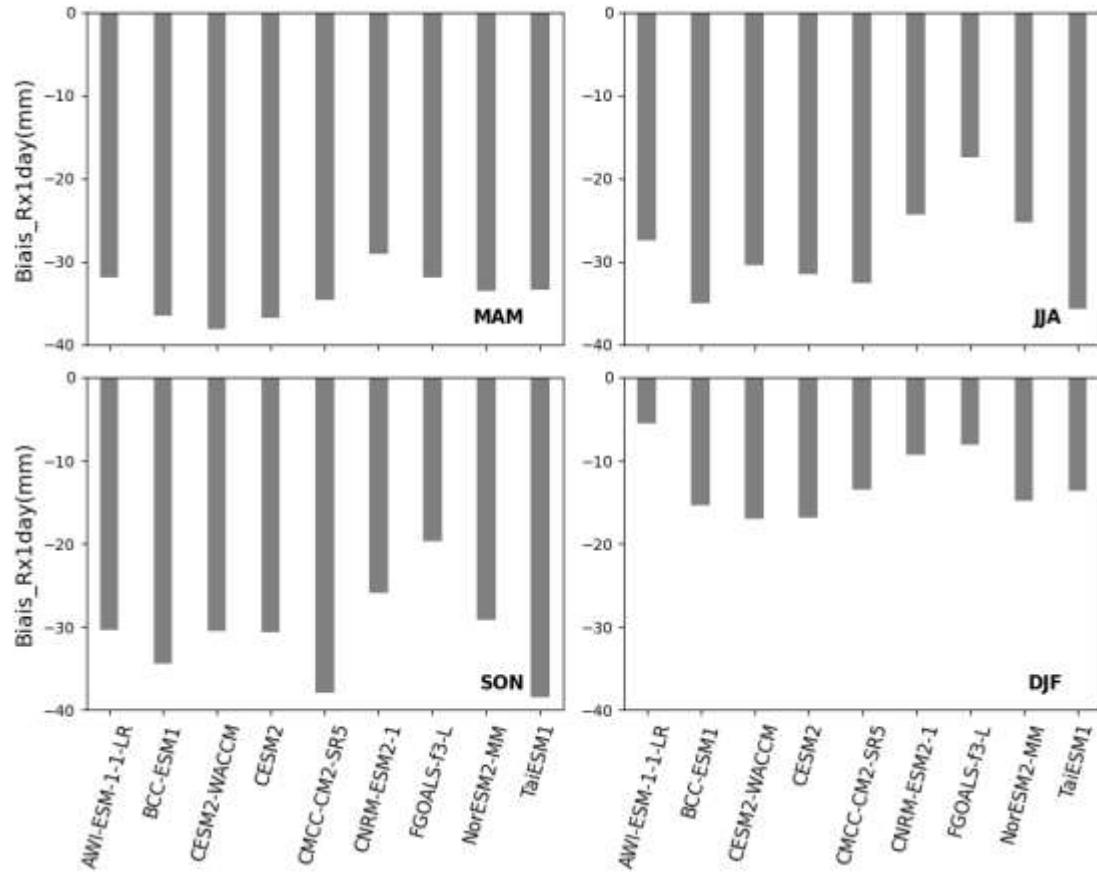


Figure 21 : Biais moyen saisonnier sur la pluie journalière maximale(Rx1day) obtenu à partir de la moyenne de l'ensemble des stations.

Tableau 8: Tableau récapitulatif des biais, des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) en mm et des coefficients de corrélation ( $R^2$ ) de pluie journalière maximale par saison

Modèles	DJF			MAM			JJA			SON		
	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$	Biais	RMSE	$R^2$
AWI-ESM-1-1-LR	-5.5	14.76	0.0001	-31.94	34.95	0.22	-27.5	30.13	0.019	-30.37	34.44	0.02
BCC-ESM1	-15.43	20.44	0.14	-36.5	38.95	0.005	-35.07	37.2	0.03	-34.42	37.9	0.0008
CESM2-WACCM	-16.99	21.77	0.13	-38.16	40.54	0.1	-30.45	32.83	0.039	-30.48	34.12	0.1
CESM2	-16.81	21.58	0.2	-38.8	39.27	0.09	-31.46	33.75	0.039	-30.67	34.29	0.078
CMCC-CM2-SR5	-13.53	19.22	0.03	-34.66	37.39	0.1	-32.61	34.87	0.032	-37.86	40.87	0.25
CNRM-ESM2-1	-9.28	17.19	0.01	-29.06	32.24	0.008	-24.39	28.35	0.002	-25.89	30.5	0.0007
FGOALS-f3-L	-8.16	16.35	0.013	-31.93	34.67	0.007	-17.49	22.25	0.0005	-19.77	26.56	0.01
NorESM2-MM	-14.79	19.88	0.16	-33.49	36.3	0.08	-25.32	28.11	0.041	-29.09	32.81	0.2
TaiESM1	-13.64	19.35	0.016	-33.46	36.27	0.12	-35.7	37.72	0.026	-38.43	32.81	0.1

## Conclusion Partielle

Le biais, la RMSE et la corrélation ont été utilisés pour évaluer l'indice RX1day. Les valeurs des biais et RMSE varient respectivement de 6 à 38.16mm et 16.76 à 40.84mm. De plus, les valeurs de R<sup>2</sup>, comprises entre 0 et 0,25, mettent en évidence les limites des MCG à représenter avec précision la pluie journalière maximale. Ces biais et RMSE élevés, ainsi que les faibles coefficients de corrélation, indiquent que les modèles ne parviennent pas à simuler efficacement la pluie journalière maximale.

## VI.4-Capacité des MCGs à détecter les jours humides et secs (POD, FAR, FBI et CSI)

La compétence de détection des précipitations (POD) des GCMs varie d'une saison à une autre. Les observations révèlent que :

Dans la saison sèche (DJF), les modèles CESM2-WACCM, CESM2 et NorESM2-MM reproduisent chacun 11% d'événements de pluies, ils manquent chacun 89%, d'événements supplémentaires, C'est le modèle CMCC-CM2-SR2 qui détecte plus ou moins bien les jours de pluies observées avec une valeur de POD de 0.556, ce qui signifie que ce modèle peut détecter plus de 55.6 % d'événements pluvieux sur Haïti.

En SON, 22% des MCGs détectent moins de 40% des événements pluvieux, seuls les TaiESM1 et CMCC-CM2-SR5 qui enregistrent 54% et 52% des événements pluvieux, respectivement.

En JJA, les modèles traduisent mieux les jours de précipitations qu'en MAM, excepté le modèle TaiESM1 pour lequel une baisse de capacité est enregistrée. En effet, la valeur de POD est passée de 0.545 pour la saison MAM à 0.25 pour la saison JJA. Les meilleurs modèles sont CNRM-ESM2-1 et AWI-ESM-1-1-LR.

Sur les 9 MCGs utilisés, 5 modèles (soit 55.5%) détectent les pluies plus ou moins bien en SON, avec des valeurs de POD allant de 0.5 à 0.76. Les 5 meilleurs modèles sont : CMCC-CM2-SR5, AWI-ESM-1-1-LR, CESM2-WACCM, CESM2, CNRM-ESM2-1 et TaiESM1 (Tableau 9 et Figure 22a).

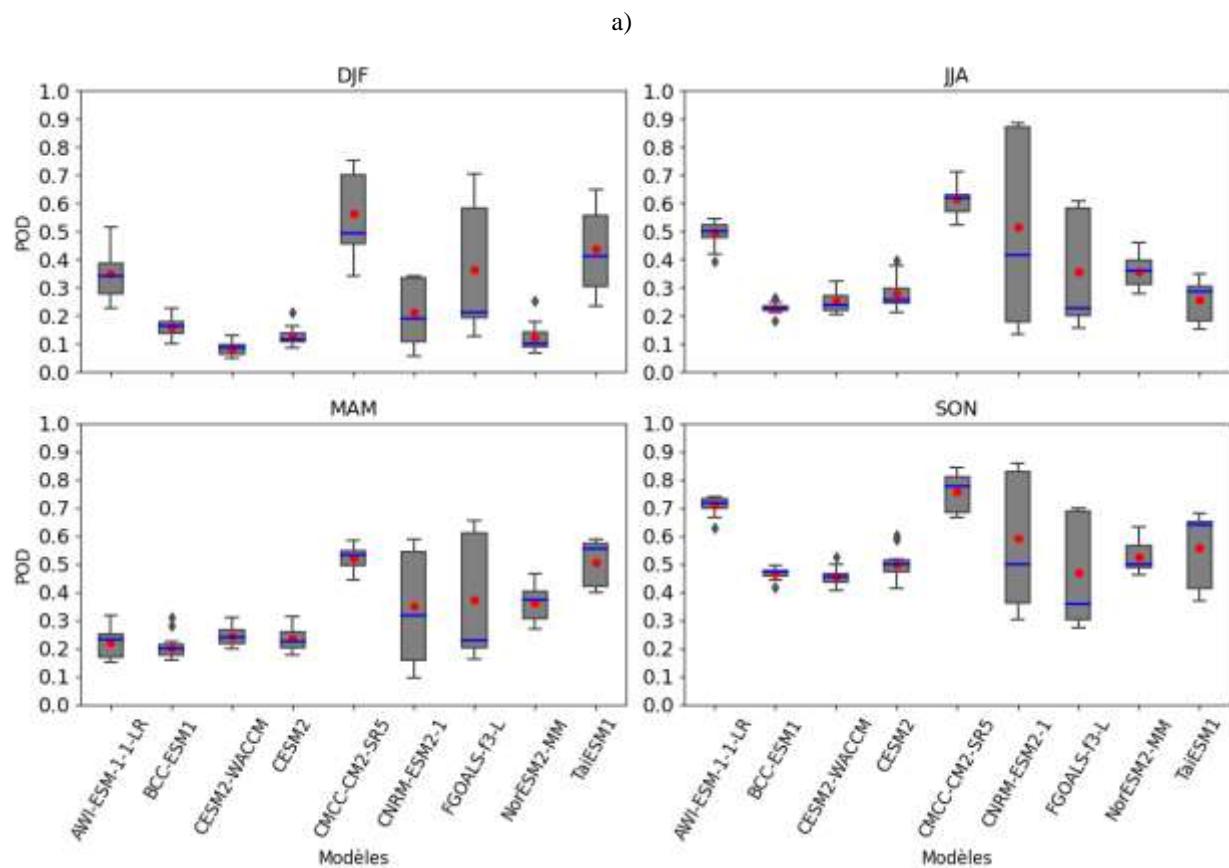
En ce qui a trait à la fausse alerte, les résultats montrent des valeurs élevées en DJF, avec des FAR qui varient de 86% à 90%, environ. Un résultat quasiment similaire est constaté pour les autres saisons MAM, JJA et SON, avec des valeurs de FAR qui varient de 0.68 à 0.73 ; 0.69 à 0.73 et 0.66 à 0.70, respectivement (Figure 22b).

Les valeurs FBI de la majorité des GCMs sont supérieures à 1en DJF, ce qui indique les jours de pluie estimés par des MCGs surestiment ceux des données observées au sol, excepté le CESM2-WACCM qui a une valeur de FBI inférieur à 1. Tout comme, en MAM, 5 modèles (CMCC-CM2-SR5, CNRM-ESM2-

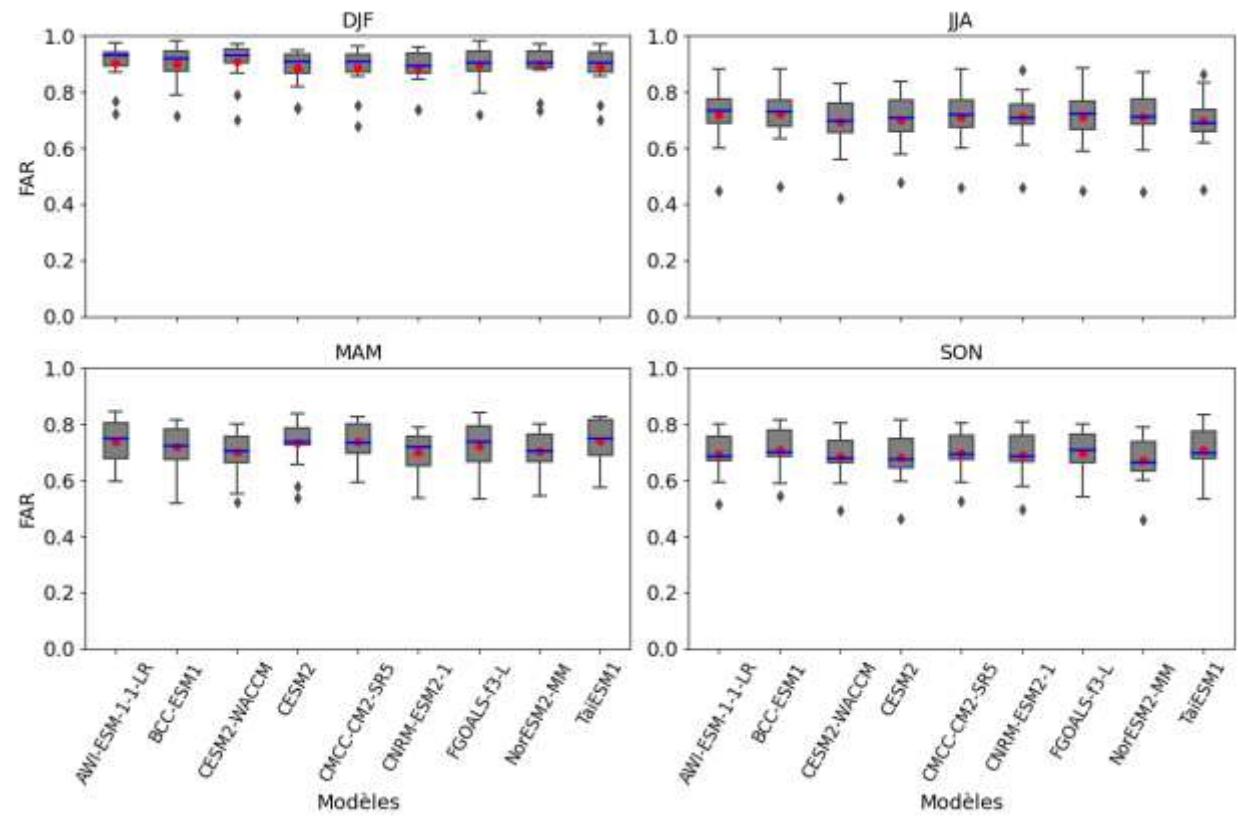
1, EC-Earth3-CC, FGOALS-f3-L, NorESM2-MM, TaiESM1) sur 9 surestiment les jours de pluie (Figure 22c). Tandis qu'en JJA, seuls les modèles BCC-ESM1, CESM2-WACCM et TaiESM1 sous-estiment les jours de pluie avec des valeurs de FBI inférieure 1. Et, dans le pic de la saison cyclonique (SON), tous les modèles surestiment les jours de pluie.

La valeur du CSI montre que la correspondance globale entre les données de modèles et les événements de pluie observés au sol n'était pas satisfaisante pour tous les MCGs, et dans toutes les saisons, avec des valeurs de CSI bien inférieure à la valeur optimale de un(1) (Figure 22d)

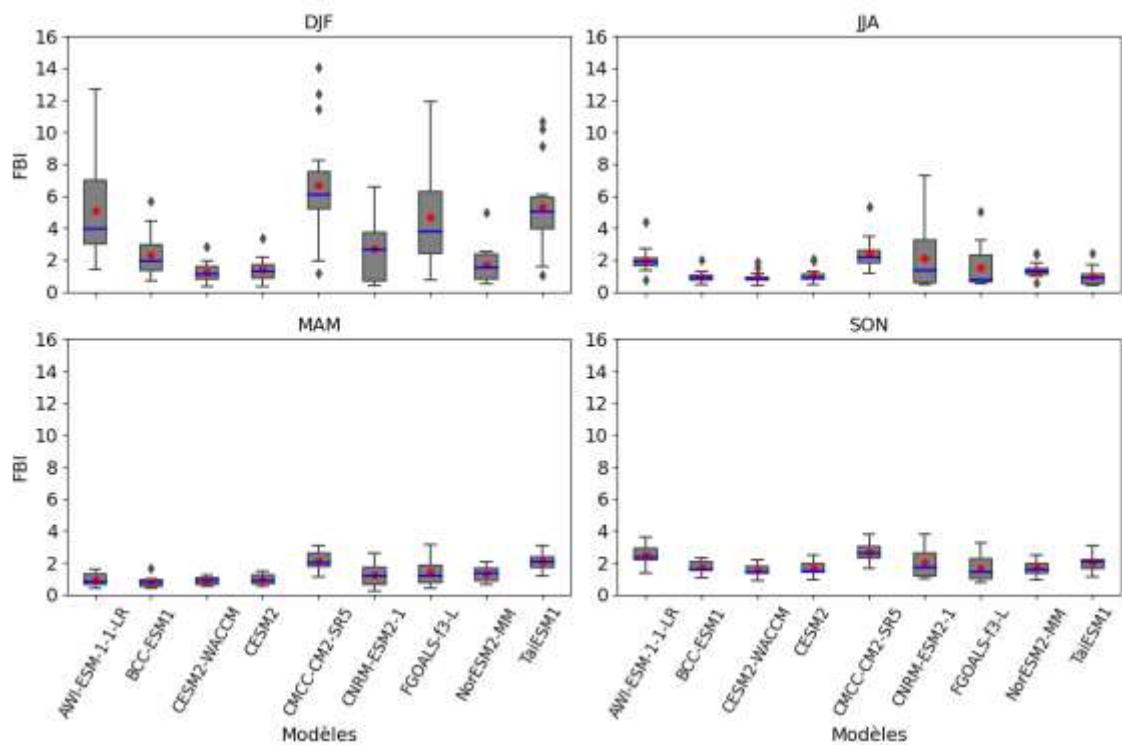
Figure 22: Capacité des MCGs à indiquer les jours humides et secs, avec 4 métriques statistiques sur Haïti. Ces box plots offrent un résumé de la distribution des scores calculés sur chacun des 15 stations considérées: la ligne centrale indique la médiane, le point rouge indique la moyenne, les bords du rectangle sont le 1<sup>er</sup> quartile et le 3<sup>eme</sup> quartile. Les extrémités des lignes définissent un seuil qui ne peut excéder 1.5 fois l'écart interquartile, et les losanges noirs, lorsqu'ils existent, sont des points qui se situent en dehors du seuil de la boîte



b)



c)



d)

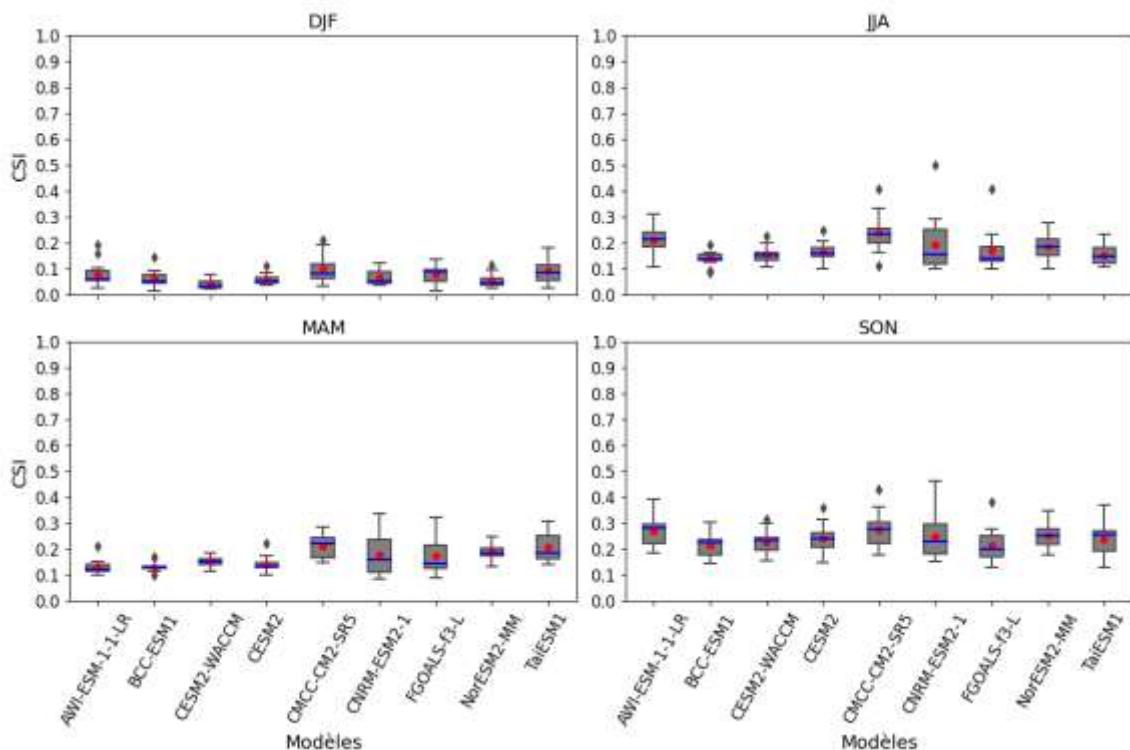


Tableau 9: Scores de compétence de détection des précipitations quotidiennes (seuil  $\geq 1$  mm) estimées par modèle et les données observées au sol.

Modèles	DJF				MAM				JJA				SON			
	POD	FAR	FBI	CSI	POD	FAR	FBI	CSI	POD	FAR	FBI	CSI	POD	FAR	FBI	CSI
AWI-ESM-1-1	0.347	0.9	5.09	0.08	0.22	0.74	0.941	0.13	0.496	0.72	2.003	0.212	0.71	0.694	2.468	0.27
BCC-ESM1	0.159	0.9	2.29	0.06	0.2	0.72	0.799	0.129	0.228	0.722	0.927	0.139	0.467	0.71	1.715	0.216
CESM2-WACCM	0.081	0.91	1.22	0.04	0.24	0.7	0.869	0.151	0.251	0.694	0.91	0.155	0.455	0.685	1.53	0.226
CESM2	0.125	0.89	1.42	0.06	0.24	0.73	0.96	0.14	0.279	0.7	1.036	0.164	0.501	0.681	1.665	0.239
CMCC-CM2-SR5	0.564	0.89	6.72	0.1	0.52	0.74	2.135	0.209	0.614	0.713	2.42	0.239	0.76	0.697	2.649	0.275
CNRM-ESM2-1	0.211	0.89	2.69	0.07	0.35	0.7	1.235	0.177	0.514	0.711	2.133	0.193	0.591	0.691	2.006	0.246
FGOALS-f3-L	0.364	0.9	4.67	0.08	0.37	0.72	1.423	0.175	0.355	0.712	1.505	0.169	0.469	0.698	1.648	0.215
NorESM2-MM	0.124	0.9	1.7	0.05	0.36	0.7	1.318	0.188	0.355	0.711	1.369	0.185	0.526	0.67	1.688	0.251
TaiESM1	0.439	0.89	5.35	0.09	0.51	0.74	2.088	0.206	0.258	0.697	0.985	0.153	0.56	0.709	2.015	0.235

## Conclusion partielle

Les indicateurs POD, FAR, FBI et CSI ont été utilisés afin d'évaluer 9 MCGs CMIP6 sur Haïti. En ce qui concerne le POD, les valeurs pour les saisons DJF, MAM et JJA se situent entre 0.11 et 0.56, ce qui traduit une faible performance enregistré. Toutefois, pendant la saison SON, les modèles se sont démarqués en surpassant cet intervalle, avec des valeurs comprises entre 0.44 à 0.76. Concernant le FAR, les valeurs varient entre 0.66 et 0.90, indiquant également une faible performance. S'agissant du FBI, les MCGs surestiment le nombre de jours de pluie dans quasiment toutes les saisons, avec des valeurs allant de 1.036 à 5.11. Toutefois, les modèles AWI-ESM-1-1-LR, BCC-ESM1, CESM2, CESM2-WACCM sous-estiment le nombre de jours de pluie en MAM, avec des valeurs de FBI respectives de 0.82, 0.69, 0.81 et 0.77. Les valeurs de CSI, quant à elles, varient de 0.05 à 0.27, soulignant une faible performance. Ainsi, les MCGs n'arrivent pas à détecter efficacement les jours humides et secs, reflétant leurs limites dans la représentation des conditions hydrométéorologiques sur Haïti.

## VI.5-Diagramme de Taylor entre les modèles CMIP6 et les données observées (1920-1940)

La performance des MCGs à reproduire les indices RR1, SDDI et Rx1day varient selon les saisons et l'indice considéré. Un modèle performant dans la reproduction d'un indice donné n'est pas nécessairement performant pour un autre. Prenons, à titre d'exemple, le modèle TaiESM1 qui présente une performance pour reproduire le nombre de jours de pluie avec, une valeur  $R^2$  de 0.002 en DJF, qui passe à 0.14 en MAM, et une RMSE de 31 jours en DJF, qui réduit à 23 jours en MAM. Il en est de même, le modèle CMCC-CM2-SR5 affiche des valeurs  $R^2$  de 0.002 et RMSE de 42 jours en DJF, qui s'améliorent respectivement à 0.10 et 24 jours en MAM (Figure 23). Cependant, ce même modèle (CMCC-CM2-SR5) est plus performant pour reproduire l'intensité des précipitations en DJF ( $R^2$  de 0.14 et RMSE de 11.12mm/j) qu'en MAM ( $R^2$  de 0.002 et RMSE de 14.93mm/j) (Figure 24). En outre, le modèle CMCC-CM2-SR5 se place au deuxième rang parmi les plus meilleures pour reproduire RX1day en MAM et au premier rang en SON, avec des valeurs de  $R^2$  de 0.10 et 0.25, respectivement (Figure 25).

### VI.5.1- Diagramme de Taylor sur le nombre de jours de pluie (RR1)

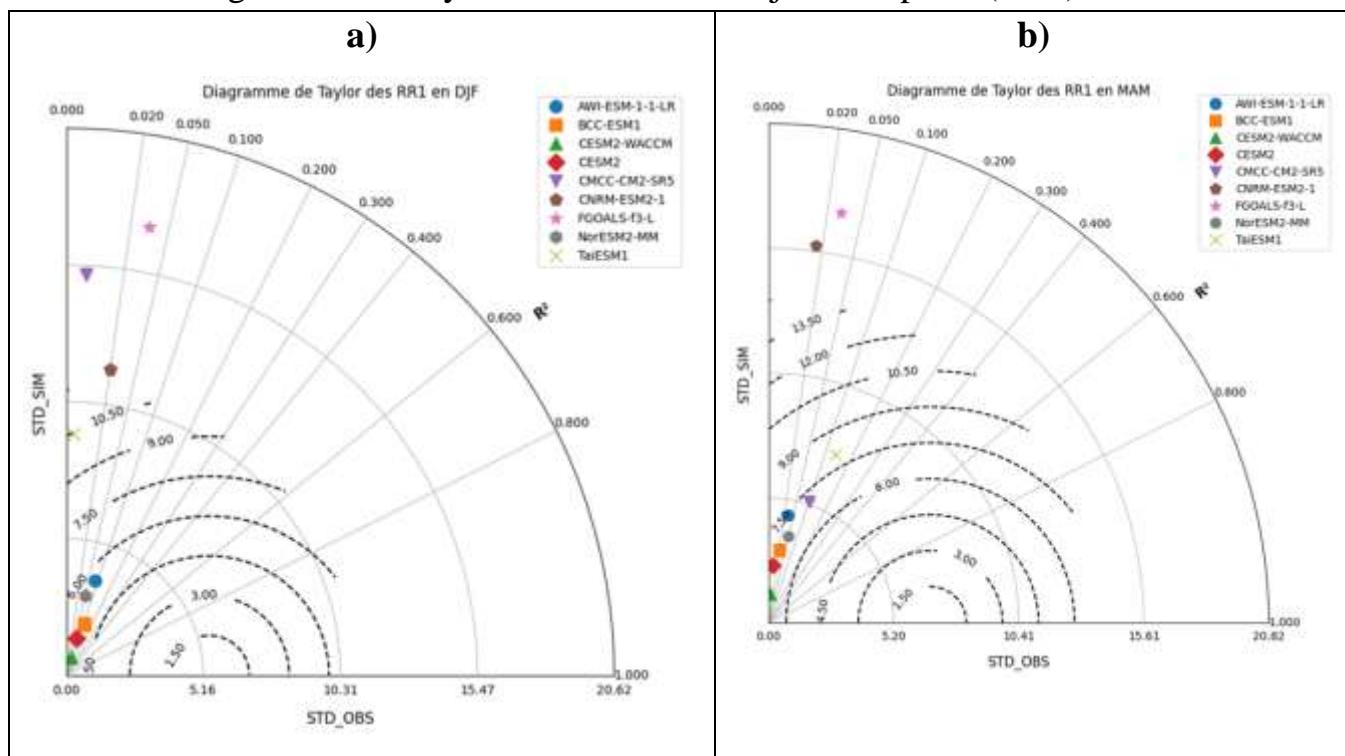


Figure 23: Diagrammes de Taylor du nombre de jours entre les modèles CMIP6 et les observations sur Haïti pour la période 1920-1940.

### VI.5.2-Diagramme de Taylor sur l'intensité de précipitations (SDII)

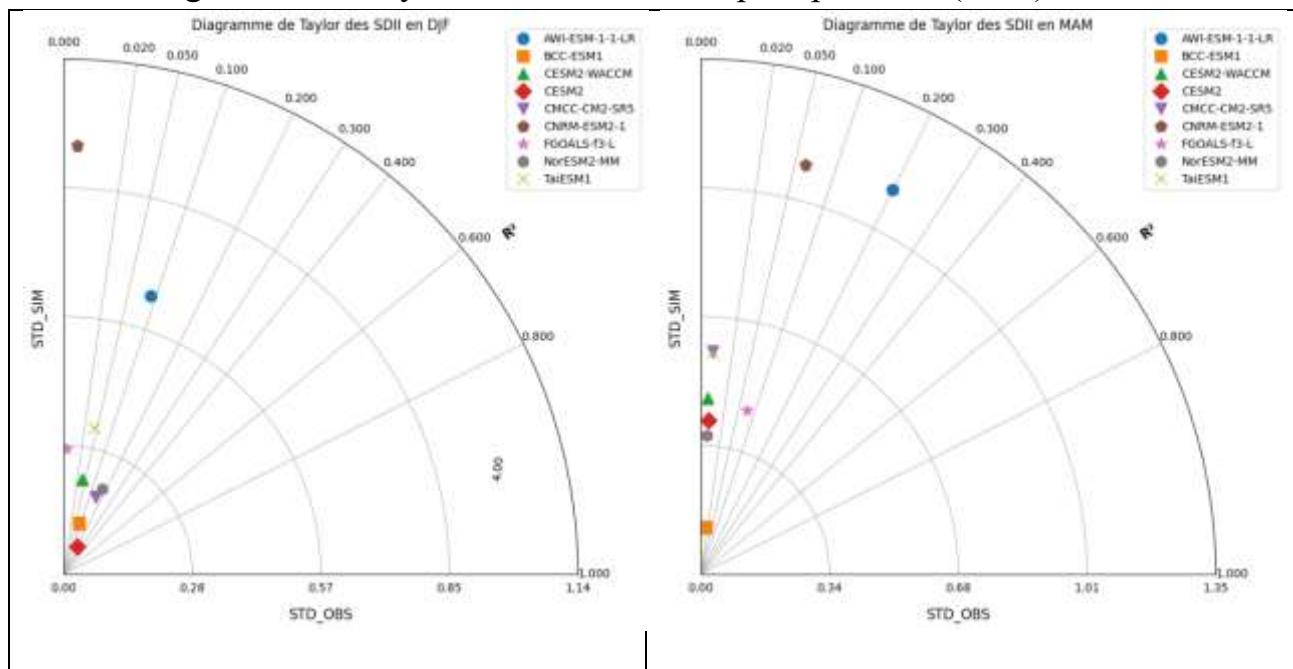


Figure 24: Diagrammes de Taylor de l'intensité de pluie(SDII) entre les modèles CMIP6 et les observations sur Haïti pour la période 1920-1940.

### VI.5.3-Diagramme de Taylor sur la pluie journalière maximale de précipitations (Rx1day)

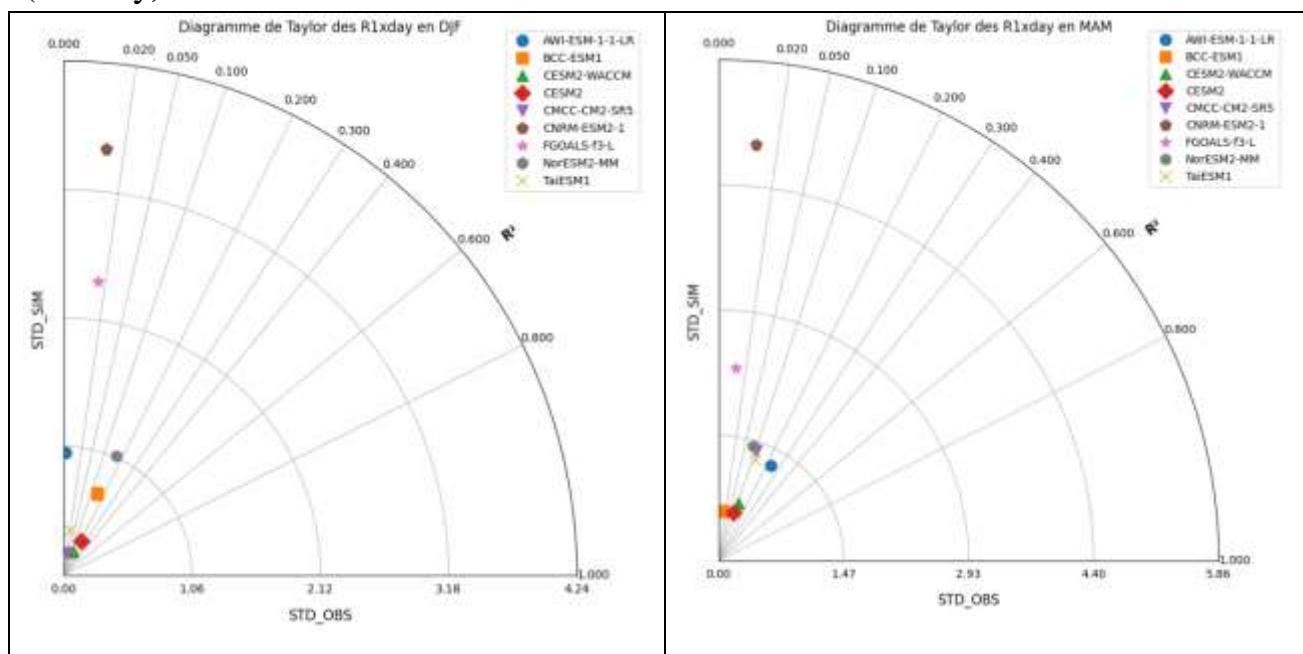


Figure 25: Diagrammes de Taylor de pluie journalière maximale (Rx1day) entre les modèles CMIP6 et les observations sur Haïti pour la période 1920-1940.

## Conclusion Partielle

Concernant le RR1, le coefficient de corrélation de la majorité des MCGs (environ 70%) se situe entre 0.02 et 0.14 pendant les saisons DJF, MAM et JJA (Figure 23), traduisant une faible performance. Des résultats presque similaires sont observés pour la RX1day, avec des valeurs de  $R^2$  comprises entre 0 et 0.25. En ce qui concerne le SDII, les valeurs de  $R^2$  varient de 0 à 0.20 pour les saisons DJF et MAM, et sont encore plus faibles en JJA et SON, où tous les MCGs affichent des valeurs de  $R^2$  inférieures à 0.02). Les résultats visualisés à partir du diagramme de Taylor montrent que les MCGs ne présentent pas de bonnes performances dans la reproduction de RR1, SDII et Rx1day.

# Conclusion & Perspectives

L'évaluation des modèles climatiques globaux du CMIP6 du GIEC sur Haïti, pour la période 1920-1940 révèle des lacunes dans leur capacité à représenter les précipitations observées. Bien que la majorité des modèles du CMIP6 reproduisent globalement le cycle annuel des précipitations par rapport aux données au sol, des biais élevés sont présents, notamment des surestimations durant certaines périodes de l'année, comme en novembre. Les faibles coefficients de corrélation, les biais et les erreurs quadratiques moyennes importantes dans la reproduction du nombre de jours de pluie, de l'intensité des précipitations et de la pluie journalière maximale montrent que ces modèles ne présentent pas de bonne performance, en particulier à l'échelle saisonnière. Ces résultats insatisfaisants peuvent être dus à un déficit de données. De plus, les performances des MCGs dans la détection des précipitations, mesurées à travers des métriques statistiques comme le POD, le FAR, le FBI et le CSI, montrent des résultats globalement insatisfaisants, en particulier avec une forte surestimation des jours de pluie. Malgré certaines améliorations dans la détection des pluies durant la saison cyclonique, les modèles échouent à reproduire avec précision les événements de pluie observés au sol.

En somme, l'analyse des 9 modèles ne présente pas de meilleures performances à capturer les précipitations par rapport aux données observées au sol, sur la période étudiée. Ces données de modèles ne peuvent être utilisées pour projeter le climat qu'après correction des biais qu'elles comportent. Cependant, en raison du faible volume de données observées utilisées, ces résultats présentent des limites et des incertitudes. Ce qui souligne la nécessité d'évaluer d'autres modèles qui prend en compte des processus climatiques régionaux sur une plus longue période, en utilisant davantage de modèles climatiques globaux (MCGs) et de données observées au sol.

En perspective, il serait intéressant de corriger les biais et de quantifier les incertitudes des MCGs CMIP6. De plus, serait évident de faire des projections afin d'anticiper les effets des changements climatiques sur les précipitations futures et pour soutenir la gestion des ressources en eau et la planification de l'adaptation aux conditions climatiques extrêmes.

# Bibliographie

Abel Centella-Artola , Arnoldo Bezanilla-Morlot, Michael A. Taylor, Dimitris A. Herrera, Daniel Martinez-Castro, Isabelle Gouirand, Maibys Sierra-Lorenzo, Alejandro Vichot-Llano, Tannecia Stephenson, Cecilia Fonseca, Jayaka Campbell and Milena Alpizar, 2020: Evaluation of Sixteen Gridded Precipitation Datasets over the Caribbean Region Using Gauge Observations

G. Koutroulis1 · M. G. Grillakis1 · I. K. Tsanis · L. Papadimitriou1, 2015: Evaluation of precipitation and temperature simulation performance of the CMIP3 and CMIP5 historical experiments.

Ashby, S.A., M.A. Taylor, and A.A. Chen. 2005. "Statistical Models for Predicting Rainfall in the Caribbean." *Theoretical and Applied Climatology* 82:65-80, doi: 10.1007/s00704-004-0118-8.

Alexandre Borde, Madeleine Huber, Anaïs Goburdhun, Aymeric Guidoux, Eva Revoyron (Carbonium), Edouard Nsimba, Jude Alain Louis, Augustin Donija et Jean-Louis Kesner (Ministère de l'Économie et des Finances), 2015 : Estimation des coûts des impacts du changement climatique en Haïti.

Almazroui Mansour, M. Nazrul Islam, Fahad Saeed, Sajjad Saeed, Muhammad Ismail, Muhammad Azhar Ehsan, Ismaila Diallo, Enda O'Brien, Moetasim Ashfaq, Daniel Martínez-Castro, Tereza Cavazos, Ruth Cerezo-Mota, Michael K. Tippett, William J. Gutowski Jr., Eric J. Alfaro, Hugo G. Hidalgo, Alejandro Vichot-Llano, Jayaka D. Campbell, Shahzad Kamil, Irfan Ur Rashid, Mouhamadou Bamba Sylla, Tannecia Stephenson, Michael Taylor, Mathew Barlow, 2021 : Projected Changes in Temperature and Precipitation Over the United States, Central America, and the Caribbean in CMIP6 GCMs

Cohen, M. J., & Singh, B., 2014. Climate change resilience: The case of Haiti. Oxfam

Cort J. Willmott\*, Kenji Matsuura, 2005 : Avantages de l'erreur absolue moyenne (MAE) par rapport l'erreur quadratique moyenne (RMSE) dans l'évaluation performances moyennes du modèle

David ecskein, Vera kenzul , Laura :Indice mondial des risques climatiques 2021

David Noncent, 2023. LES CHANGEMENTS CLIMATIQUES ET L'ESPACE HAÏTIEN : ENJEUX ET PERSPECTIVES : Pré-actes du Colloque international d'éducation aux changements climatiques. Université Quisqueya, Port-au-Prince, le 1er septembre 2023. 2023. fffhal-04188975.

Carlo Destouches, 2019. Évolution des évènements extrêmes de température et de précipitation dans les caraïbes durant les 30 dernières années : Cas de Haïti.

Eyring, V., Bony, S., Meehl, GA, Senior, CA, Stevens, B., Stouffer, RJ et Taylor, KE, 2016: Overview of the coupled model intercomparison project phase6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geosci Model Dev* 9:1937–1958. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>.

GIEC (IPCC), 2021: Summary for Policymakers. In: Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S. L., Péan, C., Berger, S., Caud, N., Chen, Y., Goldfarb, L., Gomis, M. I., Huang, M., Leitzell, K., Lonnoy, E., Matthews, J. B. R., Maycock, T. K., Waterfield, T., Yelekçi, O., Yu, R. and Zhou, B. (eds.) *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, pp. 3-32.

Herrera, D.A., Mendez-Tejeda, R., Centella-Artola, A., Martínez-Castro, D., Ault, T., Delanoy, R., 2020. Projected hydroclimate changes on Hispaniola Island through the 21st century in CMIP6 Models. *Atmosphere* 12, 6

Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., Chiara, G. D., Dahlgren, P., Dee, D., Diamantakis, M., Dragani, R., Flemming, J., Forbes, R., Fuentes, M., Geer, A., Haimberger, L., Healy, S., Hogan, R. J., Hólm, E., Janisková, M., Keeley, S., Laloyaux, P., Lopez, P., Lupu, C., Radnoti, G., Rosnay, P. de, Rozum, I., Vamborg, F., Villaume, S., and Thépaut, J.-N, 2020: The ERA5 global reanalysis, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146, 1999–2049, <https://doi.org/10.1002/qj.3803>.

Iturbide et al., 2020: An update of IPCC climate reference regions for subcontinental analysis of climate model data: definition and aggregated datasets.

Jean-Louis, N., 2012: History and Culture of Haiti: Journey Through Visual Art, Xlibris Corporation, 332 pp

Jin C, Wang B, Liu J., 2020. Future changes and controlling factors of the eight regional monsoons projected by CMIP6 Models. *J Clim* 33:9307–9326. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-20-0236.1>

Lal, M., H. Harasawa, and K. Takahashi, 2002. “Future Climate Change and its Impacts over Small Island States.” *Climate Research* 19:179-192

Laprise, R., 2008. Regional climate modelling. *J. Comput. Phys.* 227, 3641–3666.

Manassé Elusma, Ching-pin Tung & Chia-Chi Lee, 2022. Agricultural drought risk assessment in the Caribbean region: The case of Haiti

MEF, OCTOBRE 2016 : Evaluation rapide des dommages et des pertes occasionnés par l'ouragan Matthew et éléments de réflexion pour le relèvement et la reconstruction

IPCC, M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. van der Linden and C.E. Hanson, 2007. Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.

Monique Terrier, Jean-Philippe Rançon, Didier Bertil, Frédéric Chêne, Jean-François Desprats, Sophie Lecacheux, Sylvestre Le Roy, Philippe Stollsteiner, Olivier Bouc ; Marc Raynal, 2017 : Atlas des menaces naturelles en Haïti.

Moron, V., Frelat, R., Jean-Jeune, P. K., and Gaucherel, C., 2015: Interannual and intra-annual variability of rainfall in Haiti (1905–2005), *Clim Dyn*, 45, 915–932, <https://doi.org/10.1007/s00382-014-2326-y>, 2015. Moron, V., Gouirand, I., and Taylor, M.: Weather types across the Caribbean basin and their relationship with rainfall and sea surface temperature, *Clim Dyn*, 47, 601–621, <https://doi.org/10.1007/s00382-015- 2858-9>, 2016

Nashwan, MS, Shahid, S. et Abd Rahim, N. ,2019.Tendances unidirectionnelles du climat annuel et saisonnier et des extrêmes en Égypte. *Climatologie théorique et appliquée*, 136(12), 457473. <https://doi.org/10.1007/ s007040182498>

Noncent, D., Sifeddine, A., Emmanuel, E., Cormier, M.-H., Briceño-Zuluaga, F. J., Mendez- Page 10 of 43 Millan, M., Turcq, B., Caquineau, S., Valdés, J., Bernal, J. P., King, J. W., Djouraev, I., Cetin, F., & Sloan, H., 2023. Hydroclimate reconstruction during the last 1000 years inferred from the mineralogical and geochemical composition of a sediment core from Lake-Azuei (Haiti). *The Holocene*, 33(7), 816–826. <https://doi.org/10.1177/09596836231163512>

Obada, E.; Alamou, E.A.; Biao, E.I.; Zandagba, E.B.J., 2021. Interannual Variability and Trends of Extreme Rainfall Indices over Benin. *Climate*, 9, 160. <https://doi.org/ 10.3390/cli9110160>

O'Neill, B.C., Tebaldi, C., van Vuuren, D.P., Eyring, V., Friedlingstein, P., Hurtt, G., Knutti, R., Kriegler, E., Lamarque, J.-F., Lowe, J., Meehl, G.A., Moss, R., Riahi, K., Sanderson, B.M., 2016. The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geosci. Model Dev.* 9, 3461–3482. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>

S. E. PERKINS, A. J. PITMAN, N. J. HOLBROOK, J. MCANENEY, 2007: Evaluation of the AR4 Climate Models' Simulated Daily Maximum Temperature, Minimum Temperature, and Precipitation over Australia Using Probability Density Functions

Ralph Bathelemy, 2023. Monographie hydrologique d'Haïti : analyse et prédétermination des pluies et crues fortes à partir de données d'archives et satellitaires. Ingénierie de l'environnement. Université Côte d'Azur; Université d'Etat d'Haïti. Français. ffNNT : 2023COAZ4124ff. fftel-04361205v2

Ralph Bathelemy, Pierre Brigode , Dominique Boisson , Emmanuel Tric, 2022 : Rainfall in the Greater and Lesser Antilles: Performance of five gridded datasets on a daily timescale

Sillmann, J., V. V. Kharin, F. W. Zwiers, X. Zhang, and D. Bronaugh, 2013. Climate extremes indices in the CMIP5 multimodel ensemble: Part 2. Future climate projections, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 118, 2473–2493, doi:10.1002/jgrd.50188

Solomon Addisu, Endeg Aniley, Temesgen Gashaw, Sisay Kelemu & Sintayehu Fetene Demessie, 2024: Evaluating the performances of gridded satellite products in simulating the rainfall characteristics of Abay Basin, Ethiopia, Sustainable Environment, 10:1, 2381349, DOI: 10.1080/27658511.2024.2381349

Taylor, Michael A.; Stephenson, Tannecia S.; Chen, A. Anthony; Stephenson, Kimberly A. Climate Change and the Caribbean: Review and Response Caribbean Studies, vol. 40, núm. 2, julio-diciembre, 2012, pp. 169-200 Institution de Estudios del Caribe San Juan, Puerto Rico.

Tong Cui, Chao Li, and Fuqiang Tian, 2021: Evaluation of Temperature and Precipitation Simulations in CMIP6 Models over the Tibetan Plateau.

Van der Wiel K, Kapnick SB, Vecchi GA et al., 2016: The resolution dependence of contiguous U.S. Precipitation extremes in response to CO<sub>2</sub> forcing. *J Clim* 29:7991–8012. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0307.1>

Veronika Eyring<sup>1</sup>, Sandrine Bony<sup>2</sup>, Gerald A. Meehl<sup>3</sup>, Catherine A. Senior<sup>4</sup>, Bjorn Stevens<sup>5</sup>, Ronald J. Stouffer<sup>6</sup>, and Karl E. Taylor, 2016. Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization.

Wehner MF, Reed KA, Li F., 2014. The effect of horizontal resolution on simulation quality in the Community Atmospheric Model, CAM5.1. *J Adv Model Earth Syst* 6, 980–997. <https://doi.org/10.1002/2013MS000276>

Zhang, X. ; Alexandre, L. ; Hegerl, GC; Jones, P. ; Réservoir, AK ; Peterson, TC; Trewin, B. ; Zwiers (2011). FW Indices pour surveiller les changements dans les extrêmes basés sur les données quotidiennes de température et de précipitations, WIRE.Clim. Chang.2011,2, 851-870.