



HAL
open science

Évolutions du régime pluviométrique au Sahel Ouest-Africain : détection, éléments d'attribution et projections

Guillaume Chagnaud

► **To cite this version:**

Guillaume Chagnaud. Évolutions du régime pluviométrique au Sahel Ouest-Africain : détection, éléments d'attribution et projections. *Météorologie*. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2022. Français. NNT : 2022GRALU027 . tel-04125608

HAL Id: tel-04125608

<https://theses.hal.science/tel-04125608v1>

Submitted on 12 Jun 2023

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

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

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

École doctorale : STEP - Sciences de la Terre de l'Environnement et des Planètes

Spécialité : Océan, Atmosphère, Hydrologie

Unité de recherche : Institut des Géosciences de l'Environnement

Évolutions du régime pluviométrique au Sahel Ouest-Africain : détection, éléments d'attribution et projections

Evolution of the rainfall regime in the West African Sahel: detection, elements of attribution and projections

Présentée par :

Guillaume CHAGNAUD

Direction de thèse :

Théo VISCHEL
Maître de conférences, UGA

Directeur de thèse

Gérémy PANTHOU
Physicien-adjoint, UGA

Co-directeur de thèse

Rapporteurs :

Yves TRAMBLAY
DIRECTEUR DE RECHERCHE, IRD Occitanie

Alessandra GIANNINI
PROFESSEUR DES UNIVERSITÉS, ENS Paris

Thèse soutenue publiquement le **10 octobre 2022**, devant le jury composé de :

Théo VISCHEL
MAÎTRE DE CONFÉRENCES, Université Grenoble Alpes

Directeur de thèse

Yves TRAMBLAY
DIRECTEUR DE RECHERCHE, IRD Occitanie

Rapporteur

Alessandra GIANNINI
PROFESSEUR DES UNIVERSITÉS, ENS Paris

Rapporteuse

Agnès DUCHARNE
DIRECTRICE DE RECHERCHE, CNRS délégation Paris Centre

Examinatrice

Anne-Catherine FAVRE
PROFESSEUR DES UNIVERSITÉS, Université Grenoble Alpes

Présidente

Jeremy Panthou
PHYSICIEN ADJOINT, Université Grenoble Alpes

Invité



Remerciements

Les premières personnes qui font que ce manuscrit est aujourd'hui entre des mains autres que celles qui l'ont écrit sont les membres du jury qui ont accepté de le parcourir. Merci à Alessandra, Anne-Catherine, Agnès et Yves pour l'évaluation de ce travail et pour la richesse des échanges auquel il a donné lieu lors de la soutenance.

Viennent ensuite les encadrants, Geremy et Théo. Tout deux rencontrés en première année de Master, je me suis tout de suite senti à l'aise dans nos rapports, alors "élève-maitre". Avec le recul je comprends mieux pourquoi, tant je constate que c'est un élément relationnel – souvent implicite – qu'ils cherchent à abolir. Je n'ai jamais regretté d'avoir saisi un jour l'opportunité de travailler avec eux. C'est un duo complémentaire, d'une humanité (dans ce qu'elle a de meilleure) que je pense pouvoir qualifier de rare. Une grande partie de mon parcours universitaire, que je considère comme une belle et riche expérience de vie, vous est redevable. Merci à vous deux.

C'est en fait un trio d'encadrement avec lequel j'ai eu la chance de composer durant ces années ; le troisième mousquetaire, dont le fil de la pensée est toujours aiguisé comme un rasoir, étant Thierry Lebel. Impossible de résumer en quelques mots l'apport de Thierry tant nos échanges furent nombreux et variés : entre deux longueurs d'escalade à la halle Chartreuse, au sommet d'une grande voie vertacomoricorienne ou lors d'une randonnée à ski clandestine¹, à parler du ξ à 6 h du matin, "parce qu'en montagne on part tôt". Merci à toi.

Cette aisance dans les rapports humains je l'ai également trouvée au sein de l'équipe PHyREV² de l'IGE. Une équipe qui mêle une grande diversité de personnalités et de points de vue mais où les échanges – qu'ils concernent un processus quelconque ou la façon de réduire l'empreinte carbone de nos activités – se font toujours sous le signe de la bienveillance. Merci à vous phyreveur.euse.s.

Plus largement, ces quelques années passées à l'IGE ont donné lieu à de belles rencontres parmi ses (post-)doctorant.e.s, chercheur.e.s, ingénieur.e.s, technicien.ne.s, ainsi que son personnel administratif, avec qui j'ai apprécié de partager un café, un déjeuner, des apéros, une séance de grimpe, un voyage à vélo... Toutes ces personnes ont indéniablement contribué à faire de ce laboratoire un endroit où je me suis toujours senti bien. Je les en remercie.

Enfin, je tiens à remercier ma famille, qui a toujours été là.

1. En temps de restrictions sanitaires.

2. Processus Hydrologiques et Ressource en Eau Vulnérable.

Résumé

Le réchauffement global d'origine anthropique a des conséquences sur le cycle hydrologique et en particulier sur les précipitations aux échelles régionales. La pluviométrie du Sahel, pilotée par la mousson d'Afrique de l'Ouest, se caractérise par une variabilité importante sur une large gamme d'échelles spatiales et temporelles ainsi que par une forte sensibilité aux fluctuations du climat global. Les enjeux socio-économiques de la région sont particulièrement prégnants avec d'une part, une agriculture essentiellement pluviale donc vulnérable aux sécheresses et d'autre part, une augmentation des débits de crue associée à une forte croissance démographique et une urbanisation peu ou pas planifiée, exacerbant le risque d'inondation. Dans ce contexte, cette thèse s'attache à documenter et comprendre les évolutions passées du régime pluviométrique sahélien, afin d'anticiper son évolution future.

Des outils existants permettant une description fine des propriétés statistiques des pluies – notamment les extrêmes – sur la région sont adaptés à un contexte de non-stationnarité temporelle. Ce cadre de travail a permis de mettre en évidence de façon robuste l'augmentation de l'intensité des événements extrêmes de pluie sur la région, à des pas de temps allant de l'infra-horaire au journalier. Il a également été montré que les événements les plus forts sont ceux dont la fréquence augmente le plus. Ces tendances ont été exprimées en des termes largement utilisés dans le domaine de l'ingénierie hydrologique afin de favoriser l'appropriation d'outils d'aide à la décision et la mise en place de pratiques d'adaptation.

Les dernières simulations numériques du climat sont par la suite exploitées afin de mieux comprendre les facteurs responsables de ces évolutions. Ces simulations, qui représentent remarquablement bien les évolutions du régime pluviométrique observées depuis 1950 sur la région, ont mis en évidence le rôle prépondérant des facteurs de forçage anthropiques du climat dans l'intensification des pluies : les aérosols semblent être les premiers responsables de cette tendance, avec un rôle additionnel des gaz à effets de serre. Ces signaux forcés ont été modulés dans le temps et dans l'espace par la variabilité interne de l'océan.

Les simulations climatiques en scénarios socio-économiques futurs suggèrent l'émergence de nouvelles conditions hydro-climatiques sur la région dans la prochaine décennie, notamment en ce qui concerne les événements extrêmes de pluie. Ainsi, sans la mise en place de mesures d'adaptation pertinentes et pensées pour le temps long, les conséquences d'événements extrêmes de plus en plus fréquents et intenses iront grandissantes. D'autre part, la saison des pluies subit un retard de son démarrage, rattrapé par des événements plus intenses plus tard dans la saison. De tels changements sont une menace sérieuse pour – entre autres – les rendements agricoles, les inondations (surtout urbaines) et pour la disponibilité de la ressource en eau.

Mots clés : Intensification du régime des pluies, Extrêmes pluviométriques, Sahel Ouest-Africain, Détection de tendances, Attribution, Emergence

Abstract

Anthropogenic global warming has consequences on the hydrological cycle and in particular on rainfall at regional scales. Rainfall in the Sahel, driven by the West African monsoon, is characterized by significant variability over a wide range of spatial and temporal scales as well as by high sensitivity to global climate fluctuations. The socio-economic stakes of the region are particularly high with, on the one hand, an essentially rain-fed agriculture that is vulnerable to droughts and, on the other hand, an increase in flood flows associated with strong demographic growth and little or unplanned urbanization, exacerbating the risk of flooding. In this context, this thesis aims to document and understand past changes in the sahelian rainfall regime in order to anticipate its future evolution.

Existing tools allowing a fine description of the statistical properties of rainfall – especially extremes – over the region are adapted to a context of temporal non-stationarity. This framework has allowed to robustly demonstrate the increase in intensity of extreme rainfall events over the region, at time steps ranging from sub-hourly to daily. It was also shown that the strongest events are those whose frequency increases the most. These trends have been expressed in terms widely used in the field of hydrological engineering in order to promote the appropriation of decision support tools and the implementation of adaptation practices.

The latest numerical climate simulations are then used to better understand the factors responsible for these changes. These simulations, which represent remarkably well the rainfall regime evolution observed since 1950 in the region, have highlighted the major role of anthropogenic climate forcing factors in the rainfall intensification : aerosols seem to be the main contributors to this trend, with an additional role of greenhouse gases. These forced signals were modulated in time and space by the internal variability of the ocean.

Climate simulations in future socio-economic scenarios suggest the emergence of new hydro-climatic conditions over the region in the next decade, particularly with regard to extreme rainfall events. Thus, without the implementation of relevant and long-term adaptation measures, the consequences of increasingly frequent and intense extreme events will grow. On the other hand, the rainy season is experiencing a delay in its onset, which is made up for by more intense events later in the season. Such changes pose a serious threat to – among other things – agricultural yields, flooding (especially in urban areas) and the availability of water resources.

Keywords : Rainfall regime intensification, Rainfall extremes, West African Sahel, Trend detection, Attribution, Emergence.

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	III
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT.....	VII
PRÉAMBULE.....	1
Partie I Contexte, données et objectifs	3
I. CONTEXTE GLOBAL.....	5
1. Un climat qui se modifie sous l'action humaine : tour d'horizon.....	7
2. Les précipitations dans le système climatique : rôle et modifications.....	12
II. CONTEXTE SAHÉLIEN.....	23
1. La mousson d'Afrique de l'Ouest (MAO).....	25
2. Enjeux autour de l'eau.....	40
III. DONNÉES.....	47
1. Observations au sol : pluviomètres.....	47
2. Modèles.....	52
IV. OBJECTIFS DE LA THÈSE.....	63
Partie II Approches méthodologiques	65
V. MÉTHODES STATISTIQUES DE DÉTECTION DES TENDANCES.....	67
1. Détection de tendances : principe et problématiques.....	68
2. Approches statistiques de description des pluies.....	73
3. Cadre statistique pour l'étude de l'évolution des extrêmes.....	82

VI. EXPLOITATION DES SIMULATIONS CLIMATIQUES POUR L'ATTRIBUTION ET LA PROJECTION DES ÉVOLUTIONS PLUVIOMÉTRIQUES	105
1. Détection de signal dans les modèles	105
2. Méthodes d'attribution	112
3. Une métrique de projection : temps d'émergence d'un signal climatique	117
Partie III Détection de tendances dans les pluies extrêmes au Sahel	125
VII. DÉVELOPPEMENT D'UNE MÉTHODE DÉDIÉE DE DÉTECTION	127
1. Publication : A unified statistical framework for detecting trends in multi-timescale precipitation extremes : application to non-stationary Intensity-Duration-Frequency curves	128
2. Analyses complémentaires	160
VIII. TENDANCES DANS LES EXTRÊMES DE PLUIE JOURNALIÈRE À L'ÉCHELLE RÉGIONALE	169
1. Publication : A synthetic view of rainfall intensification in the West African Sahel	170
2. Analyses complémentaires	182
Partie IV Attribution et projection des évolutions du régime des pluies sahélien	191
IX. ATTRIBUTION DES ÉVOLUTIONS RÉCENTES DU RÉGIME DES PLUIES SAHÉLIEN	193
1. Publication : Capturing and attributing the rainfall regime intensification in the West African Sahel with CMIP6 models	194
2. Analyses complémentaires	224
X. EXPLORATION DU CLIMAT DU FUTUR	233
1. Vision d'ensemble	233
2. Temps d'émergence	243
Partie V Conclusions et Perspectives	259
1. Conclusions	261
2. Perspectives	265
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	271
Annexes	303
A. ETUDE DES CHANGEMENTS DE CARACTÉRISTIQUES DES PRÉCIPITATIONS	305
1. Influence de l'intensité moyenne à partir d'une loi gamma	305
2. Influence de l'intensité et de l'occurrence sur les extrêmes dans un cadre idéalisé	307

B. DONNÉES BADOPLU.....	311
1. Années-stations.....	311
2. Evolution de la distribution spatiale des stations.....	319
C. COURBES IDF NON-STATIONNAIRES AUX PAS DE TEMPS INFRA-HORAIRE SUR LE BÉNIN.....	321
D. MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE DU CHAPITRE IX.....	325
1. DAMIP ensemble representativity.....	326
2. Historical number of wet days.....	327
3. Historical mean intensity of wet days.....	328
4. Sensitivity to the number of members.....	329
5. Dry extremes evolution.....	330
E. ANALYSE DE L'ÉVOLUTION DU CYCLE SAISONNIER À L'ÉCHELLE SOUS-RÉGIONALE.....	331
1. Intensité moyenne.....	332
2. Occurrence moyenne.....	333
F. PROJECTIONS FUTURES DES PLUIES AU SAHEL.....	335
1. Vision globale : compléments.....	335
2. Temps d'émergence : influence du scénario.....	338

"Nous, les humains, ne vivons-nous pas en considérant comme la seule réalité possible ce qui n'est après tout que le simple fait du hasard ?"

Haruki Murakami

"La statistique est la discipline qui s'intéresse à l'étude de la variabilité, à l'étude de l'incertitude et à l'étude de la prise de décision face à l'incertitude." [LINDSAY et al., 2004]

Préambule

Les espèces vivantes de la planète, leurs formes d'organisation et leurs interactions sont adaptées à des conditions de vie spécifiques, fruit d'un long processus d'évolution. La perturbation climatique débutée avec l'avènement de l'ère industrielle et l'empreinte grandissante des humains sur leur environnement direct et global engendre des besoins d'adaptation importants et urgents, qui devraient s'amplifier à mesure que la niche écologique dans laquelle se sont développées les sociétés humaines est bouleversée.

Parmi ces bouleversements, ceux concernant le cycle de l'eau et en particulier les précipitations revêtent une importance capitale puisque ce sont ces dernières qui déterminent la disponibilité de la ressource en eau, indispensable à la vie et au fonctionnement des sociétés. Ces bouleversements se déclinent différemment selon les échelles de temps et les régions considérées. Les systèmes de moussons, situés dans la zone inter-tropicale, sont particulièrement sensibles aux perturbations climatiques. C'est notamment le cas de la mousson d'Afrique de l'Ouest, qui se caractérise aussi par une forte variabilité intrinsèque, résultat des multiples interactions entre le climat global et les processus locaux et régionaux dont elle est faite.

La mousson d'Afrique de l'Ouest est à l'origine du régime des pluies au Sahel, région semi-aride comprise entre le désert du Sahara au Nord et les forêts équatoriales au Sud. Ce régime des pluies se caractérise notamment par une saisonnalité très marquée et une homogénéité climatologique qui contraste avec la forte variabilité spatiale et temporelle des systèmes précipitants. Ces derniers sont des phénomènes météorologiques considérés parmi les plus puissants au monde [ZIPSER et al., 2006], capables d'apporter d'importantes quantités d'eau en quelques heures, et entrecoupés de périodes sèches et chaudes favorisant une forte évaporation. Les deux principaux impacts associés à un régime des pluies erratiques sont donc les risques de sécheresses et d'inondations. Il est dès lors crucial de documenter toute modification du régime des pluies, afin d'envisager des pratiques d'adaptation pertinentes aux changements en cours et à venir. Cet enjeu est d'autant plus critique dans une région du monde proche des seuils d'habitabilité en termes de température, d'humidité et de disponibilité de l'eau, où la croissance démographique exacerbe l'exposition des populations et où d'importants changements sont attendus avec le réchauffement global.

L'étude des évolutions passées et futures du régime des pluies sahélien est confrontée à un problème de taille : la disponibilité des données. La densité limitée des réseaux d'observation au sol, la fiabilité discutable des données satellites et la simplification des processus de génération des pluies dans les modèles de climat sont autant de facteurs compliquant les études. La nature essentiellement convective des systèmes précipitants, avec leur forte variabilité spatiale et temporelle, accentue la difficulté à correctement rendre compte de leurs caractéristiques climatologiques et notamment de leurs évolutions. Dès lors, une évaluation robuste des évolutions passées et futures ne peut se faire qu'en ayant recours à des approches statistiques spécifiquement dédiées, permettant de limiter les effets d'échantillonnage et de quantifier les incertitudes. Cette thèse s'attache ainsi à contribuer à mieux comprendre l'évolution récente et future des systèmes précipitants associés à la mousson d'Afrique de l'Ouest en ciblant la région du Sahel et en inspectant de façon approfondie les événements de pluies extrêmes.

Ce manuscrit est organisé en 5 grandes parties. Dans la première il est montré comment ce travail s'inscrit dans les contextes climatiques globaux et régionaux actuels. Le premier est largement décrit par les récents rapports du GIEC (Groupe Inter-gouvernemental d'experts sur l'Evolution du Climat); néanmoins, il n'est pas superflu de rappeler quelques éléments essentiels comme : la nature anthropique du changement actuel, son irréversibilité, les efforts d'atténuation et d'adaptation qu'il engendre, et les questions sociétales et éthiques que cela pose (CHAPITRE I). Une description du contexte hydro-climatique et socio-économique du Sahel est quant à elle nécessaire pour bien comprendre les particularités régionales de ces changements, et ainsi poser les questions de recherche qui définissent le contour scientifique de ce manuscrit (CHAPITRE II). Ces questions sont fortement contraintes par la disponibilité des données de pluie sur la région, décrites au CHAPITRE III. Les objectifs sont énoncés dans le CHAPITRE IV.

Les outils méthodologiques utilisés pour atteindre ces objectifs sont décrits dans la PARTIE II, avec un accent particulier mis sur la modélisation statistique des pluies, notamment extrêmes, dans un contexte non-stationnaire à des fins de détection de tendances (CHAPITRE V). Les méthodes d'attribution des évolutions du régime des pluies sahélien sont décrites au CHAPITRE VI.

Les résultats de détection des évolutions des pluies extrêmes sont présentés dans la PARTIE III, avec un premier volet principalement méthodologique (CHAPITRE VII) et un deuxième volet davantage climatologique (CHAPITRE VIII).

Les résultats relatifs à l'attribution (CHAPITRE IX) et à la projection (CHAPITRE X) des évolutions pluviométriques font l'objet de la partie PARTIE IV.

La PARTIE V clôt ce manuscrit avec les conclusions de ce travail et en exposant quelques questions qui ont émergé au cours de ces travaux et qui pourraient être adressées lors de futures recherches.

Première partie

CONTEXTE, DONNÉES ET OBJECTIFS

Contexte global

Dans ce chapitre sont tout d'abord exposées quelques notions très générales sur le fonctionnement du climat et le contexte dans lequel s'inscrit ce travail de thèse, qui est celui d'un climat de plus en plus profondément modifié par les activités humaines. Dans un second temps, un focus est fait sur le cycle de l'eau et plus précisément sur sa composante atmosphérique que sont les précipitations, objet central du travail présenté dans ce manuscrit.

Généralités

Au sommet de son atmosphère, la Terre reçoit du soleil, en moyenne globale et annuelle, une puissance de 342 W m^{-2} . Du fait de la forme quasi-sphérique de notre planète, de son inclinaison ¹ et de sa rotation sur elle-même et autour du soleil, cette puissance n'est pas reçue de manière homogène, ni dans le temps, ni dans l'espace : en moyenne annuelle, elle est plus importante à l'équateur qu'aux pôles (figure I.1a, courbes du haut) ; elle est également plus importante en été dans l'hémisphère Nord, plus importante le jour que la nuit. Pour être dans un état d'équilibre (sur des échelles de temps longues), la Terre doit rayonner une puissance égale vers l'espace. Les circulations atmosphérique et océanique re-distribuent l'énergie vers les régions où elle est déficitaire, qui ont alors un bilan radiatif négatif : la puissance émise est supérieure à la puissance reçue, comme illustré par la figure I.1a (courbe du bas, zones bleues) et la figure I.1b.

1. par rapport au plan de l'ellipse

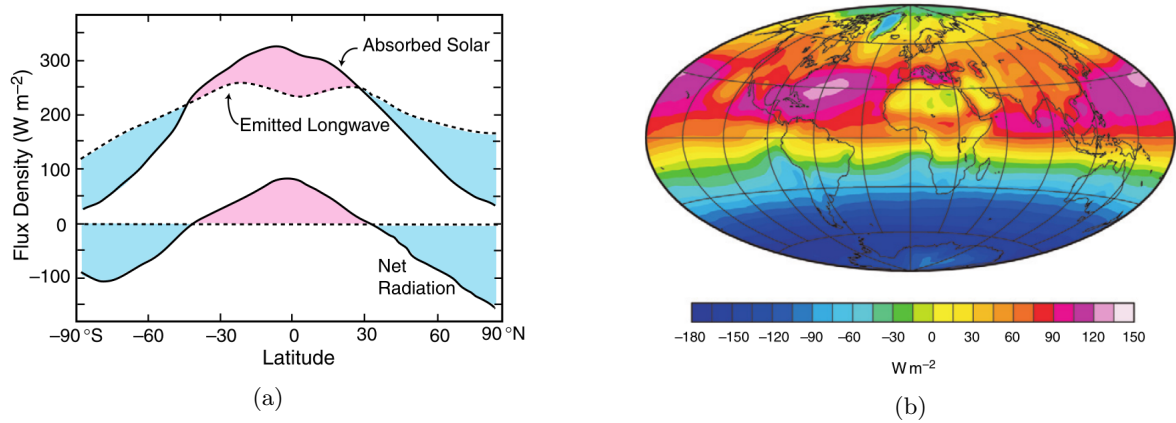


FIGURE I.1 – (a) Flux moyen annuel ($W m^{-2}$) du rayonnement absorbé, émis et net (absorbé-émis) en fonction de la latitude. Les zones roses (bleues) indiquent un surplus (déficit) de rayonnement absorbé. (b) Rayonnement net moyen ($W m^{-2}$) sur juin-juillet-août. (Source : WALLACE & HOBBS, 2006)

Sur des échelles de temps plus longues (décennie, siècle, millénaire), ce sont l'ensemble des composantes du système Terre qui sont impliquées dans le fonctionnement du climat : en plus de l'atmosphère et de l'océan, l'hydrosphère (rivières, lacs, nappes phréatiques), la cryosphère (calottes polaires, glaciers de montagne, neige, banquise, pergélisol¹), la biosphère (ensemble des organismes vivants) et la lithosphère (plaques continentales, roches, sols) interagissent à travers des échanges de matière et d'énergie. Il résulte de ces interactions des comportements de température et de précipitation (entre autres variables) bien spécifiques, comme illustré par la figure I.2.

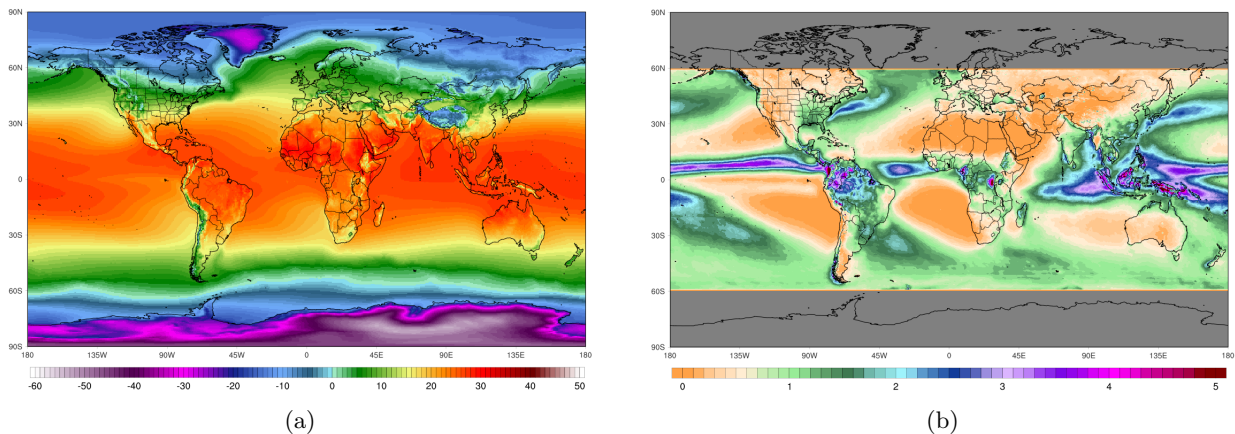


FIGURE I.2 – (a) Température annuelle moyenne de l'air à 2 mètres ($^{\circ}C$) sur la période 1981–2010 d'après la réanalyse ERA5. (b) Précipitation annuelle moyenne (m) entre $60^{\circ}S$ et $60^{\circ}N$ sur la période 1998–2018 d'après les données satellites CMORPH. (Source : <https://climatoreanalyzer.org>)

La nature intrinsèquement chaotique de ces interactions (cf. les travaux pionniers de LORENZ, 1963, voir aussi GHIL et al., 2008) génère des fluctuations de ces variables, appelées variabilité *interne*. En plus de l'énergie reçue du soleil, ce système climatique est soumis à d'autres forçages *externes* pouvant être naturels (par exemple, le volcanisme) et anthropiques (modification de la composition chimique de l'atmosphère, changements d'usage des terres) ; ces forçages, non constants dans le temps et dans l'espace, génèrent également des fluctuations climatiques.

1. Sol gelé en permanence.

Une façon de rendre compte du système climatique est d'utiliser des statistiques comme la moyenne (voir par exemple la figure I.2), l'écart-type, les valeurs minimales et maximales, etc, et ce pour différentes variables météorologiques (température, précipitation, vent, humidité, etc). Ces statistiques sont calculées sur des périodes de temps longues et témoignent d'un comportement sur cette période. Ainsi, "le climat est ce que l'on attend, la météo est ce que l'on a"¹. Ces statistiques font parfois émerger des formes de simplicité sur lesquelles s'appuyer pour prendre des décisions [HELD, 2014] : pour passer des vacances ensoleillées, mieux vaut prévoir d'aller au bord de la Méditerranée en août qu'en octobre sur l'île de Skye.

1. Un climat qui se modifie sous l'action humaine : tour d'horizon

1.1. Une myriade de facettes

L'origine humaine du changement climatique est aujourd'hui sans équivoque [MASSON-DELMOTTE et al., 2021]. Ce "réchauffement global" correspond à une augmentation de la quantité de chaleur stockée au sein du système climatique ("atmosphère, océan et terres émergées", MASSON-DELMOTTE et al., 2021), dont l'augmentation de la température de surface moyenne de la Terre (Global Mean Surface Température, GMST²) n'est qu'un aspect : elle ne représente qu'une infime partie de la quantité de chaleur accumulée (1 %, voir figure I.3a). L'augmentation de la GMST reste néanmoins largement utilisée pour communiquer sur le changement climatique parce que "le réchauffement de la surface a un impact direct sur les personnes, est facilement compris par le public et est également l'exemple canonique du changement climatique qui est emblématique depuis de nombreuses années" [HAWKINS et al., 2014b]. Cet emblème masque cependant une multitude d'autres variables impactées par les activités humaines : bilan d'énergie de la Terre, étendue de la glace de mer, contenu énergétique des océans, précipitations, enneigement, niveau des mers, etc.

Ces variables sont plus ou moins sensibles aux forçages anthropiques – émissions de gaz à effet de serre (GES) notamment – et ont une variabilité naturelle plus ou moins forte sur une échelle de temps de quelques décennies. Ces deux aspects – sensibilité et variabilité – déterminent le potentiel à détecter un changement systématique : tendance à la hausse (pour la température ou le niveau des mers) ou à la baisse (glace de mer et enneigement). Un exemple de ce dualisme est donné par le "hiatus" qu'a connu la tendance au réchauffement sur la période 1998–2012 : alors que la hausse des températures a effectivement connu un ralentissement [TRENBERTH & FASULLO, 2013], le bilan d'énergie de la Terre [TRENBERTH et al., 2014] et le contenu thermique des océans [BALMASEDA et al., 2013] ont continué de montrer des signes implacables de réchauffement.

1. Maxime populaire.

2. Définie comme la "moyenne mondiale estimée des températures de l'air à proximité de la surface sur les terres et la glace de mer, et des températures de la surface de la mer dans les régions océaniques libres de glace." Cette mesure est différente de la température moyenne de l'air à la surface (Global mean Surface Air Temperature, GSAT), définie comme la "moyenne mondiale des températures de l'air proche de la surface sur les terres et les océans" (voir <https://www.ipcc.ch/sr15/chapter/glossary/>). Contrairement à la GMST, la GSAT n'est pas directement observée.

Les effets du changement climatique sont aussi différemment perceptibles selon la mesure utilisée. Par exemple, pour la température de surface, il est établi que globalement, les minimales journalières augmentent davantage que les maximales et qu'en Europe, les valeurs maximales augmentent davantage l'été que l'hiver [DUNN et al., 2020]. Ainsi, les valeurs moyennes ne rendent pas complètement compte du changement de climat ressenti ; les événements extrêmes sont également amenés à évoluer plus ou moins fortement selon la variable analysée. L'intégralité du climat (toutes les variables et toutes les métriques associées) conditionne nos comportements et pratiques (habitudes de vie, protections aux événements extrêmes, etc) ; la vitesse à laquelle cette intégralité change nous désadapte plus ou moins rapidement.

1.2. Un voyage sans retour

En moyenne sur la période 2010–2019, les émissions de GES liées à la combustion d'énergies fossiles ont augmenté de 1.3 \% an^{-1} – en léger recul par rapport à la décennie précédente [FRIEDLINGSTEIN et al., 2019] – pour atteindre en 2019 un pic à $51.5 \text{ Gt équivalent CO}_2$ ¹ [UNEP, 2021]. Cumulées, ces émissions portent la concentration atmosphérique en CO_2 à 409.9 ppm en 2019² ; il faut remonter 2 millions d'années pour retrouver une telle valeur [BARTOLI et al., 2011], et les reconstructions paléo-climatologiques de FOSTER et al. [2017] suggèrent que sans fléchissement des émissions, cette concentration pourrait dépasser les valeurs des 420 derniers millions d'années au milieu du siècle prochain (voir aussi ARIAS et al., 2021, figure TS.1). Si ces valeurs de concentration peuvent dans l'absolu paraître faibles, LACIS et al. [2010] montrent que le CO_2 est, parmi les GES qui ne condensent pas³, “le gaz atmosphérique clé qui exerce un contrôle principal sur l'intensité de l'effet de serre terrestre”.

Un peu plus de la moitié des 700 GtC^4 émises depuis 1750 par la combustion d'énergies fossiles et les changements d'usage des sols a été absorbée par les puits océaniques ($\sim 23 \text{ \%}$) et continentaux ($\sim 31 \text{ \%}$) [ARIAS et al., 2021]. Le déséquilibre radiatif de la Terre induit par les 46 \% restant dans l'atmosphère, avec un forçage radiatif additionnel $\approx 2.16 \text{ W m}^{-2}$ en 2019 par rapport au niveau de 1750⁵, entraîne une augmentation de la quantité de chaleur stockée dans le système climatique ; 90 \% de cette chaleur excédentaire s'est accumulée dans les océans [TRENBERTH et al., 2014 ; CHENG et al., 2019], augmentant les températures de surface de la mer (SST) puis des profondeurs.

L'océan est à la fois ce qui, à court terme, nous préserve d'une augmentation trop brutale des températures et des changements qui vont avec et, à long terme, ce qui nous condamne à un changement définitif ; d'après SOLOMON et al. [2009], le réchauffement anthropique est irréversible sur plusieurs milliers d'années. Il est aujourd'hui estimé qu'un arrêt des émissions de GES se traduirait par une quasi-stabilisation de la température moyenne à brève échéance [MACDOUGALL et al., 2020]. Ce Zero Emission Commitment (ZEC, à différencier du Net Zero Emissions⁶) est lié à un équilibre

1. Cette valeur est de 58.1 Gt éq. CO_2 lorsque les changements d'usage des terres sont pris en compte.

2. Voir <https://gml.noaa.gov/ccgg/>

3. Réalisant 25 \% de l'effet de serre, les 75 \% restant venant de la vapeur d'eau [BENGTSSON, 2010].

4. $1 \text{ tCO}_2 = 0.27 \text{ tC}$

5. Pour le CO_2 seul, le forçage radiatif effectif (effective radiative forcing, ERF) anthropique total est de 2.72 W m^{-2} [ARIAS et al., 2021].

6. “Les zéros émissions nettes sont atteintes lorsque les émissions anthropiques de gaz à effet de serre dans l'atmosphère sont équilibrées par les absorptions anthropiques sur une période donnée”. (<https://www.ipcc.ch/sr15/chapter/glossary/>)

entre la libération progressive de la chaleur accumulée dans les océans d'une part (effet réchauffant), et l'efficacité des puits de carbone (océan et végétation) d'autre part, qui font progressivement baisser la concentration de GES (effet refroidissant). EHLERT & ZICKFELD [2017] ont montré que le ZEC est légèrement positif et d'autant plus élevé que i) la quantité de carbone accumulée avant l'arrêt des émissions est importante, ii) la quantité de CO₂ a été accumulée rapidement et iii) le ZEC est calculé sur une longue période de temps.

Le ZEC et sa dépendance au scénario d'émission sont des éléments déterminants pour le calcul du budget carbone, soit la quantité de carbone qu'il est possible d'émettre avant qu'une valeur de réchauffement donnée soit atteinte. Ce calcul est rendu possible par la quasi-linéarité entre émissions cumulées et niveau de réchauffement (MATTHEWS et al., 2009, voir figure I.3b), une notion désignée sous le nom de "réponse climatique transitoire aux émissions cumulées" (Transient Climate Response to cumulative Emissions, TCRE). La TCRE est estimée à 0.27–0.63 °C/1000 GtCO₂ ou 1–2.3 °C/1000 GtC dans le climat actuel [ARIAS et al., 2021]. Le budget carbone est ainsi évalué, au 1er janvier 2020, à 400 (1150) GtCO₂ pour avoir 66 % de chance de limiter le réchauffement à 1.5 °C (2 °C) par rapport à 1850–1900 [ARIAS et al., 2021]. Ces chiffres sont affectés d'incertitudes liées notamment au calcul du réchauffement déjà effectué (0.8–1.3 °C) et à la contribution de phénomènes non représentés explicitement par les modèles de climat, tels que la fonte du pergélisol, qui pourrait libérer d'importantes quantités de méthane [ROGELJ et al., 2019].

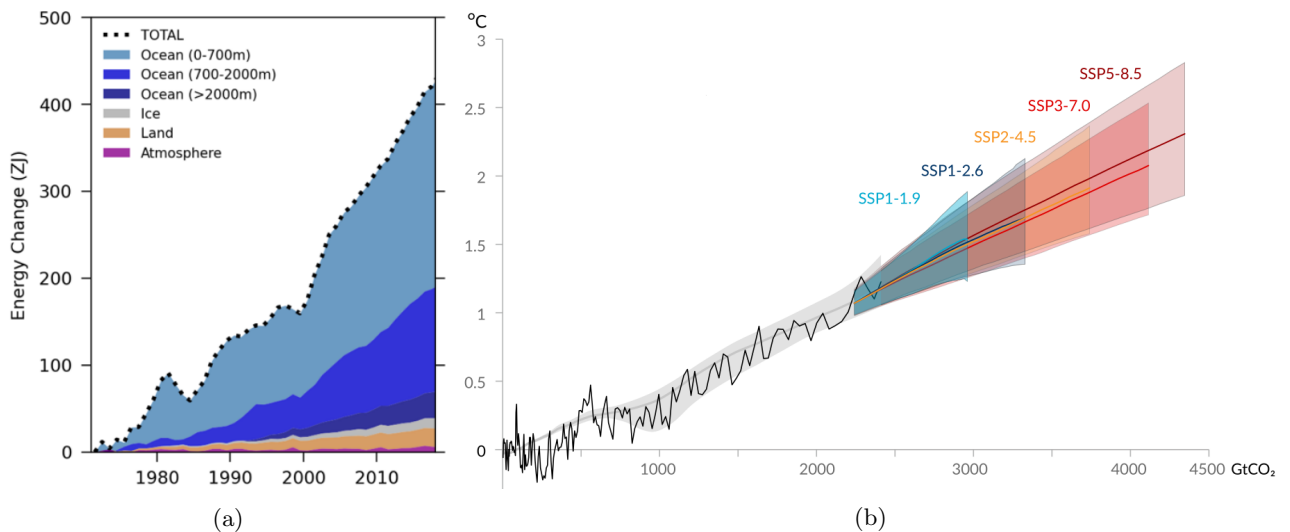


FIGURE I.3 – (a) Inventaire des changements d'énergie net cumulés au cours de la période 1971–2018 (Source : ARIAS et al., 2021, figure TS.13). (b) Augmentation de GMST (°C) entre 1850–1900 et 2050 en fonction du cumul des émissions de CO₂ (GtCO₂) pour 5 scénarios d'émissions. La courbe noire représente l'évolution de GMST observée. L'enveloppe grise représente l'évolution estimée en tenant compte des activités humaines et de la variabilité naturelle. (Source : MASSON-DELMOTTE et al., 2021)

La représentation simplifiée des principales composantes du système climatique (océan, atmosphère, végétation) et du cycle du carbone par les modèles de climat rend difficile la prise en compte de l'existence de seuils physiques pour lesquels un élément du système passe d'un état stable à un autre, de manière plus rapide que le passage en sens inverse. Ces seuils dans le système climatique

sont appelés points de bascule¹. Bien qu’une valeur précise (dans l’espace des variables impliquées) soit difficile à estimer, il est probable que certains seuils physiques [ALLEY et al., 2003 ; LENTON et al., 2019] et biologiques [DUFFY et al., 2021 ; HEINZE et al., 2021] aient déjà été franchis et que d’autres leur emboitent le pas, mettant la planète sur une trajectoire de “Hothouse Earth”², causant de “sérieuses ruptures aux éco-systèmes, à la société et aux économies” [STEFFEN et al., 2018]. Une telle éventualité conduit KEMP et al. [2022] à réclamer une plus grande attention pour les scénarios catastrophiques de changement climatique, non seulement au sein de la communauté scientifique (les auteurs suggèrent un rapport spécial du GIEC à ce sujet) mais également au sein des gestionnaires de risques, des décideurs et de la société civile.

1.3. Des besoins d’adaptation

Le niveau de réchauffement déjà atteint a entraîné des modifications irréversibles du climat. De plus, le climat n’est pas à l’équilibre énergétique [VON SCHUCKMANN et al., 2016], et les efforts d’atténuation certainement insuffisants dans la décennie en cours [UNEP, 2021] font que le climat va continuer à se réchauffer ; cela rend probable le dépassement des 1.5 °C de réchauffement dans les années ou décennies à venir [ROGELJ et al., 2016 ; KRIEGLER et al., 2018]. Selon toute vraisemblance, ces modifications climatiques et leurs impacts vont se poursuivre et s’amplifier [HULME, 2020 ; PÖRTNER et al., 2022]. Ces impacts sont non seulement liés aux aléas climatiques mais aussi à l’exposition et à la vulnérabilité. La réduction de l’exposition et de la vulnérabilité sont les deux leviers de l’adaptation, défini comme le “processus d’ajustement au climat réel ou prévu et à ses effets afin de modérer les dommages ou de tirer parti des opportunités bénéfiques” [PÖRTNER et al., 2022]. Ce processus est aujourd’hui nécessaire étant donné la rapidité, l’irréversibilité et la diversité des changements qui affectent tous les compartiments de ce qui rend la vie sur Terre possible [ROCKSTRÖM et al., 2009].

L’augmentation des taux d’évolution biologique constatée chez certaines espèces vivantes [DÍAZ et al., 2019b] montre que ce processus d’adaptation est déjà à l’œuvre. Néanmoins, cette preuve d’une remarquable capacité d’adaptation ne suffit pas à compenser les pertes dues non seulement au changement climatique mais également – et en premier lieu – à la destruction des habitats³ et à l’exploitation des organismes par la chasse et la pêche [DÍAZ et al., 2019b]. Parmi les autres mesures d’adaptation des espèces, la migration vers de nouveaux lieux de vie (à plus haute latitude et/ou altitude) perturbe les éco-systèmes de départ – par une réduction de la biodiversité – et d’accueil – via des perturbations de la chaîne alimentaire et l’exposition à de nouveaux agents pathogènes (CARLSON et al., 2022, voir aussi DÍAZ et al., 2019b). De plus, les changements de conditions climatiques déjà atteints provoquent, dans certaines régions (pôles, haute-montagne, équateur), un dépassement de la capacité d’adaptation des espèces. Ces différents facteurs contribuent à ce qui est considéré comme la 6e extinction de masse [CEBALLOS et al., 2015 ; CEBALLOS et al., 2017 ; DÍAZ et al., 2019a].

1. Défini comme le “niveau de changement des propriétés d’un système au-delà duquel celui-ci se réorganise, souvent de manière abrupte, et ne revient pas à l’état initial même si les facteurs de changement sont atténués.” (<https://www.ipcc.ch/sr15/chapter/glossary/>)

2. Notion définie par les auteurs comme un emballement incontrôlé de mécanismes de rétro-actions au sein du système Terre qui provoquerait une augmentation de la température bien au-delà des valeurs des 1.2 derniers millions d’années.

3. Désignée sous l’appellation de “changements d’usage des terres”.

D'un point de vue plus anthropocentré, cette disparition accélérée des espèces vivantes altère "la contribution de la nature à la qualité de vie" [DÍAZ et al., 2019b]. Parmi ces contributions, on peut citer la production de nourriture, la régulation de la qualité de l'eau et des sols et le stockage de carbone, nécessaire au maintien d'un équilibre climatique. Les civilisations et sociétés humaines se sont elles aussi développées en fonction des conditions environnementales (voir par exemple KUPER & KRÖPELIN, 2006) et ne sont donc pas exemptes de la nécessité d'adaptation. Parmi d'autres études, XU et al. [2020] montrent que sans atténuation des émissions de GES ou migration, d'ici 50 ans entre 1 et 3 milliards d'êtres humains vivront dans des conditions climatiques où aucun groupe d'individus n'a été capable de se maintenir de manière durable au cours des derniers 6000 ans, posant un véritable défi d'adaptation.

Les besoins d'adaptation à venir dépendront des décisions et des actions en matière d'atténuation des émissions de GES. Ainsi, limiter le réchauffement à 1.5 °C par rapport à l'ère pré-industrielle nécessite d'avoir réduit les émissions mondiales de 45 % en 2030 par rapport au niveau de 2010¹, pour finalement atteindre la neutralité carbone en 2050 [MASSON-DELMOTTE et al., 2018]. De tels choix posent des questions de justice sociale. En effet, ces chiffres sont calculés à l'échelle globale, et ne tiennent pas compte du fait i) que tous les habitants de la planète n'émettent pas les mêmes quantités de GES, ii) que tous les pays n'ont pas contribué de la même façon au réchauffement déjà accompli, et iii) que les capacités à mettre en place des mesures d'atténuation ne sont pas les mêmes pour tous les pays. Partant de ces constats, le Réseau Action Climat propose une quantification qui peut sembler plus éthique, selon laquelle la part "juste" de chaque pays dans cet effort dépend de sa capacité financière et de sa responsabilité historique ; la part de la France s'élèverait ainsi à une réduction de 168 % de ses émissions en 2030 par rapport au niveaux de 1990, soit une réduction de 938 Mt eq. CO₂, un chiffre physiquement hors d'atteinte à l'échelle de la France [HOLZ et al., 2022]. Ce rapport pointe donc la coopération internationale comme un moyen pour les pays développés d'atteindre leurs objectifs de réduction *éthiques*, en aidant les pays en voie de développement, dont les attentes de réduction sont largement supérieures à leur part "juste" (étant données leur moindre responsabilité et capacité). Constatant que "le potentiel de croissance économique grâce aux économies d'énergie et aux améliorations technologiques est plus important dans les pays en développement", LEROY & VAN TATENHOVE [2000] suggèrent que "du point de vue de l'environnement mondial, les pays industrialisés pourraient donc optimiser leur aide financière au Sud en fournissant des incitations à l'adoption de technologies plus propres et plus efficaces, et aider le Sud à sauter le pas d'une industrialisation sale et à forte intensité de main-d'œuvre."

Il convient également de dire quelques mots au sujet du lien étroit qui unis atténuation et adaptation. De manière générale, plus l'atténuation des émissions de GES est importante, plus grande est la marge de manœuvre pour l'adaptation. Ce point est d'autant plus critique que certaines mesures d'adaptation peuvent elles-même aller à l'encontre des objectifs de réduction des émissions (exemple parmi d'autres : la climatisation). Dès lors, l'incertitude qui demeure quant à la trajectoire effective des émissions futures contraint fortement l'évaluation du coût et donc la mise en place de mesures d'adaptation pour le futur. La vitesse des changements est également un élément crucial qui conditionne les besoins d'adaptation et leur temporalité. Enfin, il ne sera vraisemblablement pas possible

1. Soit une décroissance de $\sim 7\% \text{ an}^{-1}$

de s'adapter à tous les bouleversements occasionnés par le changement climatique et les dommages environnementaux induits par les activités humaines.

Dans ce contexte, DÍAZ et al. [2019b] considèrent l'apport de connaissances et l'évaluation des mesures possibles comme les deux premières étapes du processus d'adaptation ; c'est précisément là que se trouve la place du scientifique et dans ce périmètre que s'inscrit ce travail de thèse.

2. Les précipitations dans le système climatique : rôle et modifications

Dans cette partie la pluie est envisagée comme objet physique, notamment son rôle dans la régulation du climat et son comportement dans un monde qui se réchauffe.

2.1. Contraintes énergétiques et sensibilité hydrologique

L'évaporation, combinée à la transpiration des végétaux (évapo-transpiration), participe au bilan d'énergie de surface de la Terre. Ce flux de chaleur latente (78 W m^{-2}) est une perte d'énergie pour la surface, compensant une partie des 168 W m^{-2} apportés par le rayonnement solaire¹ et des 324 W m^{-2} rayonnés par l'atmosphère vers la surface [TRENBERTH & STEPANIAK, 2004]. La vapeur d'eau évaporée à la surface réchauffe l'atmosphère grâce à la chaleur latente libérée lors de la condensation. Une partie de cette chaleur est rayonnée vers l'espace, l'autre partie vers la surface. Ainsi, la branche atmosphérique du cycle de l'eau permet de refroidir la surface et de réchauffer l'atmosphère en un cycle qui contribue au maintien de la Terre dans son équilibre énergétique. Tout forçage externe au système climatique qui déséquilibre le bilan d'énergie de la Terre a ainsi un effet sur les précipitations, impliquant des mécanismes radiatifs, thermodynamiques et dynamiques.

PENDERGRASS & HARTMANN [2014b] adoptent un cadre de travail basé sur le bilan d'énergie de l'atmosphère² pour étudier la réponse des précipitations globales moyennes à une augmentation de la concentration en GES. Le bilan d'eau de l'atmosphère étant équilibré sur des échelles de temps longues, l'évaporation est égale au flux de précipitation P . Les auteurs trouvent une augmentation de P , $\Delta P = 1.1 \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-1}$ en réponse à un doublement de la concentration en CO_2 , ce qui équivaut à une sensibilité hydrologique (SH) de $1.4 \% \text{ K}^{-1}$ ³. Cette valeur correspond à la réponse rapide (transitoire) de la précipitation moyenne et est à mettre en regard de la valeur de $\sim 2.5 \% \text{ K}^{-1}$, correspondant à la réponse lente (long-terme i.e. à l'équilibre, voir ALLEN & INGRAM, 2002 ; STEPHENS & ELLIS, 2008 ; ANDREWS & FORSTER, 2010 ; PENDERGRASS, 2020). Les différents temps de réponse et mécanismes d'ajustement de la précipitation globale à l'élévation de la concentration atmosphérique en GES sont résumés par la figure I.4.

1. Soit 50 % des 342 W m^{-2} reçu au sommet de l'atmosphère.

2. $\frac{dE_a}{dt} = S + LE + R$, où le terme de gauche représente la variation d'énergie de l'atmosphère, S et LE sont les flux de chaleur sensible et latente entre la surface et l'atmosphère (E est l'évaporation, $L \approx 2500.10^3 \text{ J kg}^{-1}$ la chaleur latente de condensation), et R représente le rayonnement net (solaire et thermique).

3. Les W m^{-2} sont convertis en mm d^{-1} en multipliant par le facteur $\frac{86400 \times 1000 / \rho_{\text{water}}}{L} = \frac{1}{29} \text{ mm d}^{-1} \text{ W}^{-1} \text{ m}^2$ [MULLER & O'GORMAN, 2011]. Dès lors, $1.1 / (29 \times 2.7) = 1.4 \% \text{ K}^{-1}$ où 2.7 mm d^{-1} est la précipitation journalière globale moyenne.

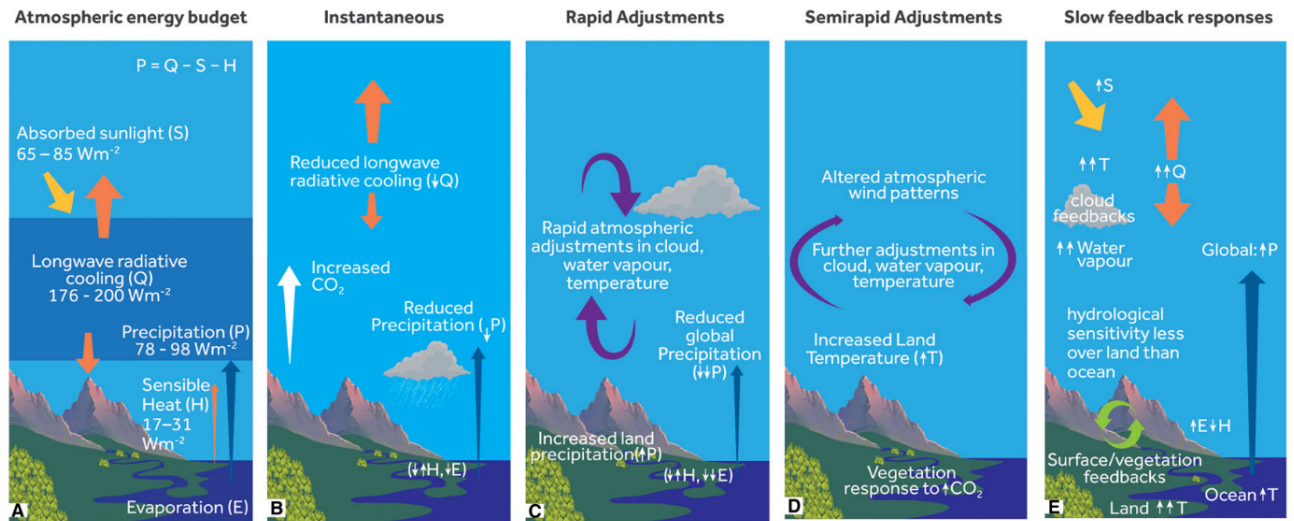


FIGURE I.4 – (A) Bilan d'énergie de l'atmosphère ; (B) Réponse instantanée (quelques semaines) au forçage radiatif ; (C) Ajustement atmosphérique rapide (~ 1 an) ; (D) Ajustement semi-rapide (1–10 ans) impliquant la surface et la végétation ; (E) Réponse lente (10–100 ans) faisant intervenir les rétroactions avec l'océan, les continents et l'atmosphère. (Source : ALLAN et al., 2020)

La précipitation globale répond à d'autres types de forçages comme la concentration en aérosols. Le carbone suie, par exemple, par son effet de réchauffement de la troposphère (via l'absorption d'une partie du rayonnement solaire), diminue les précipitations [PENDERGRASS & HARTMANN, 2014b ; ALLAN et al., 2020], avec une dépendance à l'altitude de la perturbation [MING et al., 2010]. Les particules sulfatées émises par les activités industrielles et naturelles réfléchissent quant à elle une partie du rayonnement solaire incident, ce qui limite l'évaporation et, par suite, réduit les précipitations, avec une sensibilité estimées à 3.6 \% K^{-1} [SALZMANN, 2016]. SALZMANN [2016] pointe l'effet des particules sulfatées, opposé à celui des GES, comme responsable du manque de signal sur les précipitations moyennes globales au cours du 20e siècle, par effet de compensation (explication partagée par WU et al., 2013).

2.2. Contrainte thermodynamique : la relation de Clausius-Clapeyron

Comme expliqué dans la SECTION 2.1, sur de larges échelles de temps et d'espace les précipitations sont régies par des aspects énergétiques. Il en va différemment pour les échelles de temps journalières et événementielles. La capacité de l'atmosphère à contenir de la vapeur d'eau² augmente avec la température suivant un taux de $\sim 6,5 \text{ \% K}^{-1}$ aux températures usuellement rencontrées sur Terre, d'après la relation de Clausius-Clapeyron (CC)³. Le paradigme dominant dans l'étude de la réponse des précipitations au réchauffement de l'atmosphère est qu'à l'échelle événementielle/journalière, le flux de précipitation varie avec la pression de vapeur à saturation [ALLEN & INGRAM, 2002 ; TRENBERTH et al., 2003 ; HELD & SODEN, 2006]. La validité d'un tel paradigme nécessite que les hypothèses suivantes soient vérifiées :

1. Par degré de refroidissement dû à la présence d'aérosols.
2. Une propriété appelée pression de vapeur à saturation ou tension de vapeur.
3. $\frac{de_s}{dT} = \frac{L \times e_s}{R_v \times T^2}$ où e_s est la pression de vapeur à saturation (Pa), L est la chaleur latente de condensation, $R_v = 461 \text{ J kg}^{-1} \text{ K}^{-1}$ est la constante spécifique de la vapeur d'eau et T est la température (K).

- l'humidité relative demeure constante, une hypothèse étayée par les observations et les modèles [DAI, 2006],
- l'efficacité des précipitations est constante (confirmé par les simulations de MULLER et al., 2011 et ROMPS, 2011),
- la circulation atmosphérique n'est pas modifiée, un point discuté à la SECTION 2.3.

Ce cadre a été largement utilisé pour évaluer la sensibilité des extrêmes de pluie à la température de l'air dans le climat actuel afin, d'une part, de mieux comprendre les mécanismes à l'œuvre dans ces événements et d'autre part, d'estimer leur possible comportement en climat futur. En comparant observations satellites et modèles de climat, ALLAN & SODEN [2008] montrent que seule l'augmentation de la fréquence des événements les plus forts (supérieurs au 95e percentile) est cohérente avec la relation de CC. LENDERINK & MEIJGAARD [2008] rapportent un taux d'augmentation de précipitation journalière proche de $7\% \text{ K}^{-1}$ pour des températures comprises entre -2 et $12\text{ }^\circ\text{C}$ et plus faible au-delà (figure I.5a). Les précipitations extrêmes horaires augmentent quant à elle avec un taux proche du double, pour des températures allant jusqu'à $22\text{ }^\circ\text{C}$ (figure I.5b). Les auteurs suggèrent que la plus grande diversité de processus en jeu au pas de temps journalier explique cette différence de sensibilité et de plage de températures pour laquelle cette relation de "scaling" se vérifie. GUERREIRO et al. [2018] révèlent des augmentations supérieures à trois fois le taux CC pour les extrêmes de pluie horaires en Australie. L'étude globale de UTSUMI et al. [2011] indique que les hautes latitudes de l'hémisphère Nord ($> 55\text{ }^\circ\text{N}$) connaissent une croissance monotone des extrêmes de pluie en fonction de la température de l'air ; les moyennes latitudes ($20\text{ }^\circ\text{N} - 55\text{ }^\circ\text{N}$) ont une évolution en forme de cloche tandis que dans les tropiques ($20\text{ }^\circ\text{S} - 20\text{ }^\circ\text{N}$), cette évolution est décroissante (figure I.5c), possiblement liée au fait que dans les régions où la disponibilité en humidité est un facteur limitant, l'augmentation de la température s'accompagne d'une baisse de l'humidité relative.

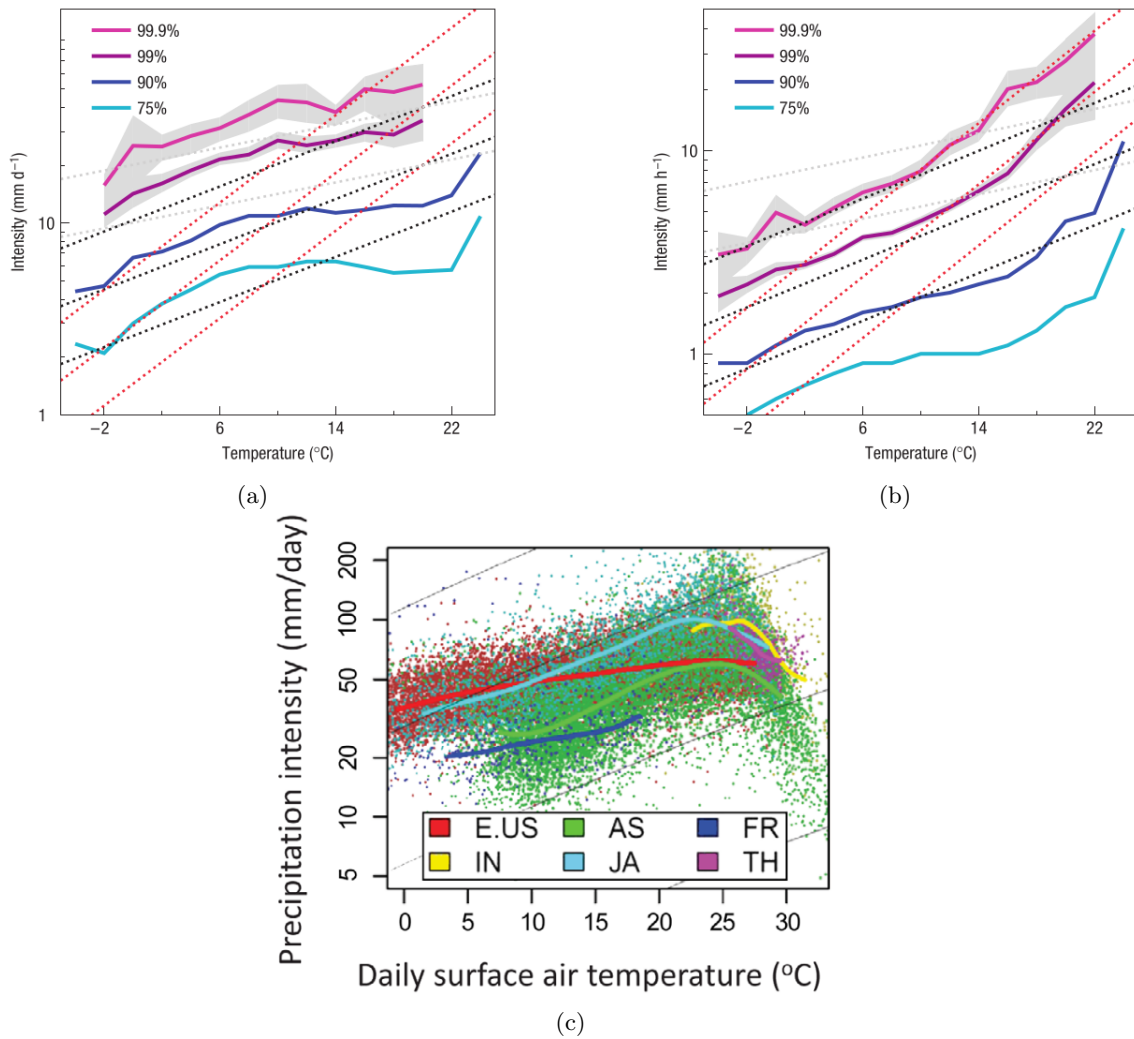


FIGURE I.5 – Percentiles d'intensité de précipitations (a) journalières (mm d^{-1}) et (b) horaires (mm h^{-1}) observés à De Bilt (Pays-Bas) en fonction de la température moyenne journalière de l'air à 2 m. Les taux correspondants à $0.5\times$, $1\times$ et $2\times$ Clausius-Clapeyron sont indiqués en pointillés gris, noirs et rouges, respectivement. (Source : LENDERINK & MEIJGAARD, 2008). (c) 99e percentile de pluie journalière (mm d^{-1}) en fonction de la température de l'air à la surface pour l'Est des Etats-Unis (E.US), l'Australie (AS), la France (FR), l'Inde (IN), le Japon (JA) et la Thaïlande (TH). Les lignes noires représente le taux CC. (Source UTSUMI et al., 2011)

Ce dernier aspect est repris par l'étude de BARBERO et al. [2018], qui recommandent l'utilisation de la température du point de rosée afin de mieux tenir compte de l'humidité effectivement présente lors de l'événement précipitant. Néanmoins, l'étude de BAO et al. [2017] suggère que le refroidissement lors d'un événement précipitant, en raison des conditions synoptiques (passage d'un front froid) est responsable de taux négatifs. De plus, BAO et al. [2018] affirment qu'un changement de variable ne résout pas complètement le problème d'échantillonnage lié à la forte co-variabilité entre température et précipitation à l'échelle événementielle. Dans cette même ligne, TRAXL et al. [2021] mettent en évidence la forte dépendance des intensités de pluie extrême (supérieures au 90e percentile) à la chute de la température au cours des quelques heures qui précèdent l'événement (en particulier pour les cyclones tropicaux). D'autres co-variables, plus intégratrices que la seule température de l'air, ont

été utilisées, comme par exemple la CAPE¹ (Convective Available Potential Energy, en J kg⁻¹), qui quantifie l’instabilité de l’atmosphère [LENDERINK & MEIJGAARD, 2010 ; PANTHOU et al., 2014a]. Cette diversité d’approches et de résultats montre qu’il est difficile d’identifier une variable prédictrice du comportement des pluies extrêmes dominante.

Des variations saisonnières de scaling sont reportées par BERG et al. [2009], qui incriminent la nature différente des systèmes précipitants d’une saison à l’autre, avec une majorité de fronts dépressionnaires en hiver et d’orages convectifs en été ; BERG et al. [2013] montrent que les précipitations stratiformes respectent un taux d’évolution proche de CC, tandis que les précipitations convectives ont une sensibilité supérieure. DROBINSKI et al. [2016] expliquent la forme en cloche de la relation température de surface–intensité des précipitations extrêmes en partie par l’effet orographique qui, dans la région des Cévennes, force les ascendances d’air humide à des températures journalières moyennes où la quantité d’eau disponible n’est pas exceptionnelle (< 15°).

Enfin, rien n’indique que cette relation, établie en climat observé, reste valable en climat futur, étant donnée la complexité des processus en jeu dans la formation des événements extrêmes de pluie et leur réponse au réchauffement global. C’est le constat fait par BAO et al. [2017], qui comparent les taux observés à ceux obtenus à l’aide d’un modèle de climat en scénario futur. Ce décalage peut notamment venir de changements dans la dynamique (convergence des masses d’air, ascendances) ; une évolution contrainte à 7 % K⁻¹ est en effet conditionnée au fait que la dynamique dans laquelle est contenu l’événement précipitant ne change pas avec le réchauffement global, ce qui n’est pas cohérent avec le fait que la vapeur d’eau joue un rôle fondamental i) dans la dynamique du système précipitant lui-même [LENDERINK et al., 2017 ; MULLER et al., 2011 ; PENDERGRASS, 2018] et ii) dans la circulation atmosphérique régionale, notamment dans les tropiques [SCHNEIDER et al., 2010].

2.3. Circulation atmosphérique et contrastes spatiaux

TRENBERTH [1998] montre que l’évaporation locale est insuffisante pour alimenter à elle seule les précipitations, la majeure partie des précipitations provenant de l’humidité transportée. Ce constat illustre le rôle déterminant de la circulation atmosphérique dans le comportement des précipitations aux échelles événementielles et climatologiques. Cette partie présente succinctement comment les changements de dynamique dans un climat plus chaud impactent les précipitations.

2.3.1. Circulation de grande-échelle

L’étude de la réponse des précipitations tropicales aux réchauffement global induit par une augmentation de la concentration en GES a mené à l’hypothèse selon laquelle les régions climatologiquement humides connaîtraient une augmentation des cumuls pluviométriques au dépend des régions climatologiquement sèches, qui connaîtraient un assèchement. Ce paradigme, nommé “rich-get-richer”, est expliqué par CHOU & NEELIN [2004] comme résultant d’une rétroaction où le renforcement de la convection (dans les zones climatologiquement convectives) entraîne une augmentation de la convergence d’humidité, ce qui renforce les précipitations, au dépend des zones en marge. Le

1. $CAPE = \int_{z_f}^{z_n} g \left(\frac{T_{v,parcel} - T_{v,env}}{T_{v,env}} \right)$ où z_f et z_n sont les altitudes de convection libre et d’équilibre, respectivement (en m). $T_{v,parcel}$ et $T_{v,env}$ désignent les températures virtuelles d’une parcelle d’air et de son environnement, respectivement (en K).

mécanisme de “mise augmentée”¹ est pointé par les auteurs comme responsable d’un tel comportement.

La réponse de la circulation atmosphérique dans les tropiques a été largement étudiée et documentée grâce aux modèles de climat. En exprimant la précipitation moyenne P comme $P = Mg$, où M est le flux (convectif) de masse d’air entre la couche limite et la troposphère libre et q le rapport de mélange dans la couche limite, HELD & SODEN [2006] notent que l’augmentation de q ($\sim 6.5 \text{ \% K}^{-1}$) doit être compensée par une diminution de M pour permettre une augmentation de $P \sim 2.5 \text{ \% K}^{-1}$. Cela se traduit par un ralentissement de la circulation atmosphérique tropicale, élément robuste de la réponse du cycle hydrologique à l’augmentation de la concentration des GES. En analysant un jeu de données similaire (modèles de climat CMIP3), VECCHI & SODEN [2007] notent un ralentissement plus important de la circulation zonale (circulation de Walker) que de la circulation méridionale (cellule de Hadley), un phénomène préalablement observé sur le Pacifique par VECCHI et al. [2006]. Le ralentissement de la circulation tropicale est associé à une augmentation de la stabilité de l’atmosphère (sur de larges échelles spatiales et temporelles) et de l’altitude maximale de la convection profonde [CHOU & CHEN, 2010], ainsi qu’à une expansion de la cellule de Hadley [SCHNEIDER et al., 2010; MA et al., 2018]. Cette dernière, également appelée expansion tropicale, est une réponse robuste de la circulation atmosphérique tropicale au réchauffement global [STATEN et al., 2018].

Ces études sont menées à des échelles spatiales et temporelles larges, pour lesquelles CHOU et al. [2009] indiquent que “d’importants effets seront passés sous silence”. Ces auteurs notent que si, sur de grandes échelles, la thermodynamique seule explique bien les changements de précipitation, une analyse plus fine des mécanismes dynamiques est nécessaire pour comprendre les contrastes spatiaux de ces changements. Un cadre de travail basé sur la décomposition du bilan d’humidité en termes thermodynamiques et dynamiques permet de montrer l’importance de ces derniers à des échelles régionales. C’est également la démarche de l’étude de CHADWICK et al. [2013], qui montrent le rôle dominant des changements spatiaux du flux convectif dans les anomalies régionales de précipitations.

Afin de mieux comprendre les rôles respectifs de la thermodynamique et de la dynamique dans les changements de précipitation moyenne et extrêmes (99e percentile), EMORI & BROWN [2005] adoptent une approche statistique² pour décrire le lien entre précipitation et vitesses verticales et ainsi établir le rôle prépondérant de la composante thermodynamique dans les changements de précipitation : la composante dynamique a une contribution significative seulement dans l’océan Pacifique tropical – où elle cause une augmentation de P – et dans les régions sous-tropicales – où elle cause une diminution de P . PFAHL et al. [2017] préfèrent une relation physique où le percentile de précipitation extrême dépend du produit de la vitesse verticale et du gradient vertical d’humidité spécifique³. La figure I.6b montre le changement de précipitation journalière maximale annuelle dû à la composante thermodynamique de cette relation : l’augmentation est spatialement homogène et explique la majeure

1. L’augmentation de température augmente la quantité d’humidité nécessaire pour atteindre une instabilité suffisante (“upped ante”, voir NEELIN et al., 2003).

2. $P = \int P_\omega Pr_\omega d\omega$ où Pr_ω est la distribution des vitesses verticales du vent à 500 hPa et P_ω est la pluie à vitesse verticale ω donnée.

3. $P_e \sim -\{\omega_e \frac{dq_s}{dp}|_{\theta^*}\}$ où P_e est le percentile de précipitation extrême, ω_e est la vitesse verticale nette et $\frac{dq_s}{dp}$ est le gradient vertical d’humidité spécifique le long d’une adiabatique humide à température potentielle équivalente à saturation θ^* constante. $\{.\}$ représente une intégrale sur la verticale [O’GORMAN & SCHNEIDER, 2009].

partie du changement dans les moyennes et hautes latitudes (figure I.6a). La composante dynamique, différence entre le scaling total et le scaling thermodynamique (figure I.6c), montre un comportement plus hétérogène avec des taux négatifs dans la majeure partie des tropiques, allant jusqu'à contrebalancer l'augmentation purement thermodynamique dans certaines zones.

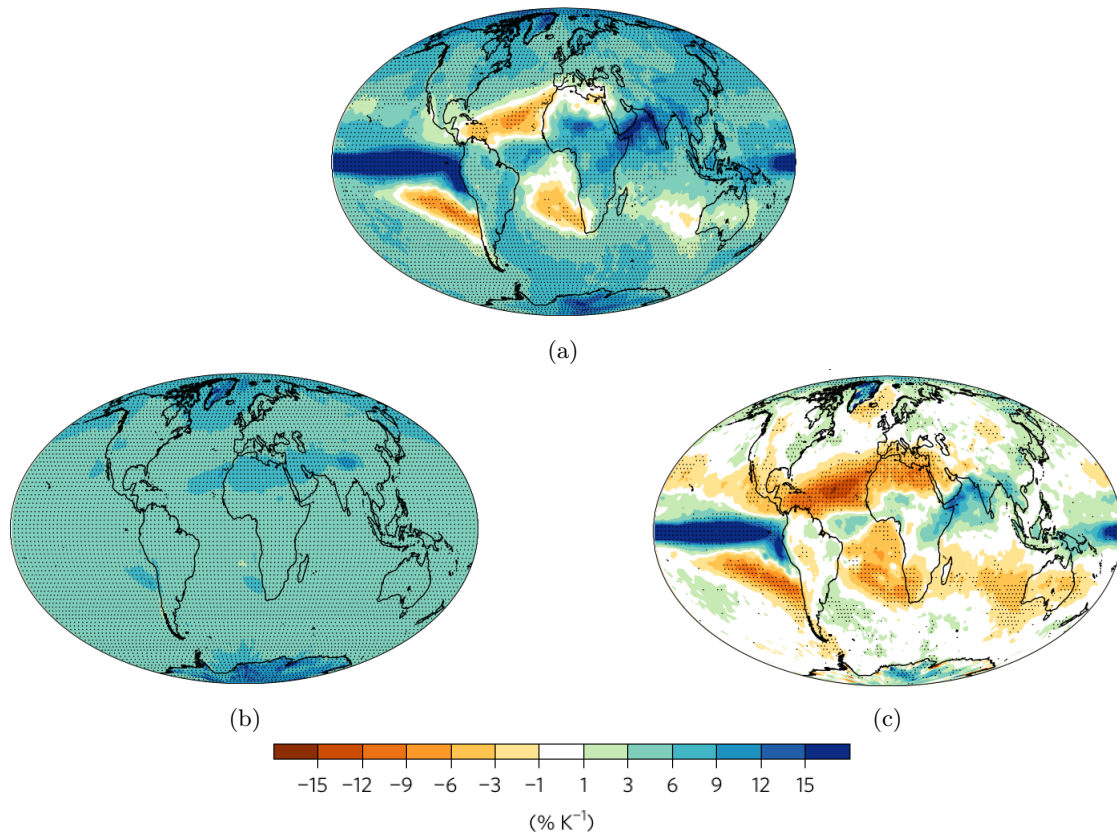


FIGURE I.6 – (a) Changement de la pluie journalière maximale annuelle (régression linéaire sur la période 1950–2100 en scénario RCP8.5) et contributions (b) thermodynamique et (c) dynamique. (Source : PFAHL et al., 2017)

Ces études montrent qu'une prise en compte des modifications des mécanismes atmosphériques (expansion de la cellule de Hadley, ralentissement de la cellule de Walker par exemple) est nécessaire pour expliquer les spécificités régionales de l'évolution future des précipitations. Néanmoins, le fort couplage entre circulation tropicale et convection d'une part, et les disparités entre modèles dans la représentation de cette dernière d'autre part, limitent la compréhension et la capacité de projection des effets du réchauffement global sur les précipitations régionales [SHEPHERD, 2014; PFAHL et al., 2017].

2.3.2. Dynamique des systèmes précipitants

Des changements dans la dynamique des systèmes précipitants sont pointés comme responsables d'une intensification plus importante à des pas de temps infra-journaliers que journaliers [WESTRA et al., 2014]. Cela est notamment observé par LENDERINK & MEIJGAARD [2008] et GUERREIRO et al. [2018]. Cette augmentation plus marquée à des pas de temps courts est cruciale pour le risque de crues éclair, dont les conséquences matérielles et humaines sont exacerbées par le manque d'alerte qui les caractérise [ASHLEY & ASHLEY, 2008]. Ce constat est partagé par FOWLER et al. [2021] qui évoquent la rétroaction positive due à la plus grande libération de chaleur latente dans une atmosphère plus

humide, ce qui entraîne des ascendances plus forte et un apport extérieur d'humidité plus important (figure I.7, voir aussi PENDERGRASS, 2018).

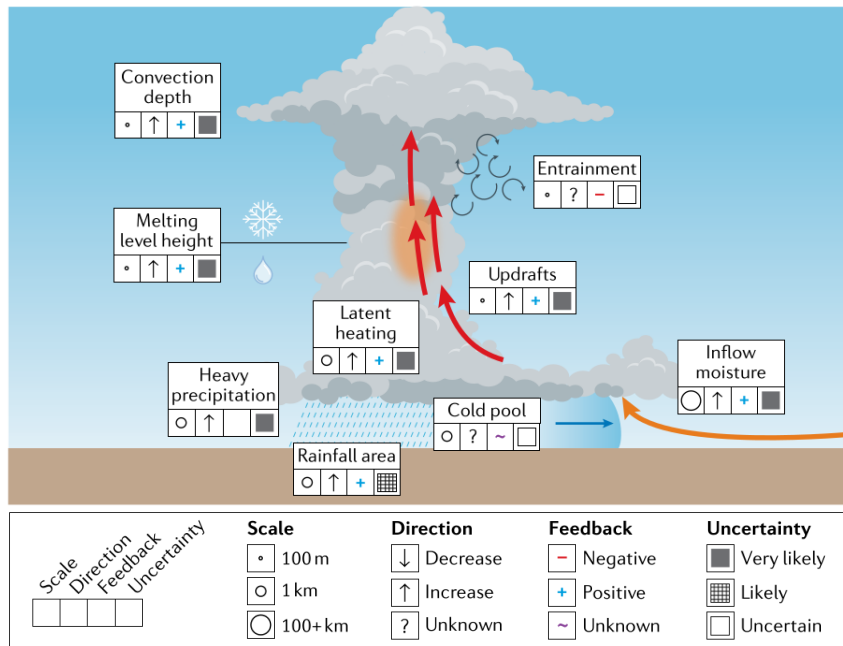


FIGURE I.7 – Mécanismes de rétroaction affectant les précipitations convectives extrêmes. L'ordre de grandeur de l'échelle spatiale, la direction du changement, le signe de la rétroaction et le niveau de confiance sont indiqués pour chaque mécanisme (cf. légende. Source : FOWLER et al., 2021)

BARBERO et al. [2017] montrent néanmoins que l'évolution des extrêmes horaires est moins facilement détectée que pour les extrêmes journaliers. En cause, l'extension spatiale restreinte des fortes intensités horaires, difficilement observable par les réseaux d'observations au sol, ce qui mène les auteurs à plaider pour une approche statistique régionale afin de maximiser les chances de détecter des tendances significatives.

2.4. Changement de caractéristiques des précipitations : vers une intensification hydro-climatique

Les attentes théoriques exposées précédemment, parfois mises à l'épreuve des observations, montrent que dans un climat qui se réchauffe les précipitations sont modifiées de manière différente selon l'échelle de temps et la région considérée. C'est le régime des pluies¹ dans son ensemble qui est modifié, conduisant TRENBERTH et al. [2003] à souligner l'intérêt de documenter les changements de caractéristiques des précipitations (intensité, occurrence, durée), avec une attention particulière pour les événements extrêmes. Une atmosphère plus chaude pouvant contenir davantage de vapeur d'eau, la saturation est atteinte après un temps plus long, augmentant ainsi la longueur des périodes sèches. La quantité d'eau précipitable augmente également, rendant les événements de pluie plus intenses. Il est donc attendu une augmentation des extrêmes secs et humides en conséquence du réchauffement global [FOWLER & HENNESSY, 1995 ; TRENBERTH, 1999 ; TRENBERTH, 2011]. Ce phénomène, qualifié d'intensification hydro-climatique par GIORGI et al. [2011], est illustré par la figure I.8.

1. "Le caractère de la distribution saisonnière des précipitations en un lieu donné." [KENDREW, 1922]

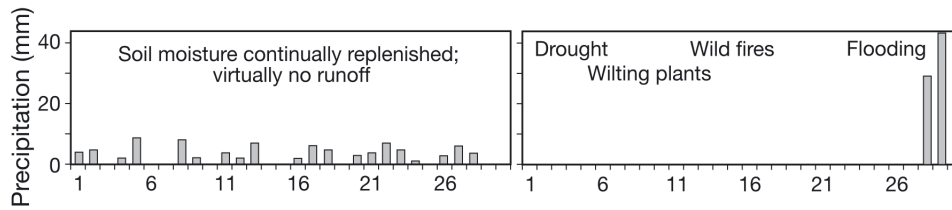


FIGURE I.8 – Représentation schématique de l’intensification hydro-climatique, avec des intensités et des fréquences mensuelles moyennes en deux stations ayant le même cumul mensuel moyen mais des régimes pluviométriques très différents. (Source : TRENBERTH, 2011)

A l’échelle globale, une augmentation de l’intensité et de la fréquence des précipitations extrêmes est observée [WESTRA et al., 2013; PAPALEXIOU & MONTANARI, 2019; DUNN et al., 2020]. De telles évolutions sont également documentées régionalement, par exemple sur le bassin méditerranéen [ALPERT et al., 2002], le Sud-Est de la France [BLANCHET et al., 2018], le Sahel central d’Afrique de l’Ouest [PANTHOU et al., 2014b], en Australie [WASKO & SHARMA, 2015] et aux Etats-Unis [KUNKEL et al., 1999; HOERLING et al., 2016]. Les modèles de climat globaux et régionaux reproduisent ces augmentations [SILLMANN et al., 2013; FISCHER & KNUTTI, 2016; GIORGI et al., 2019]. Cela a permis, premièrement, de mener des études d’attribution qui ont montré le rôle des activités humaines [MIN et al., 2011; ZHANG et al., 2013b] et des GES en particulier [PAIK et al., 2020] dans ces évolutions¹; à noter que ces études sont majoritairement concentrées sur l’hémisphère Nord, où se situent l’essentiel des observations au sol. Deuxièmement, les mécanismes sous-jacents à ces modifications du cycle hydrologique ont pu être étudié en détails.

L’étude de PALL et al. [2007] évalue le changement de l’intensité des pluies journalières dans un scénario de croissance des émissions de CO₂ au cours du 21e siècle. Les auteurs mettent notamment en évidence une augmentation globale au-delà du 98e percentile de la distribution empirique des pluies journalières (une diminution se produit en-deça dans les tropiques, et en-deça du 90e percentile dans les moyennes latitudes). Dans une démarche similaire se basant sur plusieurs modèles globaux de climat mais en se limitant aux tropiques (30 °S – 30 °N), CHOU et al. [2012] trouvent une augmentation de l’occurrence et de l’intensité des événements les plus forts, et, à l’inverse, une diminution de la fréquence et de l’intensité des pluies faibles. Ils notent que la thermodynamique seule (augmentation de l’humidité spécifique) augmente la fréquence et l’intensité des pluies, tandis que la dynamique (atmosphère plus stable, ascendances réduites) a pour effet de réduire l’occurrence des événements, à l’exception des plus forts.

PENDERGRASS & HARTMANN [2014c] proposent deux modes de déformation de la distribution des pluies journalières sous l’effet d’un réchauffement global. Le premier consiste en une augmentation uniforme (en relatif) de toute la distribution – ce qui a pour effet d’augmenter le cumul de pluie –, tandis que dans le deuxième mode, la distribution est décalée, sans augmentation du cumul. En appliquant ce cadre théorique aux simulations climatiques transitoires dans lesquelles la concentration atmosphérique en CO₂ augmente de 1 % par an en partant d’un état pré-industriel (1 %CO₂), PENDERGRASS & HARTMANN [2014a] montrent qu’à l’échelle globale, la combinaison de ces deux modes reproduit 2/3 du changement de la distribution des pluies journalières sous l’effet

1. Les émissions anthropiques d’aérosols et les facteurs naturels n’ont qu’une “influence marginale” [PAIK et al., 2020].

d'un doublement de la concentration en CO_2 (figure I.9). Cela se traduit par une augmentation plus importante de l'intensité et de la fréquence des événements les plus forts, alors que les pluies moyennes diminuent, illustrant la forte sensibilité des pluies extrêmes au réchauffement induit par le CO_2 , établie dès la fin du 20e siècle [FOWLER & HENNESSY, 1995 ; GROISMAN et al., 1999 ; TRENBERTH, 1999].

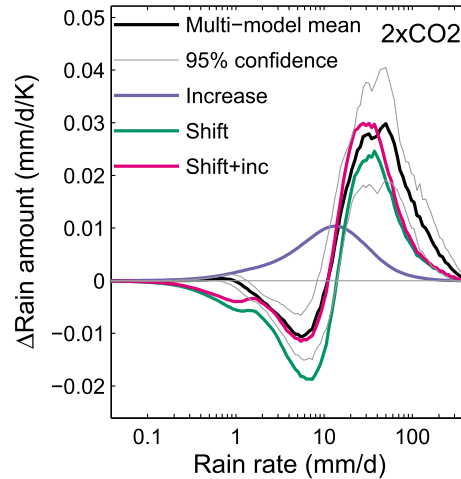


FIGURE I.9 – Moyenne multi-modèles de la réponse globale des précipitation (mm/d/K) à un doublement de la concentration atmosphérique en CO_2 (courbe noire) pour chaque intensité de pluie (mm/d). Les différents modes de déformation de la distribution sont indiqués en violet (augmentation), vert (décalage) et rose (augmentation+décalage). (Source : PENDERGRASS & HARTMANN, 2014a)

PENDERGRASS & HARTMANN [2014a] suggèrent que davantage de précipitation se produisant sous la forme d'événements intenses permet de réconcilier les aspects énergétiques et thermodynamiques qui contraignent les précipitations (cf. les sections 2.1 et 2.2 ci-dessus). Ce lien étroit entre cumuls moyens et extrêmes est partagé par LEHMANN et al. [2018], qui montrent que la tendance à une augmentation des records de précipitation mensuelle est significativement corrélée à une augmentation de la pluviométrie moyenne. D'autre part, questionnant le lien entre sensibilité hydrologique et extrêmes de pluie à l'échelle régionale dans les modèles de climat, THACKERAY et al. [2018] montrent la forte corrélation entre changement des extrêmes (p99) et sensibilité hydrologique, notamment dans les tropiques. De plus, ces auteurs montrent que plus un modèle simule une forte contribution des extrêmes ($> p99$) au changement de pluie totale, moins les événements non-extrêmes ($< p99$) contribuent à ce changement. Une explication proposée est la plus forte stabilisation de l'atmosphère qui résulte d'une convection localement plus forte, supprimant ainsi les événements les plus modérés dans les régions adjacentes. L'intensification des extrêmes peut donc être vue comme le reflet de changements affectant toute la distribution des pluies et comme le résultat des contraintes physiques qui régissent ce processus.

Bilan et questions en suspens à l'échelle globale

Il est aujourd'hui avéré que le climat change sous l'effet des activités humaines et que ces changements vont s'inscrire dans le temps long, avec des conséquences potentiellement dévastatrices pour les écosystèmes et les sociétés humaines. Cela engendre d'importants besoins d'adaptation à tous les niveaux (de l'individuel à l'international) et dans tous les secteurs (économiques, sociétaux, politiques, techniques, etc). Le cycle de l'eau et notamment sa branche atmosphérique, partie intégrante de la machine climatique terrestre, est modifié en profondeur. En réponse à des contraintes de natures énergétiques et thermodynamiques, il est attendu que les caractéristiques des précipitations (intensité, fréquence, durée, extension spatiale) changent. Ces changements ne sont pas homogènes dans l'espace, les modifications de la circulation atmosphérique étant à l'origine de contrastes spatiaux. À l'échelle événementielle, la dynamique atmosphérique est également à l'origine d'évolutions plus importantes i) sur des pas de temps courts et ii) pour les événements les plus forts, via des mécanismes de rétroactions au sein des systèmes précipitants. L'augmentation de l'intensité des événements pluvieux et de la durée séparant deux événements constitue les deux composantes du phénomène d'intensification hydro-climatique. Une attention spéciale peut donc être portée aux événements extrêmes de pluie pour au moins deux raisons : premièrement, ce sont des phénomènes à fort impact pour les populations et les éco-systèmes et deuxièmement, ils sont particulièrement sensibles au réchauffement de l'atmosphère. Un des défis scientifiques actuels est le diagnostic à l'échelle régionale de ces évolutions ; alors que les diagnostics globaux établis par la communauté scientifique servent de support pour la mise en place de mesures d'atténuation, nécessitant une coopération internationale, les effets du changement climatique se font sentir à l'échelle régionale, voire locale (bassin versant, région/parcelle agricole, trait de côte, etc). Un diagnostic à de telles échelles spatiales est donc requis afin :

- d'éveiller les consciences sur les impacts attendus du réchauffement global, étape incontournable pour se faire une idée du rapport coût-bénéfice de l'atténuation,
- d'établir des stratégies d'adaptation aux changements globaux, dont la dérivation climatique fait partie.

Si les tendances dans l'évolution des régimes de précipitation sont bien comprises à l'échelle globale, car fondées sur des attentes théoriques et étayées par des observations et des simulations, il en va différemment aux échelles régionales, pour plusieurs raisons parmi lesquelles : des jeux d'observations potentiellement moins homogènes et de moins bonne qualité sur certaines régions, une influence plus grande de processus locaux – dynamiques notamment – potentiellement moins bien résolus par les modèles de climat et enfin une plus forte variabilité interne du climat sur des échelles spatiales restreintes, ce qui entrave la capacité à détecter un signal.

Le Sahel est symbolique de ces trois écueils : les jeux d'observations y sont peu nombreux et de qualité discutable, les modèles sont réputés pour y être peu performants concernant la simulation des précipitations et la variabilité intrinsèque du climat y est forte. Afin de bien comprendre les enjeux sur cette région et les difficultés méthodologiques liées à la description de son régime des pluies, le chapitre suivant dresse un portrait détaillé de ce dernier et des impacts liés à la ressource en eau.

Contexte Sahélien

Le Sahel est une région particulièrement sensible aux effets du changement climatique et les enjeux de société liés à la ressource en eau y sont forts. Après quelques généralités, la première partie de ce chapitre est consacrée aux spécificités climatologiques de cette région et notamment à son régime des pluies, objet central de ce manuscrit. La deuxième partie fournit des éléments de contexte socio-économique, avec un focus particulier sur les enjeux liés à l'eau et au risque d'inondation.

Généralités

Le Sahel est la région d'Afrique qui s'étend de l'océan Indien à l'océan Atlantique et où s'opère la transition entre le climat équatorial de la côte Guinéenne ($5^{\circ} - 10^{\circ}\text{N}$) et celui, désertique, du Sahara ($> \sim 20^{\circ}\text{N}$, figure II.1). Il existe plusieurs définitions du Sahel, selon le critère (climatologique, écologique, géopolitique, culturel). La FAO (Food and Agriculture Organisation, instance des Nations Unies) définit le Sahel comme la région où la pluviométrie annuelle est comprise entre 250 et 500 mm, zone de limite de la végétation pérenne¹. D'après la classification de KÖPPEN [1884] mise à jour par PEEL et al. [2007], le Sahel est une région aride, de steppe, et chaude². Dans ce manuscrit le Sahel est réduit à sa partie Ouest-Africaine, dont le régime des pluies est piloté par la Mousson d'Afrique de l'Ouest (MAO).

1. <https://www.fao.org/3/j2517f/j2517f00.htm>

2. Climat défini par $10 \times P_{th} > \text{MAP} \geq 5 \times P_{th}$ avec $P_{th} = 2 \times \text{MAT} + 28$, où MAP et MAT sont respectivement les moyennes annuelles de précipitation (mm) et de température ($^{\circ}\text{C}$).

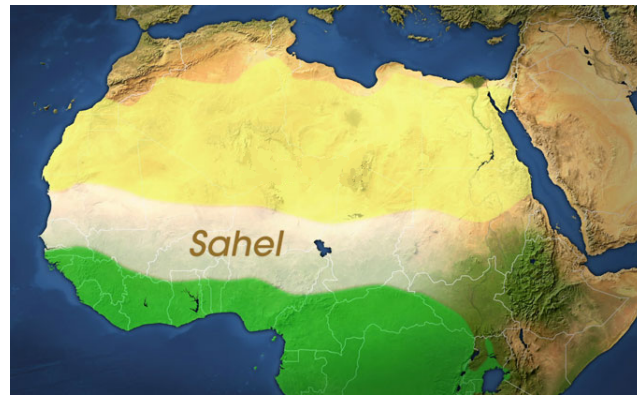


FIGURE II.1 – Carte de l’Afrique du Nord. Le Sahel est situé entre le Sahara au Nord (jaune) et la zone guinéenne au Sud (vert). (Source : expeditieaarde.blogspot.com)

Des études récentes ont montré que des changements significatifs sont déjà à l’œuvre en ce qui concerne les conditions thermiques (température-humidité, voir MAHLSTEIN et al., 2011 ; MORA et al., 2017 ; SYLLA et al., 2018 ; MATTHEWS, 2018) dans les tropiques et en particulier au Sahel. Les simulations climatiques pour le 21^e siècle montrent que ces évolutions vont se poursuivre : DIFFENBAUGH & GIORGI [2012] identifient le Sahel comme un “hot spot” du changement climatique, considérant le niveau de changement attendu pour différentes variables liées à la température et aux précipitations ; SYLLA et al. [2018] classifient le Sahel en catégorie d’indice thermique de “prudence extrême” de Mars à Novembre dans un scénario à +2 ° d’augmentation de température globale, ce qui rendrait l’ensemble de la population sujette au stress thermique¹.

Les conditions d’habitabilité des régions semi-arides tropicales étant parmi les plus rudes de la planète, en termes de température, d’humidité et d’accès à l’eau, de tels changements pourraient avoir des conséquences particulièrement délétères pour les personnes et les économies [SCHOLES, 2020]. Les personnes travaillant à l’extérieur sont et seront particulièrement exposées, notamment les travailleurs agricoles, qui représentent 60 % de la masse salariale en Afrique de l’Ouest [MENSAH et al., 2016]. LIMA et al. [2021] estiment que la perte économique due à cette diminution indirecte de la productivité est équivalente à la perte liée à l’impact direct de l’augmentation des températures sur les cultures. La perte de revenu que cela engendre diminue d’autant les capacités d’adaptation des populations concernées. De plus, seulement 7 % environ des surfaces cultivées sont irriguées au Sahel [FRENKEN, 2005], ce qui rend la production agricole particulièrement vulnérable aux périodes de sécheresse. Enfin, le fait qu’un nouveau climat émerge dans cette région du monde prive ses habitants de l’importation de pratiques d’adaptation d’autres régions du monde, ajoutant à la vulnérabilité de la région au réchauffement global.

Ce chapitre décrit dans un premier temps la Mousson d’Afrique de l’Ouest comme entité physique, avec un focus sur la pluviométrie de la région Sahélienne. Dans un deuxième temps le projecteur est mis sur les conséquences de ce régime pluviométrique et de ses évolutions en terme d’usages et d’impacts.

1. Voir <https://geoxc-apps.bd.esri.com/MoraLabs/GlobalRiskOfDeadlyHeat/index.html> pour un aperçu de la sévérité des vagues de chaleur futures pour différents scénarios et horizons temporels.

1. La mousson d'Afrique de l'Ouest (MAO)

Afin de bien comprendre les enjeux liés à la ressource en eau au Sahel, il convient de comprendre les spécificités de son régime des pluies. La pluviométrie et donc la disponibilité de la ressource en eau au Sahel est largement influencée par la MAO. Cette section propose une description de ce phénomène.

1.1. De la mousson globale aux systèmes précipitants du Sahel : mécanismes

1.1.1. La mousson globale

Le phénomène de mousson est depuis longtemps considéré comme étant un changement dans la direction des vents de surface résultant des contrastes thermiques océan-continent dictés par les variations saisonnières du maximum d'ensoleillement [HALLEY, 1753; WEBSTER, 1981]. L'image de la mousson comme phénomène de brise de mer est revisitée par l'étude de TRENBERTH et al. [2000]; à partir d'une analyse en composantes principales de la divergence et de la vitesse verticale du vent, les auteurs identifient deux modes principaux dans la circulation atmosphérique globale. Le premier (60 % de la variance) implique les cellules de Hadley (circulation méridionale) et de Walker (circulation zonale), avec une convergence dans les basses couches (925-800 hPa), une vitesse verticale maximale à environ 400 hPa et une divergence maximale à 150 hPa. Ils notent que ce mode explique une grande partie des précipitations dans les tropiques, constituant ainsi le phénomène de mousson globale (voir figure II.2). Le deuxième mode (20 % de la variance) implique une circulation plus mince et intense, avec une convergence maximale à 925 hPa, un maximum de vitesse verticale à 800 hPa et une divergence entre 750 et 350 hPa. Plus marqué à l'échelle régionale, ce mode conduit à l'identification de plusieurs régions de moussons, dont l'Asie du Sud-Est et l'Afrique de l'Ouest (figure II.2). GEEN et al. [2020] proposent de considérer ces moussons régionales comme parties intégrantes du phénomène de mousson globale : la déviation des vents de surface constitue un renforcement de la mousson globale, localisé dans le temps et dans l'espace.

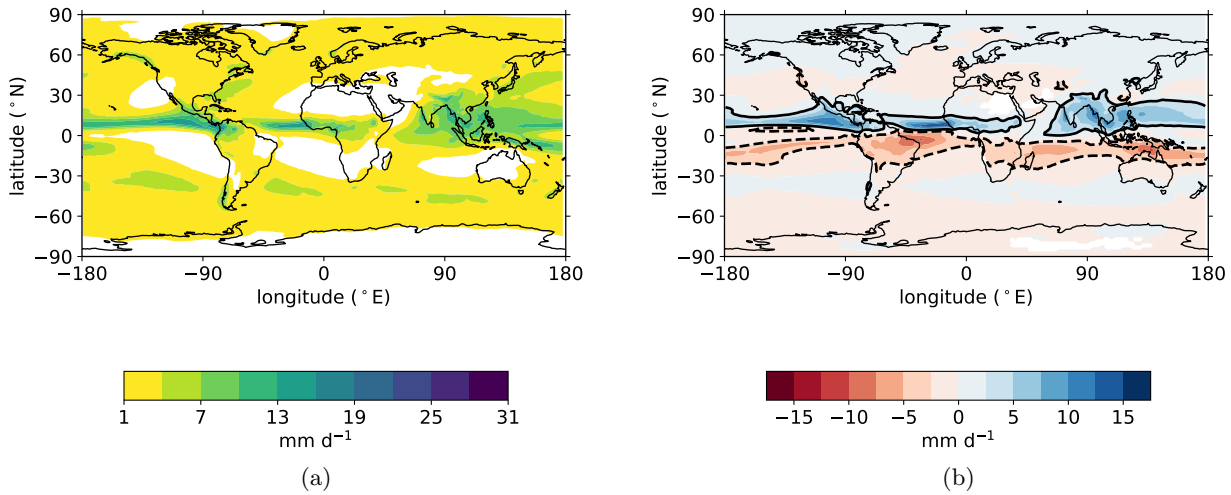


FIGURE II.2 – (a) Moyenne 1980–2009 parmi 6 modèles CMIP6 de la pluie journalière (mm j⁻¹) sur juin-septembre (les zones avec une pluviométrie inférieure à 0.1 mm j⁻¹ sont masquées). (b) Différence de la pluie journalière moyenne entre l’été boréal (juin-septembre) et l’été austral (janvier-avril). Le contour plein (tirets) délimite les zones où la différence est supérieure (inférieure) à 2.5 mm j⁻¹.

1.1.2. La Mousson d’Afrique de l’Ouest

Les avancées théoriques dans la description de la circulation atmosphérique en atmosphère humide [EMANUEL et al., 1994; EMANUEL, 1995] ont conduit à une théorie pour expliquer le phénomène de mousson régionale. ELTAHIR & GONG [1996] établissent le rôle du gradient méridional de l’entropie de basses couches comme moteur de la circulation de mousson, avec un fort gradient entraînant une circulation de mousson vigoureuse et des conditions humides sur le Sahel (figure II.3).

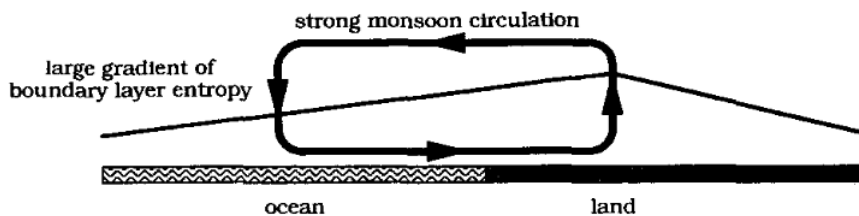


FIGURE II.3 – Schéma du fonctionnement de la circulation de mousson expliquée par le gradient méridional d’entropie dans les basses couches. (Source : ELTAHIR & GONG, 1996)

La répartition des flux de chaleur latente et sensible dépendent de la SST (au Sud de 5 °N) et des conditions de surface sur le continent (végétation, humidité du sol). Cette répartition exerce un fort contrôle sur le gradient d’entropie, dont un équivalent est l’énergie statique humide (MSE¹). Cette théorie a été confronté au constat observé d’un fort lien entre anomalies de SST dans le Golf de Guinée et pluviométrie au Sahel (voir par exemple, LAMB, 1978). En particulier, les années de dipôle de précipitation (Guinée humide-Sahel sec ou Guinée sèche-Sahel humide) ont servi de cas d’étude pour éprouver cette théorie [ZHENG et al., 1999; FONTAINE & PHILIPPON, 2000], tester la capacité des modèles à représenter la variabilité interannuelle des précipitations [MESSAGER et al., 2004; VIZY

1. $MSE = c_p T + Lq + gz$ où $c_p = 1 \text{ kJ K}^{-1} \text{ kg}^{-1}$ est la capacité thermique de l’air sec à pression constante, T est la température (K), $L = 2500 \text{ kJ kg}^{-1}$ est la chaleur latente de vaporisation, q est l’humidité ($\text{kg}_{\text{vapeur}} \text{ kg}_{\text{air}}^{-1}$), $g = 9.81 \text{ m s}^{-2}$ l’accélération de la pesanteur et z l’altitude (m) [NEELIN & HELD, 1987].

& COOK, 2012] et apporter des éléments de compréhension quant aux mécanismes impliqués [VIZY & COOK, 2002].

La dynamique atmosphérique de la MAO est illustrée par la figure II.4. Elle comprend une circulation zonale constituée du jet d'Est tropical (Tropical Easterly Jet, TEJ) à haute altitude et du jet d'Est africain (African Easterly Jet, AEJ), un vent thermique (issu de l'équilibre entre forces de pression et de Coriolis) dans la moyenne troposphère. COOK [1999] montre, à partir d'expériences de modélisation idéalisées, que l'AEJ ne se forme qu'en présence d'un gradient d'humidité du sol réaliste ; ce dernier renforce le gradient de température lié au contraste océan-continent et imposé par la variation saisonnière de l'ensoleillement. Le gradient de surface est communiqué à la troposphère via la convection profonde/humide de la zone de convergence inter-tropicale (ZCIT), à environ 10 °N, et via la convection mince/sèche de la dépression thermique saharienne (DTS), à environ 20 °N ; THORNCROFT & BLACKBURN [1999] montrent que la persistance de l'AEJ au cours de l'été boréal est le résultat des circulations méridionales générées par ces deux sources de chaleur (voir aussi CHEN, 2005).

Cette circulation méridionale est étudiée en détails par SHEKHAR & BOOS [2017] : constituée d'une zone de dépression/convergence proche de la surface (liée à la convection sèche sur le Sahara) et d'un anticyclone/divergence en moyenne troposphère, ces auteurs montrent que les années humides sur le Sahel sont associées à une migration plus au Nord et un ralentissement de cette circulation, engendrant une moindre advection d'air sec depuis le Nord (un constat en ligne avec l'étude de HILL et al., 2017).

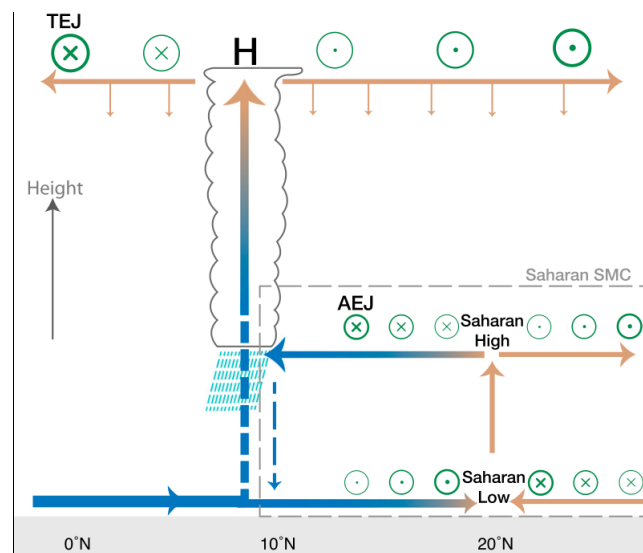


FIGURE II.4 – Schéma de la circulation atmosphérique de la MAO avec ses principaux composants : le jet d'Est africain (African Easterly Jet, AEJ), le jet d'Est tropical (Tropical Easterly Jet, TEJ) et la circulation méridionale mince (Shallow Meridional Circulation, SMC). Les cercles avec une croix (un point) indiquent une direction Est-Ouest (Ouest-Est) du vent. (Source : SHEKHAR & BOOS, 2017)

1.1.3. Systèmes précipitants

GEEN et al. [2020] indiquent : “Alors que les moussons climatologiques et les ZCIT résultent d’une dynamique à grande échelle agissant sur une saison et plus, les phénomènes responsables des pré-

cipitations sont transitoires et généralement de plus petites échelles spatiales et temporelles”. Les circulations zonales et méridionales décrites précédemment sont bien établies climatologiquement mais comportent des modes de variabilité. En particulier, l’instabilité de l’AEJ donne lieu au développement d’ondes d’Est (African Easterly Waves, AEW), des perturbations du flux zonal moyen situées à ~ 600 hPa. Les AEW se propagent d’Est en Ouest à une vitesse de $8\text{--}12\text{ m s}^{-1}$ avec une longueur d’onde comprise entre 2000 et 5000 km (voir par exemple BURPEE, 1972; KILADIS et al., 2006). Ces structures atmosphériques sont fortement couplées à la convection, à la fois dans leur genèse et pour leur maintenance [MEKONNEN et al., 2006]. Par les anomalies de convergence d’humidité et de cisaillement de vents qu’elles génèrent, elles jouent un rôle important dans la formation et la propagation des systèmes précipitants sur le Sahel [PETERS & TETZLAFF, 1988; FINK & REINER, 2003], entraînant une forte modulation de la pluviométrie aux échelles intrasaisonniers et interannuelles [DIEDHIYOU et al., 1999]. Bien que ce soit un élément ni nécessaire, ni suffisant à la pluie [LEBEL et al., 2003], de récents travaux ont montré que certains des événements de pluie les plus forts enregistrés au cours des dernières décennies sont associés au passage d’une onde d’Est [LAFORE et al., 2017; ENGEL et al., 2017; VIZY & COOK, 2022].

La grande majorité des événements de pluie sahéliens sont des systèmes convectifs de méso-échelle (Mesoscale Convective Systems, MCS, voir MATHON et al., 2002). Un MCS est un agrégat organisé de cellules convectives, se renforçant et s’atténuant mutuellement en fonction des conditions rencontrées au cours de leur propagation, d’humidité du sol notamment [TAYLOR et al., 2011; KLEIN & TAYLOR, 2020]. Ces systèmes ont une trace au sol bien spécifique avec un front convectif et une traînée stratiforme, une échelle spatiale de 100–1000 km (cf. figure II.5a) et une vitesse de propagation de $50\text{--}60\text{ km h}^{-1}$ [MATHON & LAURENT, 2001]. Embarqués dans la circulation atmosphérique régionale, ils génèrent aussi leur propre dynamique : la poche d’air froid qui se crée à l’avant du front convectif par ré-évaporation des précipitations, en arrivant à la surface, s’étale et, en plus de soulever le sable (cf. figure II.5b), pousse l’air chaud vers le haut, constituant l’un des mécanismes qui entretiennent la convection et favorisent la propagation du MCS (voir MADDOX, 1980; HOUZE, 2004 pour une description détaillée des MCS). Plus généralement, les interactions entre la dynamique interne du MCS et la dynamique régionale peuvent être amplificatrices ou destructrices [TOMASSINI, 2018].

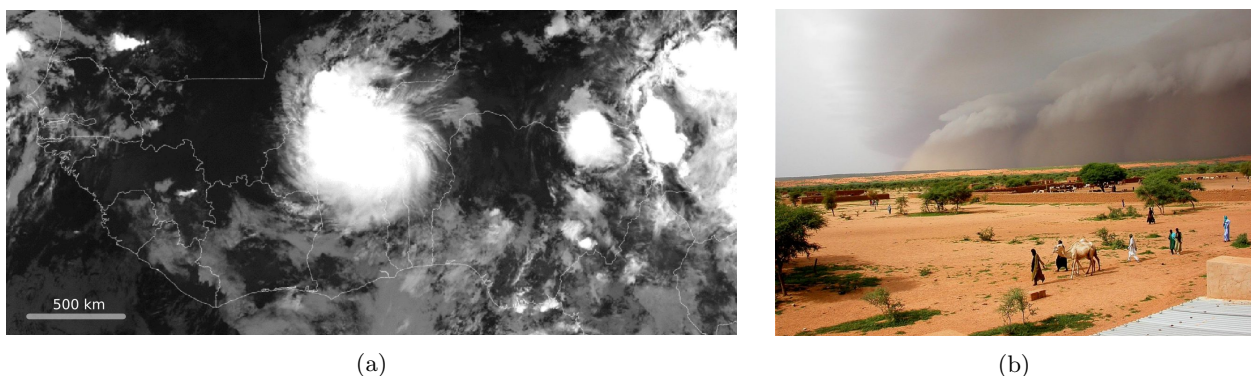


FIGURE II.5 – (a) Image infra-rouge d’un système convectif de méso-échelle (MCS) situé sur le Burkina Faso le 1er septembre 2009, ayant apporté 261 mm de pluie en 24 h à Ouagadougou, dont 237 mm en 6 h [ENGEL et al., 2017]. (b) Arrivée de la pluie sur le village de Hombori au Mali. (Crédits photo : L.Kergouat, F.Guichard, Phototèque CNRS)

Partie intégrante d’un système de mousson globale, la MAO est, à l’échelle régionale, un système fortement couplé entre océan, atmosphère et continent, faisant intervenir un grand nombre de mécanismes. Ces derniers, avec leurs échelles spatio-temporelles propres, sont responsables de la pluviométrie sur l’Afrique de l’Ouest. De plus, leurs interactions, multiples, génèrent une forte variabilité sur une large gamme d’échelles spatiales et temporelles, décrite en détails par NICHOLSON [2013].

1.2. Régime des pluies sahélien

1.2.1. Caractéristiques principales

La pluviométrie au Sahel se caractérise, climatologiquement, par une homogénéité de comportement. Elle est marquée par une forte saisonnalité : un début de saison des pluies vers le milieu du printemps (mi-avril) suivi d’une augmentation progressive atteignant son maximum ($\sim 7 \text{ mm j}^{-1}$) vers la mi-août ; $\sim 70 \%$ du cumul annuel est alors atteint (figure II.6a). La pluviométrie décroît ensuite progressivement du fait du retrait vers le Sud de la bande pluvieuse associée à la ZCIT. Au cours de la deuxième quinzaine de juin la MAO passe du régime océanique au régime continental [LEBEL et al., 2003]. Cette particularité, appelée “saut de mousson”, est le résultat d’une évolution non-linéaire du gradient de MSE dictée par la position de la DTS [RAMEL et al., 2006]. Le saut de mousson est un exemple de la variabilité intrasaisonnière de la MAO ; SULTAN et al. [2003] montrent que les fluctuations intrasaisonnières de la MAO sur les gammes 10–25 jours et 25–60 jours engendrent des variations du cycle saisonnier supérieures à 30 %. Ils relient ces deux principaux modes de variabilité aux types de temps associés aux ondes d’Est d’une part et à l’oscillation de Madden-Julian d’autre part. JANICOT et al. [2011] expliquent le développement et la persistance de ces modes de variabilité intrasaisonnière par la propagation d’ondes atmosphériques (ondes de Rossby, ondes de Kelvin équatoriales) et les interactions entre surface et atmosphère.

Spatialement, la pluviométrie annuelle au Sahel se caractérise par deux grands traits. Premièrement, un gradient latitudinal très marqué, dû au mouvement d’avancée et de retrait du maximum de précipitation au cours de la saison des pluies (figure II.6b). Deuxièmement, l’inclinaison des isohyètes selon un axe Sud-Est–Nord-Ouest, qui correspond à l’orientation de l’AEJ [COOK, 1999], témoignant de l’importance de cet élément dans la configuration des pluies au Sahel.

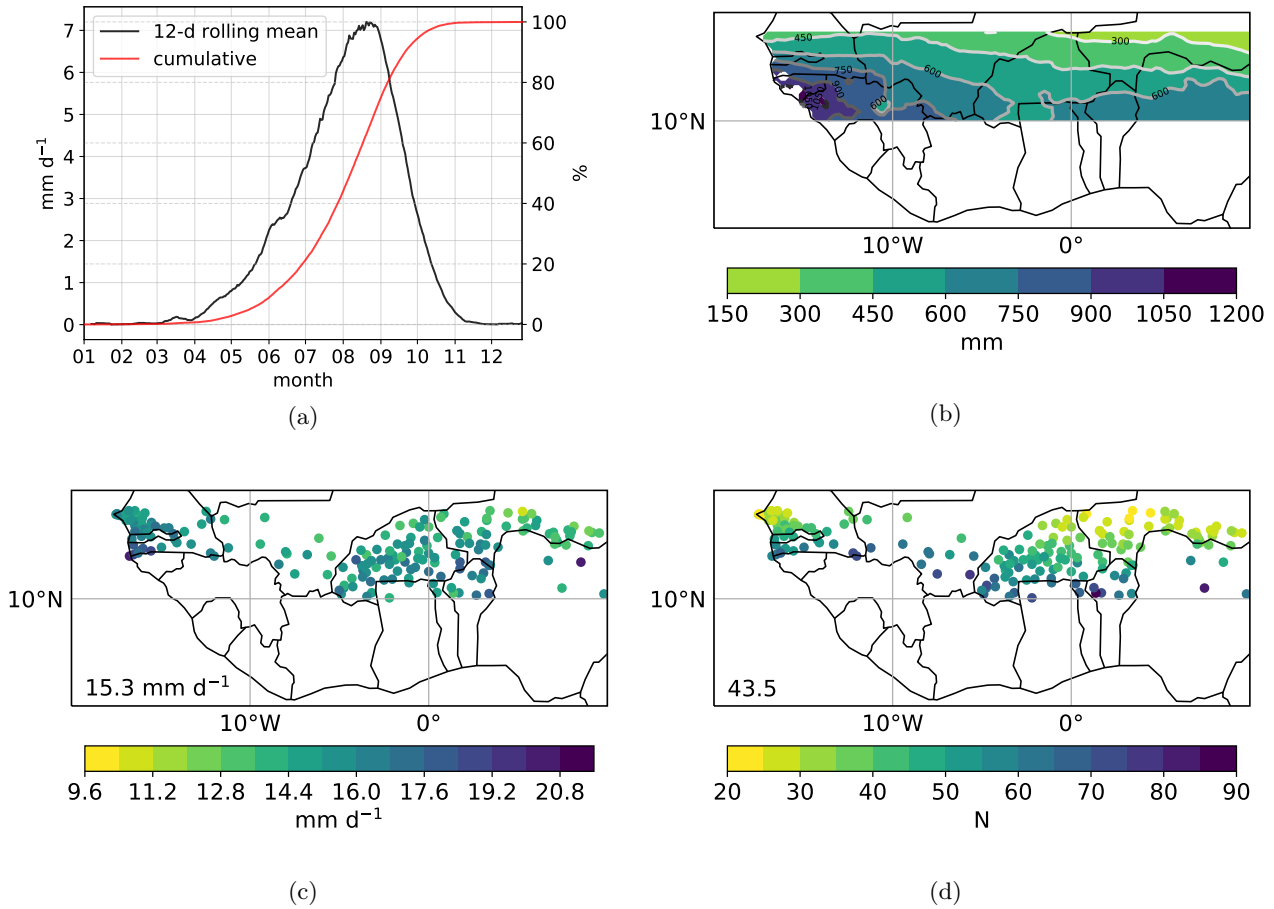


FIGURE II.6 – Moyenne 1980–2009 (a) du cycle saisonnier sur le Sahel (10 ° – 15°N, 20 °W – 10 °E) (mm j⁻¹, courbe noire, axe vertical de gauche) et du cumul de pluie annuelle (% , courbe rouge, axe vertical de droite), (b) du cumul de pluie sur la période juillet–septembre, (c) de l’intensité moyenne des jours pluvieux (> 1 mm j⁻¹) et (d) du nombre de jours pluvieux moyen annuel.

Le régime des pluies peut être décomposé à l’échelle journalière en une intensité moyenne et un nombre de jours pluvieux moyen par an. Alors que l’intensité est relativement homogène sur la région (figure II.6c), l’occurrence montre un comportement spatial semblable aux cumuls annuels (figure II.6d) ; c’est le facteur qui influence en plus grande partie la distribution spatiale de la pluie annuelle. LEBEL et al. [2003] montrent que l’intensité journalière moyenne¹ est très largement influencée, au cours de la saison des pluies, par le nombre d’événements pluvieux par jour, qui culmine à ~ 0.8 en août, entre 11 °N et 12 °N. Le cumul par événement a un comportement assez homogène dans le temps et dans l’espace, les valeurs les plus fortes (~ 12–13 mm j⁻¹) se situant entre 9 °N et 14 °N de mi-juin à fin-août, durant le cœur de la saison des pluies.

1.2.2. Systèmes précipitants et variabilité à l’échelle événementielle

A l’échelle des tropiques, ROCA et al. [2014] montrent i) que les MCS qui ont une durée de vie supérieure à 12 h représentent 75 % des précipitations totales annuelles et ii) que les MCS qui se déplacent sur au moins 250 km représentent 60 % des précipitations totales annuelles. Plus récemment, ROCA & FIOLEAU [2020] ont montré que les précipitations extrêmes sur le Sahel (> 250 mm j⁻¹) sont, dans 40 % des cas, associées à des MCS dont la durée de vie dépasse 24 h. De leur analyse des

1. $R = nh$ où n est le nombre moyen d’événements pluvieux par jour et h est le cumul moyen par événement.

systèmes précipitants apportant les pluies sur le Sahel, LEBEL et al. [2003] concluent que 12 % des plus gros systèmes (ayant une taille supérieure à 50000 km² et une température de brillance inférieure à 233 K) représentent 93 % de la pluie estivale sur une zone de 16000 km² au Niger. Un chiffre similaire est donnée par MATHON et al. [2002], qui notent également que la variabilité interannuelle de la pluie au Sahel résulte principalement des fluctuations du nombre de systèmes de ce type, leur intensité moyenne restant relativement constante.

Les précipitations apportées par les MCS se caractérisent, à l'échelle événementielle, par une forte hétérogénéité spatiale et une forte intermittence, comme illustré avec les figures II.7 et II.8, obtenues à partir d'un réseau de pluviomètres haute-résolution de l'observation AMMA-CATCH au Niger (ACN, GALLE et al., 2018, voir CHAPITRE III).

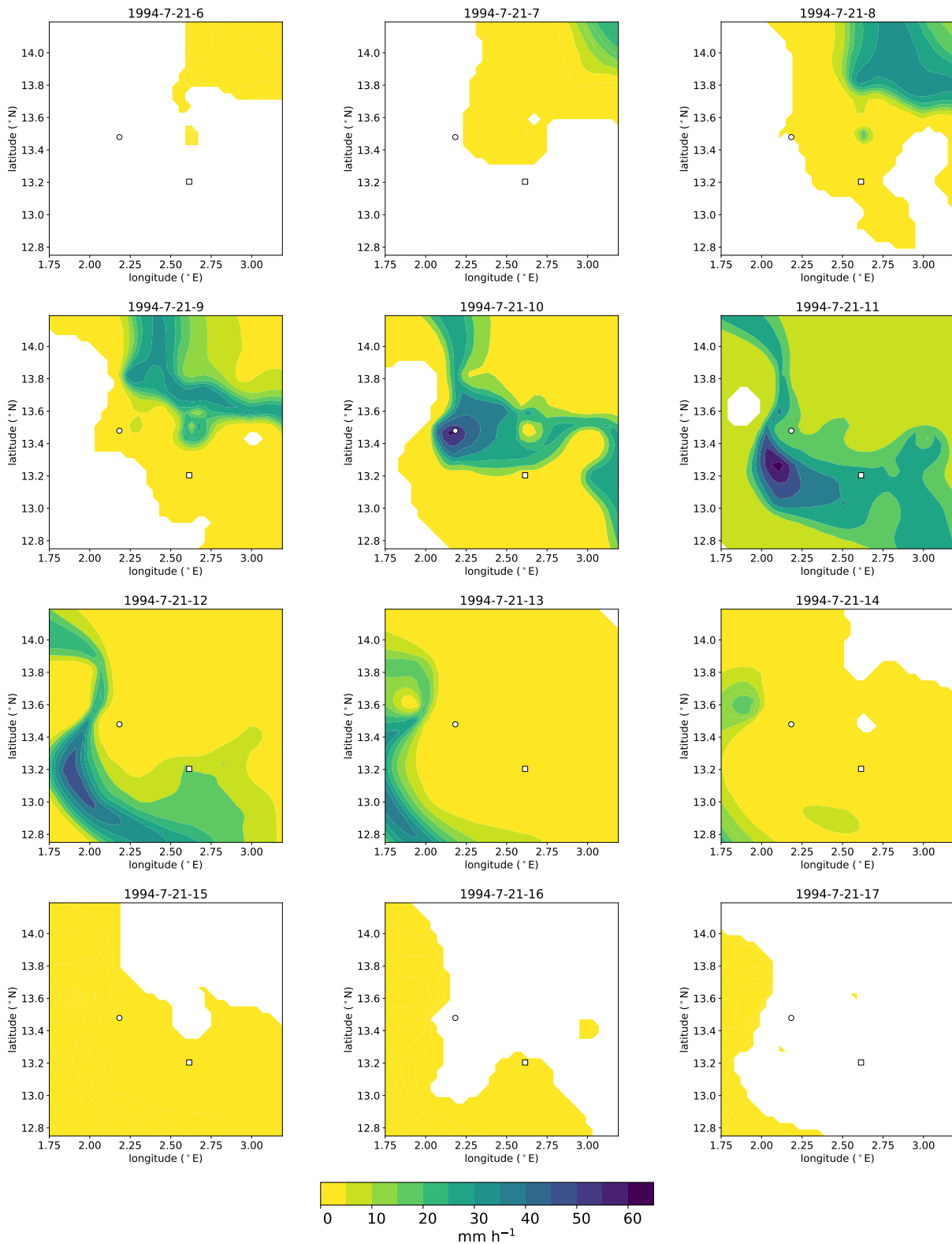


FIGURE II.7 – Champs d'intensité de pluie horaire (mm h^{-1}) pour l'événement du 21 juillet 1994 observé sur la zone de l'observatoire AMMA-CATCH Niger. La spatialisation est obtenue par krigeage lagrangien à partir de 30 pluviomètres mesurant la pluie avec un pas de temps de 5 minutes [VISCHEL et al., 2011]. Les champs de pluie, initialement à une résolution de $1 \text{ km} \times 5 \text{ minutes}$, sont agrégés à $4 \text{ km} \times 1 \text{ heure}$. Les stations de Niamey ($13.5^\circ \text{N} - 2.2^\circ \text{E}$, cercle) et Koure ($13.2^\circ \text{N} - 2.6^\circ \text{E}$, carré) sont indiquées sur chaque vignette. Les pluies nulles apparaissent en blanc.

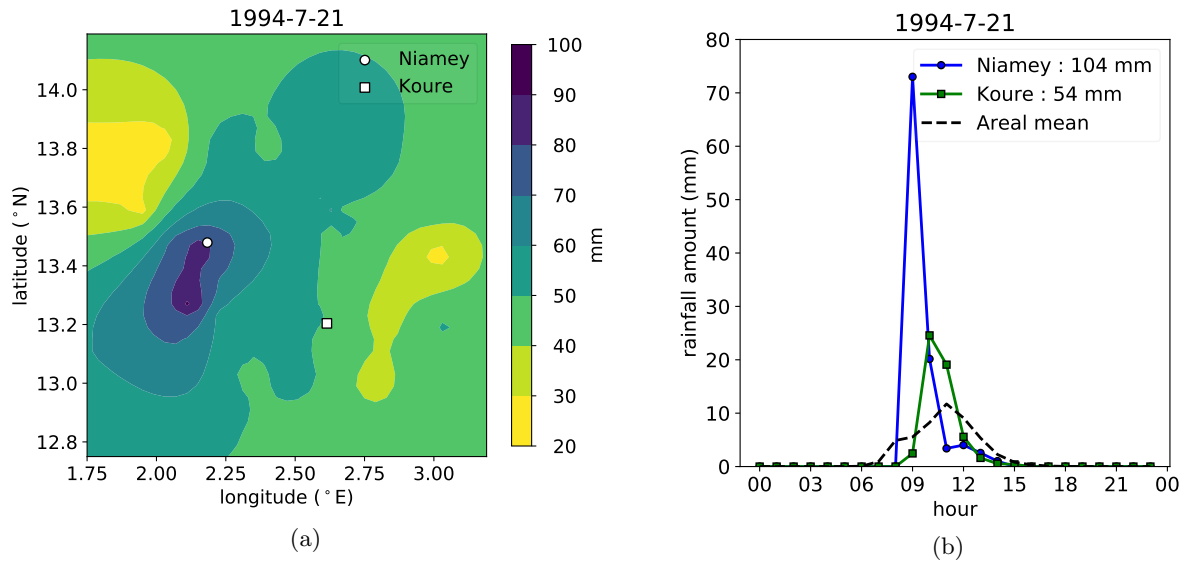


FIGURE II.8 – (a) Cumul de pluie (mm) de l'événement du 21 juillet 1994 et (b) séries temporelles des cumuls de pluie horaires (mm) pour le même événement, enregistrées aux deux stations indiquées en (a) et sur la figure II.7. Le cumul événementiel (mm) à chaque station est indiqué dans la légende. La courbe en tirets représente la moyenne spatiale pour chaque pas de temps.

La variabilité spatiale et temporelle des champs de pluies est étudiée à l'échelle événementielle (convective) par BALME et al. [2006], qui montrent notamment que 50 % du cumul de pluie annuelle sur la zone d'observation ACN se répartie sur les 4 heures où l'intensité de pluie est supérieure à 35 mm h^{-1} . Les auteurs mettent en évidence les forts gradients spatiaux à l'échelle annuelle (pouvant aller jusqu'à $20\text{--}30 \text{ mm km}^{-1}$, cf. figure II.8a), sans noter de comportement spatial particulier (d'une année à une autre), ce qui s'explique par l'absence de topographie où autre élément pouvant générer une organisation particulière. Cela contraste avec l'organisation illustrée en figure II.6b à l'échelle pluri-annuelle, avec un gradient Nord-Sud de $\sim 1 \text{ mm km}^{-1}$. Ainsi, à l'échelle annuelle, la variabilité spatiale est principalement liée à la variabilité des champs de pluie tandis qu'à l'échelle pluri-annuelle une forme d'organisation se met en place, du fait de mécanismes grande échelle pilotant la MAO (ZCIT, AEJ).

1.3. Evolutions passées et futures du régime des pluies sahélien

1.3.1. Evolutions passées

1.3.1.a. Vision globale

La pluviométrie au Sahel varie fortement sur différentes échelles de temps. La variabilité millénaire est illustrée par les épisodes de Sahara vert, qui trouvent leur origine dans les modifications de l'orbite terrestre et de l'ensoleillement incident qui en résultent (voir par exemple BRACONNOT et al., 2019). Ainsi, le contexte hydro-climatique récent, décrit par la suite, s'inscrit dans une période sèche, comme montré par les reconstructions paléo-hydro-climatiques de CARRÉ et al. [2019].

Les précipitations au Sahel présentent un mode de variabilité décennale particulièrement marquée [HUBERT et al., 1989 ; L'HÔTE et al., 2002 ; NICHOLSON et al., 2018]. Cette variabilité est illustrée

pour les cumuls annuels et les maxima annuels de pluie journalière par les figures II.9a et II.9b, respectivement, pour la période 1950–2015 à l’aide d’indices standardisés obtenus à partir d’observations au sol.

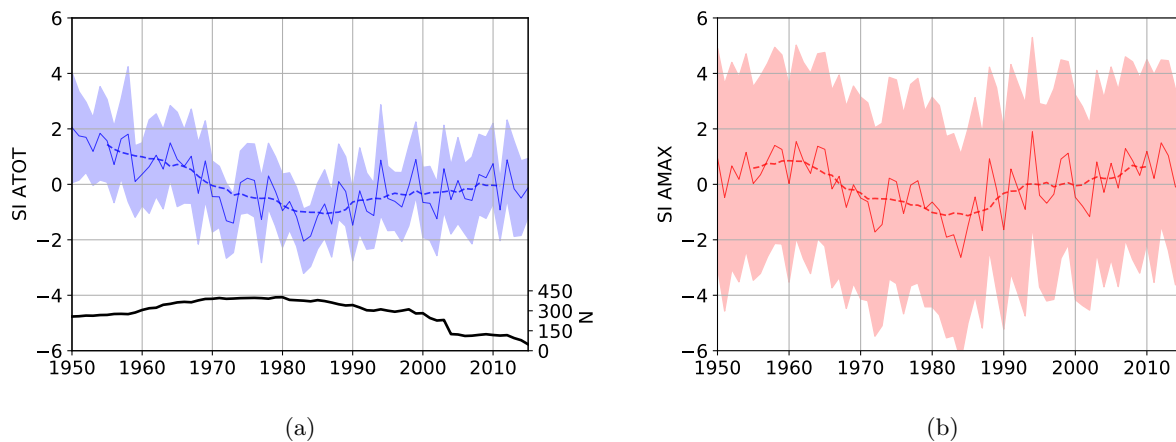


FIGURE II.9 – Indice standardisé (SI) régional de précipitation (a) totale annuelle et (b) maximale annuelle (journalière). L’enveloppe représente +/- un écart-type de la variabilité spatiale. La courbe en trait plein représente les valeurs annuelles, la courbe en tirets représente une moyenne glissante sur 11 ans. La période de référence pour la standardisation est 1950-2015. La courbe noire sur (a) représente l’évolution du nombre de stations utilisées pour calculer les indices.

Après des années 50 et 60 anormalement humides (bien qu’un précédent ait déjà eu lieu à la fin du 19e siècle, voir NICHOLSON et al., 2018), le Sahel a connu deux décennies 70 et 80 particulièrement sèches, sans précédent dans l’histoire récente [HULME, 2001 ; DAI et al., 2004]. Cette “grande sécheresse” est considérée comme le signal climatique le plus fort du 20e siècle, du fait de sa durée (2 décennies), de son étendue (toute la région fut touchée) et de son amplitude [TRENBERTH et al., 2007]. Deux paires d’années exceptionnellement sèches se distinguent au sein de cette période : 1972 (-1.3σ) et 1973 (-1.4σ) puis 1983 (-2σ) et 1984 (-1.9σ). Le milieu des années 80 marque le début d’une augmentation de la pluviométrie annuelle, comme reporté d’abord par NICHOLSON [2005] puis par LEBEL & ALI [2009], qui établissent également la présence de différences spatiales, avec une reprise plus marquée sur le Sahel Est (voir aussi SANOGO et al., 2015). Les années 1994 et 1999, particulièrement humides ($+0.9\sigma$), reflètent une augmentation de la variabilité interannuelle sur la période récente (voir NICHOLSON, 2013 ; SALACK et al., 2016).

1.3.1.b. Indicateurs intrasaisonniers

L’analyse de l’occurrence et de l’intensité moyenne des jours pluvieux permet de distinguer périodes humides et sèches. En adoptant une approche statistique basée sur la loi des fuites, LE BARBÉ et al. [2002] montrent que la sécheresse est due à environ 90 % à une baisse généralisée du nombre d’événements pluvieux, de l’ordre de 20–30 % entre les décennies humides et sèches. L’intensité moyenne des jours pluvieux a également baissé mais dans une moindre mesure ($\sim 5-7\%$) et de façon beaucoup moins cohérente spatialement. Le cœur de la saison des pluies est particulièrement touché, avec une réduction de la pluviométrie du mois d’août d’environ deux tiers, alors que le début et la fin de saison ne sont quasiment pas impactés. IBRAHIM et al. [2014] arrivent à une conclusion similaire à l’aide d’un modèle de régression linéaire multiple dans lequel différents indices pluviométriques

(durée de la saison des pluies, fréquence et intensité des jours pluvieux, durée des séquences sèches) sont utilisés comme variables prédictives du cumul annuel. Ces mêmes indicateurs sont utilisés par LODOUN et al. [2013], qui montrent que sur le Burkina Faso, les cumuls annuels sont très bien corrélés au nombre de jours pluvieux par an et à la date de fin de la saison des pluies, ayant tous subi une baisse continue entre le début des années 50 et la fin des années 80, avant de repartir à la hausse. À contrario, l'intensité journalière moyenne montre une hausse depuis la fin des années 70 sur ce pays. Ce dernier constat est également fait par PANTHOU et al. [2018], avec une intensité moyenne des jours pluvieux qui augmente davantage que leur occurrence sur le Sahel Est, traduisant une intensification du régime pluviométrique. Sur le Sahel Ouest, les contributions respectives de l'occurrence et de l'intensité moyennes aux cumuls annuels sont plus équilibrées, ce qui traduit une moindre intensification dans cette zone. Cette augmentation de la pluviométrie ne permet cependant pas d'atteindre le niveau des décennies humides (cf. figure II.9a).

1.3.1.c. Pluies extrêmes

Un des symptômes de l'intensification en cours est une contribution plus importante des événements forts aux cumuls annuels. Ce phénomène est notamment identifié par PANTHOU et al. [2014b] sur le Sahel Central, avec une augmentation entre 1950–1969 et 2001–2010 de 11 % (significative à 10 %) de la part des événements dont le cumul journalier est compris en 30 et 60 mm. La figure II.9 montre que contrairement aux cumuls annuels, les maxima annuels sont revenus au niveau des décennies humides (1950–1960) ; c'est donc un nouveau régime des pluies qui semble se mettre en place. L'augmentation de la fréquence des événements extrêmes (complexes nuageux d'une surface de 25000 km² et d'une température au sommet < 233 K) est mise en évidence par TAYLOR et al. [2017] à partir de données satellites couvrant le Sahel depuis 1982. Enfin, l'étude de PANTHOU et al. [2018] montre ce qui semble être le signe d'une intensification des extrêmes à des pas de temps fins (allant de l'infra-horaire à l'horaire) sur la zone de l'observatoire AMMA-CATCH Niger.

1.3.2. Attribution des évolutions passées

La variabilité de la pluie au Sahel aux échelles interannuelle et décennale est le résultat des interactions entre les différents mécanismes régionaux et globaux qui influencent la MAO. La grande sécheresse a mobilisée la communauté scientifique afin de comprendre ses origines et d'anticiper de possibles répétitions d'une telle anomalie climatique. La question de la nature anthropique ou naturelle de cette sécheresse, ainsi que les mécanismes à l'œuvre, ont fait l'objet de nombreuses études. Les deux visions qui se sont longtemps opposées sont celles d'une origine locale d'une part, impliquant les interactions surface-atmosphère [CHARNEY, 1975], et d'une origine distante d'autre part, véhiculée par l'océan. Il semble aujourd'hui faire consensus qu'un facteur déterminant de la variabilité décennale de la pluie au Sahel sont les anomalies de SST dans les différents bassins océaniques [FOLLAND et al., 1986 ; ROWELL, 2001 ; GIANNINI, 2003 ; GIANNINI et al., 2013] et en particulier dans l'Atlantique [LAMB, 1978 ; HOERLING et al., 2006 ; TING et al., 2009]. La question se pose également de savoir si ces anomalies sont liées à des modes de variabilité interne de l'océan et/ou le fait de forçages externes.

L'impact des aérosols sur la pluviométrie au Sahel a été largement étudié. Cet impact est véhiculé par les anomalies de gradient de SST dans l'Atlantique : les particules soufrées émises aux Etats-Unis sont transportées par la circulation générale – d'Ouest en Est dans les moyennes latitudes –

et leur effet réfléchissant génère des anomalies négatives de SST sur l’Atlantique Nord [ROTSTAYN & LOHMANN, 2002 ; CHANG et al., 2011 ; BOOTH et al., 2012 ; UNDORF et al., 2018], bien que ces conclusions puissent être sensibles au(x) modèle(s) utilisé(s) [ZHANG et al., 2013a]. Cet effet est en réalité double : i) les particules reflètent *directement* une partie du rayonnement solaire, et ii) en favorisant la formation de nuages¹, dont l’albédo est plus élevé que celui de la surface de l’océan, elles reflètent *indirectement* une partie du rayonnement solaire. Ces deux effets vont dans le sens d’une modification du gradient inter-hémisphérique de SST, impactant la position de la ZCIT et, par suite, les précipitations sur le Sahel [BIASUTTI & GIANNINI, 2006 ; ACKERLEY et al., 2011]. La variabilité interne de l’océan Atlantique semble également avoir joué un rôle, comme démontré par TING et al. [2009] (voir aussi FRIEDMAN et al., 2020). Ce constat est également un résultat de l’étude de MOHINO et al. [2011], qui montrent que l’oscillation Atlantique multi-décennale (Atlantic Multi-decadal Oscillation, AMO) est en grande partie responsable du pic de sécheresse. La pluviométrie au Sahel est donc sensible à des signaux de différentes natures véhiculés par l’océan.

L’augmentation des pluies annuelles des dernières décennies a également donné lieu à des études d’attribution. DONG & SUTTON [2015] trouvent un effet majoritaire des GES, invoquant le réchauffement plus marqué du Sahara et le renforcement de la dépression thermique saharienne qui, *in fine*, génère un flux de mousson plus intense. En cohérence avec cette étude, EVAN et al. [2015] établissent le rôle d’une boucle de rétroaction positive entre la vapeur d’eau et la température du Sahara comme acteur de la reprise. PARK et al. [2016] expliquent la reprise pluviométrique par des anomalies positives de SST sur le bassin méditerranéen – connues pour favoriser une MAO plus humide sur le Sahel [GAETANI et al., 2010] – en réponse au réchauffement global. De leur côté, GIANNINI & KAPLAN [2019] et MARVEL et al. [2020] pointent le rôle des SSTs océaniques avec, d’une part, la réduction des émissions d’aérosols aux Etats-Unis suite à l’entrée en vigueur du Clean Air Act dans les années 70 (LUND et al., 2018, voir aussi HOESLY et al., 2018) et, d’autre part, le basculement de l’AMO dans une phase positive favorisant la pluie sur le Sahel [MOHINO et al., 2011]. La reprise pluviométrique semble donc être une superposition de signaux impliquant des mécanismes régionaux et globaux. GIANNINI & KAPLAN [2019] évoquent une compétition entre une anomalie chaude généralisée de SST qui, transmise à l’atmosphère, se traduit par une stabilisation (dans un processus semblable au phénomène El-Niño, voir NEELIN et al., 2003) et, d’autre part, une anomalie chaude sur l’Atlantique subtropical (10 °N – 40 °N) qui augmente l’évaporation et déstabilise la troposphère, favorisant les pluies ; il s’agit là d’une compétition entre un mécanisme *top-down* et un mécanisme *bottom-up* (comme détaillé par GIANNINI, 2010).

La grande majorité des études pré-citées s’intéressent aux cumuls annuels ou saisonniers. Plus rares sont les études consacrées au “caractère des précipitations”² (intensité et occurrence). GIANNINI et al. [2013] étudient l’influence des SSTs sur l’intensité et l’occurrence des jours pluvieux et montrent que le mécanisme décrit au paragraphe précédent génère une plus forte augmentation de l’intensité que de l’occurrence, en particulier sur le Sahel. LODOUN et al. [2013] expliquent de la même façon le déphasage des évolutions de l’intensité des jours pluvieux et de leur nombre sur le Burkina Faso. Enfin, l’étude de TAYLOR et al. [2017] suggère que l’augmentation du gradient méridional de température

1. Les particules en suspension agissent comme des noyaux de condensation, ce qui favorise la formation de gouttelettes plus petites et plus nombreuses augmentant l’albédo des nuages.

2. TRENBERTH et al. [2003]

entre le golf de Guinée et le Sahara et le plus fort cisaillement de vent qui l'accompagne permet une meilleure organisation des MCS, ce qui conduirait à des événements de pluie plus intenses.

1.3.3. Projections futures

Les incertitudes affectant différents aspects du régime des pluies sahélien futur (cumuls annuels, maxima, séquences sèches) demeurent importantes (figure II.10 et voir par exemple COOK & VIZY, 2006 ; BIASUTTI, 2013). Des avancées dans la compréhension de la réponse de la MAO à l'augmentation de la concentration en GES – qui sera a priori le principal forçage du 21e siècle – ont malgré tout été réalisées. GAETANI et al. [2017] proposent une décomposition de cette réponse en deux phases : une réponse rapide, sous l'effet direct du CO₂ et une réponse lente, véhiculée par l'augmentation des SSTs qui accompagne le réchauffement global. La superposition de ces deux réponses est à l'origine du contraste entre un Sahel Ouest qui s'assèche et un Sahel Est qui s'humidifie, aspect robuste des projections futures [FONTAINE et al., 2011 ; MONERIE et al., 2012 ; MONERIE et al., 2020]. La réponse directe génère un renforcement du flux d'humidité sur l'Est du Sahel, conséquence d'une DTS plus efficace en raison de l'augmentation de température de surface plus marquée sur le Sahara [EVAN et al., 2015 ; LAVAYSSE et al., 2016]. La réponse indirecte a quant à elle un effet de stabilisation de l'atmosphère tropicale, plus marqué sur le Sahel Ouest [GIANNINI, 2010 ; MONERIE et al., 2021].

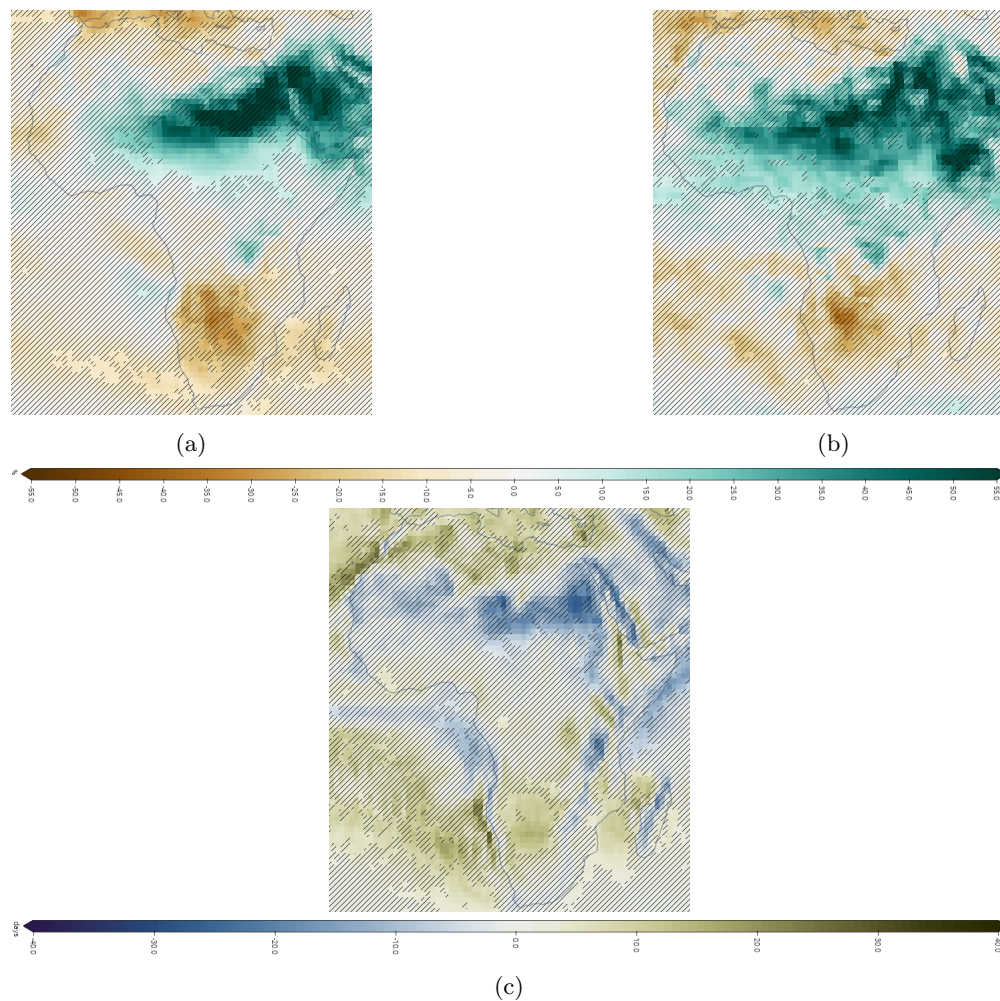


FIGURE II.10 – Moyenne parmi 32 modèles CMPI6 du changement de (a) cumul annuel et (b) maxima annuel de pluie journalière (en %) et (c) durée des séquences sèches (en jours) avec un réchauffement de 2° par rapport à la période 1986–2005, en scénario SSP585. Les hachures indiquent un faible accord entre modèles. (Source : <https://interactive-atlas.ipcc.ch>)

Le deuxième aspect robuste de la réponse future des précipitations sahéniennes est le décalage du cycle saisonnier, avec un démarrage plus tardif et une deuxième partie de saison des pluies plus intense, bien que ce deuxième élément fasse l’objet d’un moindre consensus [BIASUTTI & SOBEL, 2009 ; WAINWRIGHT et al., 2021]. SETH et al. [2011] suggèrent que la plus forte demande en humidité pour générer des précipitations dans une atmosphère plus chaude retarde le déclenchement de la mousson, dans un mécanisme de “barrière convective”. Ce retard est ensuite rattrapé en fin de saison, car l’atmosphère contient une plus grande quantité d’humidité. Ce phénomène est détecté à l’échelle des tropiques dans les modèles CMIP5 [SETH et al., 2013].

A l’échelle intrasaisonnière, des augmentations de la durée des séquences sèches et de l’intensité moyenne des jours pluvieux sont rapportées par AKINSANOLA & ZHOU [2019] à partir de deux modèles de climat régionaux forcés par 4 modèles globaux dans le cadre du projet CORDEX-Africa (COordinated Regional climate Downscaling EXperiment). Ces deux aspects s’accompagnent d’une baisse généralisée de la pluviométrie annuelle sur la région, dans les modèles utilisés. Les auteurs soulignent les risques que font peser de telles évolutions sur la disponibilité de la ressource en eau et la stabilité sociale dans la région. DOSIO et al. [2021] font un constat similaire à partir de modèles globaux et régionaux, pointant notamment une diminution de la fréquence des jours pluvieux sur

le Sahel, particulièrement marquée en scénario de fort réchauffement (SSP585), et notant une augmentation de l’intensité journalière moyenne. Ces évolutions sont à considérer avec précaution étant donnée la forte dispersion entre modèles d’une part (un constat également fait par IBRAHIM et al., 2014) et entre modèles et observations d’autre part, comme mis en évidence sur la période 1997–2014 par KLUTSE et al. [2021]. Prenant en compte ces incertitudes, DOSIO et al. [2021] suggèrent que les stratégies d’adaptation considèrent la possibilité d’un futur plus sec ou plus humide comme “également plausible” (voir par exemple les stratégies “no regret”¹ proposées par HALLEGATTE, 2009).

Les simulations du climat futur de l’Afrique réalisées avec un modèle résolvant explicitement la convection (Convection-Permitting Model, CPM) montrent une augmentation généralisée des pluies extrêmes (> 99 e percentile des intensités horaires dont la valeur est supérieure à 0.1 mm h^{-1}) et une baisse des occurrences, particulièrement marquée sur le Sahel Ouest (figure II.11a et b, respectivement, voir KENDON et al., 2019). Les aspects quantitatifs de ces résultats sont à considérer avec précaution dans la mesure où il n’est pas possible de tenir compte des incertitudes liées au scénario d’émission (RCP8.5), au GCM utilisé pour forcer le CPM (Met Office Unified Model), à la variabilité interne du climat (une seule simulation de 2×10 ans) et où l’augmentation de la résolution horizontale (4.5 km) se fait au détriment d’un schéma de sol détaillé, un aspect important pour la simulation du climat africain. L’intérêt majeur de ces simulations est l’apport de connaissances dans la compréhension de la réponse de la convection, analysée en détails par FITZPATRICK et al. [2020]. Ces auteurs notent la prédominance de variations de la quantité d’eau précipitable (Total Column Water, TCW) pour expliquer l’augmentation des intensités de pluie, avec peu de changement dans la dynamique interne des systèmes convectifs. Enfin, KLEIN et al. [2021] proposent une méthodologie originale combinant observations satellites, réanalyses et modèles de climat (GCM et CPM) pour estimer l’évolution des pluies extrêmes sur le Sahel; les auteurs trouvent une augmentation du 95e percentile des jours pluvieux comprise entre 40 et 58 % en moyenne sur le Sahel, avec un scénario RCP8.5 et à horizon 2080 (20–31 % à horizon 2040).

1. Stratégie qui promeut la mise en place de mesures capables d’apporter des bénéfices même en absence de changement climatique.

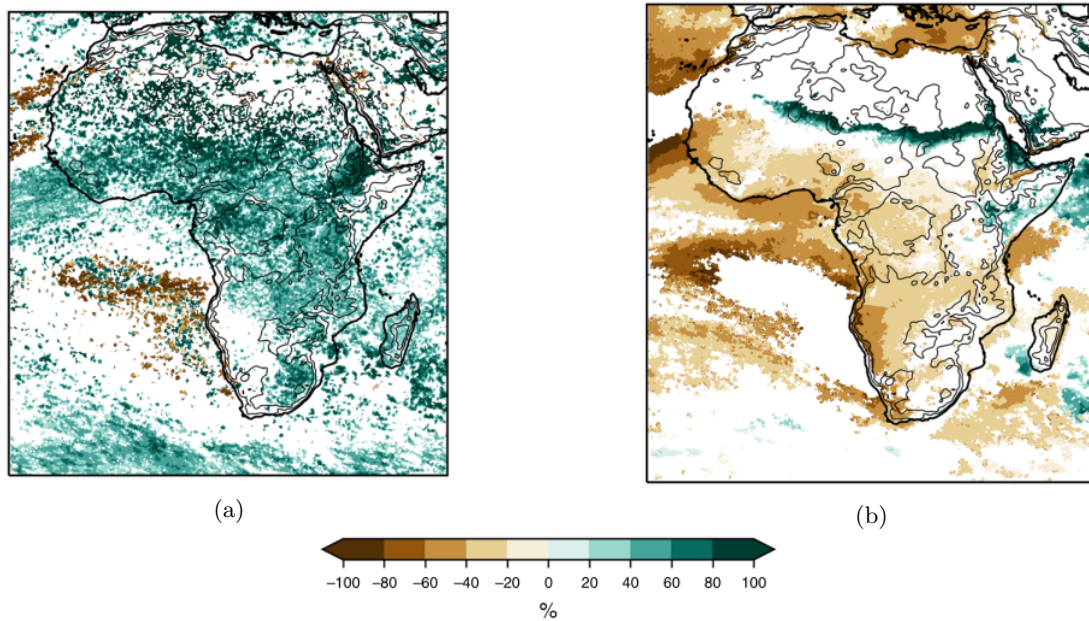


FIGURE II.11 – Différences relatives entre 2100 et le présent de (a) l'intensité des pluies extrêmes (> 99e percentile des intensités > 0.1 mm h⁻¹) et de (b) l'occurrence des pluies > 0.1 mm h⁻¹. (Source : KENDON et al., 2019)

2. Enjeux autour de l'eau

Jusqu'ici la pluie a essentiellement été envisagée comme objet physique. Dans cette dernière partie introductive, elle est abordée comme étant à l'origine de la ressource en eau et donc envisagée en termes de disponibilité et d'usages. Essentielle à la vie et au fonctionnement des sociétés, l'eau est source d'organisation autant que de tensions. C'est d'autant plus le cas dans les régions où son inégale répartition dans le temps et dans l'espace est forte. Elle peut également être un danger pour les populations, le risque d'inondation étant particulièrement marqué dans une région où les pluies sont parmi les plus intenses au monde et où les sols sont propices au ruissellement.

2.1. Vulnérabilité et exposition

La vulnérabilité et l'exposition des populations à un aléa météorologique et/ou climatique sont les deux facteurs *humains* qui déterminent le risque encouru. La première est défini par PÖRTNER et al. [2022] comme "la propension ou prédisposition à être défavorablement affecté", la deuxième comme "la présence de personnes, de moyens de subsistance, d'espèces ou d'écosystèmes, de fonctions, services et ressources environnementales, d'infrastructures ou de biens économiques, sociaux ou culturels dans des lieux et des contextes qui pourraient être défavorablement affectés". La suite de cette section donne un aperçu du niveau de vulnérabilité et d'exposition des populations sahéniennes et de leurs pratiques liées à l'eau.

2.2. Tensions d'usages autour de la ressource en eau

Avec une agriculture pluviale à près de 90 % [FRENKEN, 2005], la production agricole au Sahel est particulièrement vulnérable à l'aléa pluviométrique ; cette vulnérabilité est d'autant plus forte

que l'agriculture représente entre 30 et 50 % du produit intérieur brut [MENSAH et al., 2016]. En dépit d'efforts internationaux et de pratiques agricoles de longue date adaptées à un régime des pluies "erratique et peu fiable"¹, telles que le pastoralisme nomade [MORTIMORE, 1989; KUPER & KRÖPELIN, 2006], la région est concernée par l'insécurité alimentaire de façon récurrente : entre octobre et décembre 2021, 23.7 millions de personnes étaient considérées en situation d'insécurité alimentaire sévère au Sahel, parmi lesquelles 6.4 millions réparties entre Niger, Burkina Faso, Mali et Tchad, et 13 millions au Nigéria [FAO, 2022].

Même si les pluies annuelles ont progressivement augmenté depuis le creux des années 80, les modifications du régime des pluies (retard de la saison des pluies, saisons plus courtes, séquences sèches plus longues et événements précipitants plus intenses) ont des effets délétères pour la production agricole [PORKKA et al., 2021]. GUAN et al. [2015] montrent en effet que dans les régions où la pluviométrie est faible ($< 500 \text{ mm an}^{-1}$), cumuls annuels, fréquence et intensité des événements pluvieux sont d'une importance comparable pour les cultures de sorgho. SULTAN et al. [2019] montrent que le changement climatique d'origine humaine a déjà entraîné des baisses de rendements comprises entre 5 et 15 % pour le sorgho et entre 10 et 20 % pour le millet, une tendance qui devrait se poursuivre avec le réchauffement supplémentaire à venir [ROSENZWEIG et al., 2014; SULTAN et al., 2014], et ce malgré un potentiel effet fertilisateur du CO_2 bénéfique pour les cultures, au moins à court/moyen-terme (à ce sujet, voir CABON et al., 2022).

Au-delà de la question de la production agricole, PORKKA et al. [2021] montrent qu'un nouveau régime pluviométrique constitué de saisons des pluies "hybrides", avec une pluviométrie annuelle normale mais des caractéristiques intrasaisonniers dignes d'années de sécheresse [SALACK et al., 2016], pose également un problème pour l'accès à l'eau potable dans une région considérée à risque de pénurie d'eau entre 4 et 6 mois par an [MEKONNEN & HOEKSTRA, 2016].

Aux facteurs physiques (température, évaporation, pluviométrie) s'ajoute une pression démographique croissante, avec 1 milliard d'habitants en plus attendus d'ici 2050 en Afrique sub-saharienne [UNITED NATIONS et al., 2019]. Conjugée à un exode rural [RIGAUD et al., 2021], cette augmentation de la démographie augmente l'exposition à l'aléa climatique et à ses conséquences directes et indirectes : inondations, famines, flambées épidémiques, conflits (voir la revue de SERDECZNY et al., 2017). À partir d'un indice de stress hydro-climatique conjuguant précipitations extrêmes et sécheresses, GIORGI et al. [2018] montrent qu'à l'échelle globale, tenir compte des changements d'exposition (mesurés par le ratio de la population future sur la population actuelle) multiplie le risque lié aux pluies extrêmes et aux séquences sèches d'un facteur 3 à 5 selon le scénario climatique et démographique considéré.

2.3. Hydrologie et risque d'inondation

L'un des principaux risques climatiques pour les populations aux Sahel est le risque d'inondation. Afin de comprendre d'où vient ce risque, cette dernière partie donne quelques notions d'hydrologie propres à cette région. Le processus d'écoulement majoritaire en zone sahélienne est de type hortonien, consistant en un ruissellement par dépassement de la capacité d'infiltration du sol (d'après HORTON, 1933). Le ruissellement hortonien se traduit par une forte réactivité des bassins versants, ce qui

1. FOX & ROCKSTRÖM [2003]

nécessite de documenter la pluie sur des échelles de temps infra-journalières, au risque de fortement sous-estimer les débits : la figure II.12a schématise la différence entre une intensité enregistrée au pas de temps horaire, avec des valeurs comprises entre 0 et 43.5 mm h^{-1} , et une intensité moyenne de 10.9 mm h^{-1} , pour un même cumul journalier de 261 mm ; la différence d'intensité entre les pas de temps horaires et journaliers peut générer une forte sous-estimation de débit, surtout sur de petits bassins versants. L'étude de VISCHEL & LEBEL [2007] montrent en outre, à l'aide d'un modèle conceptuel pluie-débit adapté à la région du Sahel, que considérer un hyétogramme moyen pour une zone de 16000 km^2 (voir par exemple la courbe en tirets sur la figure II.8b) conduit à une sous-estimation du débit pouvant aller jusqu'à 65 %, un chiffre qui dépend des propriétés du sol (figure II.12b).

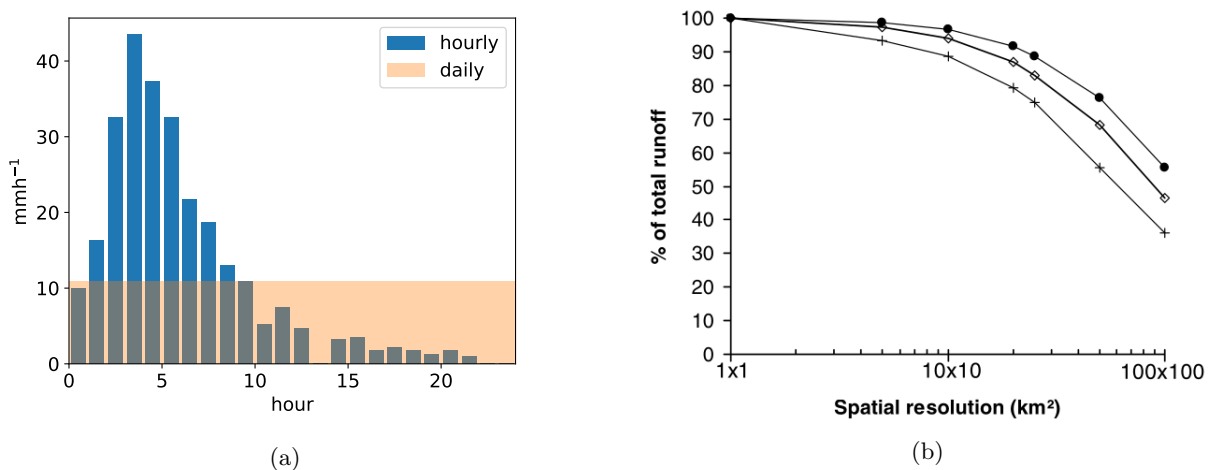


FIGURE II.12 – (a) Hyétogrammes horaire (bleu) et journalier (beige) d'un événement précipitant idéalisé dont le cumul est de 261 mm . (b) Ruissellement annuel moyen pour différentes résolutions spatiales du champs de pluie exprimé en % du ruissellement de référence obtenu avec un champs de pluies à la résolution $1 \times 1 \text{ km}$. Les différents courbes correspondent à des valeurs de coefficient de ruissellement de 25.1 % (cercles), 9.3 % (losanges) et 4.1 % (tirets). (Source : VISCHEL & LEBEL, 2007)

L'hydrologie sahélienne est particulièrement sensible aux variations de propriétés des sols et de la pluviométrie [GERBAUX et al., 2009]. Cette forte sensibilité est à l'origine des évolutions constatées sur les 70 dernières années : la grande sécheresse s'est accompagnée d'une diminution des débits des principales rivières de la région, une baisse environ deux fois supérieure à la baisse de la pluviométrie [DESCROIX et al., 2009 ; ROUDIER et al., 2014], traduisant un comportement non-linéaire des hydro-systèmes. Néanmoins, dans la partie sahélienne, une augmentation des coefficients de ruissellement¹ est constatée durant cette période de sécheresse [MAHÉ & PATUREL, 2009]. Ce phénomène, appelé "paradoxe sahélien", est en partie attribué au déclin de la végétation lié i) à l'augmentation des surfaces consacrées aux cultures et ii) aux années de forts déficit pluviométrique [AMOGU et al., 2010 ; GAL et al., 2017 ; WENDLING et al., 2019].

Au cours de la période récente, les coefficients de ruissellement annuels ont continué à augmenter, en dépit d'un reverdissement [DARDEL et al., 2014], constituant ainsi le second paradoxe sahélien [DESCROIX et al., 2018]. La plus grande contribution d'événements de pluie intenses aux cumuls annuels [PANTHOU et al., 2014b] semble expliquer, au moins en partie, ce phénomène : des événements de pluie plus intenses provoquent un encroûtement du sol, ce qui favorise le ruissellement, ainsi qu'une

1. Volume ruissellé / lame d'eau précipitée

forte érosion pouvant conduire à la formation de rigoles et canaux. Ces derniers augmentent la densité du réseau de drainage des eaux de pluie, ce qui diminue le temps de réaction des bassins versants. Encroûtement et érosion peuvent également conduire à des ruptures d'endorhéisme, ce qui entraîne une contribution supplémentaire de bassins versants normalement non connectés au débit des rivières [DESCROIX et al., 2018].

Le paradoxe sahélien se traduit par une plus grande contribution des affluents sahéliens de la rive droite du Niger au débit du fleuve. Sa crue rouge (ainsi nommée en raison de la couleur des eaux provenant des bassins versants situés en zone de socle), qui se produit à la fin de l'été, prend une importance particulière au cours des décennies récentes, avec une augmentation marquée des débits et un pic de plus en plus précoce (figure II.13, à noter la plus grande variabilité du pic de crue rouge pour la dernière décennie). Les crues exceptionnelles observées sur le fleuve Niger à Niamey au cours de la dernière décennie [SIGHOMNOU et al., 2013; MASSAZZA et al., 2021] ainsi que sur d'autres bassins versants [TAZEN et al., 2019; MILLER et al., 2022] témoignent d'une tendance long terme à l'augmentation des débits extrêmes des cours d'eau sahéliens [WILCOX et al., 2018; ELAGIB et al., 2021]. TRAMBLAY et al. [2020] montrent que cette augmentation des débits de crue depuis 1980 est principalement attribuable à des extrêmes de pluie en augmentation. Ces épisodes de crue s'accompagnent d'une augmentation des dommages humains et matériels [TSCHAKERT et al., 2010; DI BALDASSARRE et al., 2010], bien que des changements d'exposition et de méthode de comptabilité puissent influencer ces chiffres. Ces évolutions récentes mettent également en péril les ouvrages hydrauliques existants et peuvent mener à de mauvais dimensionnements des ouvrages futurs, questionnant les acteurs en charge de la gestion des risques hydrologiques dans la région [AMANI & PATUREL, 2017].

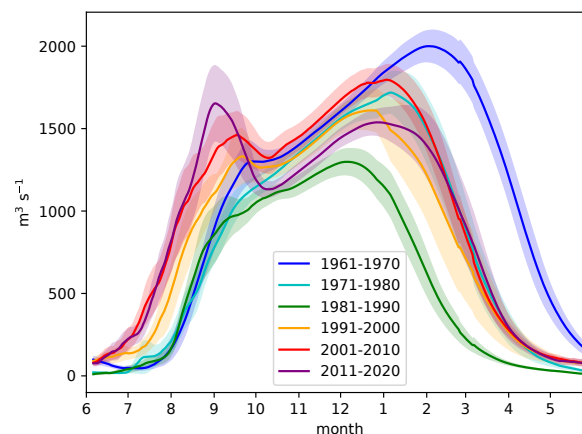


FIGURE II.13 – Moyennes décennales du débit journalier du Niger à Niamey ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) pour 1961–1970 (bleu), 1971–1980 (cyan), 1981–1990 (vert), 1991–2000 (orange), 2001–2010 (rouge) et 2011–2020 (violet). L'écart-type parmi les débits annuels est indiqué par l'enveloppe.

Enfin, les évolutions futures des régimes hydrologiques (débits moyens et extrêmes) demeurent très incertaines, en partie à cause des incertitudes dans les projections de précipitations [ROUDIER et al., 2014]. RAMESHWARAN et al. [2021] utilisent un modèle hydrologique distribué, d'une résolution de 10×10 km et incluant des processus tels que les usages anthropiques de l'eau et l'endorhéisme pour étudier les changements de débit en climat futur. Forcé par les simulations climatiques du CMIP5, le modèle montre une baisse des débits sur le Sahel Ouest, entraînant un risque accru de sécheresses,

et une hausse des débits sur le Sahel Est, entraînant une augmentation du risque d'inondation. Ainsi, malgré d'importantes incertitudes quant à son futur hydro-climatique, le Sahel doit se préparer à une recrudescence des extrêmes hydrologiques. Ce constat est en lien avec l'invitation de TSCHAKERT et al. [2010] à considérer un schéma régional d'adaptation au sein duquel les inondations, autant que les sécheresses, ont leur place.

Bilan et problématiques régionales

La pluviométrie du Sahel est apportée par la mousson d'Afrique de l'Ouest, phénomène régional couplé au climat global et mettant en jeu des interactions entre l'atmosphère, l'océan et la surface continentale, sur une large gamme d'échelles spatiales et temporelles. En conséquence, la pluviométrie de cette région est particulièrement sensible aux variations climatiques de grande échelle, qui peuvent être amplifiées ou atténuées par des mécanismes régionaux (rétroactions). Cette sensibilité est illustrée par les variations du régime des pluies sahélien des dernières décennies, marquées par une augmentation des cumuls annuels par rapport à la période de sécheresse, associée à une augmentation de la variabilité interannuelle et intrasaisonnière. Une augmentation de la durée des séquences sèches et de l'intensité des événements les plus forts semble également être à l'oeuvre. Les conséquences hydrologiques sont une augmentation des risques de sécheresses et d'inondations, questionnant les pratiques de gestion de la ressource en eau et de protection aux aléas.

Il y a donc un intérêt à documenter les évolutions récentes du régime des pluies au Sahel, sur des échelles spatiales et temporelles pertinentes au vu des enjeux associés. Dans un contexte de climat qui change rapidement sous l'influence des activités humaines – locales (usage des terres par exemple) et globales (émissions de gaz à effet de serre) –, il y a également un enjeu de compréhension des facteurs impliqués dans ces évolutions. Cela passe notamment par un discernement de ce qui relève de facteurs de forçage externes d'une part, et de la variabilité interne du climat d'autre part, cette dernière étant particulièrement prononcée s'agissant de la pluviométrie au Sahel. Cette connaissance est nécessaire pour mieux comprendre les évolutions à venir, fournie par les projections climatiques et servant de support à la mise en place (ou non) de mesures d'adaptation.

Le défi est donc double : documenter les changements à l'oeuvre et avancer dans leur compréhension. Une problématique majeure dans cette tâche est la disponibilité de données de qualité sur la région. Le chapitre suivant passe en revue les différents jeux de données utilisés dans ce manuscrit : observations au sols et sorties de modèles de climat.

Données

Ce chapitre présente les différents jeux de données utilisés dans ce manuscrit. Compte-tenu de la forte variabilité spatiale et temporelle de la pluie au Sahel, une mesure de la pluie fine, temporellement et spatialement, est indispensable pour rendre compte au mieux de ce phénomène. Malgré des avancées dans les systèmes de mesure par télédétection (radar, satellite), seules les observations au sol sont capables de fournir la donnée qui combine à la fois i) une résolution temporelle fine (journalier à infra-horaire), ii) un suivi de long terme (pluri-décennal), et iii) une estimation quantitative précise des pluies. Les données d'observations au sol utilisées dans ce manuscrit sont décrites à la SECTION 1.

Les modèles de climat sont un outil indispensable pour avancer dans la compréhension de la réponse de la pluviométrie sahélienne aux changements globaux. Cette thèse a bénéficié de la mise à disposition des simulations climatiques effectuées dans le cadre de la 6e phase du projet d'inter-comparaison des modèles de climat (Climate Model Inter-comparison Project, CMIP6, voir EYRING et al., 2016). Ces données sont une grande richesse pour l'ensemble de la communauté des sciences du climat ; celles exploitées dans ce manuscrit sont décrites à la SECTION 2.

1. Observations au sol : pluviomètres

1.1. Données haute-résolution

La figure III.1 présente la localisation géographique des jeux de données haute-résolution utilisés dans ce manuscrit. Les réseaux sénégalais et AMMA-CATCH Niger sont situés en zone sahélienne tandis que l'observatoire AMMA-CATCH au Bénin est en zone soudanienne.

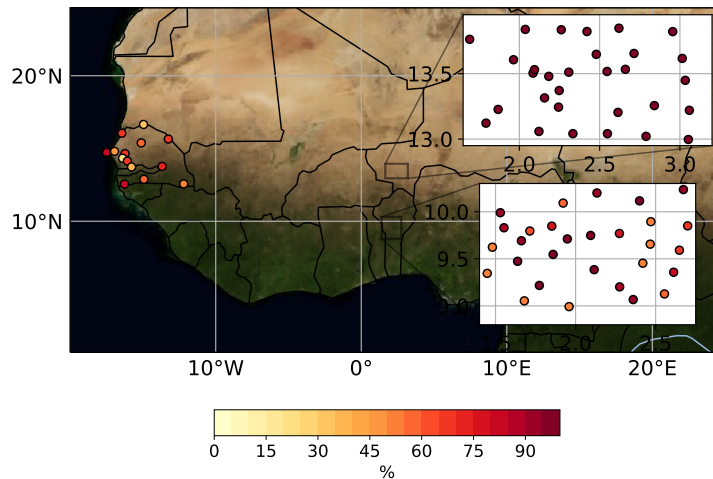


FIGURE III.1 – Emplacements des stations avec données horaires sur le Sénégal, le Niger et le Bénin. La couleur correspond à la proportion d’années valides sur la période d’observation du réseau : 1953–2005 pour le Sénégal, 1990–2017 pour le Niger et 1999–2017 pour le Bénin.

1.1.1. Observatoire AMMA-CATCH

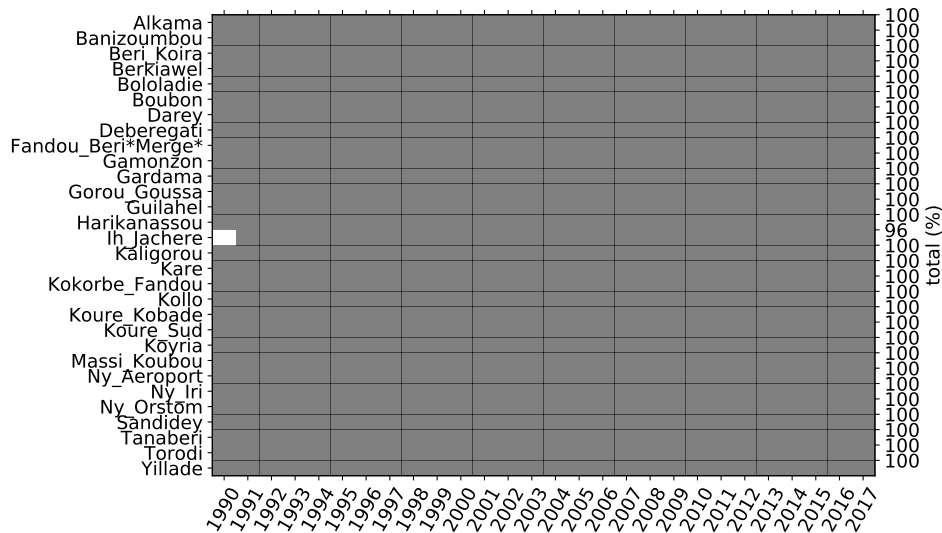
L’observatoire AMMA-CATCH [LEBEL et al., 2009; LEBEL et al., 2010; GALLE et al., 2018] comporte trois sites hautement instrumentés dans le but de mesurer i) les flux d’énergie (rayonnement et turbulence) et de matière (précipitations, dioxyde de carbone) entre la surface et la couche limite, ii) la dynamique de la végétation, iii) l’hydrologie (débit, hauteur de nappe), et iv) les propriétés du sol (humidité, conductivité). Ces trois sites fournissent des enregistrements à haute résolution spatiale et temporelle sur le long-terme, permettant des études hydro-météorologiques à fine-échelle et robustes dans le but de mieux comprendre le couplage atmosphère-surface et le lien avec le cycle de l’eau (AMMA-CATCH signifie Analyse Multi-disciplinaire de la Mousson Africaine-Couplage de l’Atmosphère Tropicale et du Cycle Hydrologique).

Les données de pluie sont enregistrées par des pluviomètres à augets basculants mesurant la pluie avec une résolution de 0.5 mm et 1 basculement par minute¹. Les données sont ensuite agrégées au pas de temps 5 minutes. Le site du Niger est le premier à avoir été implémenté, initialement dans le cadre des projets EPSAT² [LEBEL et al., 1992] puis HAPEX-Sahel³ [GOUTORBE et al., 1994] et propose ainsi des enregistrements à haute-résolution depuis 1990 (figure III.2a), avec 30 pluviomètres répartis de façon homogène sur une zone de 16000 km². Au Bénin les enregistrements ont démarré en 1999 mais seules 7 des 29 stations réparties sur une zone de 14000 km² ont des séries complètes (figure III.2b). L’observatoire du Mali, réparti sur les sites de Hombori (20 stations sur 2500 km²) et Gourma (10 stations sur 30000 km²) a été opérationnel entre 2003 et 2012 et n’est pas exploité dans ce manuscrit. Toutes les données sont accessibles librement sur <http://bd.amma-catch.org/>.

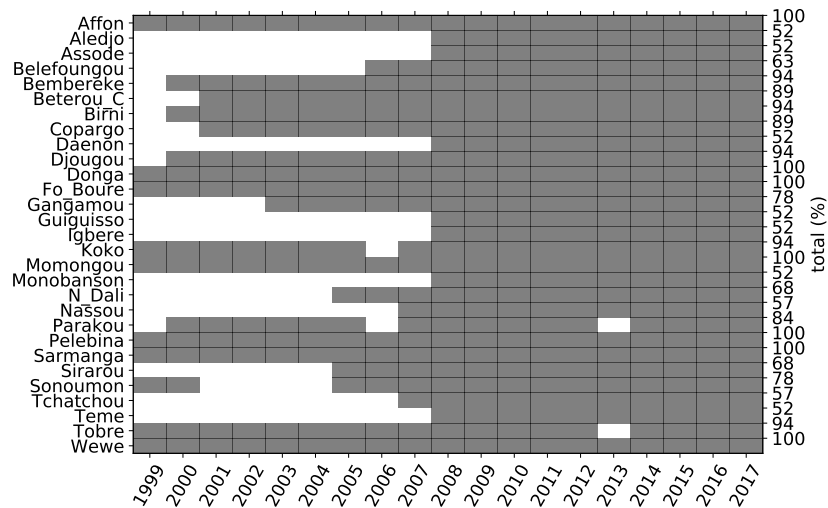
1. Ainsi, une valeur de basculement pour 5 (1) minutes correspond à une intensité de 6 mm h⁻¹ (30 mm h⁻¹).

2. Estimation de la Pluie par SATellite

3. Hydrologic-Atmospheric Pilot EXPERiment



(a)



(b)

FIGURE III.2 – Années valides pour chaque station du réseau AMMA-CATCH Niger (a) et Bénin (b).

1.1.2. Sénégal : ANACIM

La base de données de pluies horaires fournie par l'Agence Nationale de l'Aviation Civile et la Météorologie (ANACIM) du Sénégal est constituée de 14 stations (figure III.3). Les stations de Dakar-Yoff et Ziguinchor sont celles qui ont la meilleure couverture temporelle, couvrant 1958-2005 avec des interruptions en 1986–1987 et 2003–2004 pour la première, et 1957-2001 sans interruption pour la deuxième. Ces données sont la propriété de l'ANACIM et ne sont par conséquent pas accessible librement.

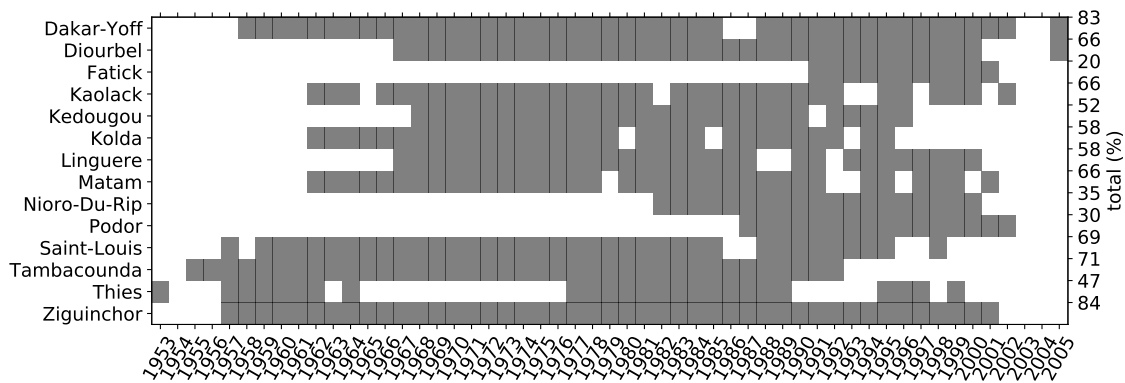


FIGURE III.3 – Années valides pour chaque station du réseau ANACIM.

1.2. Données journalières régionales : BAsE de DONnées PLUviométrique (BADOPLU)

La base de données de pluies journalières BADOPLU est le fruit d’une collaboration de longue date entre l’Institut de Recherche pour le Développement (IRD, anciennement CIEH-ORSTOM), les agences météorologiques nationales de plusieurs pays d’Afrique de l’Ouest et l’Institut des Géosciences de l’Environnement (IGE, anciennement LTHE). Cette base de données a fourni le matériau pour un grand nombre d’études pluviométriques sur la région. Les traitements appliqués aux données brutes pour obtenir le jeu de données exploité dans ce manuscrit sont décrit en détails dans le matériau supplémentaire de PANTHOU et al. [2018]¹.

La figure III.4 montre la localisation géographique des stations situées au Sahel (10 °N – 15 °N, 20 °W – 10 °E) ayant des données pour la période 1950–2015. L’annexe B donne le détails des années disponibles à chaque station, pour les pays indiqués en couleurs sur la figure III.4.

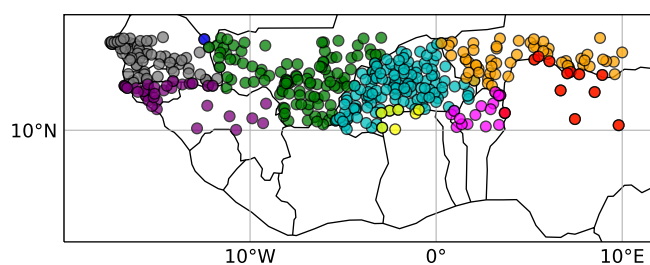


FIGURE III.4 – Stations de la base de données de pluies journalières BADOPLU pour les pays du Sahel (10 °N – 15 °N, 20 °W – 10 °E) avec, d’Ouest en Est : Sénégal (gris), Guinée (violet), Mauritanie (bleu), Mali (vert), Burkina Faso (cyan), Ghana (jaune), Bénin (magenta), Niger (orange) et Nigéria (rouge).

La figure III.5a montre l’emplacement des 133 stations ayant au moins 80 % d’années valides sur la période 1950–2015, pour un total de 8027 années-stations. La figure III.5b montre, pour chaque année, le nombre de données. La forte réduction du nombre de stations disponibles au tournant des années 2000 est liée à la combinaison d’une diminution de la densité des réseaux météorologiques

1. Disponible sur <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/aac334>

nationaux et de difficultés d'accès à la donnée, devenue souvent payante et pas toujours accessible à la communauté scientifique.

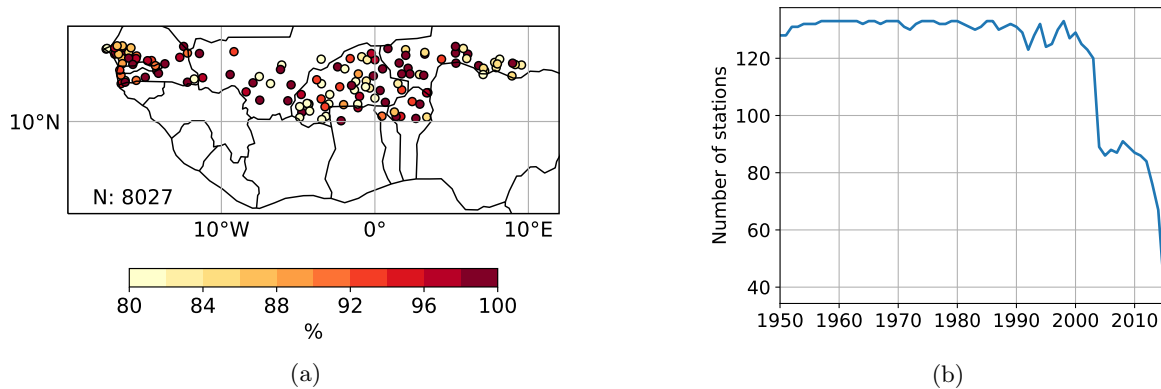


FIGURE III.5 – (a) Carte des stations de la base de données BADOPLU ayant au moins 80 % d'années valides sur la période 1950–2015 (couleur), situées dans la zone 10 °N – 15 °N, 20 °W – 10 °E. (b) Nombre d'années valides par an, en utilisant les mêmes critères que pour (a).

L'évaluation d'une tendance régionale peut être impactée par la façon dont le nombre de stations varient au cours du temps. L'évolution de la distribution spatiale des stations est fournie à l'annexe B : pour chaque année de la période 1983–2015, les stations ayant au moins 80 % de valeurs annuelles de pluie sur cette période sont représentées. Ce jeu de données est utilisé au CHAPITRE VIII pour étudier la présence d'une tendance dans les pluies extrêmes journalières sur le Sahel. La figure B.9 montre que la distribution spatiale des stations reste homogène au cours de la période. Seules les deux dernières années ont un nombre moins élevé de stations (74 et 44 contre de l'ordre de 90–100 pour le reste de la période). Néanmoins, cette réduction du nombre de station se fait également de manière homogène, de telle sorte qu'il n'y a pas une région mieux représentée que les autres. On peut donc s'attendre à un impact minime de ce changement dans la couverture spatiale sur l'évaluation de la tendance régionale. La méthodologie employée permettra également de s'affranchir de cet écueil (voir CHAPITRE V).

1.3. Avantages et limites des données pluviomètres

Les observations de pluie issues de pluviomètres sont considérées comme la “vérité sol” [LEBEL & AMANI, 1999], dans la mesure où elles sont une mesure directe, c'est-à-dire ne nécessitant pas d'un traitement par algorithme, comme c'est le cas des données satellites, radars et modèles. Cependant, cette vérité sol est affectée d'une incertitude et ne constitue donc pas en tant que telle une vérité absolue. De plus, ces données sont limitées dans leurs couvertures spatiale et temporelle et sont donc limitées dans leurs applications.

1.3.1. Incertitudes de la mesure

Les facteurs d'imprécision de la mesure de pluie au sol sont : le vent, la présence d'obstacle, l'obstruction des capteurs. Un aspect particulièrement important pour toute étude climatologique est l'absence de tout changement pouvant entraîner une hétérogénéité dans le temps de la mesure : matériel utilisé, environnement de l'appareil de mesure (présence d'obstacle : arbre, bâtiment, etc),

pratique de traitement de la mesure (humaine ou automatique). En l'absence de correction adéquate, ces éléments peuvent générer des artefacts dans les séries d'enregistrement et fausser les études.

1.3.2. Couverture spatiale

La couverture spatiale d'une donnée pluviométrique est par nature ponctuelle. Or, l'échelle spatiale à laquelle la donnée de pluie est pertinente est généralement supérieure, comme c'est par exemple le cas pour :

- la quantification du bilan d'eau et/ou d'énergie à l'échelle régionale/globale,
- l'évaluation de tendances sur une région,
- les études hydrologiques et agronomiques à l'échelle d'un bassin versant.

Dès lors, il est non seulement nécessaire de disposer d'un réseau de mesures suffisamment dense pour fournir une information détaillée mais également d'avoir recours à un modèle statistique tenant compte de la variabilité spatiale des champs de pluies enregistrés ponctuellement. L'étude de LEBEL & AMANI [1999] quantifie l'incertitude associée à un modèle de spatialisation par krigeage avec un variogramme exponentiel sur l'estimation de pluie spatialisée en fonction de la densité du réseau de mesure, de l'échelle spatiale considérée et de la forme du réseau. Il est ainsi montré qu'un minimum de 10 pluviomètres est nécessaire pour obtenir une estimation de la pluie avec une incertitude relative inférieure à 10 % pour une zone de 100 km² et 15 % pour une zone de 10000 km² (des surfaces représentatives d'une maille de produit satellite et modèle, respectivement). Les auteurs notent qu'à l'échelle événementielle¹, l'incertitude dépend du cumul de l'événement. Pour des échelles de temps plus grande (10 jours, mensuelle), l'incertitude relative diminue et dépend du nombre d'événements enregistrés. Ainsi, à l'échelle mensuelle et avec un pluviomètre pour une zone d'environ 2000 km², l'incertitude est de l'ordre de 10 %.

2. Modèles

Un modèle de climat est un programme informatique qui résout les équations mathématiques décrivant les processus naturels impliqués dans le fonctionnement du climat. Ces équations représentent la compréhension que la communauté scientifique a, à un instant donné, de ces processus, et les choix qui sont fait pour les représenter.

Bien que bâtis autour d'hypothèses simplificatrices (nous y reviendront dans ce qui suit), il peut s'avérer utile de se baser sur de telles simulations pour prendre des décisions, tout en ayant une idée de la confiance que l'on peut avoir dans ces modèles. Il convient pour cela de savoir de quoi est fait un modèle de climat. C'est pourquoi un rapide historique du développement des modèles de climat (loin d'être exhaustif) est proposé au début de cette partie, avant de décrire les données exploitées dans ce manuscrit.

1. Cumul laissé par le passage d'un événement de pluie, dans le cas du Sahel généralement associé à un orage de mousson.

2.1. Bref historique de la modélisation du climat

2.1.1. Les débuts : modèles à bilan d'énergie

Les premiers modèles de climat ont été des modèles à bilan d'énergie (Energy Balance Models, EBM) dans lesquels les flux d'énergie (d'abord radiatifs, puis thermiques), sont représentés par des équations impliquant la température de surface¹ [NORTH et al., 1981]. De tels modèles permettent de calculer la température moyenne de la Terre en l'absence d'atmosphère et donc d'effet de serre : 254 K. Un niveau de complexité supplémentaire consiste à inclure des mécanismes de rétroaction, d'abord de façon empirique (Budyko 1969) puis de manière plus explicite, par exemple avec l'effet de calottes de glace sur l'albédo terrestre. De tels modèles, à zéro dimension – une valeur moyenne de la température de surface (par exemple) représente le climat global – ont été utilisés pour calculer la sensibilité du climat à des variations du rayonnement solaire afin de tester leur capacité à reproduire les cycles glaciaires-interglaciaires (voir par exemple, NORTH & COAKLEY JR, 1979). Les EBM ont par la suite été discrétisés horizontalement, en bandes de latitude, pour devenir des modèles à une dimension permettant l'ajout d'un terme de transport de chaleur. Avant d'être explicitement résolu par les équations de la dynamique des fluides géophysiques, le transport a originellement été paramétrisé comme un terme de diffusion dont l'intensité dépend du gradient (méridional) de température [NORTH et al., 1981]. La nature non-linéaire du climat simulé par ces modèles rend possible l'existence de différents états climatiques, dont la stabilité en réponse à de petites perturbations peut être étudiée (voir par exemple GHIL, 1976).

La discrétisation selon la verticale, en niveaux atmosphériques, a permis d'étudier l'équilibre *thermique*, et non plus seulement *radiatif*, de l'atmosphère, en tenant compte du transport vertical de chaleur. En paramétrisant ce transport par le moyen d'un ajustement convectif à la valeur de $6,5 \text{ }^\circ \text{ km}^{-1}$ ², MANABE & STRICKLER [1964] obtiennent une structure thermique de l'atmosphère et une température de surface plus réaliste qu'avec un simple modèle de transfert radiatif de l'atmosphère. Cette représentation plus fine de l'atmosphère permet également la prise en compte explicite de l'effet radiatif de différents types de nuages. Ainsi, MANABE & STRICKLER [1964] notent l'effet réchauffant des nuages hauts (cirrus) ayant un albédo de 20 % pour le rayonnement solaire et une opacité de 50 % pour le rayonnement infrarouge. À contrario, les nuages bas et de moyenne troposphère ont un effet refroidissant³.

Une autre source de désaccord entre modèles est la représentation d'un mécanisme essentiel au bilan d'eau et d'énergie du climat : la convection. MANABE et al. [1965], reconnaissant que “nous savons très peu de choses sur les aspects dynamiques et thermodynamiques du comportement macroscopique de la convection humide”, schématisent cet effet par le même ajustement que précédemment, mais en tenant compte en plus de la précipitation qui résulte de cet ajustement : le gradient effectif est

1. $4\pi R^2 \sigma T^4 = \sigma_0(1 - \alpha)\pi R^2$, où R est le rayon de la Terre (6317 km), σ la constante de Stefan-Boltzmann ($\sim 0.567 \cdot 10^{-7} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$), T la température de la Terre, σ_0 la constante solaire (1340 W m^{-2}) et α l'albédo planétaire (~ 0.3).

2. Valeur observée du gradient adiabatique humide [WALLACE & HOBBS, 2006].

3. La réponse des nuages a longtemps été la principale source d'incertitude dans les projections climatiques [DUFRESNE & BONY, 2008], en particulier les nuages bas dans les zones océaniques [BONY & DUFRESNE, 2005]. À présent, la rétroaction nette des nuages est estimée avoir un effet réchauffant de $+0.42 \text{ W m}^{-2} \text{ }^\circ \text{C}^{-1}$, avec une incertitude comprise entre -0.1 et $+0.94 \text{ W m}^{-2} \text{ }^\circ \text{C}^{-1}$ [ARIAS et al., 2021].

ramené à la valeur de $6,5 \text{ }^\circ \text{ km}^{-1}$ (voir figure III.6) et l'excès d'humidité précipite instantanément¹. Ce "modèle de circulation générale humide" offre une première représentation du cycle hydrologique par un modèle et permet d'étudier l'influence de la vapeur d'eau sur la circulation atmosphérique.

	$h < 1$		$h \geq 1$
$-\frac{\partial T}{\partial P} \leq \gamma_d$	<p>No condensation, no convection</p> <p>$\delta r = 0$ $\delta T = 0$</p> <p>(No adjustment)</p>	$-\frac{\partial T}{\partial P} \leq \gamma_m$	<p>Large-scale condensation only</p> <p>$\delta r, \delta T$ from $\begin{cases} r + \delta r = r_s(T + \delta T, P) & (3.3) \\ c_p \delta T + L \delta r = 0 & (3.4) \end{cases}$</p>
$-\frac{\partial T}{\partial P} > \gamma_d$	<p>Dry convection only</p> <p>$\delta r = 0$</p> <p>δT from $\begin{cases} \frac{\partial}{\partial P} \theta(T + \delta T, P) = 0 & (3.1) \\ \frac{c_p}{g} \int_{P_B}^{P_T} \delta T dP = 0 & (3.2) \end{cases}$</p>	$-\frac{\partial T}{\partial P} > \gamma_m$	<p>Moist convection and large-scale condensation</p> <p>$\delta r, \delta T$ from $\begin{cases} \frac{\partial}{\partial P} \theta_e(T + \delta T, r + \delta r, P) = 0 & (3.5) \\ r + \delta r = r_s(T + \delta T, P) & (3.6) \\ \frac{1}{g} \int_{P_B}^{P_T} (c_p \delta T + L \delta r) dP = 0 & (3.7) \end{cases}$</p>

γ_d —dry adiabatic lapse rate.
 γ_m —moist adiabatic lapse rate.
 δr —adjustment of the mixing ratio of water vapor.
 δT —adjustment of the temperature.
 P_T, P_B —pressure at top and base of a dry or moist unstable layer containing two or more contiguous levels of the model.

θ —potential temperature.
 θ_e —equivalent-potential temperature
 h —relative humidity.
 r_s —saturation mixing ratio.
 g —acceleration of gravity.

FIGURE III.6 – Fonctionnement du schéma d'ajustement convectif utilisé par MANABE et al. [1965]. (Source : MANABE et al., 1965)

Le développement de modèles numériques de prévision du temps (Numerical Weather Prediction, NWP) vers la fin des années 60 marque une avancée majeure dans la modélisation du climat. Ces modèles résolvent les équations de la dynamique et de la thermodynamique atmosphérique traduisant la conservation de la masse, de la quantité de mouvement et de l'énergie². Un tel modèle est utilisé par MANABE & WETHERALD [1975] (voir figure III.7) pour étudier la sensibilité climatique à l'équilibre (Equilibrium Climate Sensitivity, ECS), soit l'augmentation de la température moyenne globale de l'air à la surface une fois le climat stabilisé après un doublement instantané de la concentration atmosphérique en CO₂. Cette mesure d'une propriété intrinsèque du climat (à un instant donné) est non seulement pertinente scientifiquement dans le contexte du changement climatique anthropique, mais elle a également fait office de banc d'essai pour les générations successives de modèles de climat. MANABE & WETHERALD [1975] obtiennent une valeur de 2.93 K, étonnamment proche de celle estimée aujourd'hui [SHERWOOD et al., 2020]. Les auteurs notent d'autres aspects de la réponse climatique à l'augmentation de la concentration en CO₂ qui se sont par la suite confirmés, parmi lesquels : le réchauffement plus marqué aux pôles, le refroidissement de la stratosphère et l'intensification du cycle hydrologique. Les auteurs recommandent "de ne pas prendre trop au sérieux les aspects quantitatifs des résultats obtenus dans cette étude", évoquant comme principaux défauts du modèle pouvant affecter sa sensibilité l'absence de modèle de nuage et un océan "marécage", se comportant simplement comme une source infinie d'humidité.

1. La précipitation totale p est donnée par $p = -\frac{1}{g} \int_0^{P_*} \delta r dP$ où P_* est la pression à la surface (voir figure III.6 pour le détail des autres termes)

2. En repère tournant à la vitesse angulaire Ω : $\frac{d\mathbf{V}}{dt} = -2\Omega \times \mathbf{V} - \frac{1}{\rho} \nabla p + g + F$; $\frac{d\rho}{dt} = -\rho \nabla \cdot \mathbf{V}$; $\frac{dC_v T}{dt} = -p \frac{d}{dt} \left(\frac{1}{\rho} \right) + Q$; $p = \rho RT$ où \mathbf{V} est la vitesse, Ω la vitesse angulaire de rotation de la Terre, ρ la masse volumique de l'atmosphère, C_v la chaleur spécifique à volume constant, T la température, F la force par unité de masse, Q le chauffage par unité de masse et R la constante des gaz parfaits

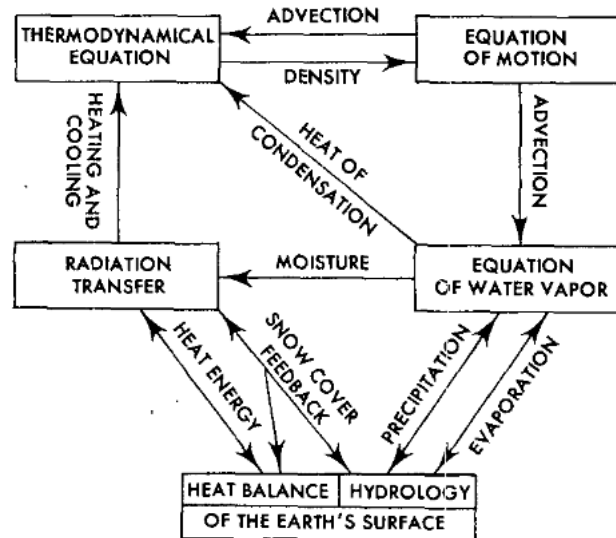


FIGURE III.7 – Diagramme montrant les principaux composants du modèle de climat utilisé dans MANABE & WETHERALD [1975]. (Source : MANABE & WETHERALD, 1975)

Le problème de la simulation d'un océan plus réaliste est abordé par WEBSTER & LAU [1977], qui proposent de prendre en compte le transport de chaleur par l'océan ainsi que son couplage à l'atmosphère, dans un modèle dont la complexité se situe entre les EBM et les GCM.

2.1.2. AOGCM

Le couplage de modèles d'atmosphère et d'océan se généralise à la fin des années 70 et marque l'avènement des modèles couplés atmosphère-océan (AOGCM). HANSEN et al. [1983] présentent le modèle du Goddard Institute for Space Studies (GISS, laboratoire de la NASA) : testant différentes configurations (paramétrisations) et résolutions spatiales ($12^\circ \times 15^\circ$, $8^\circ \times 10^\circ$ et $4^\circ \times 5^\circ$), les auteurs concluent à la bonne capacité du modèle à représenter un climat moyen à une résolution de ~ 1000 km, permettant des simulations climatiques longues. Ils mettent aussi en avant le besoin de mieux représenter des processus tels que la convection, les nuages et l'hydrologie du sol avant de raffiner la résolution spatiale, le temps de calcul augmentant avec la puissance 3 de l'augmentation de résolution¹.

La complexité des AOGCM n'a eu de cesse de s'accroître, allant de paire avec l'augmentation de la capacité de calcul des (super-)ordinateurs. En plus de la résolution spatiale qui augmente, de nouveaux processus sont ajoutés et résolus soit de manière explicite, soit paramétrisée : schémas de surface tenant compte des processus hydrologiques (ruissellement, infiltration), schéma de végétation, etc. Différentes paramétrisations de la convection profonde sont également développées, des avancées récemment revues par RIO et al. [2019]. Ces auteurs plaident en faveur d'un effort continu pour développer des schémas de convection permettant de comprendre les processus physiques à l'œuvre dans ce phénomène hautement complexe.

1. $\text{time} \propto n_z \left[0.4(n_x n_y)^{3/2} + 0.6n_x n_y \right]$ où n_x , n_y et n_z sont le nombre de longitudes, latitudes et niveaux par rapport à la résolution de référence, $8^\circ \times 10^\circ$ [HANSEN et al., 1983].

2.1.3. Des GCM aux ESM

En plus d'améliorations de la représentation des mécanismes physiques (par exemple les effets des aérosols sur les nuages, la végétation interactive), la dernière génération de modèles de climat, dit de "système Terre" (Earth System Model, ESM) inclue les processus biogéochimiques représentant les interactions entre la biosphère marine et terrestre et le système atmosphère-océan (voir figure III.8).

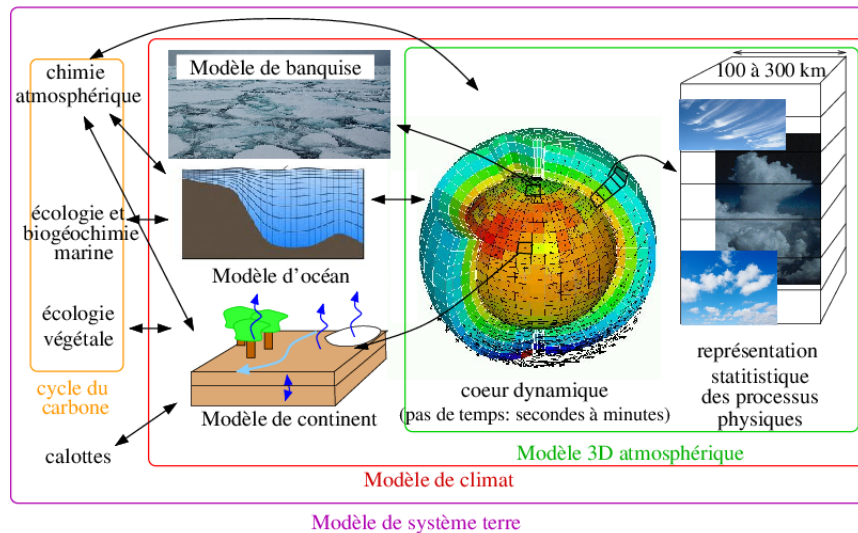


FIGURE III.8 – Schéma illustrant les différents composants d'un modèle de climat. (Source : <https://web.lmd.jussieu.fr/>)

La représentation des cycles du carbone et du nitrate a notamment rendu possible la réalisation de trajectoires d'évolutions socio-économiques (Shared Socio-economic Pathways, SSP, O'NEILL et al., 2016) basés sur les *émissions* et non plus sur les *concentrations* de gaz à effet de serre conduisant à un niveau de forçage radiatif donné. KAWAMIYA et al. [2020] indiquent que la plus grande complexité des ESM, avec l'intégration de processus naturels et anthropiques, nécessite une meilleure coopération entre scientifiques du climat et d'autres disciplines des sciences naturelles et sociales.

Récemment, HAUSFATHER et al. [2022] expriment leurs inquiétudes face à l'utilisation de modèles ayant une ECS trop importante, générant des scénarios futurs irréalistes pouvant conduire à de mauvaises décisions lors d'études régionales d'impact par exemple. Les auteurs proposent de sélectionner les modèles en fonction du réalisme de leur sensibilité (en se basant sur des contraintes observées soit en climat récent, soit en paléo-climat), promouvant ainsi la fin de la "model democracy", approche qui accorde à chaque modèle une importance égale ("one model one vote"; à ce sujet, voir par exemple KNUTTI, 2010). Il faut néanmoins mentionner qu'un modèle peut avoir une sensibilité globale trop importante mais, à l'échelle d'une région, se comporter de façon réaliste; ça peut par exemple être le cas d'un modèle qui simulerait une amplification arctique trop forte (en raison d'un biais du modèle de glace de mer) mais simuler correctement le régime des pluies sahélien.

Enfin, HAUSFATHER et al. [2022] recommandent également de baser l'évaluation des impacts à un niveau de réchauffement donné plutôt que pour un horizon temporel particulier.

2.2. Avantages, limites

Les modèles offrent aux scientifiques la possibilité de réaliser des expériences permettant de mieux comprendre le fonctionnement du climat. Les deux directions dans le développement des simulations climatiques sont :

- La réalisation d'ensembles de grandes tailles (40–50, voire 100 membres), permettant une meilleure prise en compte de la variabilité interne du climat,
- l'augmentation du réalisme des modèles.

Ces deux directions sont à la fois complémentaires, dans la mesure où elles permettent chacune d'adresser un certain nombre de problématiques, et contradictoires, étant donné le coup en temps de calcul (voir DESER et al., 2020 pour une revue à ce sujet). Les modèles permettant une résolution explicite de la convection montrent une amélioration des performances sur un certain nombre d'indicateurs (intensité et fréquence des événements pluvieux, cycle diurne de la convection), mais le temps de calcul considérable que nécessitent ces simulations limite leur disponibilité. Or, une seule réalisation effectuée avec un seul modèle ne permet pas d'estimer l'incertitude i) héritée du GCM utilisé comme conditions aux limites, ii) liée aux choix de modélisation (paramétrisations) du modèle en question, iii) due à la variabilité interne du climat, et iv) due au choix du scénario d'émissions. Ces éléments limitent leur utilisation comme outils d'aide à la décision (voir par exemple, SENIOR et al., 2021).

D'un côté, les modèles de climat sont intrinsèquement biaisés. Il peut être utile dans certains cas (par exemple pour des études d'impacts, locales) d'avoir recours à de la correction. Celle-ci peut être i) statistique (relation empirique établie sur une période observée, ce qui suppose que cette relation est conservée dans un climat futur ; voir par exemple, MARAUN et al., 2010) et/ou ii) dynamique (utilisation de modèles de climat régionaux pour de la descente d'échelle, mais ces derniers héritent des biais issus du GCM utilisé en forçage et ne résolvent pas tout ; voir par exemple, XUE et al., 2014). D'un autre côté, un modèle de climat est un monde virtuel avec ses hypothèses et simplifications et il peut être utilisé en l'état comme outil d'analyse de sensibilité, sans débiaisage. En somme, l'usage qui peut être fait d'un modèle (ou d'un ensemble) dépend grandement de la finalité de l'étude, et nécessite un regard critique.

2.3. Données

Les données utilisées dans le cadre de cette thèse ont été obtenues à partir de la base de données CICLAD (<http://ciclad-web.ipsl.jussieu.fr/>) mise à disposition et gérée par l'Institut Pierre-Simon Laplace. Les modèles utilisés sont ceux pour lesquels les données de pluie au pas de temps journalier sont disponibles et ce pour différentes expériences de modélisation (voir tableau III.1). Une attention particulière a été portée sur l'utilisation de modèles indépendants, c'est-à-dire développés par des institutions différentes et n'ayant pas ou peu de composantes communes (par exemple le modèle d'atmosphère). Cela permet d'échantillonner au mieux l'incertitude structurelle (liée aux choix de modélisation).

Institution et pays	Modèle	Résolution H.	Expériences disponibles	Référence
CSIRO (Australie)	ACCESS-ESM1-5	1.25x1.88	hist., DAMIP, AMIP, SSP, piCtl	ZIEHN et al. [2020]
NCAR (Etats-Unis)	CESM2	0.94x1.25	hist., DAMIP, AMIP, SSP, piCtl, 1pctCO ₂	DANABASOGLU [2019]
CNRM-CERFACS (France)	CNRM-CM6-1	1.4x1.41	hist., DAMIP, AMIP, SSP, piCtl, 1pctCO ₂	VOLDOIRE et al. [2019]
MOHC (Royaume-Unis)	HadGEM3-GC31-LL	1.25x1.88	hist., DAMIP, AMIP, piCtl, 1pctCO ₂	ANDREWS et al. [2019]
INM (Russie)	INM-CM5-0	1.5x2.0	hist., SSP, piCtl	VOLODIN et al. [2017]
IPSL (France)	IPSL-CM6A-LR	1.27x2.5	hist., DAMIP, AMIP, SSP, piCtl, 1pctCO ₂	BOUCHER et al. [2020]
MIROC (Japon)	MIROC6	1.4x1.41	hist., DAMIP, AMIP, SSP, piCtl, 1pctCO ₂	TATEBE et al. [2019]
MPI-M (Allemagne)	MPI-ESM1-2-LR	1.86x1.88	hist., SSP, piCtl	MAURITSEN et al. [2019]
MRI (Japon)	MRI-ESM2-0	1.12x1.12	hist., DAMIP, AMIP, piCtl, 1pctCO ₂	YUKIMOTO et al. [2019b]
NCC (Norvège)	NorESM2-LM	1.89x2.5	hist., DAMIP, AMIP, SSP, piCtl	SELAND et al. [2019]
MOHC (Royaume-Unis)	UKESM1-0-LL	1.25x1.88	hist., SSP, piCtl	SELLAR et al. [2019]

TABLEAU III.1 – Liste des modèles de climat utilisés : institutions, noms, résolutions horizontales (°lat.×°lon.), expériences disponibles, références.

Les données principalement analysées dans cette thèse sont issues des simulations couplées atmosphère-océan réalisées avec les forçages historiques, désignée comme *historical* (hist.). Chaque institution a également effectué une simulation de contrôle en conditions de forçages pré-industrielles (piCtl). Ces simulations, d'une durée minimale de 500 ans, permettent de mesurer les propriétés climatiques des modèles (par exemple la variabilité interne) en l'absence de forçage anthropique. Les simulations avec forçages idéalisés (DAMIP, AMIP, 1pctCO₂) sont décrites à la SECTION 2.2 du CHAPITRE VI. Enfin, les simulations en scénarios d'émissions (SSP) ont été exploitées afin d'explorer de possibles climats futurs.

Comme expliqué dans le CHAPITRE VI, l'utilisation de plusieurs réalisations est indispensable pour estimer la contribution de la variabilité interne du climat à un signal particulier. Les membres disponibles pour chaque expérience sont indiqués dans le tableau III.2.

Modèle	Historical	DAMIP	AMIP	1 %CO ₂	SSP245	SSP585	PiCtl
ACCESS-ESM1-5	r1-6,8-20i1p1f1	r1,3i1p1f1	r1i1p1f1 (1979–2014)	x	r1-6,8-10,15i1p1f1	r1-6,8-10i1p1f1	900
CESM2	r1-10i1p1f1	r1,3i1p1f1	r1-10i1p1f1 (1950–2014)	r1i1p1f1	r4,11i1p1f1	r4,11i1p1f1	1200
CNRM-CM6-1	r1-28,30i1p1f2	r1-2i1p1f2	r1i1p1f2 (1979–2014)	r1i1p1f2	r1i1p1f2	r1i1p1f2	500
HadGEM3-GC31-LL	r1-5i1p1f3	r1-2i1p1f3	r1i1p1f3 (1979–2014)	r1i1p1f3	x	x	500
INM-CM5-0	r1-10i1p1f1	x	x	x	r1i1p1f1	r1i1p1f1	1200
IPSL-CM6A-LR	r1-32i1p1f1	r1-2,4-10i1p1f1	r2-r11i1p1f1 (1958–2014)	r1i1p1f1	r1-6,14,22,25i1p1f1	r1-6,14i1p1f1	1200
MIROC6	r1-30i1p1f1	r1-2i1p1f1	r1-10i1p1f1 (1979–2014)	r1i1p1f1	r1-3i1p1f1	r1-30i1p1f1	600
MPI-ESM1-2-LR	r1-10i1p1f1	x		x	r1-10i1p1f1	r1-10i1p1f1f1	1000
MRI-ESM2-0	r1-5i1p1f1	r1-2i1p1f1	r1i1p1f1 (1979–2014)	r1i1p1f1	x	x	200
NorESM2-LM	r1-3i1p1f1	r1-2i1p1f1	r1i1p1f1 (1979–2014)	x	x	x	500
UKESM1-0-LL	r1-4,8-10i1p1f2, r5-7i1p1f3	x	x	x	r1-12,16-19i1p1f2	r1-4,8i1p1f2	1100

TABLEAU III.2 – Membres disponibles pour chaque expérience et durée de la simulation de contrôle (PiCtl, en années).

Synthèse

La disponibilité de la donnée de pluie sur le Sahel impose une contrainte forte à l'étude des changements du régime des pluies de la région. Les réseaux d'observations au sol ont des résolutions spatiales et/ou temporelles limitées. Documenter le régime des pluies ne peut donc se faire que i) localement aux échelles de temps pertinentes d'un point de vue des enjeux hydrologiques (par exemple pour la prévision de crues éclair, de l'infra-horaire au journalier) ou ii) régionalement mais à des échelles de temps plus larges. Une approche statistique dédiée sera nécessaire pour exploiter ces données et ainsi répondre aux objectifs de cette thèse.

Les modèles de climat sont les seuls outils permettant à la fois d'avancer dans la compréhension des évolutions observées et d'anticiper les évolutions à venir. Cependant, les hypothèses de modélisation sur lesquelles ils reposent et leur échelle spatiale peuvent affecter le réalisme des simulations ; un regard critique et, une fois encore, une approche spécifique, seront nécessaires pour en extraire une information pertinente et fiable.

Les contraintes imposées par les données disponibles et exploitées durant cette thèse font partie intégrante de ses objectifs, décrits dans le chapitre suivant.

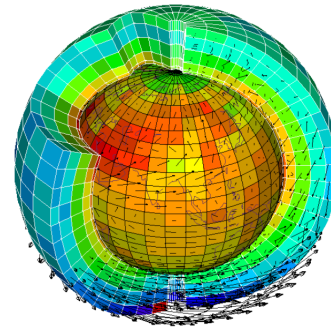


FIGURE III.9 – Pluviomètres et modèles de climat sont les deux sources de données utilisées dans cette thèse.

Objectifs de la thèse

Cette thèse a pour ambition de documenter les évolutions du régime pluviométrique au Sahel depuis 1950 à des échelles de temps qui soient pertinentes pour la communauté scientifique d'une part, mais également pour une communauté plus large d'acteurs soucieux d'adapter leurs pratiques à un climat qui change rapidement. Les objectifs de cette thèse s'articulent selon le triptyque détection-attribution-projection. Si l'accent est mis en premier lieu sur les précipitations extrêmes, d'abord à des échelles de temps fines (infra-journalières) puis journalières, c'est par la suite l'ensemble du régime des pluies qui est l'objet central de ces analyses.

Objectif n°1

Les études concernant l'évolution des pluies extrêmes aux échelles de temps infra-journalières sont encore peu nombreuses sur le Sahel, malgré les forts impacts associés, hydrologiques notamment. Documenter de telles évolutions nécessite le recours à un cadre de travail spécifique. Le premier objectif de cette thèse est de développer une méthode statistique permettant de détecter des tendances dans les enregistrements de pluies extrêmes infra-journalières et d'en estimer la significativité et la robustesse. De plus, ces changements devront être traduits en des termes compréhensibles par une large communauté d'utilisateurs (par exemple, les gestionnaires d'ouvrages et de la ressources en eau, les décideurs, les ingénieurs). Les données de pluies au sol de l'observatoire AMMA-CATCH Niger serviront à la réalisation de cet objectif.

Objectif n°2

Le deuxième objectif est de documenter la présence de tendances dans les extrêmes de pluie à l'échelle du Sahel, en utilisant la base de données au sol de pluies journalières BADOPLU. Le lien entre ces évolutions et le régime pluviométrique, défini en termes d'intensité et d'occurrence des jours pluvieux, sera également étudié.

Objectif n°3

Le troisième objectif est d'apporter des éléments de compréhension relatifs à la nature des tendances mises en évidence en réponse aux deux premiers objectifs. Attribuer les évolutions passées du régime des pluies, à l'aide de données issues d'expériences de modélisation climatique, peut contribuer à mieux informer la prise de décision et à accorder un niveau de confiance aux projections futures.

Objectif n°4

Le quatrième objectif est d'explorer les évolutions potentiellement à venir du régime des pluies sahélien, fournies par les simulations climatiques en scénarios socio-économiques futurs, en utilisant des indicateurs pouvant servir à l'adaptation.

Deuxième partie

APPROCHES MÉTHODOLOGIQUES



Méthodes statistiques de détection des tendances

Détecter les signes d'une intensification des extrêmes pluviométriques au Sahel nécessite une approche statistique spécifiquement dédiée. En effet, s'il existe une diversité de modèles statistiques pour la description du processus de pluie¹ complet, ces modèles ne sont que peu adaptés aux valeurs extrêmes. Cela vient du fait que ces dernières ne représentent qu'une partie infime d'un échantillon ; les autres valeurs peuvent être utiles mais elles peuvent aussi nuire à l'analyse des extrêmes. D'autre part, cette approche doit permettre de remédier au manque de disponibilité de données dans la région. Enfin, elle doit permettre à une communauté large d'utilisateurs finaux de tenir compte de l'évolution des pluies dans un climat qui change.

Ce chapitre présente le principe de la détection de tendances dans les extrêmes de pluie et les difficultés rencontrées dans cet exercice. Une description loin d'être exhaustive des approches statistiques courantes est ensuite proposée, avant de donner une description plus détaillée du cadre utilisé pour l'étude des valeurs extrêmes. Celui-ci repose sur des méthodes existantes et déjà éprouvées pour lesquelles des adaptations originales sont proposées notamment pour prendre en compte la non-stationnarité² des séries temporelles étudiées.

Tout au long de ce chapitre des exemples sont proposés, basés sur les jeux de données utilisés dans cette thèse. Ces exemples n'ont pas valeur de résultats en tant que tels mais sont simplement là pour illustrer le propos et faciliter la compréhension. Les résultats obtenus à partir des méthodes présentées dans ce chapitre sont exposés aux chapitres VII et VIII.

1. Le terme processus fait ici et sauf mention contraire, dans la suite de ce manuscrit, référence à l'objet pluie tel que décrit par ces propriétés *statistiques*.

2. Par la suite et sauf mention contraire, la non-stationnarité fait référence à une non-stationnarité *temporelle*.

1. Détection de tendances : principe et problématiques

1.1. Notion de non-stationnarité

1.1.1. Définition

La stationnarité est définie par COLES [2001] de la façon suivante : “Un processus aléatoire X_1, X_2, \dots est stationnaire si, étant donnée une séquence d’entiers $\{i_1, \dots, i_k\}$ et un entier m quelconque, les distributions jointes de $(X_{i_1}, \dots, X_{i_k})$ et $(X_{i_1+m}, \dots, X_{i_k+m})$ sont identiques.” Il est également rappelé que “contrairement à l’indépendance, la stationnarité n’empêche pas X_i de dépendre de valeurs précédentes, bien que X_{i+m} doive avoir la même dépendance à sa/ses valeurs précédentes”. De plus, l’hypothèse stationnaire implique que X ne présente pas de “tendance, saisonnalité et autres cycles déterministes”.

L’étude de la non-stationnarité d’une variable climatique consiste à caractériser statistiquement une forme d’organisation dans le temps et/ou dans l’espace de cette variable. Dans le cas de la non-stationnarité temporelle, et étant donnée la nature intrinsèquement variable du climat – sur une large gamme d’échelles –, il est nécessaire de préciser l’échelle considérée : décennale, centennale, déca-millénale, etc.

L’échelle de temps à laquelle on s’intéresse dans cette thèse est celle de quelques décennies, une échelle de temps pertinente du point de vue des sociétés humaines et des systèmes (techniques, politiques, économiques, etc) qu’elles conçoivent. Ces systèmes sont conçus pour délivrer un certain nombre de services et ont pour cela été dimensionnés pour fonctionner dans une gamme de variabilité donnée. Ces valeurs de référence, dimensionnantes (moyenne, écart-type, valeurs minimales et/ou maximales) sont généralement définies pour une période donnée, c’est-à-dire en considérant un climat stationnaire à l’échelle de temps de la durée de vie du système. Les effets attendus du changement climatique – et plus généralement des changements globaux – remettent en question cette hypothèse de stationnarité, ce qui conduit MILLY et al. [2008] à indiquer : “Il nous faut trouver des moyens d’identifier des modèles probabilistes non-stationnaires de variables environnementales pertinentes et utiliser ces modèles pour optimiser les systèmes de gestion de l’eau”.

1.1.2. En pratique

La non-stationnarité d’un phénomène peut dépendre d’un ou plusieurs facteurs, qu’il convient d’identifier afin d’en proposer une description adéquate ; cette identification peut être empirique s’il n’y a pas de connaissance *a priori* du phénomène étudié ou basée sur une connaissance d’expert. De plus, la non-stationnarité peut prendre différentes formes : il peut s’agir d’une évolution systématique (tendance linéaire), d’une évolution périodique (signal sinusoïdal), d’un point de rupture précédé/suivi d’une croissance, décroissance ou d’un plateau, etc. En se basant sur ces deux aspects (facteur(s) et forme de dépendance), il est possible de proposer une formulation mathématique et d’en établir de façon objective la pertinence. Dans la suite de cette thèse ne seront considérées que des évolutions temporelles linéaires, une approche justifiée par l’analyse empirique des données.

Il convient de noter que si elle est d'abord employée à des fins de détection, l'étude de la non-stationnarité d'une variable climatique est liée à la question de l'attribution, c'est-à-dire de la nature des mécanismes à l'œuvre dans l'évolution caractérisée : la non-stationnarité peut s'inscrire dans un mode de variabilité interne du climat ou résulter d'un forçage externe naturel ou anthropique, ces deux aspects pouvant se compenser ou s'amplifier, avec des implications importantes pour les utilisateurs finaux.

1.2. Notion de ratio signal-sur-bruit

Le ratio signal-sur-bruit (S/B) est utilisé dans la détection de tendance pour caractériser l'amplitude d'un signal en comparaison des fluctuations autour de celui-ci et qui correspondent à du bruit, comme illustré par la figure V.1a : les variabilités haute fréquence (courbe verte) et basse fréquence (courbe bleue) se superposent et, selon l'amplitude de ces dernières relativement au signal (droite rouge), le signal total est identifié de façon plus ou moins robuste. Un test de Mann-Kendall indique que les tendances linéaires pour les deux cas idéalisés considérés ici (figure V.1b, voir légende pour les détails) ont des p -valeurs¹ de 0.16 et 0.0006.

1. Probabilité de se tromper en rejetant l'hypothèse nulle "il n'y a pas de tendance" (cf. SECTION 3.4.1).

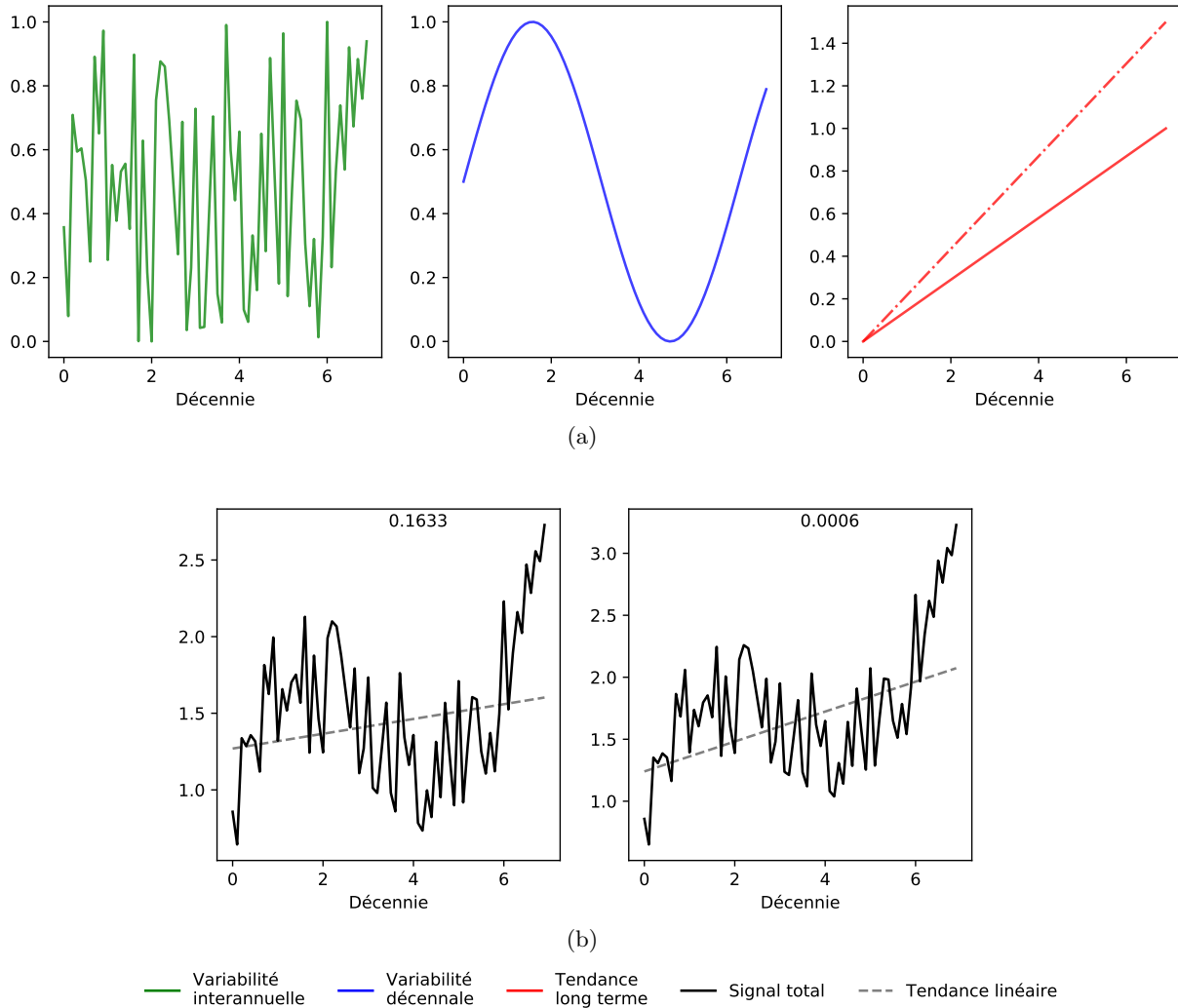


FIGURE V.1 – (a) Séries synthétiques construites à partir de un échantillon de valeurs aléatoires comprises entre 0 et 1 représentant la variabilité interannuelle (gauche), une sinusoïde représentant la variabilité décennale (centre) et une fonction affine représentant une tendance linéaire. (b) Somme de ces trois signaux et tendance linéaire (pointillés) avec sa p -valeur (estimée par un test de Mann-Kendall). À droite, la tendance linéaire est prescrite à 1,5 fois la valeur de la tendance de gauche (ligne en tirets-pointillés rouges).

FREI & SCHÄR [2001] définissent le concept de *probabilité de détection* de tendances dans les événements de pluie extrêmes (dont une définition rigoureuse sera donnée à la SECTION 3); ils relèvent que cette probabilité dépend de la force de la tendance, de la longueur de l’enregistrement et du niveau de rareté de l’événement auquel on s’intéresse. Le choix de la statistique dont on cherche à évaluer la non-stationnarité est donc déterminant. Cette problématique est bien illustré par les précipitations moyennes et extrêmes : s’il est attendu que les dernières augmentent plus fortement ($\sim 6.5 \% K^{-1}$) que les premières ($\sim 2 \% K^{-1}$), la plus forte variabilité des extrêmes (à l’échelle interannuelle par exemple) altère la capacité de détection d’un signal.

Enfin, signal et bruit peuvent être liés ; dans le cas des précipitations, il est attendu une augmentation de la variabilité des cumuls à des échelles de temps allant de la journée à la décennie [RIND et al., 1989 ; BOER, 2009 ; PENDERGRASS et al., 2017 ; WOOD et al., 2021]. Tenir compte de cette augmentation peut donc constituer un élément de détection supplémentaire, une recommandation

émise par SAROJINI et al. [2016] : “les techniques de détection et attribution doivent tenir compte explicitement des facteurs de variabilité des précipitations [...] plutôt que de traiter cette variabilité comme du bruit dans l’analyse”. Si KATZ & BROWN [1992] montrent qu’une sensibilité accrue des extrêmes se traduit par une augmentation de la variabilité de la distribution des pluies, il n’en reste pas moins que détecter un changement statistiquement significatif de la variabilité – un moment d’ordre 2 – est plus délicat, en raison de sa plus forte variance d’échantillonnage.

1.3. Effets d’échantillonnage

Une difficulté inhérente à la plupart des études statistiques tient à la représentativité de l’échantillon considéré au regard de la population totale ; de cette représentativité dépend la robustesse des conclusions qui peuvent être tirées. Dans le cas d’événements de pluie, il est évident qu’ils ne peuvent pas tous être observés. Cela tient à la combinaison i) de réseaux d’observations forcément lacunaires (dans le temps et dans l’espace), ii) de la nature très variable de la pluie, à la fois dans le temps et dans l’espace, et iii) des capteurs, pas toujours capables de mesurer correctement les quantités (satellites et radars notamment). Cela est d’autant plus le cas pour des événements de nature convective, relativement brefs (durée de quelques heures) et localisés (étendue spatiale de quelques dizaines à centaines de km²). Ce problème d’échantillonnage est exacerbé lorsque l’on s’intéresse aux événements extrêmes : un extrême peut être défini de différentes façons (cf. SECTION 3) mais dans tous les cas, considérer un échantillon d’événements extrêmes revient à tronquer sensiblement l’échantillon original (d’autant plus que la définition d’extrême est “exigeante”), affectant ainsi la robustesse de l’étude statistique. La figure V.2 illustre l’effet d’une valeur maximale annuelle de pluie journalière sur la valeur d’une tendance linéaire (estimations de Theil-Sen¹) et sa significativité (test de Mann-Kendall) : avec la série originale, la tendance est de 12 % décennie⁻¹ et a une p -valeur de 0.05 (courbe et droite pleines). Dans la série modifiée (la valeur de 2012 est supprimée), la tendance est de 9 % décennie⁻¹ et sa p -valeur de 0.1 (courbe et droite en tirets) ; en utilisant un risque de première espèce à 10 % (valeur seuil assez usuelle) on en viendrait à considérer la série originale comme non-stationnaire, alors que la non-stationnarité serait rejetée dans la série modifiée.

1. Egal à la médiane m des pentes $(y_j - y_i)/(x_j - x_i)$ où (i, j) , $i \neq j$, sont toutes les paires de points de la série et y_i , y_j les valeurs correspondantes [THEIL, 1950 ; SEN, 1968]. L’ordonnée à l’origine est ensuite obtenue comme la médiane b des $y_i - mx_i$. Soit N le nombre de valeurs de la série, il y a $N(N - 1)/2$ paires [KENDALL, 1938].

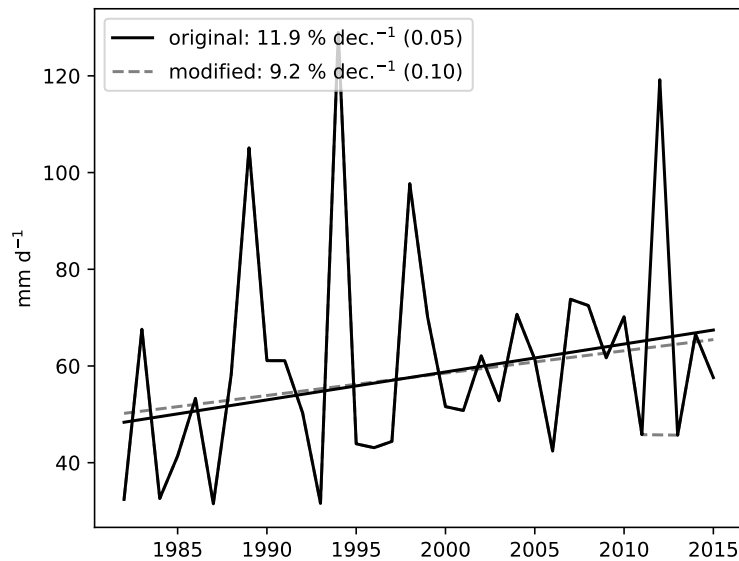


FIGURE V.2 – Séries de maxima annuels de pluie journalière (mm d^{-1}) à la station de Niamey Aéroport et tendances linéaires sur la période 1982–2015. La série originale est en trait plein noir. Dans la série modifiée (trait en tirets gris), la valeur de 2012 est remplacée par une valeur manquante (NaN). Dans la légende sont indiquées pour chaque série la valeur de la tendance (en % décennie⁻¹) et la p -valeur associée d’après un test de Mann-Kendall.

En plus de la variabilité dans le temps, la variabilité spatiale des événements extrêmes est également un obstacle à la détection de tendance à l’échelle d’une station. Cela est illustrée par la figure V.3, qui montre deux séries temporelles de maxima annuels de pluies journalières enregistrées à deux stations de l’observatoire AMMA-CATCH Niger distantes de quelques dizaines de kilomètres. Bien qu’aucune de ces tendances ne soit significative, elles ont des signes différents. La figure V.3c montre la forte variabilité spatiale des tendances sur une zone pourtant climatologiquement homogène, illustrant l’effet de la variance d’échantillonnage : parmi les 30 stations réparties sur une zone de 16000 km^2 , 19 ont des tendances positives et 11 ont des tendances négatives.

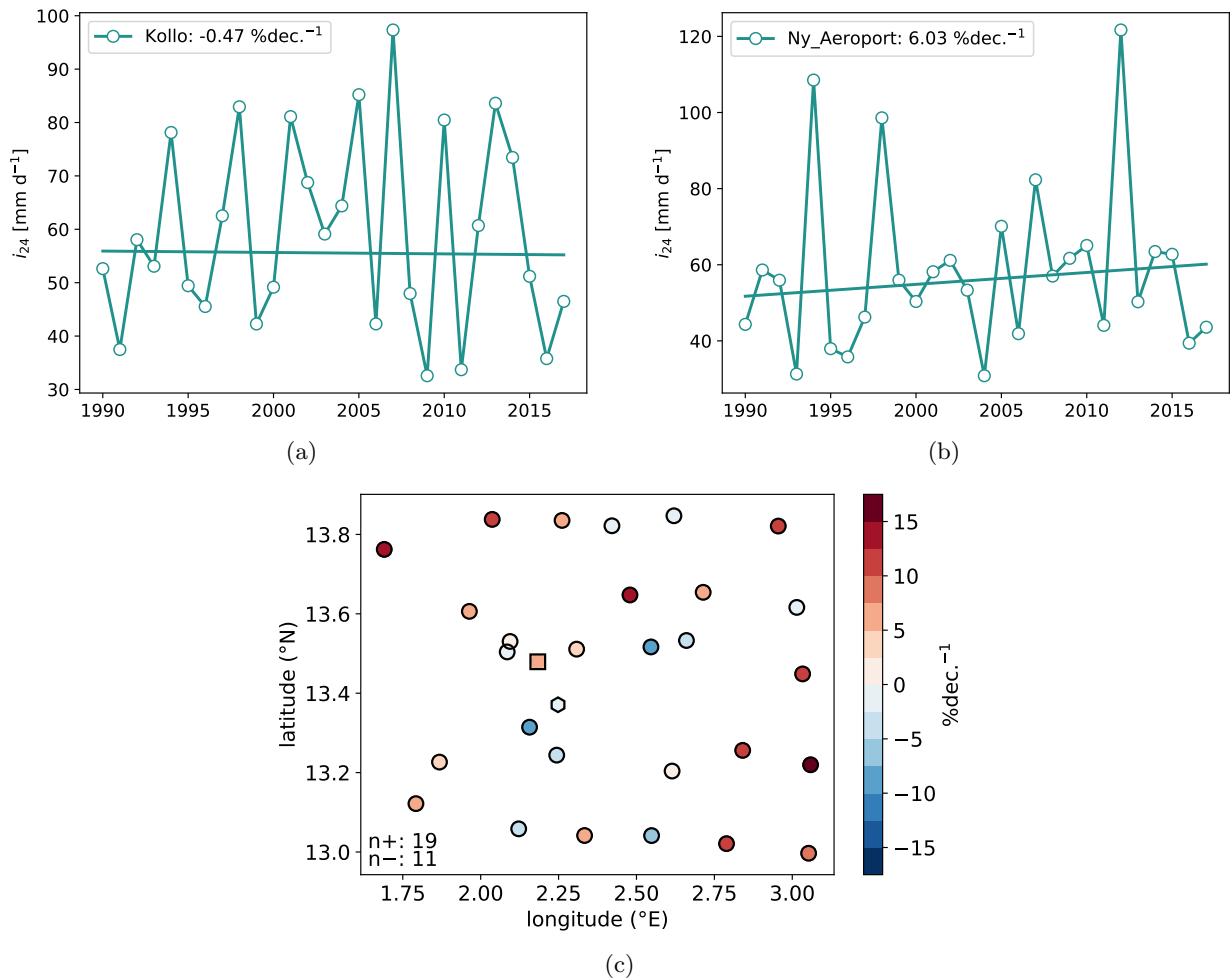


FIGURE V.3 – Séries temporelles 1990–2017 de maxima annuels de pluie journalière aux stations de (a) Kollo et (b) Niamey Aéroport et tendances linéaires (en % décennie⁻¹). (c) Tendances linéaires aux 30 stations d’un réseau de pluviomètres au Niger. Les stations de Kollo et Niamey Aéroport sont indiquées avec un hexagone et un carré, respectivement. Le nombre de tendances positives (n+) et négatives (n-) est indiqué en bas à gauche.

Certaines approches statistiques permettent de réduire sensiblement ces effets d’échantillonnage, en rassemblant de manière cohérente plusieurs échantillons ponctuels, augmentant ainsi la capacité de détection d’une tendance ou autre changement (voir par exemple RENARD et al., 2008; FISCHER et al., 2013; WESTRA et al., 2013 pour des applications d’approches régionales pour la détection de tendances).

2. Approches statistiques de description des pluies

Cette partie donne un aperçu des méthodes existantes dans la littérature pour caractériser le processus de pluie à l’échelle journalière voire infra-journalière. La lecture de cette partie n’est pas indispensable à la compréhension du travail effectué par la suite mais doit plutôt être vue comme une introduction générale et non-exhaustive de la modélisation statistique des pluies.

2.1. Approche empirique

Une première approche descriptive de la pluviométrie consiste à caractériser de façon empirique certaines propriétés du processus de pluie (horaire, journalier, mensuel, etc), telles que l'intensité et l'occurrence. Une telle approche ne fait pas d'hypothèse particulière sur les distributions de ces caractéristiques. Il est possible de sous-échantillonner les valeurs de pluie à l'aide de seuils afin de mettre l'accent sur des valeurs particulières.

Cette approche est notamment privilégiée par le projet CLIVAR (Climate Variability and Predictability), mené conjointement par l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) et le programme de recherche sur le climat mondial (World Climate Research Programme, WRCP) ; c'est dans ce cadre qu'ont été développés des indices pluviométriques par l'équipe d'experts sur la détection du changement climatique (Expert Team on Climate Change Detection Indices, ETCCDI) afin de documenter de manière cohérente à travers le monde l'évolution de la pluviométrie [EASTERLING et al., 2003]. Repris dans un grand nombre d'études, ces indices ont notamment permis de suivre l'évolution des précipitations journalières à l'échelle globale depuis le début du 20e siècle dans les observations [ALEXANDER et al., 2006 ; DONAT et al., 2013 ; DUNN et al., 2020] et les modèles de climat [SILLMANN et al., 2013 ; KIM et al., 2020].

L'approche empirique est limitée pour au moins deux raisons :

- elle ne permet pas d'accéder de façon robuste à certains indicateurs tels que les périodes de retour utilisées notamment pour le dimensionnement d'ouvrages hydrauliques, dont l'échelle de temps des valeurs dimensionnantes est souvent supérieure à la taille des séries temporelles disponibles. Des approches paramétriques basées sur des lois statistiques sont dès lors indiquées pour décrire la distribution des valeurs de pluie et permettre d'interpoler et d'extrapoler les estimations de niveaux/périodes de retour.
- elle ne permet pas un regroupement cohérent de données de pluies tenant compte de comportements statistiques spécifiques à l'échelle d'une région (gradient par exemple), et/ou sur une gamme de durée d'enregistrement. Là encore, une approche paramétrique est indiquée pour modéliser de tels comportement ; des métriques particulières sont alors requises pour estimer le gain d'une telle approche.

2.2. Approches par la modélisation

Une autre approche de description possible consiste à utiliser des lois statistiques ajustées aux valeurs de pluie et d'étudier l'évolution de leurs paramètres. KATZ [1999] relève que "les modèles stochastiques de précipitation sont particulièrement utiles pour s'attaquer aux problématiques relevant du changement climatique". Il convient donc de recourir à des modélisations adaptées du processus de précipitation. Tout d'abord, la pluie étant un phénomène intermittent, il y a un besoin de modéliser les occurrences. Ensuite, les cumuls de précipitation présentent une asymétrie positive : une majeure partie des précipitations annuelles se répartie sur un faible nombre de jours fortement pluvieux, tandis qu'un plus grand nombre de jours faiblement pluvieux n'en représente qu'une petite partie. Ainsi, PENDERGRASS & KNUTTI [2018] estiment qu'en moyenne globale, la moitié du cumul annuel – en un point donné – tombe au cours des 12 jours les plus humides. Il est donc nécessaire d'avoir recours

à des distributions statistiques qui tiennent compte de ces particularités. Enfin, il faut un modèle statistique unifiant ces deux aspects (occurrences et intensités) pour avoir une description complète.

2.2.1. Modélisation des occurrences

2.2.1.a. Chaîne de Markov

Plusieurs modèles ont été proposés pour représenter la distribution de l'occurrence des jours pluvieux. GABRIEL & NEUMANN [1962] proposent une description de l'occurrence des pluies journalières par une chaîne de Markov de premier-ordre, dans laquelle la probabilité d'un jour pluvieux ne dépend que de l'état du jour précédent, selon qu'il ait été sec (dry day, dd) ou humide (wet day, wd). Les paramètres du modèle, appelés probabilités de transition, sont définies par :

$$p_0 = \Pr\{wd \mid \text{previous } dd\} \quad \text{et} \quad p_1 = \Pr\{wd \mid \text{previous } wd\} \quad (\text{V.1})$$

Un tel modèle tient compte de la dépendance au sein de la séquence de jours considérés et permet de calculer des propriétés de cette séquence, telles que :

- la probabilité d'un jour pluvieux i jours après un jour pluvieux : $\pi + (1 - \pi)d^i$
- la probabilité d'un jour pluvieux i jours après un jour sec : $\pi + \pi d^i$

avec $d = p_1 - p_0$ le paramètre de "persistence" et $\pi = p_0/(1 - d)$ la probabilité absolue d'un jour pluvieux. Les auteurs prennent le soin de pointer le manque de fondement physique de ce modèle mais notent sa remarquable adéquation aux données utilisées dans leur étude. Enfin, ils notent que le nombre moyen de jours pluvieux $N(T)$ d'une séquence suffisamment longue de T jours tend vers une loi normale d'espérance $E[N(T)] = T\pi$. Un exemple d'utilisation de chaîne de Markov du premier ordre sur le Sahel est donné par l'étude de GERBAUX et al. [2009], dans laquelle p_0 et p_1 dépendent du jour de l'année pour tenir compte du cycle saisonnier. Si l'usage d'une chaîne de Markov de premier ordre est assez largement utilisé, CHIN [1977] montre que des ordres supérieurs devraient également être considérés, avec une forte dépendance de l'ordre à la saison et à la localisation géographique, et donc aux mécanismes physiques impliqués.

2.2.1.b. Loi de Poisson

Une autre façon de modéliser les occurrences consiste à considérer que la durée entre deux événements sur une période T suit une loi exponentielle de paramètre μ , ce qui revient à dire que le nombre d'événements n sur cette période suit une loi de Poisson de paramètre $\lambda = T/\mu$, nombre moyen d'événements sur T [RIBSTEIN, 1983]. La fonction de densité de n est :

$$f(n) = \frac{e^{-\lambda} \times \lambda^n}{n!} \quad (\text{V.2})$$

2.2.2. Modélisation des cumuls

Il existe une variété de modèles statistiques pour décrire la distribution des pluies journalières (voir par exemple GROISMAN et al., 1999 ; BURGUEÑO et al., 2010 ; YE et al., 2018). Dans cette section sont présentés trois d'entre eux, à l'aide d'exemples illustrant les problématiques inhérentes à cette

approche paramétrique. La figure V.4 montre les lois exponentielle (exp), gamma et Pearson 3 (pe3) ajustées sur les données de pluie journalière aux stations de Niamey (13.3 °N, 2.1 °E) et Ziguinchor (12.6 °N, 16.3 °W) entre 1990 et 1999 (sur les données du mois de juillet afin d'éviter l'influence du cycle saisonnier). Les lois sont ajustées avec la méthode des L-moments (LMOM, voir HOSKING, 1990). La loi exponentielle est un cas particulier de la loi gamma (avec un paramètre de forme égal à 1) et de la loi de Pearson 3, qui comprend un paramètre de position.

La qualité de l'ajustement est évaluée par un test de Kolmogorov-Smirnov (KS), dont la statistique mesure la distance maximale entre l'échantillon et la distribution théorique¹ (valeur entre parenthèses sur les figures V.4a, b). Un test d'ajustement d'Anderson-Darling, qui est une mesure de la distance entre distribution théorique et échantillon empirique intégrée sur l'ensemble des valeurs², donne des résultats qualitativement similaires. Les diagrammes quantile-quantile (figures V.4c et d) montrent quelles parties de la distribution empirique sont sous-/sur-estimées par les différents modèles. L'erreur d'estimation est calculée par l'erreur moyenne absolue³ (MAE, nombres entre parenthèses).

La loi de Pearson 3 est celle qui s'ajuste le mieux sur les données de Niamey tandis qu'à Ziguinchor, les lois exponentielles et gamma ont les meilleures performances. Dans tous les cas, les queues de distributions, notamment les valeurs les plus fortes, sont sous-estimées par le modèle avec une compensation en milieu de distribution. Les valeurs plus faibles de statistique de KS et de MAE à la station de Ziguinchor montrent que les modèles s'ajustent mieux aux données, en raison d'une taille d'échantillon plus grande (les fréquences de jours pluvieux pour Niamey et Ziguinchor sont 34 % et 63 %, respectivement).

1. $\max\{|F(x) - \text{CDF}_{emp}(x)|\}$, où F et CDF_{emp} sont les distributions ajustées et empiriques.

2. $\text{AD stat} = \int_{-\infty}^{+\infty} [F(x) - \text{CDF}_{emp}(x)]^2 \cdot dx$

3. $\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{abs}(x_i - x_i^*)$ où x et x^* sont les quantiles empiriques et estimés.

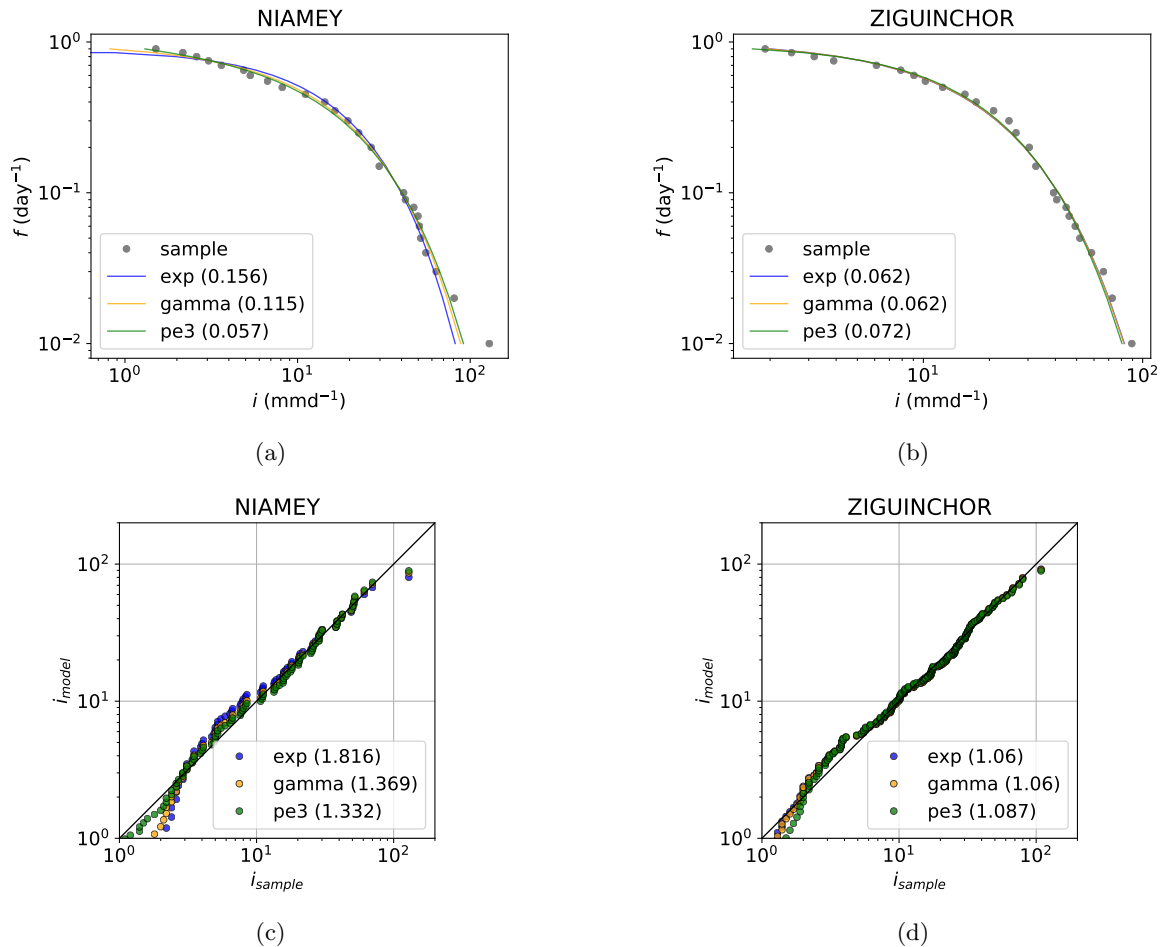


FIGURE V.4 – (a), (b) Fréquence f (j^{-1}) des pluies journalières i (mm j^{-1}) du mois de juillet observées entre 1990 et 1999 (points gris) aux stations de Niamey (a) et Ziguinchor (b) et issues des distributions exponentielle (bleu), gamma (orange) et Pearson 3 (vert) ajustées sur l'échantillon observé avec la méthode des L-moments. Le nombre entre parenthèse indique la statistique du test d'ajustement de Kolmogorov-Smirnov (KS). (c), (d) Diagrammes quantile-quantile entre l'échantillon observé et les trois distributions pour les stations de Niamey (c) et Ziguinchor (d). Le nombre entre parenthèse indique la MAE.

La robustesse de cette analyse est évaluée en ajustant ces trois modèles théoriques aux données de pluies journalières du mois de juillet pour plusieurs stations en Afrique de l'Ouest. Quatre échantillons, pour les 4 décennies entre 1950 et 1990 (en raison de la disponibilité des données) sont considérés pour chaque station. La figure V.5 montre la statistique de KS et la MAE en fonction de la fréquence de jours pluvieux, pour chaque échantillon. De manière générale, la loi de Pearson est celle qui s'ajuste le mieux, avec une statistique de KS médiane de 0.075 et une MAE médiane de 1.26 (contre 0.091 et 1.56 pour la loi exponentielle, et 0.08 et 1.4 pour la loi gamma, les 3 échantillons étant statistiquement différents les uns par rapport aux autres). Cependant, c'est aussi la loi qui présente les erreurs d'ajustement les plus importantes lorsque la taille de l'échantillon est réduite, illustrant la difficulté à ajuster un modèle plus complexe sur de petits échantillons.

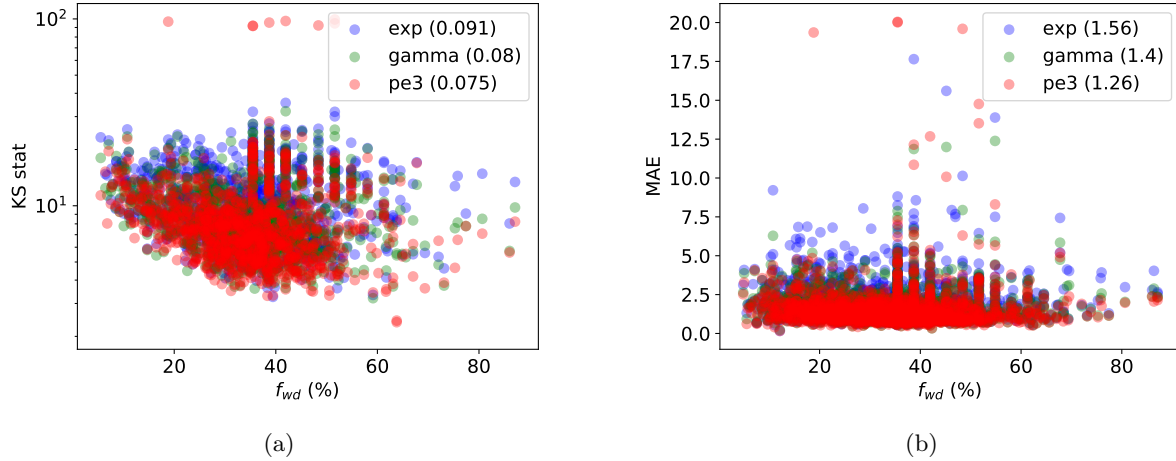


FIGURE V.5 – (a) Statistique du test de KS ($\times 100$ et en coordonnées logarithmiques pour une meilleure lisibilité) et (b) MAE pour les trois distributions théoriques (exponentielle, gamma, Pearson 3) ajustées sur les pluies journalières de 936 stations en Afrique de l’Ouest, en fonction de la fréquence de jours pluvieux (f_{wd}). Les nombres entre parenthèses indiquent les scores médians.

Choisir un modèle statistique pour représenter un échantillon de pluie demande donc de faire un compromis entre sa flexibilité (le nombre de paramètre(s)) et sa robustesse (sa capacité à conserver ses paramètres pour différents échantillons). La loi gamma présente l’avantage d’être relativement facile à interpréter, à la fois physiquement et statistiquement. Sa densité de probabilité est donnée par l’équation V.3 :

$$f_X(x) = \Pr[X \leq x] = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\theta^\alpha} x^{\alpha-1} \exp^{-\frac{x}{\theta}}, \quad x, \alpha, \theta > 0 \quad (\text{V.3})$$

où $\alpha > 0$ et $\theta > 0$ sont les paramètres de forme et d’échelle, respectivement. Le premier contrôle la probabilité des petits événements de pluie, avec une asymétrie de la distribution qui diminue à mesure que α augmente. Le paramètre d’échelle est davantage lié aux événements forts. À noter que la variable aléatoire X/θ suit une distribution gamma de paramètres α et $\theta = 1$. La moyenne de la loi gamma est $\mu = \alpha\theta$ et sa variance $\sigma^2 = \alpha\theta^2$.

MARTINEZ-VILLALOBOS & NEELIN [2019] proposent une interprétation physique de la pertinence de cette distribution pour représenter les cumuls de pluie journalière. Ils décomposent pour cela le cumul journalier en un cumul par événement et un nombre d’événements par jour de pluie, la relation entre les distributions de ces deux éléments définissant la distribution des cumuls journaliers. Cette décomposition permet de relier cumul événementiel et occurrence au bilan d’eau d’une colonne atmosphérique qui résulte, au cours d’un épisode pluvieux, de l’équilibre entre évaporation, convergence et précipitation (voir aussi NEELIN et al., 2022).

2.2.3. Loi complète

La combinaison d’un modèle pour les occurrences d’une part et pour les intensités d’autre part permet une description statistique complète du processus de précipitation. Cette section présente brièvement deux de ces lois complètes.

2.2.3.a. Chain-dependent process

Le modèle proposé par KATZ [1977] repose sur les deux hypothèses suivantes, où $\{X_n : n = 1, 2, \dots\}$ est le cumul de précipitation du jour n :

- la distribution de X_n dépend de J_{n-1} où $\{J_{n-1} : n = 1, 2, \dots\}$ est une chaîne de Markov de premier-ordre définie telle que $J_{n-1} = 0$ et $J_{n-1} = 1$ correspondent à un jour sec et un jour pluvieux, respectivement.
- les cumuls de précipitation X_n sur plusieurs jours pluvieux consécutifs sont indépendants.

Ainsi, la fonction de distribution conditionnelle des cumuls journaliers X_n est définie par : $F_i(x) = \Pr \{X_n \leq x \mid J_{n-1} = i, J_n = 1\}$, $i = 0, 1$. L'implémentation de ce modèle est également décrite par TODOROVIC & WOOLHISER [1975] qui, à partir d'un modèle combinant une loi Binomiale ou une chaîne de Markov pour les occurrences et une loi exponentielle pour les intensités, dérivent les expressions analytiques de l'espérance et de la variance du cumul et du maximum de précipitation pour une séquence période de durée donnée. KATZ & PARLANGE [1995] testent la validité de ce modèle pour décrire les pluies horaires ; ils montrent qu'une chaîne de Markov ayant, d'une part, un cycle diurne dans une des probabilités de transition (cf. V.1) et, d'autre part, des intensités de pluie autocorrélées avec un cycle diurne dans leur moyenne et la variance donne une description satisfaisante du processus de pluie agrégé à l'échelle journalière. Cela conduit les auteurs à conclure que "pour des utilisations pratiques, les chain-dependent processes ont des avantages certains".

2.2.3.b. Loi des fuites

La loi des fuites consiste en une association d'une loi de Poisson pour la description des occurrences et d'une loi exponentielle pour l'intensité des jours pluvieux. Soit n un nombre aléatoire issu d'une loi de Poisson de paramètre λ et y une variable aléatoire issue d'une loi exponentielle de paramètre s , RIBSTEIN [1983] montre que $x = y_1 + \dots + y_n$ suit une loi de Pearson 3 et la variable réduite $X = x/s$ a une loi marginale de densité de probabilité :

$$f(X) = \lambda e^{-\lambda} e^{-X} \frac{I_1(2\sqrt{\lambda X})}{\sqrt{\lambda X}} \quad (\text{V.4})$$

où $I_1(2\sqrt{\lambda X})$ est la fonction de Bessel modifiée d'ordre 1¹. Dans le cas où le processus est stationnaire sur T , il est possible de déduire la loi des fuites pour toute période $T' = kT$, de paramètres $s' = s$ et $\lambda' = k\lambda$. La validité de ce modèle pour l'étude des pluies journalières et mensuelles est démontrée pour le cas du Sahel central par LE BARBÉ & LEBEL [1997].

2.2.4. Etude des changements à partir d'une loi gamma : exemples

La loi gamma, du fait de l'interprétabilité de ses paramètres, a été largement utilisée pour caractériser les changements dans les caractéristiques des précipitations dans un contexte de changement climatique. GROISMAN et al. [1999] étudient la sensibilité des pluies journalières extrêmes à un changement de pluviométrie moyenne, dans différentes régions du monde. En supposant une distribution de

1. $I_1(2\sqrt{\lambda X}) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(\sqrt{\lambda X})^{2n+1}}{n!(n+1)!}$

Bernouilli des occurrences et en notant P_{pr} la probabilité d'un jour pluvieux, le cumul de précipitation a pour fonction de répartition :

$$F(x) = 1 - P_{\text{pr}} + P_{\text{pr}} \int_0^x p(\alpha, \theta, t) dt \quad (\text{V.5})$$

où $p(\alpha, \theta)$ est la fonction de densité de la loi gamma avec α et θ les paramètres de forme et d'échelle. La précipitation moyenne issue de ce modèle est : $\bar{P} = P_{\text{pr}}\alpha\theta$. Après avoir montré la stationnarité spatiale et temporelle de α et en l'absence de tendance significative sur P_{pr} , les auteurs montrent la forte sensibilité des cumuls journaliers supérieurs à un seuil défini régionalement à un changement de la pluviométrie moyenne : une augmentation de 5 % de la moyenne estivale se traduit par une augmentation de 20 % de la probabilité des extrêmes, dont la contribution au cumul saisonnier passe de 5–10 % à 20–30 % selon les régions. L'annexe A illustre l'impact d'un changement de la précipitation moyenne mensuelle sur la fréquence et l'intensité de différents percentiles de pluie journalière pour un exemple synthétique à partir de la station de Niamey (Niger).

WATTERSON & DIX [2003] étudient les changements dans les paramètres d'une loi gamma ajustée ponctuellement sur les données journalières d'un modèle de climat, pour les périodes 1961–1990 et 2071–2100 avec un scénario de fort réchauffement global et font le lien avec les cumuls mensuels. Ils notent une augmentation du paramètre d'échelle et une légère diminution du paramètre de forme, à toutes les latitudes. En définissant la précipitation moyenne mensuelle comme :

$$P = \pi\alpha\theta \quad (\text{V.6})$$

où π est la fréquence des jours pluvieux, chacun des trois paramètres contribue notablement aux variations de la pluie mensuelle P (avec $\Delta P/P = \Delta\pi/\pi + \Delta\alpha/\alpha + \Delta\theta/\theta + \epsilon$, où ϵ représente la part due aux co-fluctuations des différents termes).

Dans la même veine, WATTERSON [2005] quantifie l'impact du réchauffement global sur la variabilité des précipitations à l'échelle mensuelle, en utilisant une chaîne de Markov pour représenter les occurrences et une loi gamma pour les cumuls journalier. Bien qu'en moyenne globale, le modèle stochastique sous-estime la variabilité des précipitations mensuelles, l'auteur montre qu'une légère diminution de la fréquence et du paramètre de forme provoque une augmentation du coefficient de variation des précipitations mensuelles. En particulier dans les régions sous-tropicales et les moyennes latitudes de l'hémisphère nord en hiver, l'augmentation du coefficient de variation en climat futur est majoritairement due à une réduction de la fréquence des jours pluvieux.

Ces quelques études montrent l'intérêt de la modélisation statistique pour caractériser des changements dans les régimes pluviométriques. Il est également possible, à partir de ces loi complètes, de décrire de manière plus précise les pluies extrêmes.

2.2.5. De la distribution complète à la théorie des valeurs extrêmes

2.2.5.a. Du chain-dependent process à la loi de Gumbel

KATZ [1999] propose le passage du “chain-dependent process” à un modèle pour les valeurs extrêmes. Ce modèle repose sur le fait que la valeur maximale parmi n variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées sur une période T , $M_T = \max \{X_1, X_2, \dots, X_T\}$, a un comportement asymptotique qui tend vers une loi des valeurs extrêmes généralisées (Generalized Extreme Value, GEV, détaillée plus loin à la SECTION 3). En particulier, si la loi parente¹ est une loi gamma de paramètres $\{\alpha, \theta\}$, le comportement asymptotique de M_T est décrit par une GEV de type I :

$$\Pr [a_T(M_T - b_T) \leq x] \rightarrow G(x) = \exp(-\exp^{-x}) \quad (\text{V.7})$$

avec $a_T = 1/\theta$ et $b_T/\theta = c_T + (\alpha - 1)\ln c_T$ où $c_T = \ln[T/\Gamma(\alpha)]$. La valeur x ayant une probabilité de dépassement $p = \Pr [M_T > x(p)]$, $x(p)$, a pour expression :

$$x(p) = b_T - \ln [-\ln(1 - p)] / a_T \quad (\text{V.8})$$

Ces fondamentaux théoriques sont étendus aux pluies extrêmes issues d’un chain-dependent process, en distinguant deux cas :

- la fonction de répartition (Cumulative Distribution Function, CDF) du processus complet étant $F(x) = (1 - \pi) + \pi F_1(x)$ avec π la probabilité d’un jour pluvieux d’après une chaîne de Markov de premier-ordre et F_1 la CDF de X conditionnée aux occurrences (par exemple une loi gamma), la théorie des extrêmes (équation V.7) s’applique à F . KATZ [1999] notent que cela suppose que l’équation V.7 reste valable en présence de dépendance dans la série temporelle (induite par la chaîne de Markov).
- Lorsque la valeur maximale est prise parmi un nombre aléatoire $N(T)$ de variables aléatoires X ($M_T = \max \{X_1, X_2, \dots, X_{N(T)}\}$), puisque $N(T)/T \rightarrow \pi$ lorsque $T \rightarrow \infty$ (cf. PARAGRAPHE 2.2.1.A ci-dessus), la loi GEV de type I a un paramètre de position $\ln \pi$.

Dans ces deux cas de figure, la constante de normalisation c_T devient $c_T = \ln[\pi T/\Gamma(\alpha)]$; le niveau de retour $x(p)$ dépend alors des trois paramètres du chain-dependent process (π , α et θ). La validité de cette approche est notamment montrée par l’étude de WATTERSON & DIX [2003].

2.2.5.b. De la loi des fuites à la loi de Gumbel

La loi des fuites est un cas particulier du Point Process, cadre statistique qui, appliqué aux pluies extrêmes, combine une représentation i) des valeurs supérieures à un seuil τ par une distribution de Pareto généralisée (Generalized Pareto distribution, GPD), et ii) des occurrences de ces valeurs par une loi de Poisson de paramètre λ [COLES, 2001]; en effet, une loi GPD avec un paramètre de forme $\xi = 0$ est une loi exponentielle. MADSEN et al. [1997] démontrent que les relations entre paramètres d’une loi GEV (μ , σ , ξ) et ceux d’un Point Process (τ , λ , α , ξ) sont données par :

1. Loi qui décrit l’ensemble des valeurs de pluie journalière.

$$\begin{aligned}\mu &= \tau - \frac{\alpha}{\xi'}(1 - \lambda^{\xi'}) \text{ si } \xi' \neq 0, \quad \mu = \tau + \alpha \ln \lambda \text{ si } \xi' = 0 \\ \sigma &= \alpha \lambda^{\xi'} \\ \xi &= \xi'\end{aligned}\tag{V.9}$$

Dès lors, en représentant les pluies journalières par une loi des fuites de paramètres m (moyenne des pluies journalière) et λ (occurrence moyenne), l'équation V.9 devient, avec $\tau = 0$ et $\xi' = 0$:

$$\begin{aligned}\mu &= m \times \ln \lambda \\ \sigma &= m \\ \xi &= 0\end{aligned}\tag{V.10}$$

L'équation V.10 fournit donc une relation entre cumuls annuel ($m \times \lambda$) et extrêmes. Ce cadre est notamment utilisé par PANTHOU et al. [2014b] et sera repris au CHAPITRE VIII pour étudier le lien entre reprise pluviométrique et intensification des extrêmes au Sahel. L'annexe A illustre et détaille l'effet d'un changement d'occurrence moyenne (λ) et d'intensité moyenne (m) de la loi des fuites sur les niveaux et périodes de retour de la GEV de type I (loi de Gumbel).

2.2.5.c. Limites

Ces descriptions des extrêmes de pluie partent d'une loi complète des cumuls pour dériver des expressions permettant de caractériser les comportements asymptotiques. Si la loi gamma présente l'avantage de fournir des expressions obtenues analytiquement et d'être physiquement interprétable (voir MARTINEZ-VILLALOBOS & NEELIN, 2019), sa représentation des événements extrêmes reste approximative ; à l'issue d'une comparaison des valeurs extrêmes estimées empiriquement et dérivées d'une loi gamma entre climat de référence et climat futur, WATTERSON & DIX [2003] reconnaissent que "pour les cas où la queue de la distribution gamma n'est pas bien reliée aux extrêmes, ces résultats peuvent être moins précis que ceux déterminés par l'ajustement direct de la distribution des valeurs extrêmes à un échantillon de valeurs de précipitation journalière plus grandes dans chaque climat". De plus, PAPALEXIOU & KOUTSOYIANNIS [2012] avancent le risque de sous-estimation des extrêmes que fait peser une modélisation des pluies journalières par une loi gamma. Enfin, YE et al. [2018] montrent à l'aide de tests d'ajustement basés sur les ratios de L-moments (L-skew vs L-kurtosis, L-Cv vs L-skew), que la loi kappa est la mieux à même de représenter la queue de distribution des cumuls journaliers, mais ne recommandent pas l'usage de cette distribution – à 4 paramètres – du fait de sa trop grande complexité. Il convient donc de recourir à une approche statistique permettant une description plus réaliste des pluies extrêmes.

3. Cadre statistique pour l'étude de l'évolution des extrêmes

La section précédente a mis en lumière l'intérêt qu'il y a à adopter un cadre de modélisation statistique spécifique aux extrêmes. Cette section présente le cadre utilisé tout au long de ce manuscrit

pour décrire les propriétés statistiques des pluies extrêmes sur le Sahel et leurs évolutions. Entre autres avantages, exposés au long de cette section, ce cadre permet de décrire les extrêmes avec des valeurs particulières d'intensité et de fréquence, appelées niveaux et périodes de retour, couramment utilisées dans l'ingénierie hydrologique par exemple, et plus généralement dans les milieux où il est fait un usage opérationnel des pluies extrêmes.

3.1. Théorie des valeurs extrêmes

La Théorie des Valeurs extrêmes (Extreme Value Theory, EVT) consiste à "décrire l'inhabituel" [COLES, 2001]. Cette théorie offre un cadre qui s'avèrent particulièrement bien adapté à la description des propriétés statistiques des événements de pluie extrêmes au Sahel, événements localisés dans le temps et dans l'espace et pouvant être considérés comme indépendants. L'EVT propose deux façons de modéliser statistiquement les extrêmes, qui se distinguent par la façon de sélectionner les valeurs parmi l'échantillon complet.

Dans la méthode du Block Maxima Analysis (BMA), la valeur maximale Z_n d'une série de n variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées X , $Z_n = \max \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ est extraite¹. Lorsque le bloc est une année, on parle alors de maxima annuels. Le théorème de Fisher-Tippett-Gnedenko [FISHER & TIPPETT, 1928 ; GNEDENKO, 1943], indique que s'il existe deux séquences de nombres réels $a_n > 0$ et b_n tels que la variable normalisée $Z_n^* = (Z_n - b_n)/a_n$ a une fonction de distribution non-dégénérée limite $F(z)$ ($\Pr \{Z_n^* \leq z\} \rightarrow F(z)$ lorsque $n \rightarrow \infty$), alors F appartient à l'une des trois familles de lois des valeurs extrêmes, réunies par la loi GEV, dont la fonction de répartition s'écrit :

$$F(z; \mu, \sigma, \xi) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\}, \text{ pour } \xi \neq 0 \text{ et } 1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) > 0 \quad (\text{V.11})$$

où μ , σ et ξ sont les paramètres de position, d'échelle (> 0) et de forme. Il est possible de distinguer trois lois selon la valeur de ξ , qui contrôle la queue de distribution (les valeurs les plus fortes des valeurs extrêmes) :

- la loi de Frechet (ou GEV de type II), avec une queue lourde et non-bornée, définie pour $\xi > 0$ et $z \in]\mu - \frac{\sigma}{\xi}; +\infty[$
- la loi de Weibull (ou GEV de type III), bornée et définie pour $\xi < 0$ et $z \in]-\infty; \mu - \frac{\sigma}{\xi}[$
- la loi de Gumbel (ou GEV type I), avec une queue légère et non-bornée, définie pour $\xi = 0$ et $z \in \Re$, dont la CDF s'écrit :

$$F(z; \mu, \sigma) = \exp \left[-\exp \left(-\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right] \quad (\text{V.12})$$

1. L'approche alternative est le Peak-Over-Threshold (POT), qui consiste à extraire toutes les valeurs d'une série supérieures à un seuil fixé au préalable. La difficulté principale de cette approche est qu'elle nécessite le choix d'une valeur seuil. À contrario, l'inconvénient du BMA est que, pour une année particulière, des valeurs qui auraient plus être un maximum d'autres années peuvent ne pas être sélectionnées, ce qui limite la taille de l'échantillon.

Dans sa forme générale, la fonction de densité de probabilité (Probability Density Function, PDF) de la distribution GEV s'écrit :

$$f(z; \mu, \sigma, \xi) = \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right]^{\frac{-1}{\xi} - 1} \times \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\} \quad (\text{V.13})$$

L'utilisation d'un modèle statistique permet d'estimer la probabilité d'un événement d'une intensité donnée (période de retour, T) ou inversement, l'intensité d'un événement ayant une probabilité donnée (niveau de retour, z_T), donnée respectivement par :

$$T = \frac{1}{1 - \exp[-(1 + \xi \frac{z - \mu}{\sigma})^{-1/\xi}]} \quad (\text{V.14})$$

et

$$z_T(\mu, \sigma, \xi) = \mu + \frac{\sigma}{\xi} \left\{ \left[-\log\left(1 - \frac{1}{T}\right) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \quad (\text{V.15})$$

avec $T = 1/(1 - q)$ où $q = \Pr \{Z \leq z_T\}$. Définir la probabilité d'un événement dont la valeur est supérieure au maximum de l'échantillon, ou l'intensité pour une période de retour supérieure à la longueur de l'échantillon, constitue une extrapolation voire, d'après KLEMEŠ [2002], une spéculation. La figure V.6 illustre la PDF empirique d'un échantillon de 200 valeurs généré par un modèle GEV. Les niveaux de retour 10 ans issus de l'échantillon et du modèle sont également représentés en bleu et rouge, respectivement. Ces valeurs de pluie extrêmes étant des critères dimensionnants (résistance d'un ouvrage, capacité d'un réseau de drainage, etc), ce sont des caractéristiques pertinentes pour les utilisateurs concernés (ingénieurs, hydrologues, décideurs).

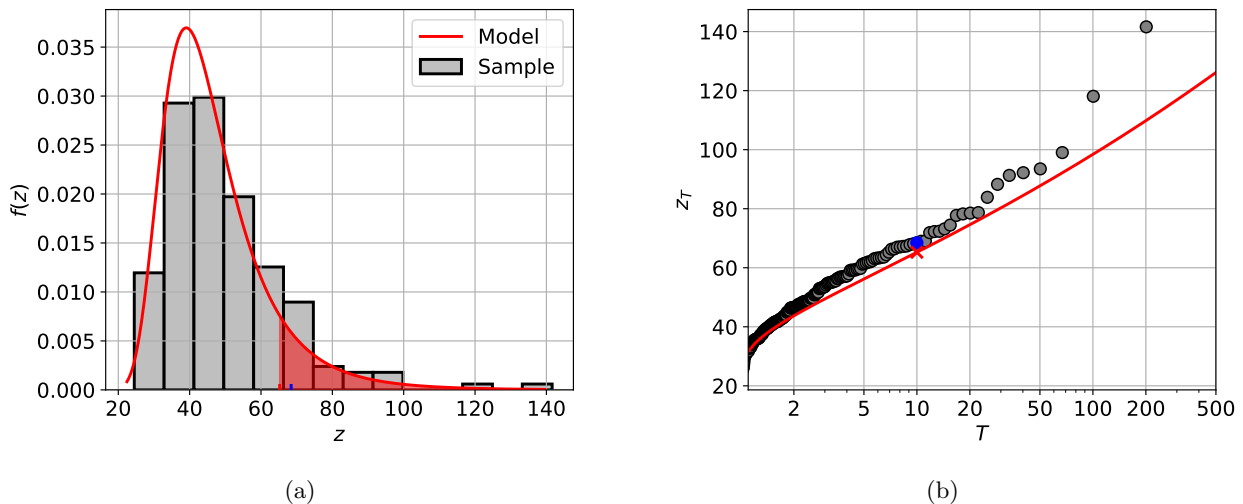


FIGURE V.6 – (a) PDF empirique (gris) pour un échantillon de 200 valeurs généré par une loi GEV $\{\mu = 40, \sigma = 10, \xi = 0.1\}$ dont la PDF est représentée en rouge. L'aire colorée sous la courbe rouge représente une probabilité de non-dépassement de 0.1, correspondant au niveau de retour 10 ans. (b) Niveaux de retour empiriques (marqueurs gris) et théoriques (ligne rouge). Sur les deux graphiques, la valeur empirique (théorique) du niveau de retour 10 ans est indiquée avec un marqueur bleu (rouge).

La distribution GEV de type I est largement utilisée en hydrologie pour le dimensionnement d'ouvrages. Cette popularité s'explique par le fait qu'une valeur robuste du paramètre de forme est difficile à obtenir avec des séries de maxima annuels classiques (de durées ≈ 50 – 100 ans), générant une forte incertitude sur l'estimation des extrêmes les plus rares (cf. la SECTION 3.2.2 ci-dessous). PAPALEXIOU & KOUTSOYIANNIS [2013] montrent néanmoins qu'une représentation des extrêmes de pluie avec une GEV de type II est plus réaliste, l'utilisation d'une loi de Gumbel générant un risque de sous-dimensionnement ; il s'agit donc de faire un compromis entre réalisme physique (GEV de type II) et pragmatisme statistique (GEV de type I).

3.2. Estimation des paramètres et de l'incertitude

3.2.1. Estimation

Il existe plusieurs méthodes pour estimer les paramètres d'un modèle statistique s'appliquant à la GEV, parmi lesquelles : la méthode des moments ou des L-moments, qui consiste à ajuster les moments de l'échantillon à ceux de la distribution visée (voir par exemple, HOSKING & WALLIS, 1997), et la méthode du maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood, ML), qui consiste à minimiser la fonction de vraisemblance calculée à partir des valeurs de l'échantillon (équation V.16, HOSKING, 1985, voir aussi COLES, 2001, chapitre 2). Une inférence bayésienne est également possible (voir par exemple RENARD et al., 2006 pour une application aux pluies extrêmes sur la région des Cévennes).

Bien que pour des tailles d'échantillons réduites la méthode du ML puisse produire des résultats aberrants ($|\xi| > 1$ par exemple, voir KATZ et al., 2002), cette méthode présente l'avantage d'être directement adaptable à un contexte non-stationnaire et sera privilégiée par la suite. EL ADLOUNI et al. [2007] proposent une méthode d'estimation des paramètres de modèles GEV non-stationnaires consistant à fixer une distribution préalable de ξ afin d'éviter l'écueil pré-cité, une méthode se rapprochant d'une inférence bayésienne, dont une difficulté réside dans l'estimation de la distribution *a priori* du paramètre de forme.

La fonction de vraisemblance L d'une distribution GEV de densité de probabilité f et de paramètres $\theta = (\mu, \sigma, \xi)$ est définie par :

$$L(\theta) = \prod_{k=1}^N f(i_k|\theta) = \prod_{k=1}^N \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \left(\frac{i_k - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1 - \frac{1}{\xi}} \times \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{i_k - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\} \quad (\text{V.16})$$

Dans la pratique, le jeu de paramètres θ est obtenu en minimisant l'opposé du log de L^1 , ce dernier étant noté l :

1. Pour des raisons numériques ; il est plus aisé de minimiser une fonction que de la maximiser ($0 < L < 1 \Rightarrow l < 0 \Rightarrow -l > 0$). Pour ce faire la méthode de Nelder-Mead [NELDER & MEAD, 1965], implémentée dans le package python `scipy.optimize`, est utilisée.

$$\begin{aligned}
 l(\theta) &= \sum_{k=1}^N \log[f(i_k|\theta)] \\
 &= - \sum_{k=1}^N \log \sigma - \sum_{k=1}^N \left(1 + \frac{1}{\xi}\right) \log \left[1 + \xi \left(\frac{i_k - \mu}{\sigma}\right)\right] - \sum_{k=1}^N \left\{ \left[1 + \xi \left(\frac{i_k - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-1/\xi} \right\}
 \end{aligned} \tag{V.17}$$

3.2.2. Incertitude : le bootstrap

COLES [2001] indique que les intervalles de confiance de paramètres estimés par la méthode du maximum de vraisemblance peuvent être obtenus analytiquement, de même que pour toute fonction de ces paramètres, telle que les niveaux de retour. Néanmoins, si la précision de ces intervalles de confiance s'accroît avec la taille de l'échantillon (d'après le théorème de normalité asymptotique des estimateurs du maximum de vraisemblance, voir COLES, 2001, chapitre 2), HALL et al. [2004] soulignent que des intervalles de confiance ainsi obtenus peuvent être sensiblement sous-estimés (voir aussi MÉLÈSE et al., 2018).

La méthode dite de Monte Carlo (ou "bootstrap") permet d'obtenir les intervalles de confiance des paramètres d'un modèle statistique. Cette méthode consiste en un ré-échantillonnage aléatoire (avec remise) des valeurs de l'échantillon. Le modèle est alors ajusté sur ces échantillons "bootstrappés", ce qui constitue un bootstrap *paramétrique* ; l'intervalle de confiance est alors estimé à partir des jeux de paramètres ainsi obtenus. Cette incertitude est donnée pour les lois GEV I et GEV II dans le tableau V.1, pour différentes tailles d'échantillons. L'incertitude associée aux niveaux de retour 10, 20, 50 et 100 ans est également indiquée.

N	Gumbel						Fréchet					
	μ	σ	RL10	RL20	RL50	RL100	μ	σ	RL10	RL20	RL50	RL100
10	6.7	26.1	9.9	11.0	12.4	13.3	7.5	34.8	<i>14.4</i>	<i>24.4</i>	<i>49.2</i>	<i>81.9</i>
20	4.8	18.4	7.2	8.0	8.9	9.6	5.5	22.3	<i>10.6</i>	<i>17.1</i>	<i>32.2</i>	<i>51.3</i>
30	3.8	15.1	6.0	6.7	7.5	8.0	4.2	16.7	8.0	<i>11.5</i>	<i>18.4</i>	<i>25.7</i>
50	3.0	11.1	4.5	5.0	5.6	5.9	3.3	13.1	6.2	<i>8.5</i>	<i>13.0</i>	<i>17.4</i>
100	2.1	7.7	3.1	3.5	3.9	4.2	2.3	8.4	4.3	5.8	<i>8.6</i>	<i>11.2</i>
200	1.5	5.4	2.2	2.5	2.7	2.9	1.6	6.1	3.0	4.1	6.4	7.8

TABLEAU V.1 – Coefficients de variation (en %) des paramètres μ et σ et des niveaux retour 10, 20, 50 et 100 ans obtenus par bootstrap paramétrique pour une distribution de Gumbel ($\mu=50, \sigma=10$) et une distribution de Fréchet ($\mu=50, \sigma=10, \xi=0.1$), définies comme le ratio de l'écart-type et de la médiane parmi 1000 valeurs bootstrappées, pour différentes tailles d'échantillon (N). Les nombres en italique indiquent des valeurs de niveaux de retour bootstrappés non normalement distribuées d'après un test de Kolmogorov-Smirnov (à 95 %).

Plusieurs éléments sont à noter dans ce tableau. D'abord, la différence de variance d'échantillonnage de μ (moment d'ordre 1) et σ (moment d'ordre 2) ; l'influence grandissante de σ sur les extrêmes les plus forts explique en partie que l'incertitude augmente avec la période de retour. À ce sujet il faut également noter l'incertitude bien plus grande avec la GEV II, pour une période de retour donnée,

due à l'influence du paramètre de forme (ξ), qui contrôle les valeurs les plus extrêmes et dont la variance d'échantillonnage est importante. Avec la loi de Gumbel, l'hypothèse nulle selon laquelle les quantiles bootstrappés suivent une loi normale ne peut être rejetée, quelle que soit la taille de l'échantillon et la période de retour. En revanche, avec la loi de Fréchet seuls les niveaux de retour 10 ans sont symétriques avec $N \geq 30$ et les niveaux de retour 20 ans avec $N = 100$. Enfin, l'incertitude diminue fortement à mesure qu'augmente la taille de l'échantillon, ce qui encourage à adopter une approche consistant à augmenter la taille de l'échantillon en rassemblant des données.

Ces éléments sont récapitulés par la figure V.7, pour laquelle 1000 échantillons de 100 (a) et 200 (b) valeurs sont générées à partir d'une loi GEV de paramètres $\{\mu = 40, \sigma = 10, \xi = 0.1\}$. À la différence de la méthode suivie pour estimer les erreurs d'estimation du modèle GEV (tableau V.1), les niveaux de retour sont calculés directement sur les échantillons bootstrappés et non sur le modèle GEV réajusté, constituant un bootstrap *non-paramétrique*. KYSELÝ [2008] note qu'une telle approche peut également sous-estimer l'incertitude sur les quantiles, notamment pour de petits échantillons.

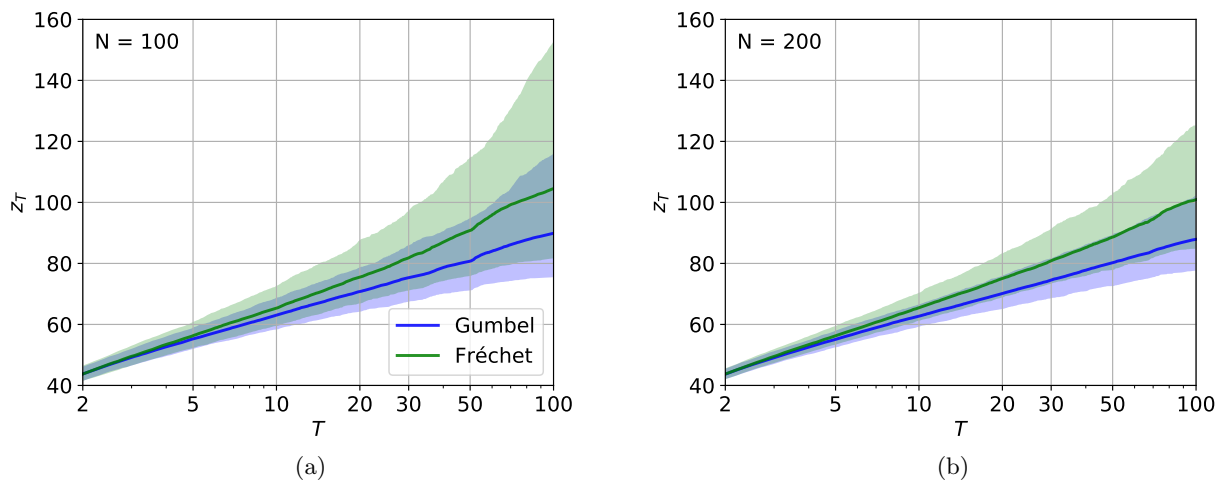


FIGURE V.7 – Niveaux de retour z_T d'échantillons bootstrappés de 100 (a) et 200 (b) valeurs issus d'une loi de Gumbel (bleu) et de Fréchet (vert), pour différentes périodes de retour (T). Les enveloppes indiquent l'intervalle de confiance à 90 % des niveaux retours, définis comme la distance entre le 5e et le 95e percentile des valeurs bootstrappées.

3.3. Unifications des données dans l'espace et dans les durées pour une estimation globale plus robuste

La robustesse d'un modèle statistique dépend en grande partie de la taille de l'échantillon sur lequel il est ajusté. Il y a donc un intérêt majeur à augmenter la taille de l'échantillon ; c'est d'autant plus le cas que l'on souhaite estimer la probabilité/le quantile d'un événement rare. Une façon de procéder consiste à rassembler des échantillons pour estimer une fonction de vraisemblance globale. Cela suppose que les échantillons ainsi regroupés peuvent suivre une loi commune.

3.3.1. Unification dans l'espace : modélisation des comportements spatiaux

3.3.1.a. Principe

L'estimation d'un modèle statistique peut se faire à l'échelle ponctuelle ou sur une zone plus large, en regroupant des données issues de plusieurs points de mesure [BUISHAND, 1991]. Il est alors possible de tenir compte d'une organisation spatiale particulière des propriétés statistiques de la pluie. Cette organisation est généralement évaluée empiriquement à partir des données ponctuelles, à moins d'une connaissance *a priori* d'une telle organisation, du fait par exemple d'un mécanisme physique dominant. Cette organisation peut par exemple se faire selon la verticale (altitude) et/ou l'horizontale (latitude, longitude). Il est alors possible d'inclure cette organisation spatiale particulière dans la formulation du modèle (voir par exemple MOORE, 1987 ; BLANCHET & LEHNING, 2010 ; BLANCHET & DAVISON, 2011) : un ou plusieurs des paramètres du modèle dépendent alors de co-variables spatiales. Cette dépendance prend la forme d'une fonction mathématique (affine, quadratique, périodique, etc). L'estimation du modèle se fait en maximisant une fonction de vraisemblance unique pour tout l'échantillon, ce qui la rend plus robuste. Néanmoins, le nombre de paramètre(s) supplémentaire(s) que contient le modèle peut nuire à sa robustesse ; les informations agrégées au sein de l'échantillon global doivent être suffisamment indépendantes.

3.3.1.b. Application au Sahel

Considérant la région $10^{\circ}\text{N} - 15^{\circ}\text{N}$, $10^{\circ}\text{W} - 5^{\circ}\text{E}$ (correspondant à la définition du Sahel central de LEBEL & ALI, 2009), PANTHOU et al. [2012] évaluent des modèles GEV tenant compte du gradient latitudinal des paramètres ; ces derniers dépendent de co-variables spatiales telles que la latitude, la pluie annuelle moyenne, le nombre et l'intensité des jours pluvieux. Les auteurs concluent à la supériorité d'un modèle dont les paramètres de position et d'échelle dépendent de la pluie annuelle moyenne, comparées à l'utilisation i) d'autres co-variables et ii) d'autres méthodes de spatialisation (interpolation par plus proche voisin ou par krigeage des valeurs ponctuelles des paramètres). La réduction sensible des effets d'échantillonnage que permet cette méthode de régionalisation rend l'estimation des niveaux de retour plus robuste, un gain d'autant plus visible que des périodes de retour importantes sont considérées. À ce sujet, il est important de garder en tête que le paramètre de forme est généralement considéré spatialement stationnaire dans les approches régionales, en raison de la difficulté à estimer une valeur robuste de ce paramètre (voir par exemple, RENARD et al., 2008 ; HANEL et al., 2009).

La figure V.8 montre les valeurs ponctuelles de paramètres de position et d'échelle pour des stations situées dans la région $10^{\circ}\text{N} - 15^{\circ}\text{N}$, $17.5^{\circ}\text{W} - 10^{\circ}\text{E}$. L'organisation spatiale qui se dégage de cette figure est, pour les deux paramètres, une décroissance selon la latitude et selon la longitude. La figure V.9 montre ces deux paramètres en fonction de la latitude et de la longitude de la station. Une régression linéaire confirme la décroissance de μ et σ en fonction de la latitude et de la longitude.

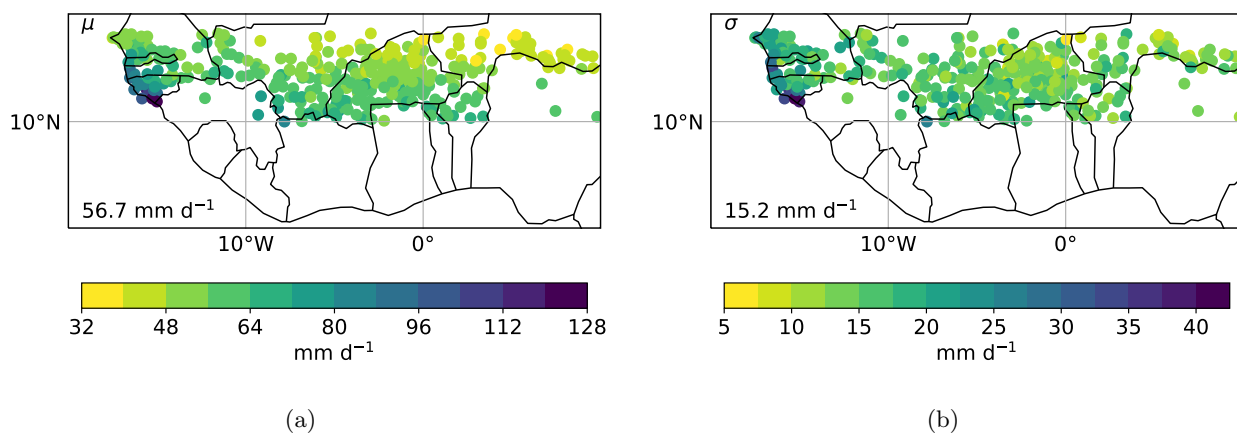


FIGURE V.8 – Paramètres (a) de position (μ) et (b) d'échelle (σ) d'une GEV ponctuelle estimée en chaque station sur la période 1965–1994. Les valeurs médianes parmi les stations sont indiquées en bas à gauche.

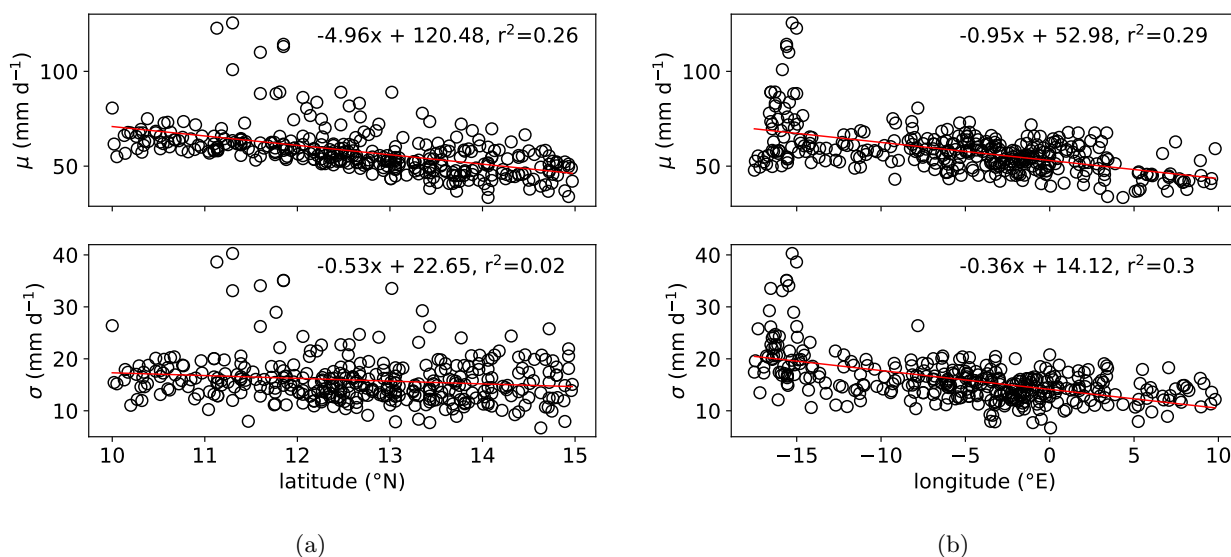


FIGURE V.9 – Paramètres de position et d'échelle de GEV ponctuelles en fonction (a) de la latitude et (b) de la longitude de la station. Les stations utilisées sont les mêmes que dans la figure V.8. L'équation indiquée correspond à une régression linéaire de Pearson.

Il est dès lors possible de représenter ce comportement par un modèle GEV dont les paramètres de position et d'échelle dépendent linéairement de la latitude et de la longitude :

$$\begin{cases} \mu(lat, lon) = \mu_0 + \mu_1 \times lat + \mu_2 \times lon \\ \sigma(lat, lon) = \sigma_0 + \sigma_1 \times lat + \sigma_2 \times lon \\ \xi = \xi \end{cases} \quad (\text{V.18})$$

Ce modèle est ajusté sur les séries 1965–1994 de maxima annuels de pluies journalières des stations situées dans la zone $10^\circ\text{N} - 15^\circ\text{N}$, $17.5^\circ\text{W} - 10^\circ\text{E}$. Les valeurs suivantes sont obtenues, confirmant les estimations de la figure V.9 :

$$\begin{cases} \mu(lat, lon) = -25.3 \times lat - 23.8 \times lon + 81.7 \\ \sigma(lat, lon) = -3.5 \times lat - 9.5 \times lon + 23.3 \\ \xi = 0.08 \end{cases} \quad (\text{V.19})$$

La figure V.10 montre le niveau de retour 10 ans obtenu en chaque point d'une grille $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ à partir du modèle V.19.

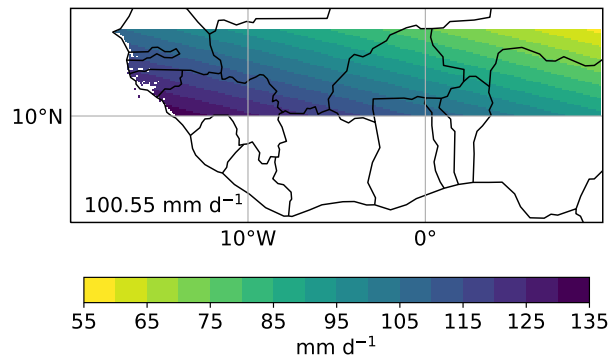


FIGURE V.10 – Niveau de retour 10 ans issu du modèle GEV régional (équation V.19) ajusté sur la période 1965–1994. La valeur médiane est indiquée en bas à gauche.

3.3.2. Unification dans la durée : invariance temporelle

3.3.2.a. Principe

Les précipitations ont un comportement fractal qui se traduit par la conservation de leurs propriétés statistiques sur une gamme d'échelles spatiales et/ou temporelles [SCHERTZER & LOVEJOY, 1987]. Le caractère fractal de la pluie fournit un cadre théorique de la relation entre ces propriétés à différentes échelles. Ce cadre fait intervenir un ratio d'échelle et un exposant d'échelle. Une représentation parcimonieuse de la propriété d'invariance temporelle des précipitations sur une gamme de durées est donnée par le modèle de Simple Scaling (SS) :

$$I(D) \stackrel{d}{=} I(D_0) \left(\frac{D}{D_0} \right)^\eta \quad (\text{V.20})$$

où $I(D)$ est l'intensité de pluie moyenne sur une durée D , D_0 est une durée de référence et $\eta \in [-1; 0[$ est l'exposant d'échelle contrôlant le taux de décroissance de l'intensité moyenne à mesure que la durée sur laquelle est moyennée l'intensité augmente (lorsque qu'il s'agit d'accumulation de pluie sur différentes durées, $\eta \in]0; 1]$). L'équation V.20 indique que les intensités $I(D)$ ont la même distribution statistique que les intensités $I(D_0)$, au facteur $(\frac{D}{D_0})^\eta$ près. Il suit, en termes de moments [GUPTA & WAYMIRE, 1990] :

$$E[I(D)] = E[I(D_0)] \left(\frac{D}{D_0} \right)^\eta \quad (\text{V.21})$$

Et plus généralement pour tout moment d'ordre q :

$$E^{(q)}[I(D)] = E^{(q)}[I(D_0)] \left(\frac{D}{D_0} \right)^{k(q)} \quad (\text{V.22})$$

D'où :

$$\log\{E^{(q)}[I(D)]\} = k(q) \log\left(\frac{D}{D_0}\right) + \log\{E^{(q)}[I(D_0)]\} \quad (\text{V.23})$$

La validité du modèle SS requiert donc de vérifier :

- si les moments suivent une relation linéaire en fonction de la durée (en coordonnées log-log) : la relation est alors fractale.
- Si $k(q) = \eta q$: la relation est alors de type SS (voir par exemple MENABDE et al., 1999 ; BORGA et al., 2005). Dans le cas où il n'y a pas égalité, la relation est multi-fractale et un modèle plus complexe est nécessaire (voir par exemple VENEZIANO & FURCOLO, 2002 ; LANGOUSIS et al., 2009).

L'exposant d'échelle η peut être obtenu directement par le coefficient de la relation linéaire entre $k(q)$ et q , ou à l'aide de la statistique du test de Kruskal-Wallis¹, en minimisant la distance entre les médianes des échantillons mis à l'échelle (en supposant leur égalité de distribution).

3.3.2.b. En pratique

La plage de durée sur laquelle le modèle SS s'applique varie d'une région à une autre, en fonction de la nature des systèmes précipitants. Au Sahel, on distingue deux régimes de scaling : le premier va de quelques minutes à environ 1 h ; il correspond à la partie convective du système précipitant et se caractérise par une décroissance relativement faible des intensités ($\eta \sim 0.45$). Le second régime couvre la plage de durées allant de l'horaire au journalier. Il correspond à la trainée stratiforme qui suit le passage d'un front convectif, avec une décroissance plus forte des intensités ($\eta \sim 0.9$). Dans les Cévennes, BLANCHET et al. [2016] agrègent des données horaires jusqu'à une durée de 168 h (7 jours), MÉLÈSE et al. [2018] allant jusqu'à 120 h. La validité du modèle SS jusqu'à ces pas de temps longs s'explique par l'apport continu d'humidité dans un flux de sud, qui permet de maintenir les précipitations sur de longues durées. Considérant différentes sous-régions du continent Nord-Américain, INNOCENTI et al. [2017] montrent la validité du modèle SS sur une large gamme de durées d'accumulation allant de 15 minutes à 7 jours (considérant des plages de durées glissantes sur cet intervalle), et ajoutent que la variance d'échantillonnage du paramètre de forme d'un modèle GEV est sensiblement réduite lorsqu'il inféré sur un échantillon regroupant plusieurs durées rassemblées par le modèle SS. Sur le Sénégal, SANE et al. [2018] appliquent le modèle SS sur une gamme de durée allant de 1 h à 24 h.

1. Test statistique comparant les médianes de deux échantillons dont l'hypothèse nulle est que les échantillons sont issus de la même population.

L'élaboration de tels modèles présente un intérêt pour la descente d'échelle de données journalières issues d'observations ou de modèles de climat, bien que cela soulève des problématiques méthodologiques :

- lorsque des données à haute résolution temporelle ne sont pas disponibles au point d'intérêt, il faut supposer que la relation d'échelle, estimée en un point distant, reste valable (stationnarité spatiale),
- dans le cas où la relation d'échelle a pu être estimée en un point donné mais sur une période restreinte, il faut supposer sa stationnarité temporelle pour l'extrapoler à une autre période (voir ARONICA & FRENI, 2005 pour une application).

A ce sujet, SANE et al. [2018] montrent que l'incertitude liée à l'estimation d'un modèle GEV pour une durée donnée est largement supérieure à l'incertitude liée au modèle de scaling utilisé pour effectuer la descente d'échelle temporelle.

3.3.3. Courbes Intensité-Durée-Fréquence (IDF)

La combinaison d'un modèle GEV et d'un modèle d'invariance temporelle donne un cadre de modélisation de la relation entre intensité, durée et fréquence (IDF) des pluies extrêmes [KOUTSOYIANNIS et al., 1998 ; LANGOUSIS & VENEZIANO, 2007]. Lorsque le modèle SS est utilisé, les paramètres du modèle IDF vérifient :

$$\mu_D = \mu_0 \left(\frac{D}{D_0} \right)^\eta, \quad \sigma_D = \sigma_0 \left(\frac{D}{D_0} \right)^\eta \quad \text{et} \quad \xi_D = \xi \quad (\text{V.24})$$

D'où il découle de l'équation V.15 que les valeurs d'intensité de pluie pour une durée D et une période de retour T sont obtenues par :

$$i(D, T) = \left(\frac{D}{D_0} \right)^\eta \left\{ \mu_0 + \frac{\sigma_0}{\xi} \left\{ \left[-\log\left(1 - \frac{1}{T}\right) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \right\} \quad (\text{V.25})$$

Ce formalisme permet l'élaboration de courbes intensité-durée-fréquence, dont un exemple est donné par la figure V.11 ci-dessous, pour la station de Niamey Aéroport.

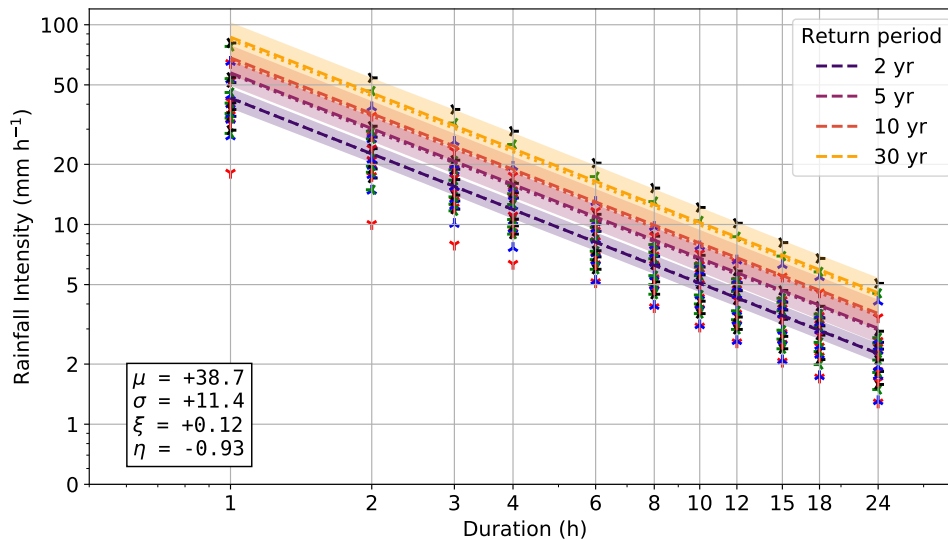


FIGURE V.11 – Courbes intensité-durée-fréquence à la station de Niamey Aéroport pour les durées $D = \{1, 2, 4, 6, 8, 10, 12, 15, 18, 24 \text{ h}\}$ et les périodes de retour $T = \{2, 5, 10, 30 \text{ ans}\}$. Les paramètres μ et σ (encart en bas à gauche) sont donnés pour la durée de référence $D_0 = 1 \text{ h}$ (en mm h^{-1}). Les enveloppes représente l'intervalle de confiance à 90 % des niveaux retour, obtenu à partir de 100 échantillons bootstrappés. Les marqueurs représentent les valeurs de maxima annuels observées.

Une application de ce modèle à la région des Cévennes est décrite dans BLANCHET et al. [2016] et dans SANE et al. [2018] pour le Sénégal. La robustesse apportée par l'ajustement d'un modèle d'extrêmes de pluie unifié est un atout majeur lorsqu'il s'agit d'estimer des valeurs d'intensité pour des événements rares [BOUGADIS & ADAMOWSKI, 2006]; ceux-ci dépendent en effet du paramètre de forme, qui est souvent mal estimé pour des échantillons de tailles restreintes. De plus, le côté synthétique du modèle IDF en fait un outil pratique dans les domaines de la gestion du risque hydrologique et du dimensionnement d'ouvrages hydrauliques, entre autres applications.

L'autre avantage du modèle unifié est qu'il garantit la cohérence des intensités de pluie sur la plage de durée considérée. L'équation V.25 implique, d'une part, qu'une intensité pour un pas de temps donné (par exemple 2 h) ne peut pas être supérieure à une intensité pour une durée d'enregistrement plus courte (par exemple 1 h), et inversement : $i_{D'|D'>D} < i_D$. D'autre part, l'intensité d'une période de retour donnée est nécessairement supérieure à une intensité de période de retour plus petite : $i(T' | T' > T) > i(T)$. Dans le cas où les distributions GEV sont estimées séparément pour chaque durée, étant donnée la variance d'échantillonnage des paramètres (et des niveaux de retour qui en découlent), il est possible d'obtenir une incohérence, surtout pour des événements rares (typiquement pour $T > 100$ ans, pour lesquels l'incertitude sur le paramètre de forme prend une plus grande importance).

3.4. Cadre unifié non-stationnaire : outils de détection et d'aide à la décision

Une inférence robuste d'un modèle statistique est indispensable pour assurer la fiabilité de valeurs extrêmes particulières dérivées de ce modèle, en particulier les valeurs les plus rares ou les plus fortes. La robustesse de l'inférence dépend fortement de la taille de l'échantillon. Les méthodes décrites précédemment permettent d'augmenter la taille de l'échantillon, ce qui passe par un plus

grand nombre de paramètres à ajuster. Néanmoins, l’apport d’information que permet cet ajout de paramètre(s) fait plus que compenser une inférence potentiellement moins robuste qui résulte d’un modèle plus flexible. C’est le même principe de compromis entre robustesse et flexibilité qui est au centre de la problématique de détection de tendances à l’aide de modèles statistiques. Cette section présente une méthode permettant d’établir objectivement dans quelle mesure l’ajout de paramètres est statistiquement significatif et suffisamment robuste, et comment cela s’applique à la détection de tendances dans les extrêmes de pluie.

3.4.1. Evaluation de la significativité d’une tendance

3.4.1.a. Test d’hypothèse : principe

Les tests sont largement utilisés en statistiques lorsqu’il est nécessaire d’estimer la validité d’une ou plusieurs propriétés relatives à une populations ou à un échantillon plus ou moins représentatif de celle-ci. On fait une hypothèse *a priori*, appelée hypothèse nulle et notée H_0 , et on formule son pendant, appelé hypothèse alternative et notée H_1 . Chaque test à une statistique, notée S , qui est une variable aléatoire de densité de probabilité connue sous hypothèse H_0 (si H_0 est vraie). Après s’être assuré que d’éventuelles conditions d’application du test en question sont bien remplies (normalité des échantillons, tailles identiques, etc), on calcule la valeur que prend cette statistique pour l’échantillon observé, notée S_{obs} . Il s’agit ensuite de déterminer la probabilité p d’obtenir une statistique au moins aussi extrême que S_{obs} d’après la distribution (théorique ou empirique) de S sous hypothèse H_0 . En d’autres termes, on cherche à savoir à quel point S_{obs} est improbable si H_0 est vraie. Si $p \leq \alpha$, le risque de se tromper en rejetant H_0 alors qu’elle est vraie est jugé acceptable au niveau α . Ce niveau de risque est généralement défini au préalable et dépend de l’application ; des valeurs communément admises dans la littérature sont 10 %, 5 %, 1 %.

Deux risques sont associés à un test statistique :

- Risque de première espèce (α) : risque de rejeter H_0 alors qu’elle est vraie.
- Risque de deuxième espèce (β) : risque de ne pas rejeter H_0 alors qu’elle est fausse. L’estimation de β nécessite de connaître la distribution de S sous hypothèse H_1 ; estimer le risque de deuxième espèce est donc impossible dans la mesure où il y a une infinité d’hypothèses alternatives, qui ne peuvent pas être toutes testées et regroupées en une seule distribution qui permettrait de quantifier β .

La puissance d’un test est définie comme la capacité à rejeter H_0 alors qu’elle est fausse ; sa valeur est $1 - \beta$. Le tableau V.2 récapitule les différentes situations rencontrées lors d’un test statistique. La partie suivante décrit l’usage d’un test statistique pour la détection de tendance.

	H_0 vraie	H_1 vraie
H_0 non rejetée	$1 - \alpha$	β
H_0 rejetée	α	$1 - \beta$

TABLEAU V.2 – Situations rencontrées lors de l’utilisation d’un test statistique.

3.4.1.b. Cas de la détection de tendances

La détection de tendances à partir de modèles non-stationnaires consiste à évaluer dans quelle mesure le fait de mieux représenter les données en tenant compte d'une évolution temporelle est statistiquement significatif. Les hypothèses nulles et alternatives, et les risques de première et deuxième espèces associés (voir FREI & SCHÄR, 2001), sont définis comme suit :

- H_0 : il n'y a pas de tendance dans les données, un modèle stationnaire est suffisant ; le risque de première espèce (α) correspond au fait de détecter un signal alors que c'est principalement le résultat de fluctuations stochastiques dans la série.
- H_1 : il y a une tendance dans les données, un modèle non-stationnaire les représente mieux ; le risque de deuxième espèce (β) consiste à ne pas réussir à détecter un signal alors qu'il est présent, du fait de la trop forte variabilité autour de celui-ci.

Pour comparer deux modèles statistiques – M_0 correspondant à H_0 , et M_1 correspondant à une hypothèse H_1 – il faut que M_0 soit un cas particulier de M_1 (on peut obtenir M_0 si un ou plusieurs paramètres de M_1 prennent une valeur définie). Dans ce cas il est possible d'effectuer un likelihood ratio test (LRT), dont la statistique est $S_{obs} = 2 \times (l_{M_1} - l_{M_0})$ où l_M est le log de la fonction de vraisemblance du modèle M ajusté sur les données. La distribution théorique de la statistique du LRT est une loi du χ_k^2 où k est le nombre de degrés de liberté supplémentaires de M_1 par rapport à M_0 ; si S_{obs} est supérieure au quantile α de cette distribution, le modèle M_0 est rejeté avec un risque α de se tromper.

D'autres critères permettent de discriminer des modèles *null* et *alternatif* en tenant en plus compte du nombre de paramètres supplémentaires que ces derniers comportent : le Akaike Information Criterion (AIC) et le Bayesian Information Criterion (BIC). Pour des raisons exposées plus loin ces critères ne seront pas utilisés dans ce manuscrit.

3.4.2. Modèles non-stationnaires

3.4.2.a. Démarche

Une façon de détecter des tendances dans les extrêmes de pluie consiste à appliquer un test de tendance sur une série de valeurs correspondant à la définition d'extrême (par exemple, des valeurs de maxima annuels). Un exemple est le test non-paramétrique de Mann-Kendall [KENDALL, 1938]¹ Cette approche est relativement sensible aux valeurs fortes ("outliers") contenues dans l'échantillon, surtout si elles sont situées en début ou fin de période (cf. figure V.2). Les risques de première et de seconde espèce sont donc importants. D'autre part, un test effectué sur des valeurs de pluie brutes ne permet pas de déterminer quelles propriétés de la distribution changent. La modélisation statistique peut s'avérer un outil efficace pour pallier ces deux limites. Cette approche s'effectue en deux temps :

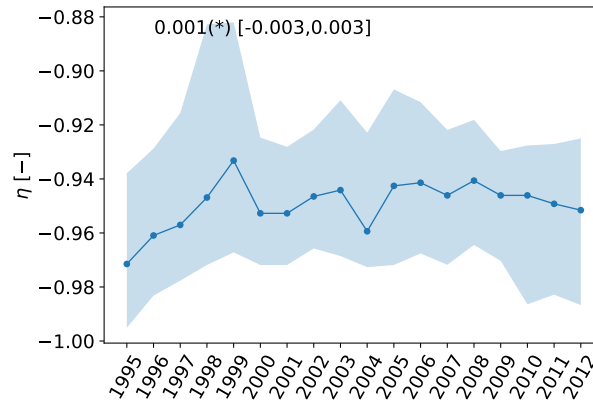
- Un modèle statistique stationnaire (GEV ou IDF) est ajusté sur des séries glissantes et un test de tendance est appliqué aux séries de paramètres ainsi obtenues : c'est l'étape empirique, qui permet d'évaluer l'éventuelle présence d'une tendance et sa forme.

1. De statistique $S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^m \text{sign}(x_i - x_j)$ où n est le nombre de valeurs x de l'échantillon et $\text{sign}(x_i - x_j) = 1$ si $x_i > x_j$, $\text{sign}(x_i - x_j) = -1$ si $x_i < x_j$, $\text{sign}(x_i - x_j) = 0$ si $x_i = x_j$.

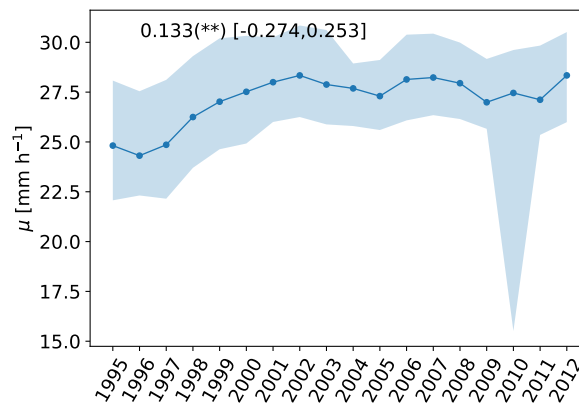
- Un modèle statistique non-stationnaire est ajusté sur l'ensemble de l'échantillon, en supposant une forme de dépendance temporelle pour un ou plusieurs des paramètres du modèle : c'est l'étape paramétrique.

Étape empirique

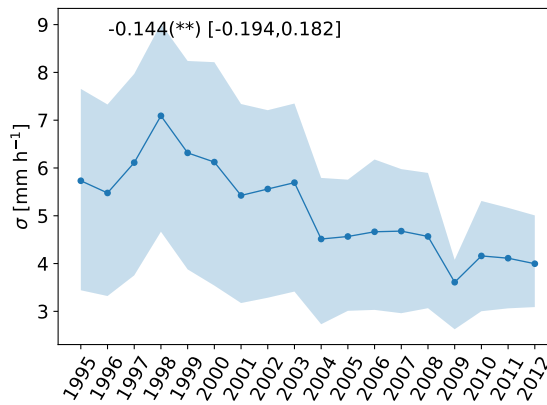
La première étape est illustrée avec la figure V.12 : un modèle IDF est ajusté sur les 18 périodes de 11 ans couvrant 1990–2017 et la significativité de la tendance sur les paramètres η , μ et σ est évaluée avec un test de Mann-Kendall. Cette approche donne un premier aperçu d'une éventuelle non-stationnarité d'un ou plusieurs paramètres sans supposer de forme *a priori* de l'évolution. Néanmoins, elle souffre d'un manque de robustesse puisqu'il faut estimer un jeu de 4 paramètres pour chacune des 18 sous-périodes soit 72 paramètres au total : les intervalles de confiance des paramètres sont larges (enveloppes bleues), de même que la plage de valeurs de tendances (entre crochets).



(a)



(b)



(c)

FIGURE V.12 – Paramètres (a) η , (b) μ et (c) σ d'un modèle IDF stationnaire ajusté sur les maxima annuels de pluie pour $D = \{2, 4, 6, 12, 18, 24 \text{ h}\}$ à la station de Yillade. L'enveloppe bleue représente l'intervalle de confiance à 90 % obtenu par ré-échantillonnage aléatoire. Le nombre en haut à gauche est la tendance linéaire estimée ainsi que sa significativité à 10 % (*) ou 5 % (**) et son intervalle de confiance à 90 % (entre crochets).

Étape paramétrique

L'ajustement d'un modèle non-stationnaire permet d'utiliser toutes les valeurs contenues dans l'échantillon pour estimer ses paramètres. Dans le cas d'un modèle à tendance linéaire dépendant du temps (t), un paramètre non-stationnaire $\beta(t)$ s'écrit $\beta(t) = \beta_0 + \beta_1 \times t$. Un modèle GEV (resp. IDF)

ponctuel non-stationnaire comporte ainsi jusqu'à $3 \times 2 = 6$ (resp. $4 \times 2 = 8$) paramètres. Dans le cas où ce modèle dépend de co-variables spatiales, le nombre de paramètres total peut être plus grand. Plusieurs formes de dépendances temporelles peuvent être testées et ce pour différents paramètres.

Une illustration de cette étape est donnée par la figure V.13 avec l'ajustement de trois modèles IDF non-stationnaires dans lesquels les paramètres dépendant linéairement du temps sont respectivement μ (haut), σ (milieu) et les deux (bas). La déformation de la distribution au cours du temps (pour 1990–2017) est indiquée pour chacun des cas dans les encarts en bas à gauche, avec respectivement un décalage, un élargissement et une combinaison des deux. Le résultat en terme d'évolution du niveau de retour 10 ans est illustré par la translation des courbes IDF, les niveaux de retour issus du modèle stationnaire étant indiqué en noir.

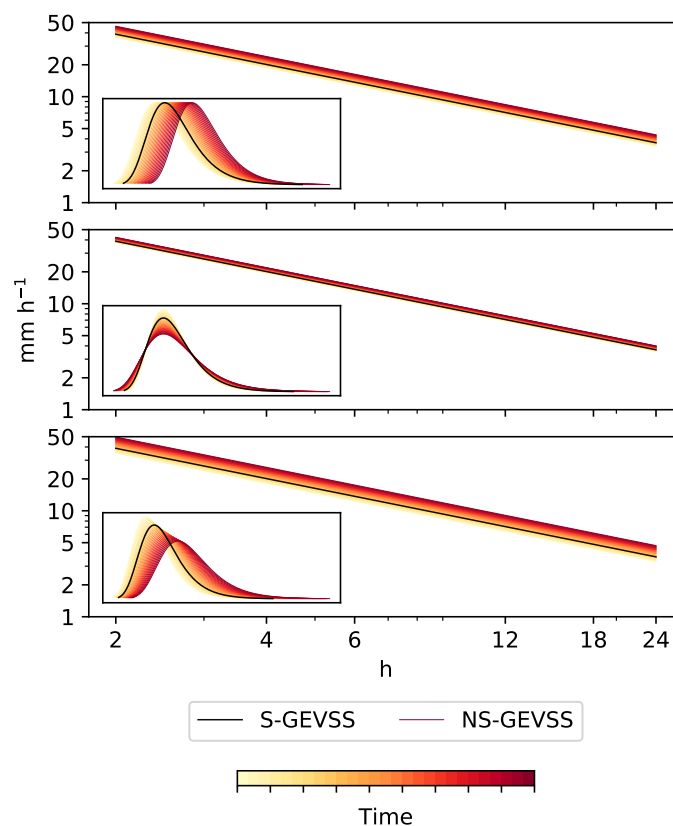


FIGURE V.13 – Représentation schématique du niveau de retour 10 ans (en mm h^{-1} , axe vertical) issu de modèles IDF non-stationnaires où le paramètre de position (haut), d'échelle (milieu) et ces deux paramètres (bas) varient dans le temps avec un taux de $+15\%$ décennie⁻¹. Le dégradé de couleur indique l'évolution temporelle du niveau de retour et de la fonction de densité associée. Les niveaux de retour et la PDF du modèle stationnaire sont représentés en noir. Les modèles IDF non-stationnaires sont ajustés sur des données pour $D = \{2, 4, 6, 12, 18, 24 \text{ h}\}$ (axe horizontal) pour la station de Yillade sur la période 1990–2017.

Les modèles GEV non-stationnaires ont été largement utilisés pour évaluer les changements dans les extrêmes de température et de précipitation à partir d'observations [WESTRA et al., 2013; BLANCHET et al., 2018] et dans les modèles de climat [KHARIN & ZWIERS, 2005; KHARIN et al., 2018]. Des co-variables physiques, principalement des indices de variabilité climatique relatifs par exemple au phénomène El-Niño, à l'oscillation pacifique décennale (Pacific Decadal Oscillation, PDO) ou à l'oscillation atlantique multi-décennale (Atlantic Multi-decadal Oscillation, AMO), ont été utilisées

pour documenter l'influence de ces modes de variabilité sur les extrêmes dans différentes régions du monde comme en Inde [AGILAN & UMAMAHESH, 2017], dans la région des Grands Lacs [SARHADI & SOULIS, 2017] ou aux Emirats Arabes Unis [OUARDA et al., 2020].

Un modèle IDF non-stationnaire est présenté par OUARDA et al. [2019]. Les auteurs évaluent la non-stationnarité des extrêmes de pluies enregistrés à des pas de temps allant de 5 minutes à 24 heures pour trois stations situées en Ontario et en Californie, et concluent que le gain d'une telle approche, tenant compte d'une dépendance temporelle ou à des indices climatiques (AMO, PDO), est particulièrement important pour les séries à faible profondeur temporelle (26–27 ans dans leur cas). L'originalité de cette étude tient au fait que le modèle IDF non-stationnaire est ajusté de manière cohérente sur toutes les durées par un modèle de simple scaling. En effet, la plupart des études visant à l'obtention de courbes IDF non-stationnaires considèrent une GEV par durée (voir par exemple, CHENG & AGHAKOUCHAK, 2015; AGILAN & UMAMAHESH, 2016; SARHADI & SOULIS, 2017). Bien que plus flexible, cette méthode peut aboutir à des résultats incohérents avec des intensités pour de longues durées (par ex. 24 h) supérieures à des intensités de durées plus petites (par ex. 18 h); ce problème est d'autant plus saillant qu'ajouter des co-variables (donc des paramètres) pour tenir compte d'une tendance rend l'inférence du modèle moins robuste. Enfin, dans les études pré-citées la non-stationnarité des séries sur lesquelles sont ajustés les modèles GEV/IDF non-stationnaires est établie au préalable avec un test non-paramétrique, qui comporte un risque substantiel de ne pas détecter de tendance (cf. SECTION 1.3 ci-dessus).

A ce jour, l'utilisation d'un modèle IDF non-stationnaire *comme outil de détection de tendance* ne fait pas l'objet de travaux connus et constitue l'originalité de ce travail, dont les résultats sont présentés au CHAPITRE VII. Cette démarche nécessite d'évaluer la significativité de ce modèle, ce qui ne peut être fait avec des outils classiques (LRT, AIC, BIC) en raison de la dépendance dans l'échantillon considéré.

3.4.2.b. Estimation de la significativité

Le regroupement d'événements de pluie, que ce soit entre les durées par un modèle de simple scaling et/ou entre les stations par un modèle spatial, introduit de la dépendance dans l'échantillon. Dans le premier cas, cette dépendance vient du fait qu'un même événement peut générer une valeur maximale pour deux (ou plus) durées, à priori consécutives. Dans le deuxième cas, un même événement peut générer une valeur maximale en deux (ou plus) stations, à priori proches. Le résultat est un échantillon dont la taille effective est plus petite que la taille de l'enregistrement complet. Une corrélation positive entre données entraînerait une sur-estimation de la significativité du modèle, en comparaison d'une significativité estimée en considérant les échantillons indépendants (comme c'est le cas pour le LRT).

Une conséquence de la corrélation entre données est une fonction de vraisemblance (ÉQUATION V.16) mal spécifiée. Dès lors, la loi de probabilité de S n'est pas connue, et il faut avoir recours à une estimation empirique de cette distribution. Une méthode possible consiste en un ré-échantillonnage aléatoire : la matrice $m \times q$, où les lignes m sont les années et les colonnes q sont les durées/stations, est reconstituée un grand nombre de fois en tirant aléatoirement et avec remise m lignes pour former une nouvelle matrice de taille identique (figure V.14). La dépendance entre durées/stations est ainsi conservée, ce qui permet de ne tester que l'effet de la dépendance temporelle. Les études de WESTRA

et al. [2013] et MARTEL et al. [2018] donnent des exemples de l'utilisation de cette méthode pour tester la significativité de tendances régionales.

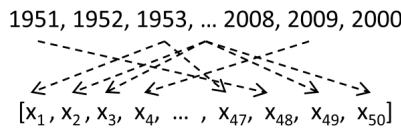


FIGURE V.14 – Illustration du bootstrapping, où un échantillon bootstrappé est constitué par le tirage aléatoire et avec remise des années. Les x_k , $k \in \{1, 2, \dots, m\}$ représentent les vecteurs de q valeurs (stations/durées) pour l'année k . (Source : MARTEL et al., 2018)

Les modèles M_{null} (correspondant à H_0) et M_{alter} (correspondant à H_1) sont obtenus par minimisation de l'opposé du log de leur fonction de vraisemblance (équation V.17), notés l_{null} et l_{alter} . La statistique du test est définie comme $S = l_{null} - l_{alter}$ (à noter qu'un modèle plus flexible s'ajustant toujours au moins aussi bien qu'un modèle de référence, $l_{null} \geq l_{alter}$). On estime ensuite la probabilité d'avoir une valeur de S au moins aussi extrême que celle observée sur l'échantillon original (S_{obs}), à partir de la distribution empirique de S , obtenue à partir des valeurs bootstrappées.

Le tirage aléatoire doit se faire sur des valeurs identiquement distribuées [KATZ et al., 2002], hypothèse invalidée de fait par la présence (supposée) d'une tendance dans les données. Le tirage se fait alors sur les résidus du modèle dont on veut tester la significativité. Ceux-ci sont obtenus en inversant la CDF de M_{alter} , de paramètres $\{\mu^a, \sigma^a, \xi^a\}$:

$$\epsilon_k = \frac{1}{\xi^a} \log \left[1 + \xi^a \left(\frac{i_k - \mu_k^a}{\sigma_k^a} \right) \right], \quad k \in 1, 2, \dots, m \quad (\text{V.26})$$

Une fois le ré-échantillonnage effectué, les résidus bootstrappés $\tilde{\epsilon}$ sont transformés en intensités de pluie avec les paramètres de M_{null} , $\{\mu^n, \sigma^n, \xi^n\}$:

$$\tilde{i}_k = \mu_k^n + \frac{\sigma_k^n}{\xi^n} \left[\exp(\tilde{\epsilon}_k \xi^n) - 1 \right], \quad k \in 1, 2, \dots, m \quad (\text{V.27})$$

Le résultat est un échantillon respectant H_0 . Les modèles *null* et *alternatif* sont ajusté sur les \tilde{i}_k et la valeur $S' = l'_{null} - l'_{alter}$ est calculée et stockée ; cette différence de vraisemblance n'est due qu'au hasard et à la plus grande flexibilité de M_{alter} .

En répétant cette opération un grand nombre de fois, on obtient la distribution empirique de S . La p -valeur du modèle *alternatif* comparé au modèle *null* est $1 - p(S_{obs})$ où $p(S_{obs})$ est la probabilité de S_{obs} si H_0 est vraie, d'après la distribution empirique de S .

Cette procédure permet de comparer entre eux des modèles de complexités différentes et ainsi de définir celui qui représente le mieux les données tout en minimisant le nombre de paramètres supplémentaires.

3.4.2.c. Estimation de l'incertitude

Bien qu'un modèle plus complexe puisse être statistiquement significatif, l'estimation de l'incertitude est également un critère discriminant puisque les intervalles de confiance donnent une indication

du ratio signal-sur-bruit : si l'incertitude du modèle ne le rend pas significativement distinct d'un modèle plus simple (stationnaire ou non-stationnaire), l'usage qui peut en être fait n'est pas forcément pertinent. L'incertitude associée à l'estimation d'une valeur de dimensionnement est une information essentielle à la prise/non-prise de décision, puisqu'elle indique la probabilité de sous-/sur-estimer le risque.

L'incertitude associée à l'estimation de modèles non-stationnaires fait l'objet de vives discussions au sein de la communauté. SERINALDI & KILSBY [2015] plaident pour un usage très parcimonieux de ces modèles, arguant que l'incertitude qui découle d'une complexité accrue rend, de manière générale, ces modèles inappropriés (voir aussi MONTANARI & KOUTSOYIANNIS, 2014 pour une discussion sur le bien-fondé de la non-stationnarité pour des applications hydrologiques). GANGULI & COULIBALY [2017] notent que malgré la significativité des tendances estimées à l'aide de modèles IDF non-stationnaires ajustés sur des pluies horaires en Ontario, les valeurs dimensionnantes calculées dans ce cadre ne se distinguent pas significativement des valeurs stationnaires. OUARDA et al. [2020] évaluent l'incertitude de modèles GEV stationnaires et non-stationnaires de complexités variées (dépendances linéaires et quadratiques, pour différentes co-variables et différents paramètres) ajustés sur des données journalières et soulignent qu'une vigilance particulière doit être portée à l'incertitude supplémentaire due à l'extrapolation de la non-stationnarité dans les domaines des fréquences (probabilités d'événements non observés) et des co-variables (notamment temporelle). Cette dernière part en effet du postulat que la relation entre observations et co-variable établie en climat observé demeure valable pour une période future.

Pour les raisons énoncées à la SECTION 3.2.2, le calcul des intervalles de confiance des paramètres de modèles non-stationnaires et des quantiles/probabilités associés se fait de façon empirique, par bootstrapping. La procédure pour obtenir des jeux de paramètres bootstrappés est la même que celle décrite précédemment, à la différence que les résidus bootstrappés (équation V.26) sont transformés en intensités de pluie avec le modèle *alternatif*, de paramètres $\{\mu^a, \sigma^a, \xi^a\}$. L'équation V.27 devient :

$$\tilde{i}_k = \mu_k^a + \frac{\sigma_k^a}{\xi^a} \left[\exp(\tilde{\epsilon}_k \xi^a) - 1 \right], \quad k \in 1, 2, \dots, m \quad (\text{V.28})$$

L'intervalle de confiance à x % (contenant x % des valeurs) est donné par l'écart entre les percentiles p_i et p_j centrés autour de la médiane ($p_{0.5}$) (avec $i < j$ et $(j - i) \times 100 = x$). Cette procédure autorise l'asymétrie des intervalles de confiance, ce qui donne une meilleure estimation de l'incertitude, comparé à une méthode basée sur l'hypothèse de normalité asymptotique [MÉLÈSE et al., 2018]. Néanmoins, ces mêmes auteurs concluent que le bootstrapping a tendance à sur-estimer la largeur des intervalles de confiance d'un modèle IDF, comparé à une inférence bayésienne ; cela est dû au fait que le bootstrap est plus sensible à la taille de l'échantillon, et, à taille égale, se révèle moins robuste.

La prise en compte de la non-stationnarité du climat (et des précipitations) est une première étape dans la mise à jour d'outils d'aide à la décision, servant de support à la mise en place de politiques d'adaptation au changement climatique. Une telle mise à jour repose sur l'utilisation de modèles de climat. ZHAO et al. [2022] montrent que l'incertitude liée à la méthode d'estimation (LMOM, MLE) des paramètres d'un modèle IDF non-stationnaire pour le futur compte pour une part minoritaire (~ 2 – 10 %) de l'incertitude totale, qui comprend également les incertitudes liées : au modèle de climat

(~45 %), à la méthode de correction de biais (~35 %) et au scénario d'émissions (~5–20 %), avec des valeurs qui dépendent du pas de temps (1–24 h), de la période de retour (2–20 ans) et de l'horizon temporel (court–long terme).

3.4.2.d. Une question de compromis

La problématique du compromis entre flexibilité du modèle statistique, permettant de rendre compte d'un comportement réaliste des pluies extrêmes (dans l'espace et dans le temps), et de la quantité de données à agréger pour obtenir un modèle robuste, est au cœur de la démarche de détection.

Concernant l'échelle spatiale, le problème peut être résumé de la façon suivante :

- une région restreinte limite la complexité du modèle statistique mais est soumise à une plus forte variabilité interne et à un nombre restreint de données,
- une région plus large implique un comportement plus complexe, donc le besoin de davantage de paramètres pour en rendre compte statistiquement, mais permet d'augmenter la taille de l'échantillon, et augmente le potentiel de détection d'un signal.

Ces considérations sont valables sur une gamme d'échelles spatiales allant du ponctuel au régional (1–10⁶ km²) et peuvent se résumer, dans le cas du Sahel, de la sorte :

- de l'échelle ponctuelle à la méso-échelle (10–10² km²) : pas de comportement spatial à modéliser, seulement une évolution temporelle donc moins de paramètres mais beaucoup de bruit dans les séries.
- A l'échelle sous-régionale (10³–10⁴ km²) : un gradient latitudinal simple à modéliser mais une quantité de données insuffisante pour inclure une non-stationnarité temporelle significative.
- A l'échelle régionale (10⁵–10⁶ km²) : un gradient longitudinal qui se rajoute, donc plus de paramètres, mais une quantité de données permettant de tenir compte d'une tendance temporelle.

Il en va de même en ce qui concerne l'échelle de temps : regrouper des données de différents pas de temps nécessite un modèle qui sera d'autant plus complexe que le comportement des pluies extrêmes sur la gamme de durées considérée est complexe. Ainsi, pour les gammes $D = \{10', 15', \dots, 1 \text{ h}\}$ et $D = \{2, 4, \dots, 24 \text{ h}\}$, un modèle de simple scaling, à un paramètre, suffit. Si ces deux gammes de durées sont réunies en une seule il faudra un modèle multi-fractal, permettant de tenir compte du point de rupture.

Synthèse

Une étude robuste des changements de caractéristiques des précipitations nécessite le recours à la modélisation statistique. Celle-ci permet notamment de diminuer les effets d'échantillonnage, qui affectent fortement ce type d'études en raison de la nature intermittente de la pluie. En outre, l'approche par la modélisation statistique permet de décrire les changements dans la distribution de pluies extrêmes et, plus généralement, des propriétés du régime des pluies dans son ensemble.

La méthodologie décrite dans ce chapitre s'appuie sur les outils existants, notamment basés sur la théorie des valeurs extrêmes, qui a fait ses preuves dans la description statistique des pluies extrêmes dans plusieurs régions du monde. C'est en particulier le cas au Sahel, où ce cadre permet en plus d'aborder la problématique de la détection de tendances. En effet, la flexibilité de cette approche statistique permet de regrouper des données de manière cohérente à travers des échelles spatiales et de durées d'enregistrement, et ainsi de constituer des échantillons plus grands.

Cette approche est également adaptable à un cadre non-stationnaire, afin de tenir compte de l'évolution dans le temps d'un ou plusieurs des paramètres de la distribution des extrêmes. L'unification dans l'espace et dans la durée des données de pluies extrêmes permet une inférence plus robuste des paramètres du modèle et, par suite, d'une tendance. Le modèle le plus simple consiste en une dépendance linéaire au temps mais d'autres formes de dépendances et d'autres covariables peuvent être utilisées, en gardant à l'esprit qu'une complexité accrue se fait au détriment de la robustesse du modèle et donc de sa capacité de détection. La sélection du modèle non-stationnaire le plus significatif constitue un outils de détection de tendances dans des enregistrements climatiques.

Enfin, associé à une estimation de l'incertitude de ces paramètres et des valeurs dimensionnantes dérivées, le modèle IDF non-stationnaire est un outil d'aide à la prise de décision dans un climat qui change.

Exploitation des simulations climatiques pour l'attribution et la projection des évolutions pluviométriques

La détection, l'attribution et la projection sont trois éléments indissociables sur lesquels peuvent reposer les politiques d'adaptation au changement climatique. La première permet d'identifier des évolutions climatiques en cours ; la deuxième d'en comprendre les causes et la troisième d'en anticiper les évolutions futures. Ce chapitre présente les méthodes utilisées pour détecter un signal dans les modèles et l'attribuer aux différents facteurs qui influencent le climat : sa variabilité interne et les forçages externes, naturels et anthropiques. Une méthode d'estimation du temps d'émergence d'un signal climatique est également décrite.

Comme pour le chapitre précédent, les illustrations qui accompagnent le propos ne sont pas à considérer comme des éléments en tant que tels de compréhension de l'évolution des pluies au Sahel. Ceux-ci sont traités en profondeur aux chapitres IX et X.

1. Détection de signal dans les modèles

1.1. Principe

L'attribution d'évolutions climatiques observées nécessite l'utilisation de modèles de climat. Il est donc au préalable nécessaire d'identifier dans ces simulations le signal observé, une étape qui dépend de la capacité des modèles à simuler un climat réaliste, en particulier le phénomène étudié (par exemple les précipitations associées à la MAO), ainsi qu'une sensibilité de ce phénomène aux facteurs de forçage également réaliste. Deux points viennent compliquer cette démarche de détection. Tout d'abord, les facteurs de forçage responsables d'une évolution climatique ne sont pas connus *a priori* ;

il est donc difficile de dire si la sensibilité simulée est effectivement réaliste. Deuxièmement, le climat observé est un mélange de variabilité interne et de réponse forcée. Il n'est donc pas attendu qu'une simulation climatique particulière représente parfaitement le signal observé. Ce point est d'autant plus critique que sont considérées des variables climatiques et des échelles spatiales pour lesquelles la variabilité interne est grande, ce qui est typiquement le cas des précipitations à l'échelle d'une région comme le Sahel.

1.2. L'approche ensembliste

L'utilisation de plusieurs réalisations du climat, appelées ensembles, permet de faire face aux difficultés énoncées précédemment. Il existe deux types d'ensembles : les ensembles *multi-membres*, qui regroupent plusieurs simulations effectuées avec un même modèle, et les ensembles *multi-modèles*, regroupant une ou plusieurs simulations effectuées avec plusieurs modèles de climat. Ces deux types d'ensembles permettent de quantifier l'importance de la variabilité interne du climat d'une part, et la part d'incertitude due à l'utilisation de représentations imparfaites du climat réel. Ils sont donc indispensables pour une attribution robuste.

1.2.1. Filtrer la variabilité interne

Différencier ce qui relève de la variabilité interne du climat et des forçages externes peut être accompli en considérant plusieurs réalisations indépendantes, généralement effectuées avec un modèle de climat couplé océan-atmosphère (AOGCM). Chaque réalisation part d'un état climatique différent, obtenu en perturbant les conditions initiales ou en démarrant la simulation à des dates différentes d'une simulation de contrôle (sans forçage) ; la nature chaotique du climat fait qu'après un certain nombre de pas de temps, chaque réalisation diverge sensiblement et se retrouve dans un état unique. Il n'est cependant pas exclu qu'un forçage externe, tel qu'une éruption volcanique, puisse imposer un mode de variabilité interne (voir par exemple SWINGEDOUW et al., 2013) et ainsi mettre les membres "en phase". Dès lors, une moyenne d'ensemble lisse les oscillations dues à la variabilité interne [RÄISÄNEN, 2001] et seule la partie due au(x) forçage(s) externe(s), commune à tous les membres, demeure.

Ce principe est illustré avec la figure VI.1, qui montre un indice standardisé (SI) de précipitation annuelle (ATOT) sur le Sahel, issu de plusieurs membres de la simulation historique réalisée avec le modèle IPSL-CM6A-LR. À mesure que le nombre de membres (N) augmente, le signal "forcé" apparaît plus nettement, comme indiqué par le coefficient de variation (CV) calculé sur toute la période (1850–2014) comme $CV = \mu / \sigma$ où μ et σ sont la moyenne et l'écart-type, respectivement, du SI ATOT moyen parmi les N membres.

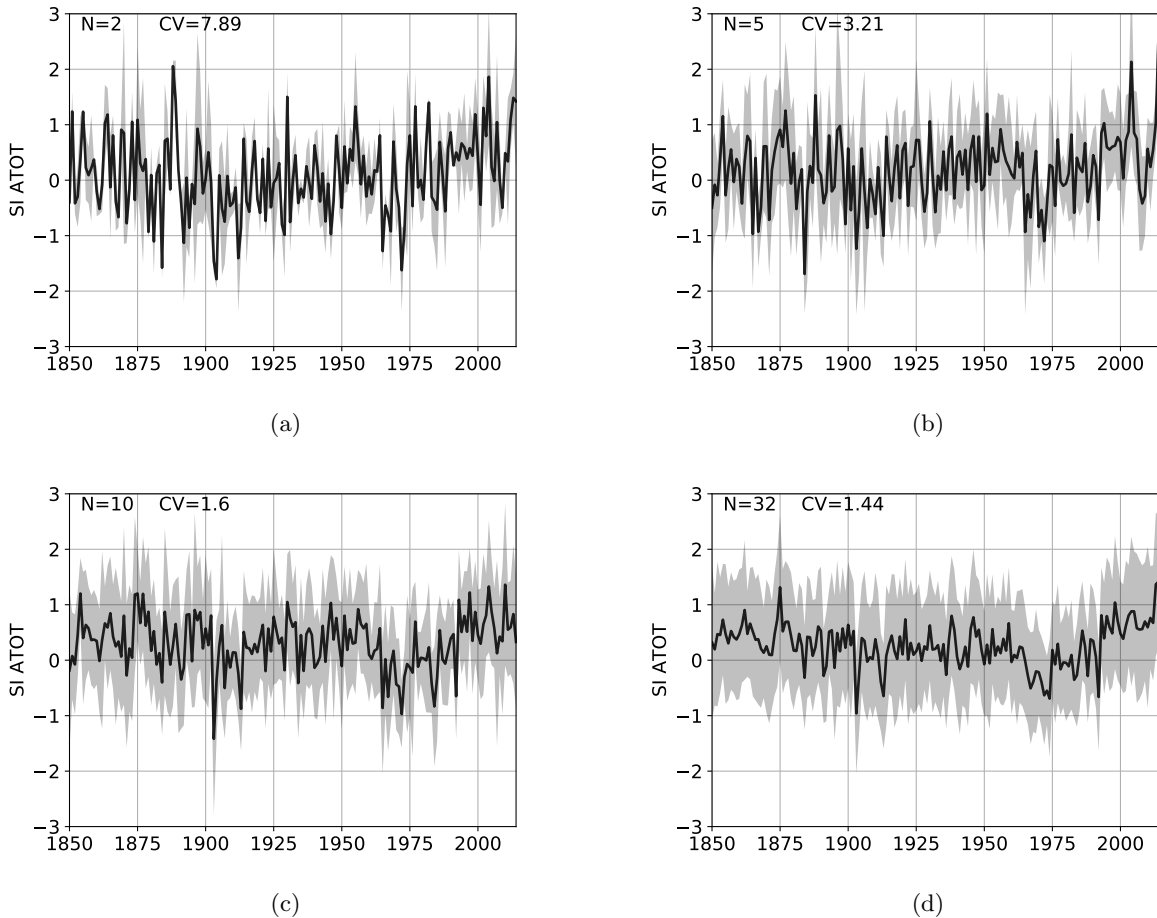


FIGURE VI.1 – Indice standardisé (SI) de précipitation totale annuelle (ATOT) sur le Sahel pour plusieurs simulations historiques du modèle couplé océan-atmosphère IPSL-CM6A-LR. Le nombre de membres de l'ensemble (N) et le coefficient de variation ($CV=\sigma/\mu$) de la moyenne d'ensemble (trait plein) sont affichés en haut à gauche de chaque graphique. L'enveloppe indique ± 1 écart-type parmi les membres.

Le nombre de membres à utiliser pour identifier un signal de façon statistiquement robuste dépend de la variable et de l'échelle spatiale considérées. DESER et al. [2012] montrent qu'à l'échelle globale, la variabilité interne de l'atmosphère représente la part dominante de l'incertitude des projections climatiques jusqu'à l'horizon 2060. La pression de surface est particulièrement affectée, le signal forcé sur la température de surface pouvant être détecté plus tôt (à nombre de membres donné) ou avec moins de membres (à horizon temporel donné). Concernant les précipitations, les auteurs concluent qu'il faut entre 3 et 6 membres pour détecter un changement significatif de précipitation annuelle dans les tropiques, à horizon 2050 (avec la totalité des 40 membres, un changement significatif de précipitation annuelle dans les tropiques est détecté dans les 5–10 ans).

La figure VI.2 montre la différence de pluie annuelle entre 1985–2014 et 2031–2060, en moyenne parmi 2 membres (a) et 10 membres (b) du modèle IPSL-CM6A-LR. Comme attendu d'après les figures VI.1a et c, la proportion du nombre de points de grille avec un signal significatif à 95 % d'après un t -test de Student¹ augmente avec le nombre de membres.

1. Si l'inégalité $\bar{X} \geq \frac{2\sigma}{\sqrt{N-1}}$, où \bar{X} et σ sont respectivement la moyenne et l'écart-type parmi N membres, est vraie alors le signal est considéré significativement différent de 0 au niveau 95 %. \bar{X} doit être normalement distribué.

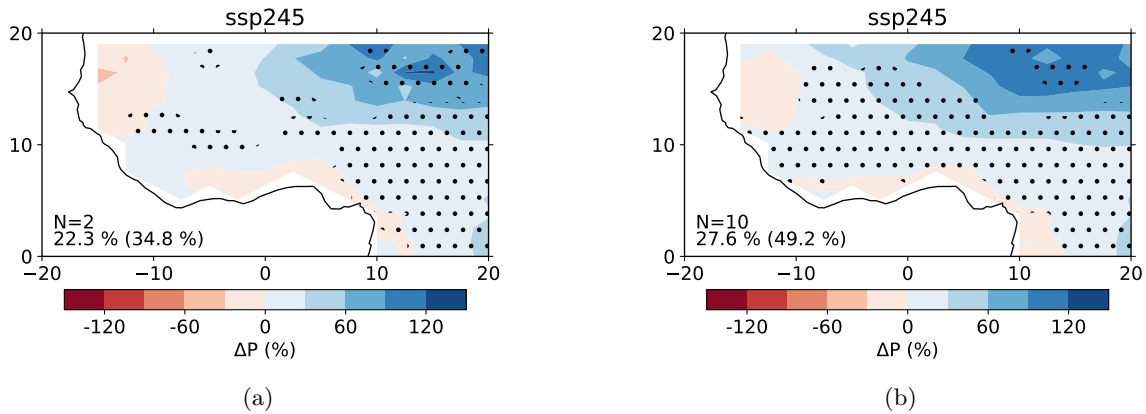


FIGURE VI.2 – Différence relative (%) de pluie moyenne sur l'été boréal (JAS) entre 1985–2014 et 2031–2060 avec un scénario d'émission intermédiaire (SSP245). Champs moyens parmi (a) $N=2$ et (b) $N=10$ membres du modèle IPSL-CM6A-LR. La différence moyenne sur la région ($0^{\circ}\text{N} - 20^{\circ}\text{N}$, $20^{\circ}\text{W} - 20^{\circ}\text{E}$) est indiquée en bas à gauche, avec entre parenthèses la proportion de points de grille où la différence est significativement différente de 0 au niveau 95 % (pointillés).

1.2.2. Tenir compte de l'incertitude modèle

L'identification d'un signal forcé (une fois la variabilité interne éliminée) dépend de la sensibilité d'un modèle aux forçages. Cette sensibilité dépend de la façon dont sont représentés les mécanismes impliqués au sein du modèle. Une approche à plusieurs modèles est donc nécessaire afin de tenir compte des différences de représentations, bien qu'il faille garder à l'esprit qu'un accord entre modèles n'est pas forcément synonyme de réalisme. La figure VI.3 est semblable à la figure VI.2 mais est obtenue en utilisant 10 membres des modèles IPSL-CM6A-LR et MPI-ESM1-2-LR en scénario d'émissions SSP245. La moyenne spatiale d'anomalie relative de précipitation sur JAS (27.6 % et 25.3 %) ainsi que la proportion de points de grille où cette anomalie est significative (49.2 % et 53.9 %) sont très proches. Cependant, la distribution spatiale de l'anomalie est différente avec, pour le premier modèle, un gradient zonal très marqué (-26 % – 120 % valeurs minimale et maximale) et pour le second un champ plus homogène (-5 % – 72 %). Ces différences témoignent de sensibilités différentes à l'échelle régionale, ce qui questionne la façon dont sont représentés les processus impliqués dans ces deux modèles.

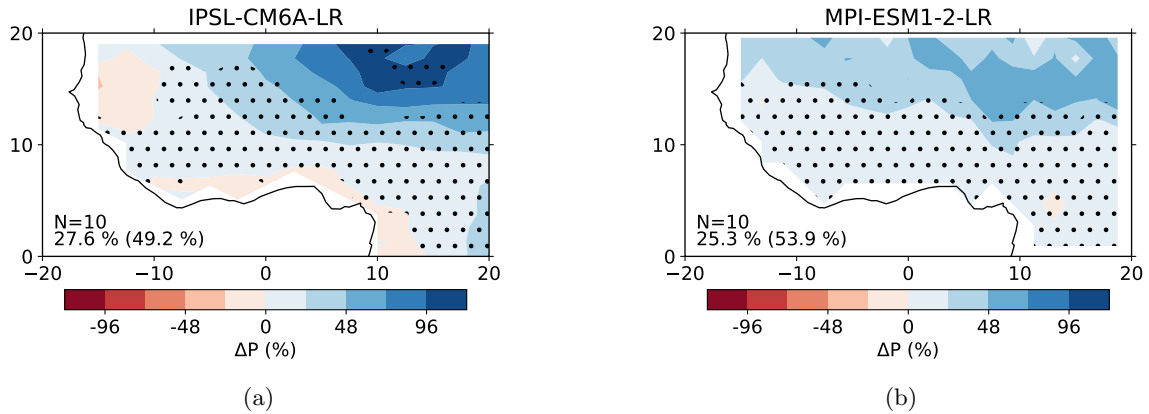


FIGURE VI.3 – Différence relative (%) de pluie moyenne sur l'été boréal (JAS) entre 1985–2014 et 2031–2060 avec un scénario d'émissions intermédiaire (SSP245). Champs moyens parmi $N=10$ membres pour les modèles (a) IPSL-CM6A-LR et (b) MPI-ESM1-2-LR. La différence moyenne sur la région ($0^\circ - 20^\circ\text{N}$, $20^\circ\text{W} - 20^\circ\text{E}$) est indiquée en bas à gauche, avec entre parenthèses la proportion de points de grille où la différence est significativement différente de 0 au niveau 95 % (pointillés). La figure (a) est la même que la figure VI.2 mais avec une barre de couleur différente.

La question de l'accord entre modèles est illustrée par la figure VI.4 pour les cumuls de pluie annuelle en scénario futur (SSP245), avec le changement relatif entre 1985–2014 et 2071–2100 normalisé par la différence de température entre ces deux périodes ($\% \text{K}^{-1}$, afin de s'affranchir des différences de sensibilités climatiques entre modèles). Ici, l'incertitude est quantifiée par le niveau d'accord entre modèles sur le signal en question : les pointillés indiquent que 75 % des modèles (6 sur 8) s'accordent sur le signe de la différence. Ainsi, l'augmentation des précipitations annuelles apparaît robuste aux hautes latitudes, dans le Pacifique équatorial et sur l'Afrique de l'Est, tandis qu'une baisse est robuste sur le bassin méditerranéen (figure VI.4a). L'incertitude liée au modèle peut également être estimée en calculant la dispersion (écart-type) entre modèles : la figure VI.4b montre un comportement globalement cohérent avec la figure VI.4a bien que pour certaines régions, comme le Pacifique équatorial ou l'Atlantique Nord sous-tropical, un bon accord entre modèles s'accompagne d'une forte dispersion, probablement du fait d'un signal (hausse et baisse de la pluie annuelle, respectivement) également plus marqué dans ces régions.

A noter qu'un seul membre pour chaque modèle est utilisé dans ces analyses afin d'accorder le même poids à tous les modèles. Cela ne permet pas de tenir compte de la variabilité interne qui peut, malgré les moyennes sur 30 ans, compter pour une part non-négligeable de la différence entre modèles.

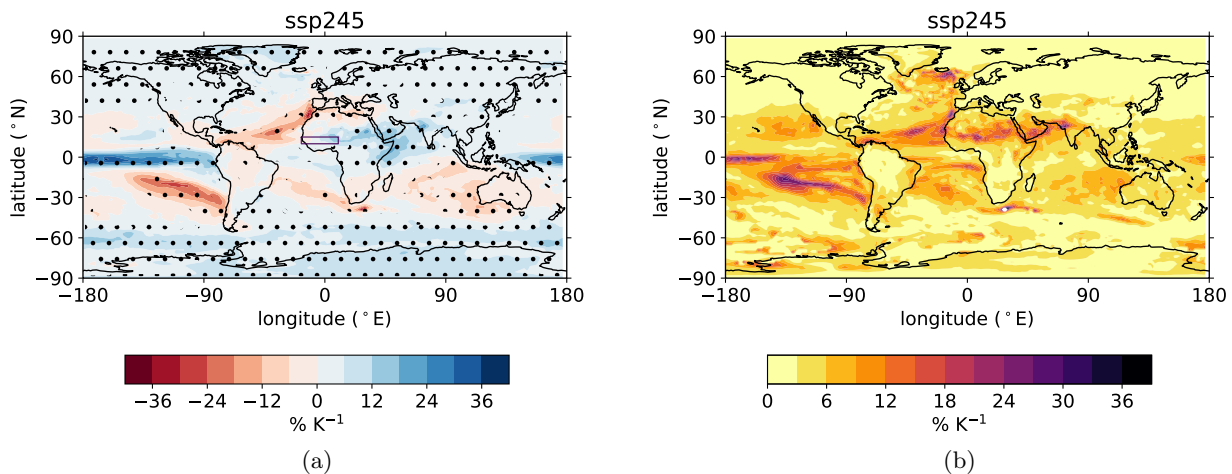


FIGURE VI.4 – (a) Différence relative de pluie annuelle entre 1985–2014 et 2071–2100 par degré de réchauffement ($\% K^{-1}$), en scénario d'émissions SSP245, en moyenne parmi 8 modèles CMIP6. Les points indiquent qu'au moins 6 des 8 modèles sont en accord sur le signe de la différence. (b) Déviation standard parmi les modèles de la différence.

La figure VI.5 montre l'évolution de l'indice standardisé régional de précipitation annuelle pour le Sahel (boîte sur la figure VI.4a), calculée à partir des 8 modèles utilisés pour la figure VI.4 (l'usage de plusieurs membres permet de lisser davantage les courbes mais ne change pas fondamentalement la direction de l'évolution) : 6 modèles simulent une augmentation de la pluviométrie tandis que 2 modèles (CESM2 et CNRM-CM6-1) simulent une forte baisse au-delà de ~ 2030 , après une période 1980–2020 d'augmentation. De telles différences entre modèles proviennent des choix de modélisation, qui diffèrent d'une institution à une autre : résolutions horizontale et verticale, modèles de surface, physique du modèle, paramétrisations diverses (schéma de convection, flux turbulents, micro-physique nuageuse, etc), sont autant de facteurs de désaccord qui contribuent à l'incertitude dite *structurelle*. Cette dernière dépend de la variable étudiée et des processus dont elle dépend. Ainsi, pour la pluie dans les régions tropicales, essentiellement convective et donc mal simulée par les modèles de climat globaux, le désaccord est potentiellement important.

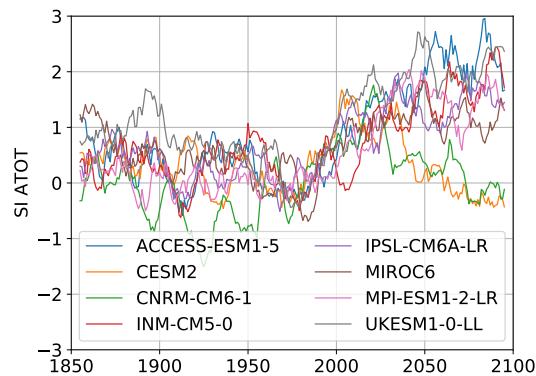


FIGURE VI.5 – SI ATOT pour le Sahel ($10^{\circ}N - 15^{\circ}N$, $20^{\circ}W - 10^{\circ}E$, boîte sur (a)) pour les 8 modèles utilisés en (a) (1 membre par modèle), en scénario SSP245. Une moyenne glissante sur une fenêtre de 11 ans est appliquée pour filtrer la variabilité interannuelle.

1.2.3. Incertitude “forçage”

Il existe une incertitude liée aux forçages. Pour la période historique, les erreurs de mesure des composés atmosphériques peuvent expliquer une partie du décalage entre simulations et observations. Pour les simulations futures, des scénarios d’émissions sont utilisés afin de représenter des trajectoires de sociétés hypothétiques.

1.3. Bilan : répartition des incertitudes

Les trois sources d’incertitudes affectant la détection, l’attribution et la projection de signaux climatiques dans les modèles de climat sont liée à la variabilité climatique interne, à l’incertitude structurelle et l’incertitude sur les forçages externes (passés et futurs). Leur contribution relative dépend de l’échelle spatiale, de la variable considérée et, pour les projections futures, de l’échéance. Une grande importance est accordée dans la suite de ce manuscrit à la prise en compte des ces incertitudes.

Si cette prise en compte est, à l’image des analyses présentées par la suite, majoritairement qualitative, des méthodes de quantification ont été développées. Ainsi, HAWKINS & SUTTON [2009] montrent que pour les projections futures de température de surface à l’échelle globale, l’incertitude structurelle est majoritaire dans les 20 premières années de la simulation, puis décroît rapidement au profit de l’incertitude scénario. La variabilité interne compte pour 30 % de l’incertitude totale au début puis cette contribution décroît pour finalement s’annuler après 100 ans. À une échelle spatiale plus réduite le comportement général reste le même à la différence que la part de la variabilité interne est largement supérieure, partant de 70 % du total et finissant autour de 10 %. HAWKINS & SUTTON [2011] montrent que pour les projections régionales de précipitation, la variabilité interne représente la part la plus importante (50–90 %) dans les 30 premières années puis laisse progressivement place à l’incertitude structurelle, le scénario d’émission ne représentant pas plus de 5–15 % de l’incertitude totale. ZHOU et al. [2020] établissent le rôle équivalent des incertitudes structurelles et scénario pour les extrêmes de précipitation en régions de mousson, à horizon fin de siècle. HAWKINS & SUTTON [2011] et ZHOU et al. [2020] mettent en avant le potentiel de réduction de l’incertitude totale via une amélioration des modèles, ou par la sélection des plus performants, ce qui pose la question de la sélection des modèles. Il faut également mentionner le fait que les études sus-citées considèrent l’indépendance (et l’additivité) de ces différentes sources d’incertitude, ce qui constitue une hypothèse forte étant donnée l’influence du forçage sur, par exemple, la variabilité interne, que ce soit en température ou en précipitation (voir par exemple BOER, 2009). Ces considérations sont reprises à la fin de ce chapitre (SECTION 3.4) pour traiter de la notion de temps d’émergence d’un signal climatique.

2. Méthodes d'attribution

2.1. Reconnaissance d'empreintes

Chaque forçage implique des mécanismes particuliers, lesquels se traduisent de façon spécifique à la fois dans le temps et dans l'espace, laissant ainsi leur "empreinte" spatio-temporelle sur le climat. Une méthode d'attribution consiste à identifier ces empreintes dans l'enregistrement d'une variable climatique.

2.1.1. Empreinte temporelle

Un premier type d'empreinte qu'il est possible de détecter est l'évolution temporelle que le forçage impose à une variable climatique donnée. Les éruptions volcaniques, par exemple, ont un effet marqué sur les précipitations aux échelles globales et régionales. Pour le Sahel, HAYWOOD et al. [2013] suggèrent que les éruptions situées dans l'hémisphère Nord se traduisent par un assèchement (ces auteurs notent la robustesse limitée de ce résultat due au faible nombre d'événements observés et l'implication d'autres facteurs confondants). Cette anomalie de précipitation est due à l'injection d'aérosols dans l'atmosphère qui, par leur effet réfléchissant, diminue le rayonnement solaire reçu à la surface et donc l'évaporation et les précipitations. Cette anomalie dure environ 2–3 ans du fait du faible temps de résidence des particules sulfatées dans l'atmosphère. La figure VI.6a montre l'évolution de la précipitation annuelle au Sahel depuis 1850 simulée par le modèle IPSL-CM6A-LR (32 membres) en scénario historique (tous forçages), avec les 6 éruptions majeures survenues au cours de l'ère industrielle. La forte anomalie négative de 1902 coïncide avec les éruptions de la montagne Pelée (Martinique), du Santa Maria (Guatemala) et du la Soufrière (Saint-Vincent-et-les-Grenadines), trois volcans situés dans les Antilles.

Isoler l'impact des éruptions volcaniques sur les précipitations au Sahel dans les modèles de climat dépend de la capacité de ces derniers à simuler l'effet des aérosols : effets direct (réflexion du rayonnement solaire) et indirect (temps de vie et albédo des nuages, voir par exemple LOHMANN et al., 2010). La représentation de ces effets pouvant varier d'un modèle à l'autre (cf. SECTION 1.2.2 ci-dessus), il est préférable de considérer un ensemble de modèles pour augmenter la robustesse de l'analyse. La figure VI.6b, obtenue en utilisant 14 modèles du CMIP6 (184 membres au total), montre le bon accord entre modèles ; l'effet des aérosols volcaniques sur les cumuls annuels de pluie au Sahel – une diminution – peut être considéré comme robuste.

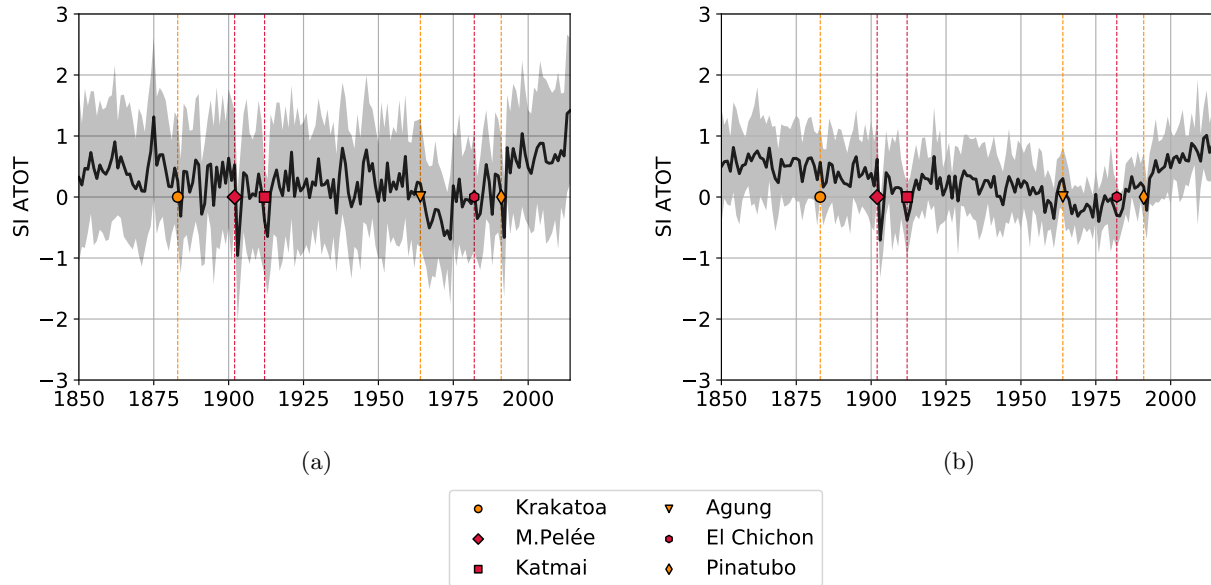


FIGURE VI.6 – SI ATOT sur le Sahel en moyenne parmi (a) 32 membres du modèle IPSL-CM6A-LR et (b) 14 modèles CMIP6 (184 membres au total), en scénario historique avec tous les forçages. Les traits en tirets verticaux correspondent aux dernières éruptions majeures, indiquées dans la légende avec les volcans situés dans l'hémisphère Nord (Sud) en rouge (jaune).

Parmi les autres forçages ayant une empreinte temporelle caractéristique sur les précipitations, on peut citer l'effet du CO_2 qui, pour les précipitations globales, se traduit par une réponse rapide (réduction) et une réponse lente (augmentation) [ALLAN et al., 2020], sur une échelle de temps bien plus importante que pour les éruptions compte tenu du temps de résidence du CO_2 dans l'atmosphère et des mécanismes impliqués (atmosphériques et océaniques).

2.1.2. Empreinte spatiale

Chaque forçage se caractérise également par une empreinte spatiale, via le comportement spatial qu'il impose à une variable donnée. À titre illustratif, la figure VI.7 montre la différence de température de l'air à la surface (GSAT) entre la fin du siècle (2071–2100) et la période récente (1985–2014) pour un scénario intermédiaire d'émissions (SSP245). Cette anomalie est obtenue en moyennant les valeurs de 8 modèles CMIP6, avec une seule réalisation pour chaque modèle. L'empreinte spatiale dominante est un réchauffement plus fort des continents que de l'océan, attribuable aux GES. La réponse de la GSAT à l'augmentation de la concentration en GES est en effet bien comprise : l'inertie thermique plus importante des masses d'eau limite le réchauffement au-dessus de celles-ci, relativement aux masses continentales. De plus, sur les océans, l'augmentation du flux de chaleur latente, qui ne réchauffe pas l'air, domine sur l'augmentation du flux de chaleur sensible. Ces mécanismes sont correctement simulés par les modèles et font par conséquent l'objet d'un fort consensus (tous les modèles sont d'accord sur le signe de la différence de GSAT, en tout point de grille). Un deuxième aspect notable sur la figure VI.7 est l'augmentation plus forte aux hautes latitudes de l'hémisphère Nord, conséquence d'un mécanisme de rétroaction impliquant notamment la différence d'albédo de la glace de mer et de l'océan (parmi d'autres mécanismes, voir PREVIDI et al., 2021). L'empreinte illustrée par la figure VI.7 est horizontale. Il est également possible d'identifier l'empreinte verticale des GES sur la température

de l'air : un réchauffement de la troposphère et un refroidissement de la basse stratosphère, identifié par SANTER et al. [2013] dans les observations satellites.

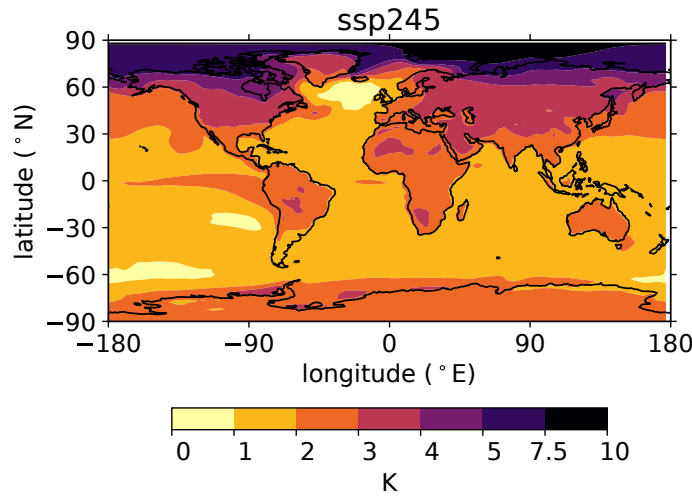


FIGURE VI.7 – Moyenne parmi 8 modèles CMIP6 de la différence de température de l'air à la surface (K) entre 1985–2014 et 2071–2100 en scénario SSP245 (échelle de couleurs non-linéaire).

Toujours à titre illustratif, la figure VI.8 montre l'empreinte spatiale du CO_2 sur l'intensité de pluie journalière moyenne au Sahel, dans un scénario idéalisé d'augmentation de sa concentration atmosphérique ($1\% \text{ an}^{-1}$). Il se dégage de cette figure un comportement spatial particulier, avec une augmentation bien marquée sur le Sahel Est et une diminution sur le Sahel Ouest. Néanmoins, l'accord entre modèles est réduit, malgré l'ampleur du forçage, ce qui peut s'expliquer par :

- L'échelle spatiale : à l'échelle ponctuelle la forte variabilité interannuelle peut masquer le signal (les périodes de 20 ans considérées peuvent ne pas être suffisantes pour filtrer cette variabilité).
- Le nombre de membres réduit, qui ne permet pas de filtrer la variabilité interne propre à chaque modèle.
- Les différences entre modèles dans leur représentation des processus responsables de la pluie au Sahel, en particulier de la convection.

A noter ici le potentiel effet antagoniste d'une augmentation du forçage (en l'occurrence, du CO_2) : il est attendu que le signal augmente (par rapport à la variabilité interne) avec l'augmentation du forçage, ce qui devrait se traduire par un meilleur accord entre modèle. Néanmoins, si comme suggéré par la figure VI.8 les modèles divergent dans leur façon de répondre à ce forçage, alors le désaccord devrait aller grandissant à mesure que le forçage augmente.

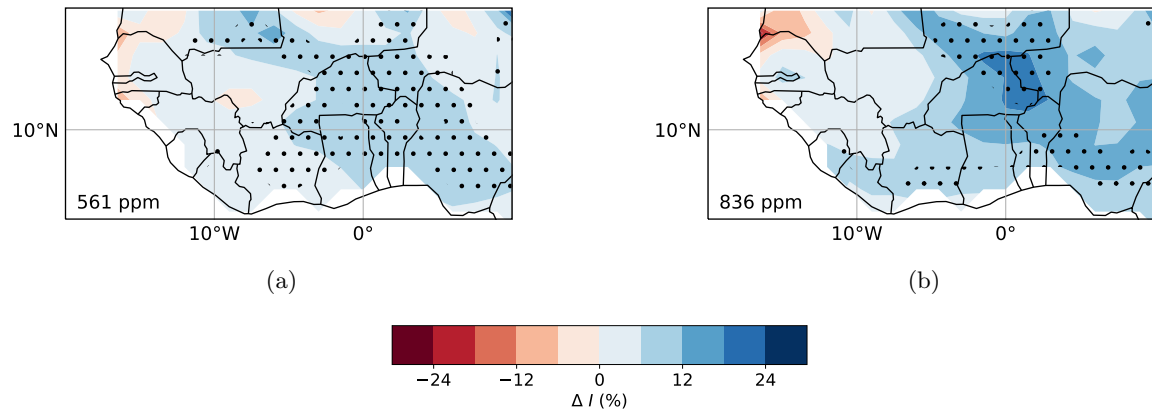


FIGURE VI.8 – Différence relative (%) de l'intensité de pluie journalière moyenne entre les 20 premières années de la simulation 1 %CO₂ et les 2 périodes de 20 ans centrées sur l'année (a) du doublement (60–79) et (b) du triplement (100–119) de la concentration atmosphérique en CO₂ par rapport à la valeur de référence (280 ppm). Champs moyens parmi 8 modèles (1 membre par modèle). Les pointillés indiquent que 6 des 8 modèles sont d'accord sur le signe de la différence.

L'attribution d'un signal climatique à l'échelle régionale est donc confrontée à plusieurs défis : l'importance plus grande de la variabilité interne, des processus régionaux plus difficiles à simuler et donc potentiellement responsables de désaccords plus grands entre modèles. Ces facteurs sont d'autant plus prégnants pour la pluie en régions tropicales pour au moins deux raisons : i) la variabilité (interannuelle, décennale) est importante, masquant d'autant plus un éventuel signal et ii) les pluies sont essentiellement convectives, un processus dont la représentation par les modèles de climat globaux repose sur une paramétrisation, donc des choix de modélisation qui peuvent différer d'un modèle à l'autre (cf. la SECTION 2 du CHAPITRE III).

2.2. Simulations idéalisées

Une fois pris en compte le rôle de la variabilité interne et d'éventuelles différences entre modèles, l'identification de l'empreinte d'un facteur de forçage particulier dans un signal observé nécessite d'isoler sa responsabilité des autres facteurs de forçage. Cette démarche d'identification peut passer par la réalisation d'expériences idéalisées qui permettent de tester la capacité d'un facteur à reproduire tout ou partie d'une évolution observée. Il s'agit dans la plupart des cas d'expériences de modélisation dans lesquelles une perturbation est imposée au système et la réponse comparée à des observations ou à un climat simulé témoin (ou contre-factuel), ce qui permet d'attribuer les changements constatés à la perturbation.

2.2.1. Exercice DAMIP

L'exercice d'intercomparaison de modèles de climat pour la détection et l'attribution (Detection and Attribution Model Intercomparison Project, DAMIP, GILLET et al., 2016), par le cadre expérimental qu'il propose, permet d'isoler le rôle de différents forçages externes naturels d'une part (activités solaires et volcaniques), et anthropiques d'autre part (aérosols, GES, ozone stratosphérique). Le fait que cet exercice soit coordonné et que le protocole soit suivi par la plupart des centres de modélisation permet de fournir un jeu de données large et cohérent. Il est ainsi possible de tenir compte

à la fois de la variabilité interne du climat (lorsque plusieurs membres d'un modèle sont disponibles) et de l'incertitude liée aux choix de modélisation. Ces simulations sont utilisées au CHAPITRE IX.

2.2.2. Exercice AMIP

L'exercice Atmospheric Model Intercomparison Project (AMIP) consiste à forcer les modèles de climat avec les SSTs et les conditions de glace de mer observées (sur une base mensuelle), en plus des différents forçages historiques (GES, aérosols, cycles solaires, etc). Initialement créé pour diagnostiquer les modèles atmosphériques en supprimant les biais de l'océan [GATES et al., 1999], le forçage SST/glace de mer a pour effet de supprimer la variabilité climatique liée à l'océan présente dans les simulations couplées (AOGCM). Ainsi, lorsqu'elles sont comparées aux simulations couplées, les simulations AMIP permettent d'identifier le rôle de l'océan dans un enregistrement climatique (par exemple, les précipitations totales annuelles au Sahel).

Les valeurs de SSTs et de glace de mer observées incorporent ce qui relève d'un signal forcé et de la variabilité interne. Différencier ces deux contributions peut également se faire en comparant simulations couplées et AMIP, mais cela nécessite de faire les hypothèses – fortes – que i) l'effet des forçages externes sur l'océan et ii) la variabilité interne de l'océan sont bien reproduits dans les simulations couplées.

Compte tenu des contraintes de forçages, la plupart de ces simulations démarrent en 1979, date à laquelle les observations globales de SST ont été rendues disponibles grâce aux satellites. Seuls les modèles CESM2 et IPSL-CM6A-LR ont des simulations AMIP démarrant en 1950 et 1958, respectivement (cf. tableau III.2).

2.2.3. Simulation 1 %CO₂

La simulation 1 %CO₂ consiste en une simulation par un AOGCM du climat soumis à une augmentation de la concentration atmosphérique en CO₂ de 1 % an⁻¹ à partir d'un état stable pré-industriel (avec une concentration de 280 ppm). Ainsi, la concentration a doublé après 70 ans, ce qui permet d'étudier la réponse *transitoire* (hors équilibre) du climat et notamment des précipitations. Dans ce manuscrit, cette simulation sera utilisée pour étudier l'impact de ce facteur de forçage sur le régime des pluies sahélien. Le nombre limité de réalisations disponibles (cf. tableau III.2) ne permet pas d'isoler pleinement le signal forcé de la variabilité climatique interne.

2.2.4. L'expérience surrogate climate change

Un autre type d'expérience idéalisée consiste à forcer un modèle de climat régional avec un champ de variables représentatif du climat observé, fourni par une réanalyse, auquel est imposée une perturbation dont on veut tester l'influence. Cette démarche permet d'analyser les processus impliqués dans la réponse du climat simulé à la perturbation. Le guidage aux frontières du domaine permet de s'affranchir de l'effet de la variabilité interne ; la taille du domaine doit pour cela être choisie suffisamment petite pour que le modèle ne crée pas sa propre variabilité interne. Cette spécificité permet d'obtenir des résultats robustes avec une seule réalisation et sur une période courte.

SCHÄR et al. [1996], à l'origine de ce protocole, étudient l'effet d'une élévation de la température atmosphérique et de l'humidité spécifique sur les précipitations en Europe. Ils notent une forte vari-

abilité spatiale de la différence entre simulation de contrôle et simulation perturbée, en dépit d'une circulation atmosphérique très similaire, montrant ainsi l'importance de la composante thermodynamique dans la réponse à la perturbation. Suivant la même approche, IM et al. [2010] montrent le rôle de la rétroaction entre neige-humidité du sol et précipitations estivales sur l'arc alpin, dans un scénario où la température de l'air et la SST augmentent de 3°, à humidité relative constante.

L'étude de CHAGNAUD et al. [2020], réalisée en forçant le Modèle Atmosphérique Régional (MAR) avec la réanalyse ERA-interim [DEE et al., 2011] sur l'Afrique de l'Ouest a permis de montrer la quasi-linéarité de la réponse de la MAO à des perturbations de la température de l'air et des SST, à humidité relative constante.

2.3. Approche quantitative : optimal fingerprinting

Les approches d'attribution présentées jusqu'ici sont essentiellement qualitatives. Bien qu'apportant des éléments de compréhension importants, elles ne permettent pas une quantification précise des contributions de chaque forçage à l'évolution d'une variable climatique. La méthode d'attribution formelle dite "optimal fingerprinting" permet de répondre à cet objectif. Cette méthode, qui consiste à identifier dans un enregistrement climatique l'empreinte spatio-temporelle d'un agent de forçage, est issue des travaux pionniers de K. Hasselmann, récemment récompensés par un prix Nobel de physique [RAVISHANKARA et al., 2022].

Cette méthode a depuis été largement utilisée pour détecter l'influence des activités humaines dans diverses variables climatiques comme la température [HEGERL et al., 1997; HEGERL et al., 2007], les précipitations annuelles moyennes [ZHANG et al., 2007] et extrêmes [MIN et al., 2011; ZHANG et al., 2013b; PAIK et al., 2020], l'humidité atmosphérique [WILLET et al., 2007] ou encore le niveau des mers [SLANGEN et al., 2014]. Afin de minimiser l'influence de la variabilité interne et donc de maximiser les chances de détecter un signal forcé, ces études sont effectuées à l'échelle globale, d'un hémisphère [MIN et al., 2011] ou de bandes de latitudes [ZHANG et al., 2007; ZHANG et al., 2013b].

3. Une métrique de projection : temps d'émergence d'un signal climatique

3.1. Définition

La gamme de variabilité d'un paramètre climatique définit la zone d'adaptation : plus cette gamme est large, plus un organisme/un éco-système/une infrastructure peut faire face à des fluctuations climatiques importantes. Par ailleurs, FISCHER et al. [2014] soulignent que "c'est la réponse forcée qui détermine les changements d'extrêmes de température et précipitation d'un point de vue du risque" : si la variabilité interne peut atténuer ou amplifier une tendance long-terme sur une année ou une décennie, c'est bien la tendance "de fond" qui définit le changement de climat auquel il est nécessaire de s'adapter. Ainsi, lorsqu'une variable climatique sort de sa gamme de variabilité (définie pour une période donnée), il y a un risque de désadaptation.

Au moins aussi important que le niveau de changement attendu en réponse aux forçages anthropiques, la vitesse de ce changement est un élément crucial qui va fortement contraindre la capacité d'adaptation. Il est donc utile de savoir à quelle échéance un changement d'amplitude donnée (par rapport à la variabilité) peut avoir lieu. La notion de temps d'émergence (Time Of Emergence, TOE) peut donc s'avérer utile par exemple pour les décideurs dans la planification de politiques d'adaptation. De plus, comme souligné dans PÖRTNER et al. [2022], la connaissance d'un tel horizon temporel permet de penser la problématique de l'adaptation sur un temps long et favorise les politiques de transformation profonde des pratiques, à l'opposé de réponses directes ou court-terme visant à la réduction des risques immédiats.

D'après le 6e rapport du GIEC, "l'émergence fait référence à l'expérience ou à l'apparition de nouvelles conditions d'une variable climatique particulière dans une région donnée". Plus concrètement, le temps d'émergence "désigne l'apparition d'un changement persistant dans la distribution de probabilité et/ou les propriétés temporelles d'une variable climatique par rapport à celles d'une période de référence" [DOBLAS-REYES et al., 2021].

Il s'agit donc d'identifier le moment où le climat d'une période donnée (tel que perçu par un paramètre particulier) devient significativement différent d'un climat de référence : "L'objectif des études d'émergence est la recherche de l'apparition d'un signal caractérisant un changement d'origine anthropique par rapport à la variabilité climatique d'une période de référence, définie comme le bruit" [DOBLAS-REYES et al., 2021].

3.2. Dans la littérature

Le temps d'émergence a fait l'objet d'études dans les observations et dans les modèles de climat. Pour la température de surface, MAHLSTEIN et al. [2011] montrent que le signal est déjà en train d'émerger dans les tropiques en raison d'une variabilité interannuelle faible. C'est également le constat fait par HAWKINS et al. [2020], qui montrent à partir d'observations que les tropiques expérimentent déjà des températures qui seraient de l'ordre de "l'inconcevable" dans un climat pré-industriel, non modifié par l'homme. Ces auteurs montrent aussi que l'assèchement de l'Afrique de l'Ouest sur la période 1891–2016, en particulier de sa partie Ouest, est remarquable, et qu'au Royaume-Uni les précipitations extrêmes émergent plus rapidement que les précipitations annuelles. Ce dernier point est aussi un résultat de l'étude de MARTEL et al. [2018] : malgré une variabilité plus forte des extrêmes, le signal également plus marqué sur ces derniers favorise une émergence plus précoce. De plus, ces auteurs montrent qu'une approche régionale permet de réduire sensiblement l'influence de la variabilité naturelle et ainsi d'augmenter la détectabilité du signal, surtout pour les extrêmes. Également en lien avec HAWKINS et al. [2020], KENDON et al. [2018] montrent qu'au Royaume-Uni, le signal du changement climatique sur les extrêmes aux pas de temps 10 minutes et 1 heure émerge entre 5–10 ans et plusieurs décennies avant celui sur les précipitations extrêmes journalières, selon que l'hiver ou l'été est considéré.

Suite à l'étude de MORA et al. [2013], qui évalue le temps d'émergence de plusieurs indicateurs climatiques (température, précipitation, évaporation, pH et températures océaniques), HAWKINS et al. [2014a] mettent en garde contre la sur-estimation des temps d'émergence obtenus en raison d'une méthode d'estimation qui produit des dates "artificiellement précoces". Cette controverse met en

lumière la nécessité d'une "définition précise du signal et du bruit ainsi qu'une métrique pour mesurer l'importance du signal" [DOBLAS-REYES et al., 2021]. La SECTION 3.3 ci-dessous passe en revue quelques définitions de ces trois termes existant dans la littérature.

3.3. Définition de signal et bruit

L'étude de GIORGI & BI [2009] s'intéresse à la différence de précipitation en été et en hiver entre une période de référence et des périodes (glissantes) de 20 ans futures. Le signal y est défini comme la moyenne parmi toutes les réalisations de tous les modèles (CMIP3) de cette différence. Les incertitudes dues à la variabilité interne du climat (σ_{ICV}^2) et aux modèles (σ_{GCM}^2) sont calculées comme suit :

- pour chaque modèle j , une anomalie est définie comme la différence entre chaque réalisation i et la moyenne parmi les m_j réalisations $X_i^j - \overline{X^j}$, où X est la différence de précipitation entre période de référence et période future. La moyenne de ces anomalies parmi toutes les réalisations correspond à l'incertitude due à la variabilité interne.
- $\sigma_{GCM}^2 = \frac{1}{N} \sum_j^N (\overline{X} - \overline{X_j})^2$ où N est le nombre de modèles, \overline{X} est la moyenne d'ensemble parmi les modèles (signal) et $\overline{X_j}$ est la moyenne parmi les réalisations du modèle j .

GIORGI & BI [2009] calculent dès lors l'incertitude totale comme $\sigma_{TOT} = \sqrt{\sigma_{ICV}^2 + \sigma_{GCM}^2}$ et considèrent le signal émergé lorsque le ratio signal-sur-bruit (signal-to-noise ratio, S/N), $\overline{X}/\sigma_{TOT}$, est supérieur à 1 et le reste jusqu'à la fin du siècle. Les auteurs notent par ailleurs que σ_{GCM} est un ordre de grandeur plus grand que σ_{ICV} , confirmant la prédominance de l'incertitude structurelle sur la variabilité interne (cf. SECTION 1.3).

HAWKINS & SUTTON [2012] notent que ce calcul mélange des incertitudes de natures différentes et proposent en conséquence une estimation indépendante pour chaque modèle du signal, du bruit et du S/N résultant. Pour le signal, une régression linéaire est calculée en chaque point de grille entre la température locale L et la température global G (GMST sur 1950–2099 filtrée avec un polynôme du 4e degré) : $L(t) = \alpha G(t) + \beta$ avec α le coefficient de régression linéaire et β une constante. Le bruit est estimé en tout point de grille comme l'écart-type de la température issue de la simulation de contrôle de chaque modèle. Pour chaque modèle, l'année où S/N atteint une certaine valeur (1 ou 2) est calculée et le TOE est estimé comme l'année médiane parmi les modèles. Les auteurs insistent sur l'influence de la variabilité interne simulée sur le TOE, une sous-estimation de celle-ci engendrant un TOE trop précoce, et vice versa.

En plus de la définition du signal et du bruit, trois éléments sont à considérer avec précaution dans l'étude du temps d'émergence :

- Le choix de la période de référence (par exemple période pré-industrielle, passé récent) : celui-ci dépend de l'objectif de l'étude. Par exemple si l'objectif est de savoir à partir de quand une installation deviendra obsolète, il est utile de considérer la période qui a servi à l'établissement des normes utilisées pour son dimensionnement.
- L'échelle spatiale : la variabilité interne est plus importante sur de petites échelles spatiales. Mais les décideurs ont besoin d'un diagnostic local.

- L'indicateur pluviométrique : il doit correspondre aux besoins des utilisateurs. Par exemple, un agriculteur pourrait avoir davantage d'intérêt pour les cumuls annuels et la durée maximale des séquences sèches tandis qu'un hydrologue pourrait être davantage intéressé par les pluies extrêmes.

Les définitions de signal et de bruit sont donc liées aux besoins de l'étude. MARAUN [2013] aborde ces différents aspects en étudiant le temps d'émergence des cumuls annuels et des pluies journalières extrêmes sur l'Europe de l'Ouest. Cette méthodologie est détaillée dans la SECTION 3.4 et sert de base à la suite de ce travail.

3.4. Estimation du signal et du bruit

3.4.1. Pluies annuelles totales

Le cumul annuel de pluie est une réalisation d'une variable aléatoire X distribuée selon une loi normale de moyenne μ et de variance σ^2 : $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$. L'évolution des cumuls annuels est paramétrisée comme : $\mu(t) = \alpha \times t + \beta$ où α et β sont des coefficients estimés sur les données. Le signal est défini, pour chaque modèle avec M membres, comme :

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \alpha_j \frac{\overline{\mu^{ref}}}{\mu_j^{ref}} \quad (\text{VI.1})$$

où μ_j^{ref} est la valeur de μ de l'année de référence, d'après le modèle linéaire ajusté sur les données du membre j : $\mu_j^{ref} = \alpha_j \times t^{ref} + \beta_j$. Par suite, $\overline{\mu^{ref}} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mu_j^{ref}$, moyenne de μ^{ref} parmi les M membres. Le signal est ainsi pondéré par le climat moyen de chaque membre par rapport au climat moyen du modèle, avec un poids plus important lorsque le climat moyen est inférieur à la moyenne des climats (impliquant $\overline{\mu^{ref}}/\mu_j^{ref} > 1$). La variabilité interannuelle est calculé pour chaque membre comme :

$$s_j^2 = \left(\frac{\overline{\mu^{ref}}}{\mu_j^{ref}} \right)^2 \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{i,j} - \mu_{i,j})^2 \quad (\text{VI.2})$$

où $x_{i,j}$ est la valeur de pluie de l'année i dans le membre j et N le nombre d'années. La variabilité interannuelle de chaque membre est donc également pondérée par le climat de ce membre. Le bruit total du modèle est égal à la moyenne des s_j^2 parmi les M membres :

$$s_{int}^2 = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M s_j^2 \quad (\text{VI.3})$$

Enfin, le temps d'émergence est obtenu ainsi :

- $\mu(t_{ref}) = \alpha t_{ref} + \beta = 0 \Rightarrow \beta = -\alpha t_{ref}$
- $\mu(\text{toe}) = \alpha \text{toe} + \beta = \alpha \text{toe} - \alpha t_{ref} \Rightarrow \mu(\text{toe}) = \alpha(\text{toe} - t_{ref})$

$$\frac{\mu(\text{toe})}{\sigma_{ref}} = f \Rightarrow \text{toe} = t_{ref} + f \times \frac{\sigma_{ref}}{\alpha} \quad (\text{VI.4})$$

où $f \in [0, 1]$ représente la fraction du bruit à dépasser pour considérer le signal comme émergé (par la suite, $f = 0.8$).

3.4.2. Pluies journalières extrêmes : moyenne

Les maxima annuels de pluie journalière sont considérés comme étant issus d'une loi GEV de paramètres $\{\mu, \sigma, \xi\}$ et dont les paramètres de position et d'échelle dépendent linéairement du temps : $\eta(t) = \alpha_\eta \times t + \beta_\eta$ où $\eta = \{\mu, \sigma\}$. MARAUN [2013] considère la moyenne de cette distribution qui, pour l'année i du membre j , est donnée par :

$$E_{i,j} = \mu_{i,j} - \frac{\sigma_{i,j}}{\xi_j} + \frac{\sigma_{i,j}}{\xi_j} \times \Gamma(1 - \xi_j) \quad (\text{VI.5})$$

où Γ est la fonction gamma.

Comme dans la section précédente, le signal de la moyenne ($\overline{\alpha^E}$) est normalisé :

$$\overline{\alpha^E} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \alpha_j^E \frac{\overline{E^{ref}}}{E_j^{ref}} \quad (\text{VI.6})$$

La variabilité interannuelle, pour chaque membre, est choisie égale à l'intervalle entre les 16e et 84e percentiles de la distribution GEV non-stationnaire de l'année de référence.

$$s_j^E = \frac{1}{2} \left(\frac{\overline{E^{ref}}}{E_j^{ref}} \right) \times (q_{0.84,j}^{ref} - q_{0.16,j}^{ref}) \quad (\text{VI.7})$$

où $\overline{E^{ref}}$ représente la moyenne parmi les M membres de la moyenne de l'année de référence. Le terme $(1/2) \times (q_{0.16}^{ref} - q_{0.84}^{ref})$ correspond à l'écart-type d'une distribution normale ; cette expression de la variabilité interne est donc cohérente avec celle définie par l'équation VI.2 pour les cumuls. Enfin, le bruit total est calculé selon l'ÉQUATION VI.3 et le temps d'émergence selon l'ÉQUATION VI.4.

3.4.3. Pluies journalières extrêmes : niveaux de retour

Si elle est informative en tant que telle, la moyenne de la GEV est une métrique rarement utilisée pour caractériser les pluies extrêmes, au profit des niveaux de retour. Cependant, donner une définition de la variabilité interne pour un quantile particulier est plus délicat que pour la moyenne. Une méthode est ici proposée :

- Soit un ensemble de M réalisations du climat futur effectuées avec un modèle de climat. Le signal forcé est estimé en ajustant un modèle GEV non-stationnaire sur tous les membres. Cette inférence est non seulement plus robuste du fait de la taille augmentée de l'échantillon (M valeurs indépendantes de maxima annuels par an), mais a aussi pour avantage de filtrer la

variabilité interne. Le niveau de retour forcé, $R_f^T(i)$ peut être dérivé de ce modèle pour chaque année i .

- Le niveau de retour de période de retour T ($T \leq M$) est estimé pour chaque année i comme le quantile empirique de probabilité $1 - 1/T$, $R^T(i)$, de l'échantillon de M valeurs de maxima annuels de l'année i .
- La variabilité interne du niveau de retour R^T est : $\sigma_{ICV}^R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [R^T(i) - R_f^T(i)]^2}$, où N est le nombre d'années.

Synthèse

Connaître les causes des évolutions climatiques observées est un élément essentiel de compréhension du système climatique, et donc d'anticipation de son comportement futur. Le climat observé est une réalisation parmi une infinité de possibles, résultat de la variabilité interne du système climatique et de l'action de différents agents de forçages externes, naturels et anthropiques. L'attribution consiste à identifier et quantifier la part respective de ces différents facteurs d'influence sur le climat observé. Identifier un signal forcé nécessite de s'affranchir de l'effet de la variabilité interne. De plus, l'identification de signaux spécifiques (GES, aérosols) se base sur des simulations climatiques et repose donc sur la capacité des modèles utilisés à reproduire i) les propriétés de la variable climatique considérée et ii) l'effet de ces forçages sur cette variable.

Les effets de la variabilité interne d'une part, et d'éventuelles différences entre modèles d'autre part, sont d'autant plus prégnants que l'échelle spatiale est réduite et le processus difficile à représenter par un modèle. L'usage d'ensembles de réalisations, impliquant plusieurs modèles et plusieurs membres par modèle, permet de tenir compte de ces effets. Chaque forçage laisse une empreinte sur une variable donnée ; cette empreinte s'exprime à la fois dans le temps et dans l'espace, impliquant des mécanismes physiques particuliers. L'identification d'une empreinte particulière dans un enregistrement rend possible l'attribution d'un comportement spatial et/ou temporel à un facteur donné.

La vitesse du changement d'un paramètre climatique – sous l'effet d'un ou plusieurs agents de forçage – est un des facteurs déterminants des besoins d'adaptation. La connaissance de cette propriété intrinsèque du système climatique, qui dépend à la fois de sa variabilité et de sa sensibilité, est une information qui invite à penser la problématique de l'adaptation sur le temps long et donc favorise *a priori* la prise de meilleures décisions. Une méthode de quantification de la vitesse du changement d'un indicateur pluviométrique basée sur la littérature est proposée, et sera adaptée et appliquée aux sorties de modèles de climat sur la région du Sahel.

Troisième partie

DÉTECTION DE TENDANCES DANS LES PLUIES EXTRÊMES AU SAHEL

VII

Développement d'une méthode dédiée de détection

Dans ce premier chapitre de résultats, le cadre statistique introduit de façon formelle dans la partie précédente est implémenté sur un jeu de données de pluie à haute-résolution spatiale et temporelle, constituant une avancée en premier lieu méthodologique. Ce chapitre s'articule autour d'un article publié dans *Theoretical and Applied Climatology*, suivi d'analyses complémentaires.

1. Publication : A unified statistical framework for detecting trends in multi-timescale precipitation extremes : application to non-stationary Intensity-Duration-Frequency curves

Guillaume Chagnaud¹, Geremy Panthou¹, Théo Vischel¹, Juliette Blanchet¹, Thierry Lebel¹

¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, IRD, Grenoble INP, IGE
Corresponding author : guillaume.chagnaud@univ-grenoble-alpes.fr

Article publié dans *Theoretical and Applied Climatology* (2/06/2021)

Résumé étendu

Deux études récentes ont montré qu'une augmentation de la fréquence et de l'intensité des événements extrêmes de pluie semble être à l'oeuvre au Sahel : TAYLOR et al. [2017], à partir de données satellites et à l'échelle du Sahel, concluent à une augmentation de leur fréquence; PANTHOU et al. [2018], à partir des données in-situ de l'observatoire AMMA-CATCH Niger, identifient une augmentation de l'intensité des maxima annuels de pluie sur des pas de temps allant de l'infra-horaire au journalier. En dépit des avancées importantes qu'elles constituent, ces deux études sont limitées pour au moins trois raisons :

- elles se basent sur des tests de tendance classiques, sensibles aux effets d'échantillonnage,
- elles ne permettent pas de caractériser quel(s) élément(s) de la distribution des extrêmes changent,
- leur intérêt pratique (ou opérationnel) est limité.

Cette publication présente le développement d'une méthode permettant i) de détecter des tendances dans différents aspects de la distribution des extrêmes, pour différents pas de temps allant du journalier à l'infra-horaire et à l'échelle d'une région, ii) d'estimer la significativité et la robustesse de ces tendances, et iii) de fournir des éléments opérationnels pouvant servir d'outils d'aide à la décision ; il s'agira de proposer des courbes intensité-durée-fréquence tenant compte de la non-stationnarité des pluies extrêmes telle que mise en évidence par les points i) et ii).

La méthode développée se base sur des acquis statistiques : la modélisation des extrêmes dans le cadre de la théorie des valeurs extrêmes et plus spécifiquement l'utilisation d'une des lois des valeurs extrêmes généralisées ; la connaissance du comportement spatial (longitude et latitude) des pluies extrêmes dans cette région, qui permet une spatialisation cohérente des données ; la modélisation de l'invariance temporelle des extrêmes de pluie sur une gamme de pas de temps allant de l'horaire au journalier. L'unification de tous ces aspects permet de limiter les effets d'échantillonnage et ainsi d'obtenir une estimation robuste d'un modèle d'extrêmes non-stationnaire.

La figure VII.1 montre que le modèle de Simple Scaling (cf. SECTION 3.3 du CHAPITRE V) semble valide pour les maxima annuels de pluie sur la gamme de durées allant de 2 h à 24 h dans la zone de l'observatoire AMMA-CATCH Niger, comme montré par l'étude de PANTHOU et al. [2014c]; les échantillons pour des durées $D \in [2; 24 \text{ h}]$ peuvent être mis à l'échelle et regroupés en un même échantillon global.

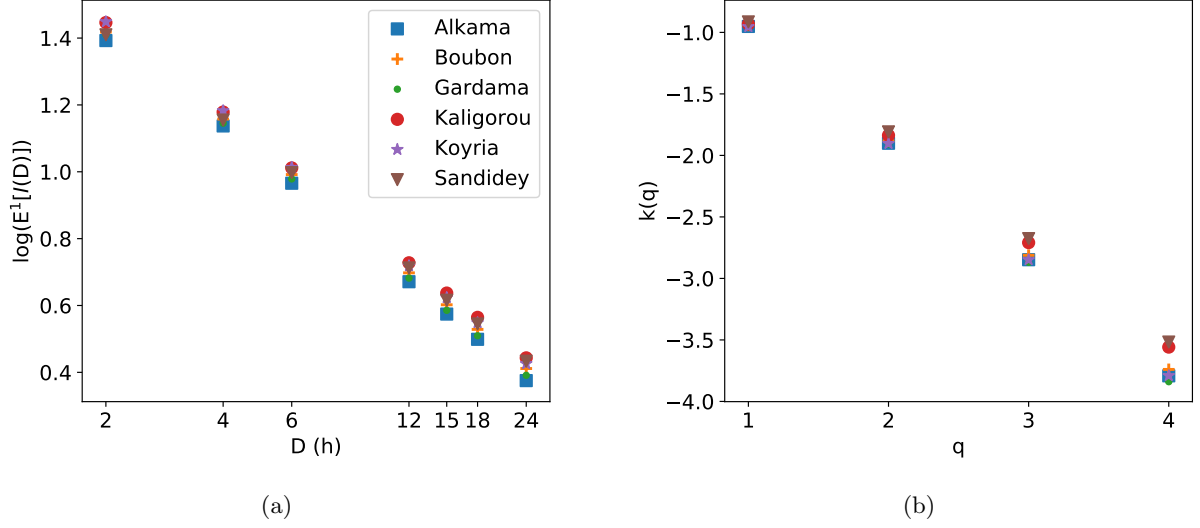


FIGURE VII.1 – (a) Logarithme du moment d'ordre 1 pour différentes durées d'échantillonnage et (b) relation entre $k(q)$ et q pour les pluies aux pas de temps 2, 4, 6, 12, 18 et 24 h de 6 stations du réseau ACN.

De plus, l'absence de comportement spatial spécifique des propriétés statistiques des champs de pluies (figure VII.3) permet de rassembler les échantillons ponctuels en un même échantillon régional. Un tel regroupement introduit de la dépendance dans l'échantillon. La méthode d'estimation de la significativité et de l'incertitude du modèle statistique permettant de pallier cet écueil est détaillée et implémentée sur les données de pluie de l'observatoire AMMA-CATCH Niger. Le cadre statistique permet de montrer qu'une augmentation du paramètre d'échelle de la distribution GEV régionale est très significative sur la région considérée. L'élargissement de la distribution des valeurs extrêmes que cela implique se traduit par une augmentation plus importante des niveaux de retour les plus forts ou, autrement dit, une augmentation plus importante de la fréquence des extrêmes les plus rares.

Abstract

There is a large agreement that global warming induces changes of precipitation regimes of different nature and amplitude depending on the timescale considered. This question is of special concern regarding extreme rainfall that might have critical socio-environmental consequences. A unified framework is proposed here for detecting trends in extreme rainfall. It is based on the GEV distribution, whose parameters depend both on a simple scaling formulation to account for multiple time durations of rainfall and on time to account for the non-stationarity deriving from climatic trends. The implementation of the model is illustrated in the Sahel region by analyzing 30 in-situ rainfall series of 28 years measured at time-steps from 2h to 24h. While the separate analysis of the point series proves inconclusive for detecting trends at any of the time-steps considered, the inclusion of all the series and time-steps into the proposed unified model allows trends to be detected at high level of confidence (p -value $< 1\%$). This trend essentially appears in the scale parameter of the regional GEV distribution, involving a 15 to 20% increase of the 10-year rainfall in 28 years, and a 23 to 30% increase of the 100-year rainfall. The main advantages of the proposed framework are i) its parsimony, allowing for reducing the uncertainty associated with the model inference, ii) its capacity for detecting trends either in the mean and/or in the variability of the extreme events and iii) its ability for producing non-stationary Intensity-Duration-Frequency curves that are coherent over a range of durations of accumulation.

KEYWORDS : trend detection, precipitation extremes, non-stationarity, Intensity-Duration-Frequency curves

I. Introduction

As reviewed recently by ALLAN et al. [2020] a warmer Earth climate induces changes of precipitation regimes through different mechanisms. There is high confidence based on robust physics and idealised CO₂ forcing experiments that global mean precipitation increases at $\sim 2.5\% \cdot K^{-1}$ of global warming, termed hydrological sensitivity (ALLEN & INGRAM, 2002, FLÄSCHNER et al., 2016). However, a given value of mean annual precipitation change may hide different patterns from a rainfall regime perspective, depending on the timescale and region considered. In regions where the rainfall decadal variability is especially strong, as is the case for monsoon climates heavily dependent on sea surface temperatures, the mean annual rainfall signal linked to the hydrological sensitivity may not even be detectable due to a counter-acting phase of the oceanic temperature oscillations. Yet, at the same time hydro-climatic intensification (as termed by GIORGI et al., 2011) might take place, driven by fast adjustment effects linked to the Clausius-Clapeyron thermodynamics and with

changes in the atmospheric circulation shaping regional discrepancies (see e.g. PFAHL et al., 2017). Such intensification might entail longer dry spells and more intense rain events [TRENBERTH et al., 2003]. As a consequence, it is widely expected that the regime of extremes will be more affected by climate warming than the central part of the rainfall distributions (TRENBERTH, 2011, WESTRA et al., 2014), at least in the initial phase of the thermodynamical re-equilibrium. Such a trend has already been detected in global and regional observational records (see e.g. ALPERT et al., 2002, DONAT et al., 2013, PANTHOU et al., 2014b). Since extremes are bearing critical stakes for populations, detecting changes in the extreme rainfall events distribution is both a challenge for scientists and a pressing issue for countries and population that will have to face the consequences. Moreover, the timescale to consider depends on different factors (e.g. the type of water-related natural hazard for which a protection is required, the nature of the infrastructure to be designed, the dynamics of the considered watershed). This paper thus proposes a unified statistical framework for analysing the modification of extreme rainfall

regimes, coherently across timescales as well as across regions. In addition to providing insights into climate change, this unified framework is of interest for the purpose of comparison between observations and extreme events simulated in climate models (on this issue, see e.g. KHARIN et al., 2007, WEHNER et al., 2010). It can also meet the recurrent needs of water managers and decision-makers in charge of planning rainfall hazard protection systems, with the noticeable originality of accounting for temporal non-stationarity.

1.1. Accounting for trends in the regime of precipitation extremes

Given the all-time impact of droughts and floods on populations and even on civilisations, it is not astonishing that extreme rainfall has long focused the attention of hydrologists and climatologists alike. Characterising the upper tail of rainfall distributions is the statistical key to predicting the probability of occurrence of critically extreme rainfall, a challenge that was taken up by many researchers in different ways until the so-called Extreme Value (EV) Theory emerged. This framework was initially conceived for analysing single point series, but further developments led to deal with rainfall extremes in a regional context and for an array of timescales, with two issues in mind : i) reducing the uncertainty of the estimated parameters and ii) maintaining some coherency between the EV distributions inferred for different timescales. In that respect, the simple scaling (SS) approach provides a nice framework for pooling together samples of rainfall data aggregated over various durations, allowing for both a more robust inference of the distribution parameters and the coherency between timescales (KOUTSOYIANNIS et al., 1998, MENABDE et al., 1999). This simple scaling framework can be applied either to a single rainfall record (see e.g. BLANCHET et al., 2016, SANE et al., 2018) or in a regional context (PANTHOU et al., 2014c). While time stationarity is usually assumed when applying the EV theory to a particular dataset, framing it in a non-stationary context allows for :

- Detecting whether there is a significant trend in the intensity of extreme rainfall over a range of time-steps (i.e. durations of accumulation), and whether these trends preserve the simple scaling relationship,
- Allowing for a more robust inference of the time-varying parameters of the EV model.
- Providing a more realistic estimation of the return period of observations.
- Building a more relevant framework for designing infrastructures through the computation of non-stationary IDF curves.

1.2. Methodological issues related to trend detection and model inference

The methodological issues to be solved for adjusting a non-stationary EV model on a given data set pertain to two categories : one is related to detectability of potential rainfall trends and the other to parameter inference. Detecting a trend in a series is therefore a matter of signal-to-noise ratio. As regarding the inference methodological issues, they are especially sensitive given the number of parameters of any non-stationary EV model. Accounting for non-stationarity involves adding to a standard stationary model an as limited as possible number of parameters deemed sufficient to represent this non-stationarity. The main consequence is an obvious loss of robustness of the inference process. A compromise has thus to be found so as to test which parameters seem to be time-varying – if any – while limiting their number to a minimum, keeping in mind that quality checked series of daily and sub-daily rainfall extremes are not so numerous in many regions of the world, especially when looking for long and complete series in order to increase the signal-to-noise ratio. Detecting which parameters are significantly non-stationary in such a context is thus challenging and imposes to use sophisticated methodologies.

1.3. Implication of non-stationarity for the estimation of return levels and IDF curves

A return level (i.e. the value of a quantile for a given frequency of non-exceedance or return period) is a statistical concept that assumes the temporal stationarity of the sampled

population. In case of temporal drifting, return levels should be provided with a sticker precisising at which temporal horizon they apply [SALAS & OBEYSEKERA, 2014] : a 100-year return level of a 24-hour rainfall might have been 100 mm at the end of the 20th century and 110 mm 20 years later. The same remark applies to IDF curves commonly used for designing infrastructures and operating flood warning systems, since they are basically a compilation of return levels – corresponding to a given return period – over an array of event durations. In many (if not in most) regions, stationary IDF curves established under a stationarity assumption are still in use (e.g. SVENSSON & JONES, 2010). Yet, several studies have recently revealed the potential non-stationarity of rainfall extremes. For instance, CHENG & AGHAKOUCHAK [2015] explore the impact of ignoring non-stationarity of rainfall extremes at 5 stations in the US exhibiting increasing trends of annual maxima at several durations. They conclude that “the shorter the duration the larger the differences between the non-stationary and stationary extremes”. With the same purpose in mind, SARHADI & SOULIS [2017] redefine the notion of return level in a changing climate, thus yielding a time-varying risk of failure. Using an hourly rainfall dataset located in the Great Lakes area in a Bayesian framework, they show that an EV model with time-varying location and scale parameters best describes the extreme rainfall behaviour at most sites. They similarly conclude that basing IDF curves on a stationarity assumption leads to an under-estimation of the frequency of occurrence of extreme rainfall events, more prominent for small durations (1-2h hours) and large return periods (50 years). In the two previously mentioned studies, a non-stationary EV distribution is adjusted to each sample of specific duration of accumulation. To our knowledge, the study of OUARDA et al. [2019] is the only that builds a unified non-stationary IDF (NS-IDF) model. Applying the NS-IDF model to two stations in Ontario and California, they found that accounting for the time- and/or climate indice-dependence of extreme rainfall produces more accurate IDF models.

1.4. Objectives of the paper

Based on the various issues discussed above, the paper has three main goals :

- Deriving a global and coherent framework for modelling the distribution of rainfall extreme values for a set of durations of accumulations, in a possibly non-stationary context (Section II).
- Providing an efficient methodology for identifying the parameters of the model that best account for temporal non-stationarity, if it does prove significant. The two matters – detecting a trend and inferring the best parameters to represent it – are narrowly linked and jointly explored through a bootstrap Generalized Linear Model (GLM) approach (Section III). Its practical implementation (i.e. choosing a proper class of model to deal with data in a given region) is illustrated in Section IV through a case study located in the West African Sahel, where rainfall variability is high at both the interannual and decadal scales.
- Testing the added value of the proposed approach at detecting trends and providing more realistic return levels and IDF curves, by implementing it in a step by step procedure whereby the complexity of the model is progressively increased from an initial point and stationary class of models to the most complex class of non-stationary regional multi-timescales models (Section V).

Section VI is then discussing some remaining methodological issues while Section VII summarises the main advances of the present paper.

II. Theoretical background of the non-stationary GEV simple scaling (NS-GEV-SS) framework

II.1. The stationary GEV-SS framework

II.1.a. GEV framework and Block Maxima sampling

The Extreme Value Theory (EVT) framework, initially developed by FISHER & TIPPETT [1928], completed by GNEDENKO [1943] and thoroughly described in COLES [2001], proposes two ways of sampling extreme rainfalls : the Block Maxima (BM) consists of defining blocks of equal length and extracting the maximum of each block, and the Peak-Over-Threshold (POT) wherein values exceeding a given threshold are extracted. BM sampling is often preferred to POT sampling, for two reasons : first, it avoids dealing with the choice of a threshold value and secondly, it ensures the independence of the members of the resulting sample (for a given duration), the drawback being the possibly small size of the sample. Let I denote the random variable associated with the annual maximum of rainfall accumulation ; i then denotes a value taken by I in its range of variation. Within the BM analysis framework, the EV theory asserts that for large enough blocks, a sample of independent and identically distributed maxima (see LEADBETTER, 1974 for a generalization to short-term dependent random variables) converges in distribution towards one of the Generalized Extreme Value (GEV) distributions, whose cumulative distribution function F is :

$$\begin{aligned} F(i; \mu, \sigma, \xi) &= Pr(I \leq i) \\ &= \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\}, \\ &\text{for } \xi \neq 0 \text{ and } 1 + \xi \left(\frac{i - \mu}{\sigma} \right) > 0 \end{aligned} \quad (1)$$

where $\mu, \sigma > 0$ and ξ are the location, scale and shape parameters, respectively. The two first parameters govern the location and the deviation of the distribution about the center, respectively, while the shape parameter defines the behaviour of the distribution tails, leading to distinguish three type of distributions :

- the heavy-tailed Frechet distribution for $\xi > 0$,
- the bounded reversed Weibull distribution for

$\xi < 0$,

- the light-tailed Gumbel distribution for $\xi = 0$.

The associated probability density function f reads :

$$\begin{aligned} f(i; \mu, \sigma, \xi) &= \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \left(\frac{i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{\frac{-1}{\xi} - 1} \\ &\quad \times \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\} \end{aligned} \quad (2)$$

II.1.b. Temporal scale invariance

The second aspect upon which relies the unified statistical framework is the temporal scale invariance of rainfall (e.g. SCHERTZER & LOVEJOY, 1987), i.e. the scaling of rainfall statistical properties over a given range of durations of accumulation. A variety of mathematical models have been developed to account for this fractal property (LANGOUSIS & VENEZIANO, 2007, LANGOUSIS et al., 2009, VENEZIANO & YOON, 2013). Here the strict sense simple scaling (GUPTA & WAYMIRE, 1990, see also MENABDE et al., 1999) is used to model the temporal scale invariance of the annual maximum of rainfall intensities :

$$I(D) \stackrel{d}{=} I(D_0) \left(\frac{D}{D_0} \right)^\eta \quad (3)$$

where $I(D)$ is the annual maximum rainfall intensity at duration D , D_0 a reference duration and η a scalar comprised between -1 and 0 to be inferred from the data (the negative sign results from the decrease in intensity with increasing duration of aggregation) ; $\stackrel{d}{=}$ stands for the equality in distribution, with one consequence being that the normalized random variable at duration D , $I(D) \times (D/D_0)^{-\eta}$, has the same distribution as the random variable at the reference duration $I(D_0)$. In terms of moments, this leads to [GUPTA & WAYMIRE, 1990] :

$$E[I(D)] = E[I(D_0)] \left(\frac{D}{D_0} \right)^\eta \quad (4)$$

And to a more general extent, for any moment of order q :

$$\begin{aligned}
 E^{(q)}[I(D)] &= E^{(q)}[I(D_0)] \left(\frac{D}{D_0}\right)^{\eta q} \\
 \Rightarrow \log\{E^{(q)}[I(D)]\} &= \eta q \log\left(\frac{D}{D_0}\right) \\
 &\quad + \log\{E^{(q)}[I(D_0)]\}
 \end{aligned} \tag{5}$$

It can thus be empirically verified whether the moments of order q have a linear relationship (in log-log space) with durations, indicating that the simple scaling model is an adequate representation of the data over the considered range of durations [BOUGADIS & ADAMOWSKI, 2006]. In such a case, several samples collected at the same station for various durations of accumulation can be scaled so as to be pooled into a larger, unique sample.

II.1.c. GEV-SS model

Combining the extreme value and the simple scaling theories leads to a GEV-Simple Scaling (GEV-SS) framework in which the statistical parameters of the GEV distribution for any duration D are straightforwardly deduced from a reference distribution at D_0 through the following equations (e.g. BLANCHET et al., 2016, YEO et al., 2020) :

$$\mu_D = \mu_0 \left(\frac{D}{D_0}\right)^\eta, \sigma_D = \sigma_0 \left(\frac{D}{D_0}\right)^\eta \text{ and } \xi_D = \xi \tag{6}$$

Note that to remain in a simple scaling model, ξ must be considered invariant with duration. Compared to a discrete duration approach, the number of parameters to be estimated is reduced, thus increasing the robustness of the model inference. To summarize, the stationary GEV and GEV-SS models are fully described by a set of three and four parameters, respectively. Let θ be this set of parameters, we have :

- $\theta = (\mu, \sigma, \xi)$ for the GEV model,
- $\theta = (\eta, \mu, \sigma, \xi)$ for the GEV-SS model.

II.2. Non-stationary GEV and GEV-SS models

The GEV-based framework previously described can be used in a non-stationary context in view of detecting trends in extremes of

precipitation. The GEV and GEV-SS models are readily made non-stationary by expressing one or more of their parameters as a function of time or any other physically-based, time-dependent covariate. For instance, the global mean surface temperature can be used when one is interested in detecting the possible effect of global warming on the precipitation regime (e.g. WESTRA et al., 2013). The dependency function may be regular and monotonous (linear, polynomial, ...), periodic (sinusoidal) or non-regular (existence of break points). For the sake of limiting the number of parameters to be inferred – and thus the robustness of the overall inference process – it is however clear that in most cases, simple linear functions are preferred in case of regularity or simple trigonometric functions in case of periodicity. Choosing a type of function and a relevant covariate is a matter of prior knowledge, theoretical understanding and/or preliminary empirical assessment (e.g. with a moving-window approach). Once the time-dependency formulation is set, the non-stationary GEV (NS-GEV) and non-stationary GEV-SS (NS-GEV-SS) models are described in their most general form by the following set of time-dependent parameters θ_t :

- $\theta_t = (\mu_t, \sigma_t, \xi_t)$ for the NS-GEV model,

- $\theta_t = (\eta_t, \mu_t, \sigma_t, \xi_t)$ for the NS-GEV-SS model.

II.3. Increasing the signal-to-noise ratio through a regional approach

GEV and GEV-SS models can be applied to either point-wise (PGEV, PGEV-SS) or regional (RGEV, RGEV-SS) data. In this latter case the regional information is used to enlarge the sample size and thus to increase the signal-to-noise ratio and the probability of detecting trends more robustly. The regional information can be accounted for by including spatial covariates within the modelling framework (see e.g. BLANCHET & DAVISON, 2011, PANTHOU et al., 2012) or simply by pooling the series together in case where regional independence is assumed.

II.4. Return levels and IDF curves

The NS-GEV model being expressed as a function of time-varying parameters, so do all the quantiles, whose general formulation derives from Eq. 1 as :

$$i(T; \mu, \sigma, \xi) = \mu + \frac{\sigma}{\xi} \left\{ \left[-\log\left(1 - \frac{1}{T}\right) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \quad (7)$$

where T stands for the return period i.e. corresponding to the probability of a value being exceeded on average once over a time period of length T . Using the expression of the scaled parameters (Eq. 6) and accounting for non-stationarity gives the time-dependent return level expression for any duration D for which the model is valid and for any return period T . Insofar as ξ is often considered as invariant with t because of its large sampling variance for samples of usual size (as is the case in this study), this reads :

$$i_t(D, T) = \left(\frac{D}{D_0} \right)^{\eta t} \times \left\{ \mu_{0,t} + \frac{\sigma_{0,t}}{\xi} \left\{ \left[-\log\left(1 - \frac{1}{T}\right) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \right\} \quad (8)$$

This equation is used to compute the non-stationary IDF (NS-IDF) curves, synthesising the relationship existing between EV rainfall intensities for various durations and probabilities of occurrence (or similarly, return periods), thus providing a time-varying integrated view of the structure of the annual maxima for a range of durations. When η is further considered as time-invariant and μ and σ are represented by linear functions of time, Eq. 8 provides $i_t(D, T)$ as a linear function of time, yielding a linear displacement of the IDF curves. This is shown in the illustrative example given in Fig. VII.2, where a 20%/decade increase in one or two of the GEV parameters is prescribed, yielding an upward displacement of the 10-year rainfall IDF curves.

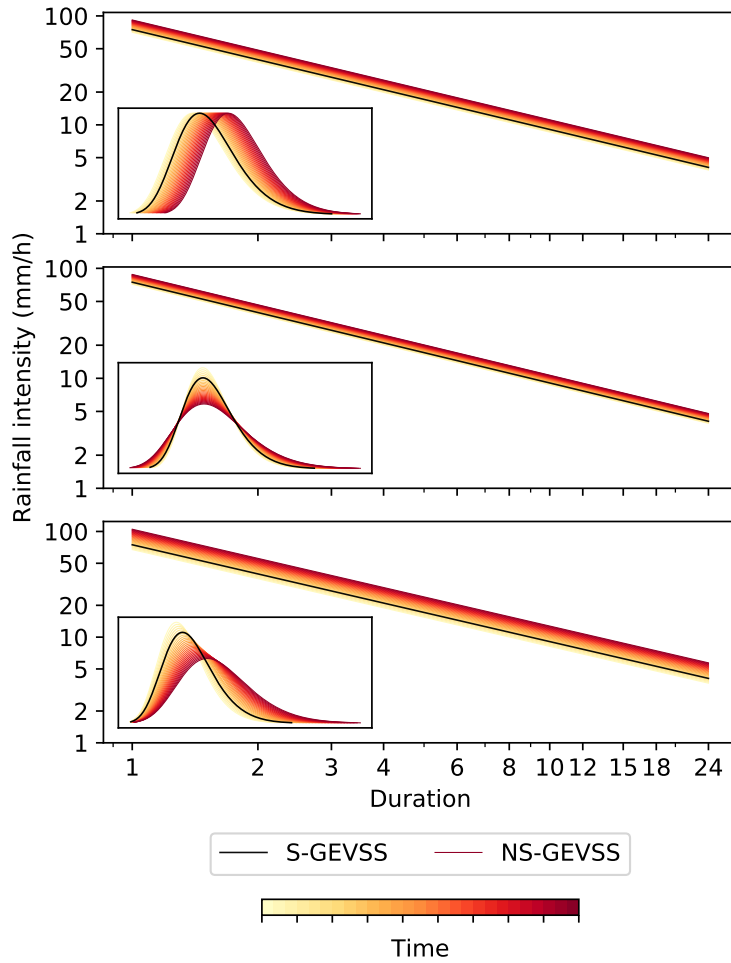


FIGURE VII.2 – Schematic view of a 20%/decade increase in either the location (top), scale (center) or both location and scale (bottom) GEV distribution parameters, assuming η and ξ to be stationary in time. The considered durations are plotted on the horizontal axis while the ordinate axis represents the rainfall intensity (mm/h), both in logarithmic coordinates. The IDF curves correspond to the 10-year rainfall for one station (Sandidey) of the case study analyzed in Sections IV and V below. The corresponding probability density functions (PDF) are shown in inboxes. Black lines are the stationary IDF curves and PDF while the color shading represents the yearly evolution of the non-stationary IDF curves and PDF.

III. Implementation process : parameter inference, trend detection and uncertainty assessment

III.1. Inference

The model parameters are estimated with the maximum likelihood method. Despite convergence and bias issues, particularly for samples of size < 100 [HOSKING et al., 1985], it is readily made non-stationary [KATZ et al., 2002]. In a stationary context, the likelihood function L of a GEV distribution with probability density function f (Eq. 2) reads :

$$\begin{aligned}
 L(\theta) &= \prod_{k=1}^N f(i_k|\theta) \\
 &= \prod_{k=1}^N \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \left(\frac{i_k - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1 - \frac{1}{\xi}} \\
 &\quad \times \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{i_k - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\}
 \end{aligned} \tag{9}$$

where i_k is the realization of the random variable I at year k , $\theta = (\mu, \sigma, \xi)$ is the set of the GEV distribution parameters and N is the number of years with observations. It is more convenient, for optimization purpose, to work

with the log-likelihood function l :

$$l(\theta) = \log[L(\theta)] = \sum_{k=1}^N \log[f(i_k|\theta)] \quad (10)$$

In the case of a GEV-SS model, the log-likelihood function of the GEV distribution at the duration D reads :

$$\begin{aligned} l(\theta_D) &= \sum_{k=1}^N \log[f(i_{D,k}|\theta_D)] \\ &= - \sum_{k=1}^N \log \sigma_D \\ &\quad - \sum_{k=1}^N \left(1 + \frac{1}{\xi}\right) \log \left[1 + \xi \left(\frac{i_{D,k} - \mu_D}{\sigma_D}\right)\right] \\ &\quad - \sum_{k=1}^N \left\{ \left[1 + \xi \left(\frac{i_{D,k} - \mu_D}{\sigma_D}\right)\right]^{-1/\xi} \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

To infer the set of parameters of the NS-GEV-SS model using the whole dataset, the log-likelihood functions corresponding to each duration are added, with the parameters being scaled to the reference duration according to Eq.6 while non-stationarity is accounted for including time-dependent parameters. The function to be optimized then reads :

$$\begin{aligned} l(\theta) &= -m \sum_{k=1}^N \log \sigma_{0,k} - \sum_D \log \left(\frac{D}{D_0}\right) \sum_{k=1}^N \eta_k \\ &\quad - \sum_D \sum_{k=1}^N \left(\frac{1 + \xi}{\xi}\right) \\ &\quad \times \log \left[1 + \xi \left(\frac{i_{D,k} \left(\frac{D}{D_0}\right)^{-\eta_k} - \mu_{0,k}}{\sigma_{0,k}}\right)\right] \\ &\quad - \sum_D \sum_{k=1}^N \left[1 + \xi \left(\frac{i_{D,k} \left(\frac{D}{D_0}\right)^{-\eta_k} - \mu_{0,k}}{\sigma_{0,k}}\right)\right]^{-1/\xi} \end{aligned} \quad (12)$$

where m is the number of durations. This definition of the log-likelihood function is likely misspecified as it implicitly assumes independence of the annual maxima across years and durations. This latter assumption might not hold as maxima

at consecutive durations can originate from the same event. However, taking into account this dependence is tricky and would not lead to improvement, particularly when dealing with the distribution margins, as is the case here (BLANCHET et al., 2016, see also SEBILLE et al., 2017). An IDF model that accounts for the dependence between samples of several durations is provided by TYRALIS & LANGOUSIS [2019]. Here we use the definition of Eq. 12 and minimize its opposite (the negative log-likelihood, NLLH hereafter) with the Nelder-Mead optimization method [NELDER & MEAD, 1965] implemented in the Python package Scipy.

III.2. Model selection

III.2.a. Visual diagnosis

The model fit to the data can be visually checked with a quantile-quantile plot. The data must be transformed to stationary residuals ϵ , e.g. to stationary Gumbel residuals as follows (KATZ, 2013) :

$$\epsilon_{D,k} = \frac{1}{\xi} \log \left[1 + \xi \left(\frac{i_{D,k} - \mu_{D,k}}{\sigma_{D,k}}\right)\right], \quad k \in 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

where $\mu_{D,k}$, $\sigma_{D,k}$ and ξ are the NLLH estimates of the non-stationary model parameters at duration D and year k .

III.2.b. Trend significance

Assessing whether the additional parameter(s) representing non-stationarity improves the model fit to the data is achieved by testing for the significance of the non-stationary models against the null hypothesis of (i) no trend or (ii) a smaller number of time-varying parameters. Because of the dependence between durations, the model significance is assessed empirically, using a semi-parametric bootstrap resampling method. The test statistic is defined as :

$$\Delta NLLH_{M_{null} - M_{alter}} = l(\theta_{alter}) - l(\theta_{null}) \quad (14)$$

where l is the time-dependent log-likelihood function defined in Eq. 12 and $\theta_{alter} = (\eta^a, \mu^a, \sigma^a, \xi^a)$ and $\theta_{null} = (\eta^n, \mu^n, \sigma^n, \xi^n)$ are

the sets of parameters of the alternative model M_{alter} and the null model M_{null} , respectively. Since M_{null} is nested in M_{alter} , i.e. M_{null} can be obtained by setting one or more parameters of M_{alter} to zero, $\Delta NLLH_{M_{null}-M_{alter}} \geq 0$. Following KATZ et al. [2002], the bootstrap has to be performed on independent and identically distributed data (see also KHARIN & ZWIERS, 2005, CANNON, 2010). The hypothesis testing procedure goes as follows :

i) The alternative model (M_{alter}) is fitted on the original sample, giving the alternative model parameters θ_{alter} .

ii) The residuals of M_{alter} are computed for each duration D and year k with the alternative model parameters according to :

$$\begin{aligned} \epsilon_{D,k} &= \frac{1}{\xi^a} \log \left[1 + \xi^a \left(\frac{i_{D,k} - \mu_{D,k}^a}{\sigma_{D,k}^a} \right) \right] \\ &= \frac{1}{\xi^a} \log \left[1 + \xi^a \left(\frac{i_{D,k} \left(\frac{D}{D_0} \right)^{-\eta_k^a} - \mu_{0,k}^a}{\sigma_{0,k}^a} \right) \right], \\ k &\in 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (15)$$

the $\epsilon_{D,t}$ thus follow a stationary Gumbel distribution.

iii) The rows of the original $N \times m$ matrix of residuals (where N is the number of observed years and m the number of considered durations) are drawn with replacement to form a bootstrapped sample of residuals ($\tilde{\epsilon}_{D,k}$), thus preserving the dependence between durations. This resampling procedure removes any trend in the original sample of residuals. Any trend in the bootstrapped sample is therefore solely due to randomness.

iv) The bootstrapped residuals $\tilde{\epsilon}_{D,k}$ are transformed back into rainfall intensities using the parameter estimates of the null model :

$$\begin{aligned} \tilde{i}_{D,k} &= \mu_{D,k}^n + \frac{\sigma_{D,k}^n}{\xi^n} \left[\exp(\tilde{\epsilon}_{D,k} \xi^n) - 1 \right] \\ &= \left(\frac{D}{D_0} \right)^{\eta_k^n} \left\{ \mu_{0,k}^n + \frac{\sigma_{0,k}^n}{\xi^n} \left[\exp(\tilde{\epsilon}_{D,k} \xi^n) - 1 \right] \right\}, \\ k &\in 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (16)$$

The $\{\tilde{i}_{D,k}\}$ thus follow M_{null} .

v) Both the null and the alternative models are fitted on the bootstrapped sample to obtain M'_{alter} and M'_{null} with parameters $\theta'_{alter} = (\eta'^a, \mu'^a, \sigma'^a, \xi'^a)$ and $\theta'_{null} = (\eta'^n, \mu'^n, \sigma'^n, \xi'^n)$, respectively.

vi) The negative log-likelihood difference between models M'_{null} and M'_{alter} :

$$\Delta NLLH_{M'_{null}-M'_{alter}} = l(\theta'_{alter}) - l(\theta'_{null}) \quad (17)$$

is computed and stored.

vii) Operations iii) to vi) are repeated 200 times to obtain the empirical cumulative distribution of the $\Delta NLLH_{M'_{null}-M'_{alter}}$.

viii) The p-value is the probability of having a value at least as extreme as the original $\Delta NLLH_{M_{null}-M_{alter}}$ according to the empirical distribution.

III.3. Uncertainty

The uncertainty on the parameters (and the quantiles) is estimated using the same semi-parametric bootstrap approach as in Section III.2.b, with the only difference that in step iv) the bootstrapped sample of residuals is transformed back into annual maximum of rainfall intensities with the parameter estimates of the alternative model M_{alter} ($\eta^a, \mu^a, \sigma^a, \xi^a$). The M'_{alter} parameters estimates are stored and the 90% confidence intervals of each parameter are given by the 5th-95th percentile range of these bootstrap parameter estimates. MÉLÈSE et al. [2018] show the ability of this bootstrap resampling method to provide reliable uncertainty

assessment of the GEV-SS model parameters (and derived quantiles) in a stationary context.

IV. Case study description

IV.1. Data

The AMMA-CATCH Niger (ACN) rainfall observatory [LEBEL et al., 2009], located in southwestern Niger (1.6°-3°E, 13°-14°N), has been documenting the evolution of the Sahelian rainfall regime over the past 28 years, at high space-time resolution. This dataset has no equivalent in sub-Saharan Africa and provides a unique opportunity to test the robustness of the proposed modelling framework for a region of high space-time variability of rainfall [BALME et al., 2006], which makes non-stationarity particularly difficult to detect [PANTHOU et al., 2013].

The observing network is made of 30 tipping-bucket raingauges covering a $\sim 16,000$ km² area and providing 5-minutes rainfall records for the 1990-2017 period (see GALLE et al., 2018 for a description of the data collection and pre-processing). PANTHOU et al. [2014c] have shown that the scale invariance property holds for the ACN dataset at durations ranging from 1h to 24h, although a deviation appeared for $D = 1$ h, leading us to consider durations ranging from 2h to 24h in this study (see Appendix 1 for the verification of the SS validity for the case study). Note also that a Koutsoyiannis formulation of the temporal scale invariance model [KOUTSOYIANNIS et al., 1998] was tested on this range of durations

and displayed very similar results (not shown). Time series of annual maxima are constructed by aggregating the 5-minutes rainfall amounts with a rolling window of length ranging from 2 hours to 24 hours and averaging over this window. The rolling mean ensures that rainfall events are not split. The annual maxima are then extracted for each duration, thus yielding for each station m vectors of length N of sliding maxima [MONTFORT, 1990] with m the number of durations D ($D \in \{2, 4, 6, 12, 18, 24\}$) and N the number of observed years. Sampling annual maxima ensures the independence of data within each duration sample.

Figure VII.3 shows the mean and standard deviation of the series of annual maximum rainfall intensities of the 30 ACN stations. For $D = 2$ h (Fig. VII.3a), the means range from 23 to 30 mm/h and the standard deviations range from 5.3 to 11.1 mm/h, showing the large sampling effect over the study area, with stations spaced by a few tens of kilometers having means of annual maximum at the two sides of the overall range of values (23 mm/h and 30mm/h). This high variability among stations is a clue that a regional approach will better sample the overall variability of the annual maxima than a single station. The same conclusion holds when considering other timescales, as can be seen for $D = 24$ h in Fig. VII.3b. Also worth noticing in Fig. VII.3 is the lack of spatial organization, which leads to the use of the regional model described in section IV.2.c.

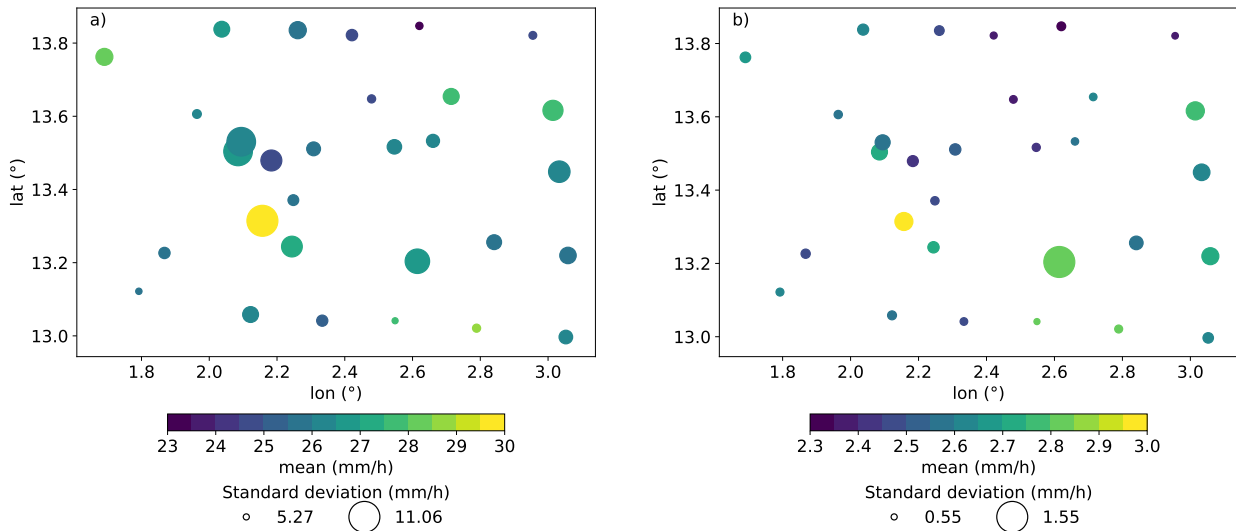


FIGURE VII.3 – The ACN stations with mean (color shading) and standard deviation (circle size) of the annual maxima time series for (a) $D = 2h$ and (b) $D = 24h$.

A first attempt at estimating the presence of trends in the series of annual maxima is illustrated in Fig. VII.4. The time series of annual maxima are displayed for Niamey Airport at all selected durations D (Fig. VII.4a). Linear trend estimates are computed with a Mann-Kendall test applied to each time series. Trends range from 1.44 %/decade to 6.13 %/decade, yet none of them is significant at the 5% level. Fig. VII.4b shows the trend estimates at the 30 ACN stations for $D = 12h$. Trends range from

-11.6 to 16.6 %/decade with only one station displaying a significant trend (circled in yellow). Twenty stations out of thirty have a positive trend and the median over the thirty stations is 5.29 %/decade, indicating a possible overall increase of the annual maxima over the past 28 years (1990-2017). However, since only one station has a significant trend (furthermore a negative trend), it would be hard to draw any reliable conclusion from this non-parametric approach where point series are analyzed separately.

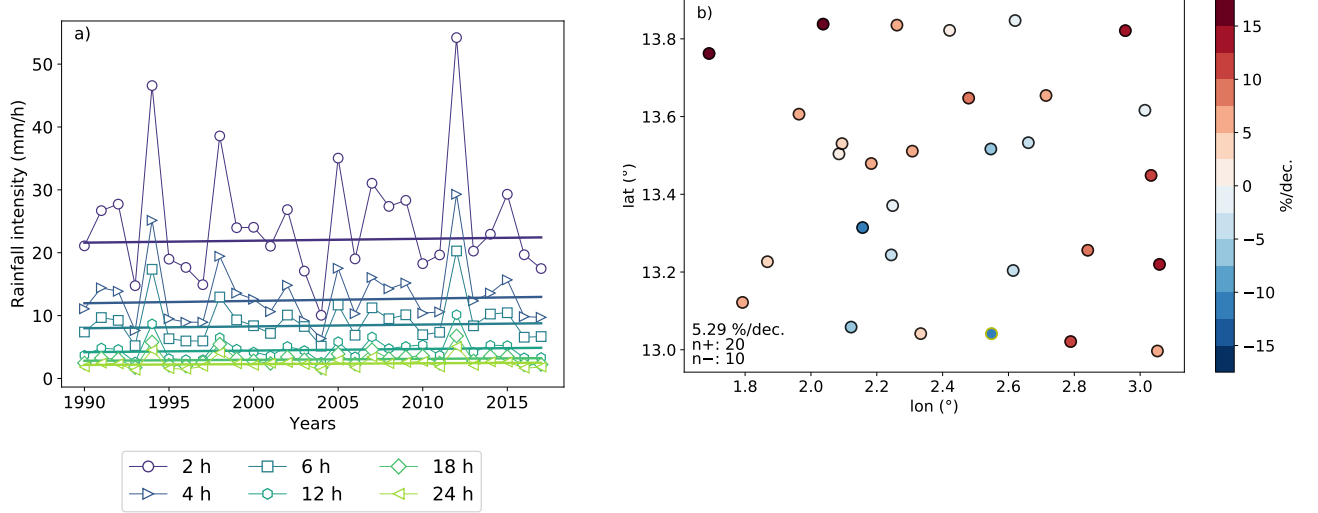


FIGURE VII.4 – (a) Time series of annual maxima for the range of considered time-steps at Niamey Airport with Mann-Kendall trend estimates. (b) Mann-Kendall relative trend (%/decade) estimates of the annual maximum rainfall intensities for $D = 12\text{h}$ at the 30 ACN stations. The only station displaying a significant trend at the 5% level is circled in yellow. The median is indicated in the bottom left corner along with the number of stations with positive ($n+$) and negative ($n-$) trends.

IV.2. Workflow

To address the trend detection issue in this Sahelian case study, three models are gradually built within the GEV-based framework described in Section II and compared :

- The NS-PGEV model : it is a non-stationary (NS) GEV model fitted for each point series (P) and for each duration. It aims at evaluating how a GEV with time-varying parameters is able to detect trends on local series for different rainfall durations.
- The NS-RGEV : it differs from the previous NS-PGEV model in that the 30 stations now form a single regional (R) sample. Its aim is to evaluate whether a regional approach changes the ability to detect trends in terms of intensity and significance for the dataset under study.
- The NS-RGEV-SS : its specificity compared to the previous model is to integrate all the rainfall durations through the Simple Scaling (SS) relationship. Its aim is to evaluate the added value of this scaling integration in trend detection abilities.

Note that in order to assess the significance of the trends (cf. Section III.2), the stationary counterparts of these three non-stationary models are also fitted (S-PGEV, S-RGEV and S-RGEV-SS) and referred to as M0 for each model. The experimental protocol and the associated model names are summarized in Figure 4.

IV.2.a. Implementation of non-stationarity

In the proposed parametric approach the non-stationary GEV parameters are assumed to be linear functions of time. A non-stationary parameter $\nu(t)$ then reads $\nu(t) = \nu_0 + \nu_1 t$ where ν_0 and ν_1 are the intercept and the slope of the GLM, respectively, and t is the covariate, normalized so as to vary between 0 and 1 for optimization purpose. For each of the approaches previously described (namely NS-PGEV, NS-RGEV and NS-RGEV-SS), three parameterizations of non-stationarity are considered, leading to the three following classes of non-stationary model : M1 where μ only is time-dependent ; M2 where σ only is time-dependent ; and M3 where both μ and σ are time-dependent. The various combinations of models and non-stationarity parameterizations are summarized in Table VII.1.

Name	Class	η	μ	σ	ξ	DoF
S-PGEV	M0	-	μ	σ	ξ	3
	M1	-	$\mu_0 + \mu_1 t$	σ	ξ	4
NS-PGEV	M2	-	μ	$\sigma_0 + \sigma_1 t$	ξ	4
	M3	-	$\mu_0 + \mu_1 t$	$\sigma_0 + \sigma_1 t$	ξ	5
S-RGEV	M0	-	μ	σ	ξ	3
	M1	-	$\mu_0 + \mu_1 t$	σ	ξ	4
NS-RGEV	M2	-	μ	$\sigma_0 + \sigma_1 t$	ξ	4
	M3	-	$\mu_0 + \mu_1 t$	$\sigma_0 + \sigma_1 t$	ξ	5
S-RGEV-SS	M0	η	μ	σ	ξ	4
	M1	η	$\mu_0 + \mu_1 t$	σ	ξ	5
NS-RGEV-SS	M2	η	μ	$\sigma_0 + \sigma_1 t$	ξ	5
	M3	η	$\mu_0 + \mu_1 t$	$\sigma_0 + \sigma_1 t$	ξ	6

TABLE VII.1 – NS-GEV model names, classes, parameters and degrees of freedom (DoF).

IV.2.b. Detection of trend at the point-wise scale : NS-PGEV models

Due to the limited length of the point series it is assumed for the sake of robustness that in all classes of NS-PGEV models (M0, M1, M2 and M3) the shape parameter ξ of the GEV distribution is fixed to the mean of the stationary shape parameters estimated over all stations and durations. A likelihood ratio test is used to test for the alternative model M_{alter} (either M1, M2 or M3) significance against the null model M_{null} (here, M0). The test statistics $S = 2 \times (l_{M_{alter}} - l_{M_{null}})$ with l the log-likelihood function, is compared to the α -quantile q_α of the χ^2 distribution with k degrees of freedom, where k is the number of additional degrees of freedom in M_{alter} compared to M_{null} . If S exceeds q_α the alternative model is accepted at level α .

The relative trend (in %/decade) of the non-stationary parameter ν , r_ν is computed from the inferred values of ν_0 and ν_1 as follows :

$$\begin{aligned}
 r_\nu &= \frac{\nu(t=1) - \nu(t=0)}{\nu(t=0)} \times \frac{10}{N} \times 100 \\
 &= \frac{\nu_0 + \nu_1 \times 1 - \nu_0}{\nu_0} \times \frac{10}{N} \times 100 = \frac{\nu_1}{\nu_0} \times \frac{1000}{N}
 \end{aligned} \tag{18}$$

where N is the number of years. The corresponding trend in rainfall intensities can be derived similarly after using Eq.7 to obtain the quantiles of interest. The total change (in %) of

a specific return level value, Δi , over the study period is also computed as :

$$\Delta i = \frac{i(t=1) - i(t=0)}{i(t=0)} \times 100 \tag{19}$$

where i is the return level value obtained with Eq. 8.

IV.2.c. Spatial aggregation : NS-RGEV models

Individual point series of 28 annual maxima have clearly a high sampling variance. Insofar as these 30 point series could be pooled to build an aggregate sample, this sampling variance would be significantly diminished. Obviously, given their low spacing (8 km for the nearest stations), the individual rainfall series cannot be considered as being strictly independent. However, rainfall extremes are associated in this region with convective cells of limited life duration and spatial extent [MATHON & LAURENT, 2001]; annual maxima series are thus more loosely correlated than the annual total series (the median Pearson coefficients of correlation across the stations of our case study are 0.08 and 0.12 for AMS at $D=2h$ and $D=24h$, respectively, and 0.32 for the annual totals, see Appendix 2). Moreover, there is no external factor such as topography or vegetation that could produce some systematic spatial rainfall pattern over the considered domain, as confirmed by the lack of spatial consistency of the mean and standard deviation of the annual maxima (Fig. VII.3). Therefore, the 30 stations are considered to

sample the same extreme rainfall population and the corresponding time series are pooled into one regional sample. The regional sample then becomes a matrix with m columns of EV variables (m being the number of considered durations) and $N \times q$ rows/observations (N being the number of years and q the number of stations). The three classes of NS-RGEV models (M1, M2, M3) are then fitted separately to each of the m series. The significance of each NS-RGEV class of models is tested against the class of stationary RGEV model (M0) using the bootstrap resampling method described in Section III.2 to account for the spatial dependence. The sample size of each series being increased from N to $N \times q$, the adjustment of each model becomes more robust. Consequently, the shape parameter is relaxed to be estimated within the NLLH minimisation.

IV.2.d. Temporal aggregation on regional sample : NS-RGEV-SS models

The simple scaling approach provides a way of further enlarging the sample size by pooling multi-duration samples in a single scaled sample. This in turn allows for a more robust estimation of the GEV distribution parameters [SANE et al., 2018], by adjusting a scaled GEV on the scaled multi-duration samples, which is of major importance when one wants to estimate quantiles of large return period. In this procedure, ξ is still considered time-invariant and estimated within the NLLH minimisation. In addition, it is also considered in a first step that η is stationary (the validity of this assumption is further examined in Section VI), leaving three classes of NS-RGEV-SS models to be tested and compared, as summarized in Table VII.1.

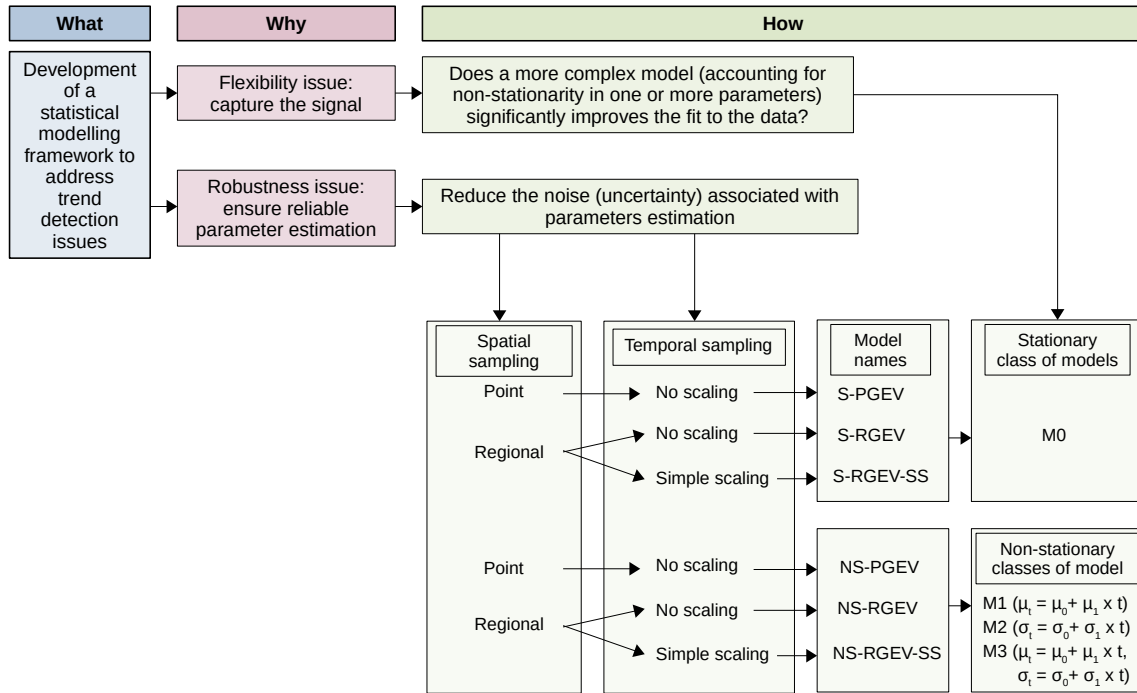


FIGURE VII.5 – Experimental protocol (Figure generated with LibreOffice Impress).

V. Results

V.1. Point-wise non-stationary GEV models

Following the workflow presented in Section IV.2, the first step is to fit a NS-PGEV model separately to each of the 180 EV series (30 stations \times 6 durations). This yields the values

of the parameter trends corresponding to the best fit for each class of models as well as the associated p-value measuring the significance of using a non-stationary model as compared to using a stationary model. The results obtained for each of the 180 series are summarised in Fig. VII.6, where a color code is used to represent the

trend value (from dark blue for large negative trends to dark red for large positive trends) and a black contouring is used to show models significant at the 5% level. The overall impression produced when looking at Fig. VII.6 is a global lack of coherency. When fitting a M1 model, some stations display a strong negative trend ($r_\mu < 0$), such as Guilahel, while others (such as Yillade) display a strong positive trend for all durations. Some stations display a mix of negative and positive trends depending on the considered duration. There are only 10 out of the 180 M1 models with significant improvement at the 5% level compared to the stationary model.

The picture is more coherent for models M2 with a large overall predominance of positive trends ($r_\sigma > 0$). However, with only 17 M2 models displaying a significant improvement, the number of significant non-stationary models is still low. The fitting of M3 models produces a somewhat smoother pattern for both μ and σ , with the exception of Torodi that display a 213%/decade increase in the scale parameter. The M3 models bring a significant improvement in only 13 cases. There is only 1 series out of 180 (Kare, 4-hours) displaying significance at the 5% level for all three models.

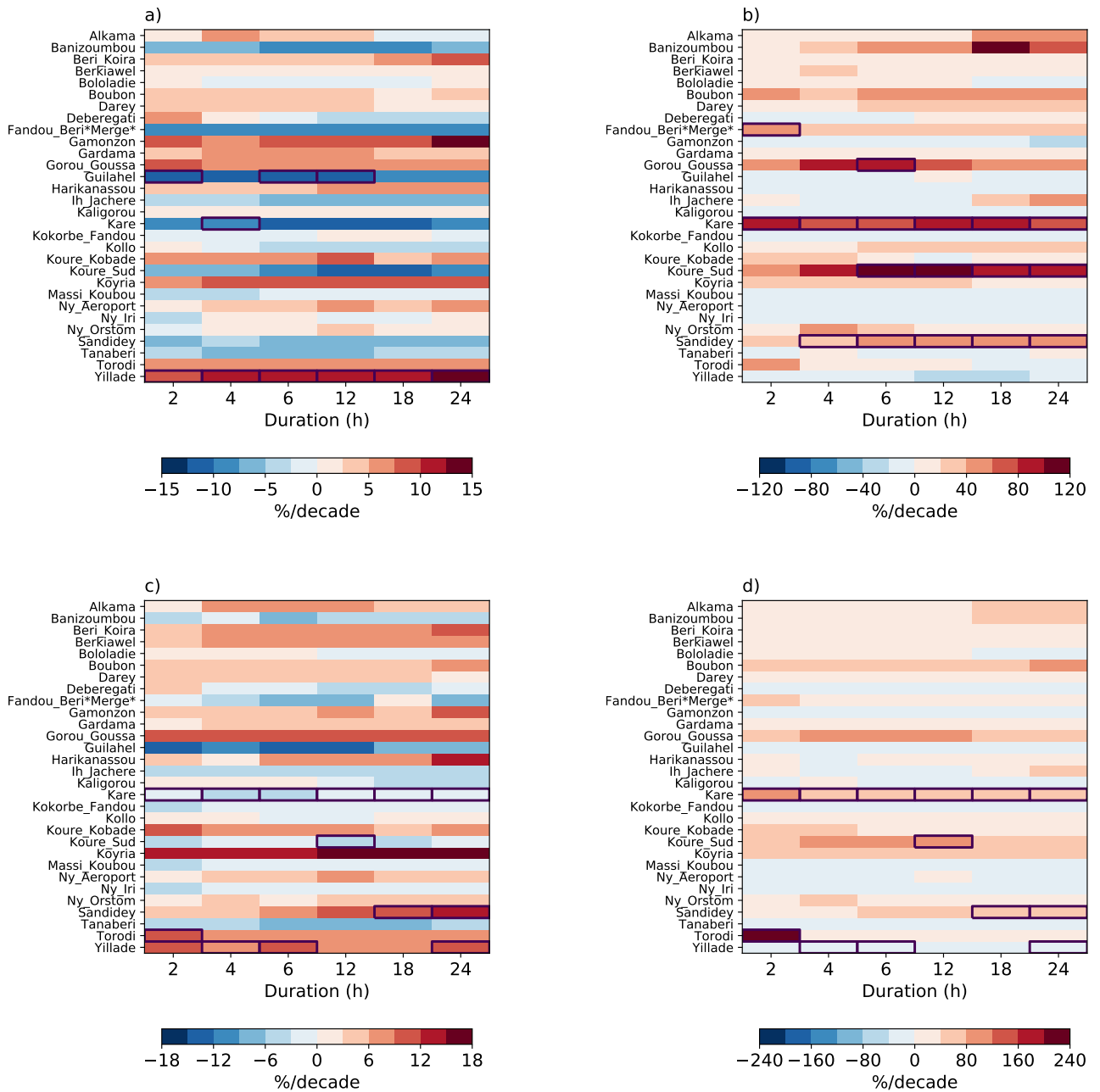


FIGURE VII.6 – Trends (%/decade) in the classes of NS-PGEV model parameters (a) M1 (μ), (b) M2 (σ), (c) M3 (μ) and (d) M3 (σ) for the range of considered durations and the ACN stations. Stations with significant trends at the 5% level are outlined in black.

Figure VII.7 provides a spatial representation of these results for $D = 12h$. Here also no clear pattern of negative versus positive trends appears, except maybe for a predominance of positive trends in the north of the study domain, but none of them are significant.

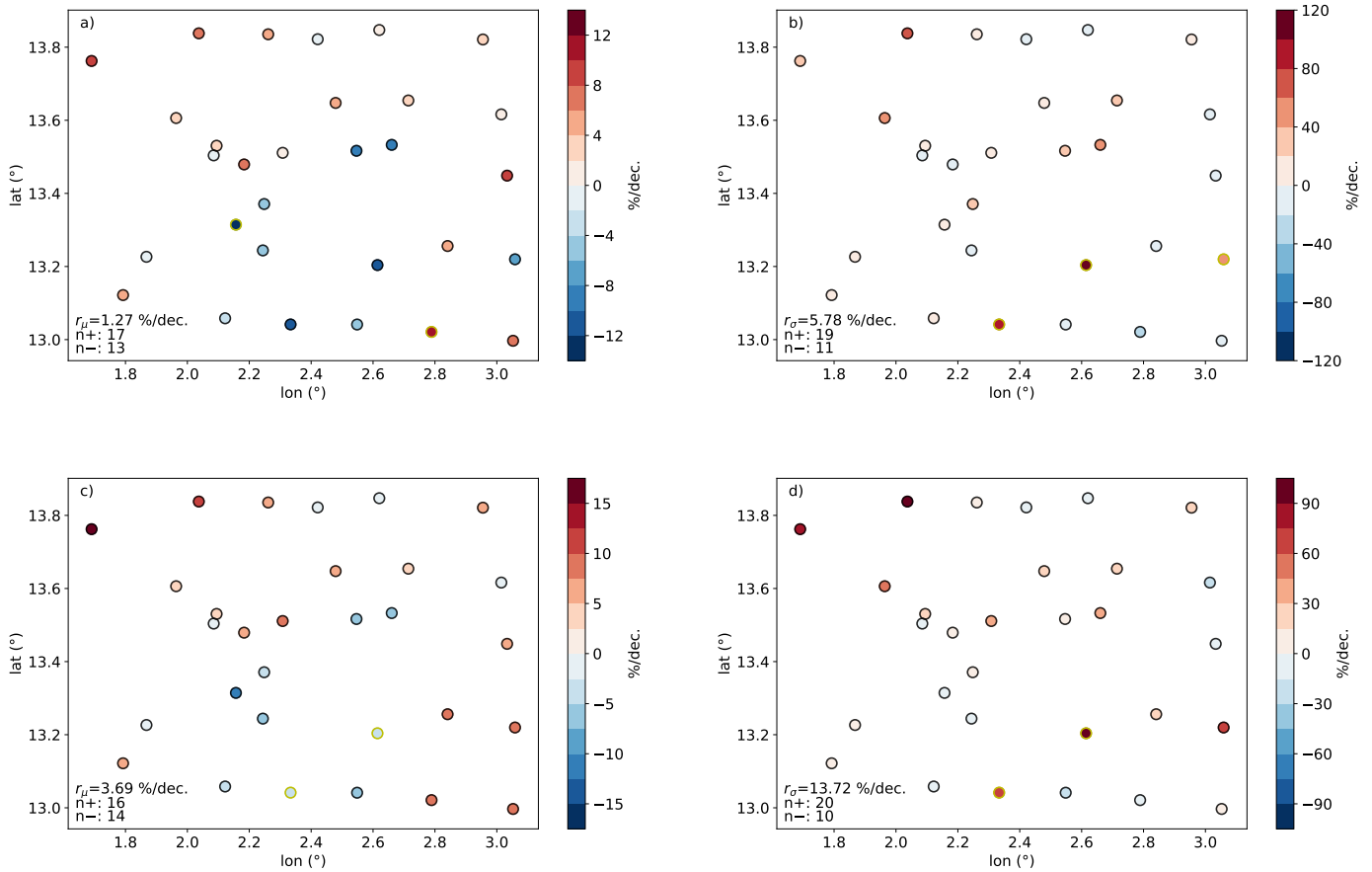


FIGURE VII.7 – Trends (in %/decade) in the classes of NS-PGEV model parameters (a) M1 (μ), (b) M2 (σ) (c, d) M3 (μ , σ) for the duration $D = 12$ h. Stations with significant trends at the 5% level are circled in yellow. Values in the bottom left corner are spatial median of the parameter trend (r_ν) and the number of stations with positive ($n+$) and negative ($n-$) trends.

Notwithstanding the fact that 7% only of the non-stationary models are significant, Table VII.2 provides the medians of μ , σ , and $\{\mu, \sigma\}$ trend estimates for each duration, computed from the 30 values obtained at each station. Again, there is a lack of consistency in these numbers with r_σ ranging from 6.88%/decade for 12h to 13.2%/decade for 2h with the M2 models, while it ranges from 12.5%/decade for 6h to 19.6%/decade for 24h with the M3 models. The total change of the 2-, 10- and 100-year return levels (Δi_2 , Δi_{10} , Δi_{100}) over the study period are also displayed to provide insights into the changes

taking place at the regional scale on these extreme rainfalls : with M1, both the 10- and 100-year return level values underwent the same change over the study, ranging from 0.67 to 2.89 %, while the 2-year return levels underwent slightly larger increase, reaching 4.31% for $D = 4$ h. With both M2 and M3 the 100-year return level has increased by a larger amount as compared to the 2- and 10-year return levels. This stronger sensitivity of the large return period values is due to the larger trend on the scale parameter of the GEV distribution [KATZ & BROWN, 1992].

In conclusion, it clearly stems from these results that detecting a statistically significant trend in the rainfall EVs of this region from individual point series is challenging even though there is a fuzzy signal that this trend might be positive

and mostly born by the σ parameter of the GEV model, more strongly affecting large return period events.

		2h	4h	6h	12h	18h	24h
M1	r_μ	0.65	1.71	0.91	1.27	0.7	0.59
	Δi_2	1.67	4.31	2.30	3.21	1.78	1.50
	Δi_{10}	1.16	2.89	1.48	2.10	1.15	1.0
	Δi_{100}	0.80	2.07	0.98	1.38	0.75	0.67
M2	r_σ	13.2	13.1	9.09	5.78	10.2	6.88
	Δi_2	2.82	2.37	1.91	1.22	2.12	1.47
	Δi_{10}	12.5	11.0	8.86	5.70	10.0	6.84
	Δi_{100}	19.6	17.2	13.8	8.95	15.8	10.7
M3	r_μ	2.2	2.56	2.86	3.69	3.48	3.08
	r_σ	13.8	14.9	12.5	13.7	18.8	19.6
	Δi_2	8.03	8.84	10.7	13.3	11.9	10.8
	Δi_{10}	18.9	17.5	16.9	20.3	23.3	27.0
	Δi_{100}	24.8	25.2	21.6	24.2	32.2	36.7

TABLE VII.2 – Medians across the ACN stations of the NS-PGEV models M1, M2 and M3 parameter trends r (in %/decade) and total change (%) over the study period in the 2-, 10- and 100-year return levels.

V.2. Regional non-stationary GEV models

In this section we assess the expectation of a more powerful (in the statistical meaning) trend detection that could stem from the spatial aggregation. The results summarized in Table VII.3 show the considerable improvement of the trend detection power that results from this

regional approach, with the class of NS-RGEV models M2 displaying statistically significant trends for all durations against the stationary model (M0). The trends are also significant at the 5% level with the M3 class of NS-RGEV models for the durations 2h, 4h, 6h and 12h. For M1, none of the trends are significant at the 5% level.

		2h	4h	6h	12h	18h	24h
M1	r_μ	-0.49	-0.55	-0.85	-0.83	-0.74	-0.16
	p-value	0.76	0.72	0.66	0.65	0.71	0.90
	Δi_2	-1.32	-1.50	-2.27	-2.27	-2.04	-0.60
	Δi_{10}	-0.89	-1.01	-1.51	-1.50	-1.35	-0.39
	Δi_{100}	-0.64	-0.71	-1.05	-1.04	-0.92	-0.27
M2	r_σ	14.2	14.2	14.6	14.0	12.8	11.9
	p-value	0	0	0	0	0	0.01
	Δi_2	3.38	3.35	3.49	3.38	3.15	3.06
	Δi_{10}	14.8	14.8	15.5	15.0	14.0	13.5
	Δi_{100}	22.2	22.4	23.4	22.7	21.2	20.4
M3	r_μ	1.43	1.64	1.58	1.72	1.91	2.53
	r_σ	16.1	16.6	17.0	16.6	15.8	15.8
	p-value	0.02	0.04	0.04	0.04	0.06	0.06
	Δi_2	7.74	8.27	8.26	8.83	9.09	11.0
	Δi_{10}	19.8	20.5	21.1	21.5	21.2	23.1
Δi_{100}	27.7	28.7	29.8	30.0	29.4	31.2	

TABLE VII.3 – Parameter trends r (in %/decade) and significances (p-value) in comparison with the stationary model M0 of the NS-RGEV models for each considered duration. Models significant at the 5% level are indicated in bold. Δi_2 , Δi_{10} and Δi_{100} are the total change (%) of the 2-, 10- and 100-year return levels over the study period.

The trends in the two classes of NS-RGEV models that prove statistically significant are consistent with the regional vision highlighted in the previous section (Table VII.2), with (i) positive trends on μ and σ and (ii) larger trend estimates in the parameters of M3 as compared to their M1 and M2 counterparts. A feature worth noticing is the consistency of the trends over the range of durations, most prominent for the M2 and M3 classes of NS-RGEV models. Looking at the changes in return levels, results from the NS-RGEV models M2 and M3 are consistent with those highlighted in Table VII.2, considering both the orders of magnitude and the stronger increase of large return period events.

V.3. Regional non-stationary GEV-Simple Scaling models

Based on the results of Sections V.1 and V.2, we explore whether introducing a timescale invariance relationship makes the trend detection more robust. The evaluation is carried out based on the semi-parametric bootstrap resampling method presented in Section III.2. Figure VII.8 shows the empirical CDF obtained for each Null/Alternative configuration that was tested, based on the 200 bootstrap simulations carried out for each configuration. M2 is significant versus M0 at the 1% level, while M3 is significant versus both M0 and M1 at the 2% level (Table VII.4). This confirms the results obtained in Section V.2, albeit for a slight increase of the trend detection power.

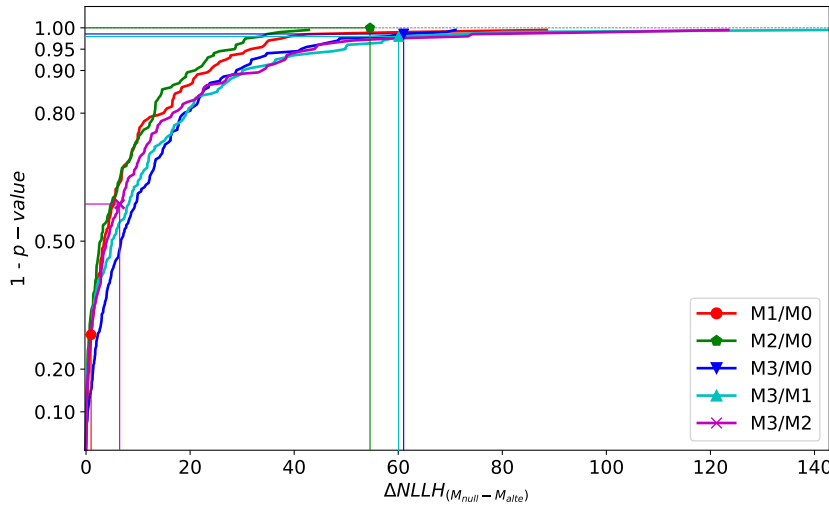


FIGURE VII.8 – Empirical cumulative distribution functions of the 200 bootstrapped samples significance test statistic ($\Delta NLLH_{M'_{null}-M'_{alter}}$) for the classes of NS-RGEV-SS models M1 (red), M2 (green), M3 (dark blue) with respect to the null model M0 and of M3 against M1 (light blue) and M2 (purple). Markers indicate the model significance test statistics obtained from the original sample ($\Delta NLLH_{M_{null}-M_{alter}}$) and the corresponding empirical probability of non-exceedance ($1 - p - value$).

Models	r_μ	r_σ	p-value	η	ξ
M2	-	14.6	0.0	-0.94	0.053
0.014/M0					
M3	1.9	18.0	0.02/M1	-0.94	0.054
0.43/M2					

TABLE VII.4 – Parameter trends r (%/decade) and p-values (significance at the 5% level is indicated in bold) of the two classes of NS-RGEV-SS models for which a significant non-stationarity is detected (M2 and M3). The values of the scaling exponent (η) and the shape parameter (ξ) of the NS-RGEV-SS model are also displayed.

Models	Δi_2	Δi_{10}	Δi_{100}
M2	3.3 [1.2; 5.5]	14.8 [4.9; 25.7]	22.6 [7.4; 39.7]
M3	8.8 [-5; 21]	21.4 [0.31; 42.4]	30.1 [1.9; 57.7]

TABLE VII.5 – Total change (%) over the study period of the 2-, 10- and 100-year return levels (Δi_2 , Δi_{10} and Δi_{100}) derived from the two NS-RGEV-SS models for which a significant non-stationarity is detected (M2 and M3). Numbers in brackets are the 90% confidence intervals.

Both parameter and return level trends given in Table VII.4 are in line with those of the NS-RGEV approach (Table VII.3). The simple scaling relationship involves that the relative values of the trends are the same for all time-steps for which the relationship holds. The total change, shown in Table VII.5, increases with the return levels (3.3 to 8.9 for 2-year and 22.6 to 30.1 for 100-year) as a result of the larger trend in the scale parameter. Another meaningful way of looking at the impact of non-stationarity on extreme events is to note that the 10-year return level in 1990 has become a nearly 6-year return level at the end of the study period with the NS-RGEV-SS model M2.

V.4. Non-stationary IDF curves

Non-stationary IDF curves are implemented at the regional scale (Fig. VII.9) as a consistent

by-product of the NS-RGEV-SS approach. They provide a synthetic and end-user oriented view of the impact of trends in extreme rainfalls over the considered range of durations ($D \in \{2, 4, 6, 12, 18, 24\text{h}\}$) and for various return periods (2, 5, 10 and 30 years). Deriving NS-IDF curves from the NS-GEV-SS model has the advantage of preserving the consistency of annual maxima over time, since rainfall intensities for various durations of accumulation increase at the same rate. The non-stationarity is highlighted comparing the IDF curves at the start of the study period (Fig. VII.9a, b) with those at the end of the study period (Fig VII.9c, d). The two selected classes of NS-RGEV-SS model (M2 and M3) lead to an upward shift of IDF curves.

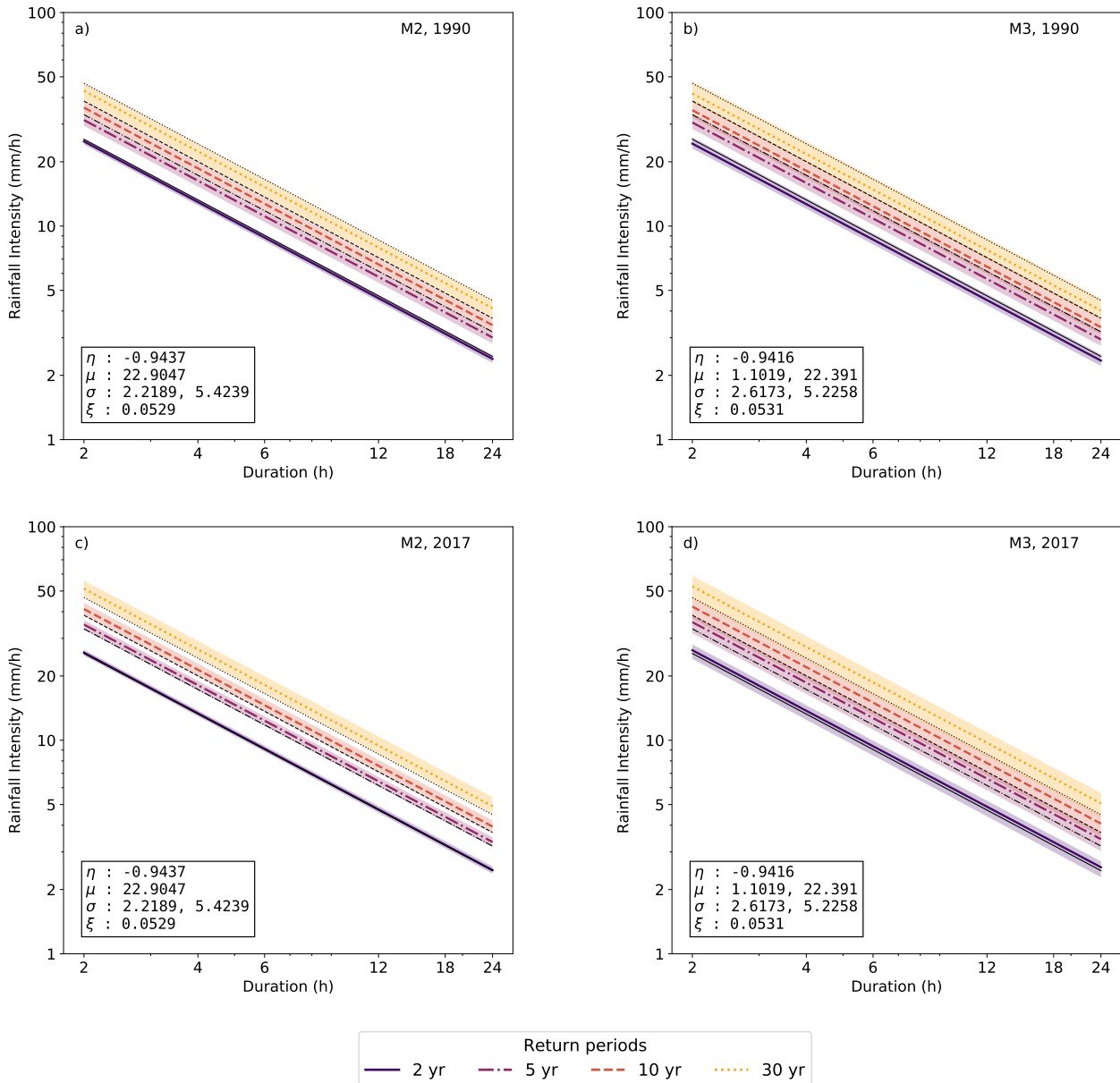


FIGURE VII.9 – Stationary (thin black lines) and non-stationary (thick lines) IDF curves derived from the NS-RGEV-SS models M2 (a, c) and M3 (b, d) representing the 2-, 5-, 10- and 30-year return levels in 1990 (a, b) and 2017 (c, d). The shading corresponds to the 90% confidence intervals of the non-stationary return levels computed from 200 bootstrap samples. The parameter values are shown in the bottom left corner with μ and σ expressed in mm/h for $D = 2$ h, the first and second values of the time-varying parameters corresponding to the slope (ν_1) and the intercept (ν_0), respectively.

The 90% confidence intervals of the non-stationary return levels are also displayed. It can be noted that the start and the end of the study period approximately correspond to the time when the stationary return levels (thin black lines) become separate from the confidence interval of the non-stationary return levels (color shading). This feature is more prominent for M2 as a result of the narrower confidence intervals associated with this model's return level estimates

(see Table VII.5). It is further investigated with the Figure VII.10, showing for each year with which level of confidence (ranging from 80% to 99%) the non-stationary return levels do not overlap with their stationary counterpart : an upper bound of the confidence interval below the stationary return level is shaded in blue and a lower bound of the confidence interval above the stationary value is shaded in red. The larger the degree of separation, the darker the color.

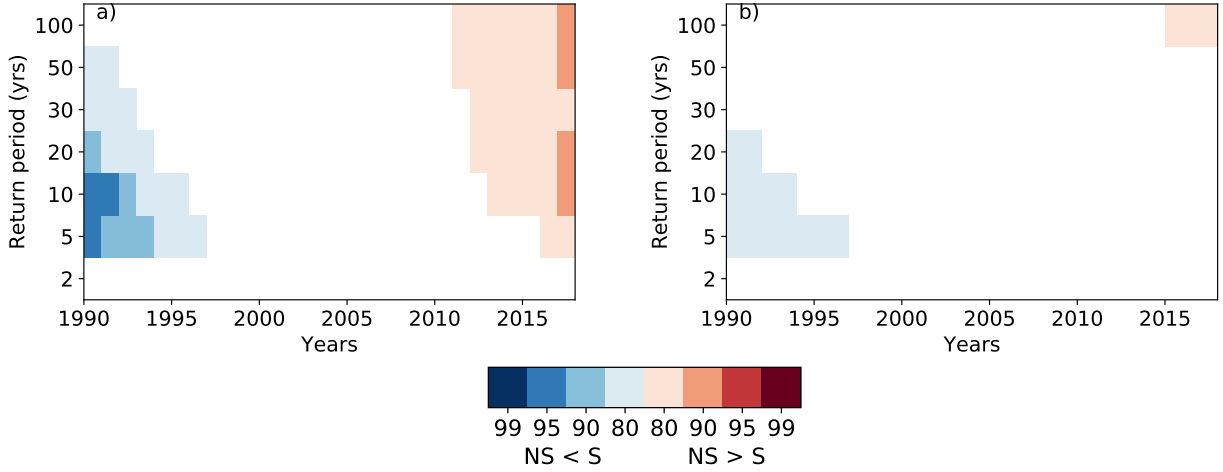


FIGURE VII.10 – Non-overlap significance of non-stationary return levels estimated from the NS-RGEV-SS models (a) M2 and (b) M3 for 2-, 5-, 10-, 20-, 30-, 50-year and 100-year return periods. The confidence intervals are obtained from 200 bootstrap samples. Blue shading indicates that the upper bound of the non-stationary return level is smaller than the stationary return level while red shading indicates that the lower bound of the non-stationary return level confidence interval exceeds the stationary return levels. Results are shown for 80%, 90%, 95% and 99% confidence levels (the wider the confidence interval the more distinct the stationary and non-stationary return levels).

Despite larger return level trend estimates, the larger confidence intervals of the NS-RGEV-SS model M3 makes it less significantly different from the stationary return levels than M2. Also worth noticing in Fig. VII.10a is the dependence to the return period : as this latter increases, the non-stationary return levels become larger than the stationary ones earlier, though at the 80% level of significance only. Although the non-stationary return levels exceed their stationary counterpart at the 80% confidence level most of the time, return levels under stationary assumption may be under-estimated compared with present-day non-stationary return levels. Provided the detected trends remain unchanged, future stationary return levels will be even more under-estimated.

VI. Discussions

While the results presented in Section V indicate that combining the regional and simple scaling approaches adds robustness both in the detection of temporal trends and in the estimation of the GEV model parameters for the Sahelian case study, three important points deserve further discussion. The first is related to the number of time-varying parameters to consider. The second takes us back to the signal-to-noise ratio issue

introduced in Section I.2. The third deals with the climatological implications of the trends detected on our specific case study.

VI.1. Which parameters should be considered time-varying in the NS-RGEV-SS model ?

In Section IV.2 a double assumption was made regarding the time-invariance of both the shape parameter ξ of the GEV and the parameter η of the simple scaling relationship. In order to examine to which extent such a choice is justified let's first recall that a standard GEV-SS model has four parameters and that the inference of ξ is known to be ill-conditioned for usual sample sizes ranging from, say, 30 to 100. Allowing all four parameters (μ , σ , ξ and η) to vary in time with a simple linear function adds 4 parameters to the inference process, making it fairly difficult to handle from both a methodological and a robustness points of view. This is why in many regional studies (see e.g. PANTHOU et al., 2012; SARHADI & SOULIS, 2017) ξ is assumed to be invariant over the study area and also invariant in time in non-stationary models [SARHADI & SOULIS, 2017]. There is less background regarding η since, to our knowledge, this is the first time that a complete NS-RGEV-SS model is implemented. We hence had no preconceived idea

on whether η could really be considered time-invariant, as compared (in terms of significance) to μ and/or σ . Therefore, a complementary study was launched to test the possible contribution of a time-varying η in accounting for the pattern

of non-stationarity across durations of rainfall accumulation. This is achieved by expressing η as a linear function of time, leading to test the three following additional NS-RGEV-SS models :

Models	η	μ	σ	ξ	DoF
M0'	$\eta_0 + \eta_1 t$	μ	σ	ξ	5
M1'	$\eta_0 + \eta_1 t$	$\mu_0 + \mu_1 t$	σ	ξ	6
M2'	$\eta_0 + \eta_1 t$	μ	$\sigma_0 + \sigma_1 t$	ξ	6

TABLE VII.6 – NS-GEV-SS model parameters and degrees of freedom.

The significance of these three NS-RGEV-SS models is also assessed with the bootstrap resampling method (Section III.2). The p -values are shown in Table VII.7. The largest improvement from adding a temporal trend in η is clearly for the class of models where μ is time-varying while σ is time-invariant (M1'), with a p -value reaching 0.08 against M0 and 0.027 against M1 (itself not significant at the 5% level compared to the stationary model). The NS-

GEV-SS model M2' is significant compared to M0, but its additional flexibility is not significant compared to its M2 counterpart. Therefore, the significant additional flexibility of M2 and M2' as compared to the stationary model is carried by the time-dependence release of σ , not by adding the time-dependence in η , further confirmed by the fact that M0' is not significantly better than M0.

Models	r_η	r_μ	r_σ	p-value	ξ
M0'	0.71	-	-	0.48/M0	0.022
M1'	3.61	-6.5	-	0.08/M0 ; 0.03/M1	0.044
M2'	0.87	-	15.4	0.03/M0 ; 0.37/M2	0.055

TABLE VII.7 – NS-RGEV-SS model parameter trends r (%/decade) and associated significances (significance at the 5% level is indicated in bold).

For the sake of robustness of the estimation process and in absence of any overwhelming evidence that such an hypothesis is not acceptable, it is probably justified to assume the stationarity of η . In cases where the non-stationarity of η could not be totally excluded it is important to keep in mind some implications :

- It questions the relevance of studies assuming its stationarity when downscaling IDF curves from daily data, as suggested by CANNON & INNOCENTI [2019].
- It might entail a change in the typology of rainfall systems which could have become more stationary, and/or of larger horizontal extent. One might also think of a change in the relative contribution of the various types of rainy systems e.g. localized vs organized

convection, or a change in the share of convective events versus stratiform fronts.

As often when using statistical models to deal with natural phenomena, there is an ontological conflict between the simplification required for a robust parameter estimation and the complexity of the underlying physical processes. It is the context (amount of available data, prior physical knowledge allowing to hierarchise processes depending on the environment considered, goal of the statistical representation) that will lead the user in choosing a more or less complex model.

VI.2. Is the signal-to-noise ratio improved when using a NS-RGEV-SS model ?

Figure VII.11 compares the total increase of the 10- and 100-year return level (%) over the

study period inferred from the NS-RGEV and NS-RGEV-SS models, along with the associated 90% confidence intervals. It clearly stems from Figures VII.11a and VII.11c that the six NS-RGEV/M2 models (one for each time-step) and the NS-RGEV-SS/M2 model provide extremely coherent estimates of the total change for the 10-year and 100-year return levels – around 15% for the 10-year rainfall and in the range of 20 to 25% for the 100-year rainfall. The corresponding signal-to-noise ratio is in the range of 0.7-0.75 for the 10-year level and close to 1 for the 100-year level. The regional/simple scaling approach is thus capturing the non-stationarity of extreme rainfall intensities in a more parsimonious way (as compared to the unscaled regional approach), with 5 parameters describing the full signal against 24 (4 x 6). By comparison, the M3 class of models yields : i) a somewhat larger estimate of the total changes (20-25% for the 10-year rainfall

and around 30% for the 100-year rainfall); ii) a smaller signal-to-noise ratio ranging from 0.5 to 0.6. It should also be noted that the median of the NS-RGEV-SS/M3 bootstrap simulations is significantly lower than the value estimated from the fitting to the original sample. This traduces a larger instability and may be seen as a direct consequence of M3 models having an extra trend parameter, as compared to M2 models. With no claim to generality, it can thus be concluded that the NS-RGEV-SS/M2 class of models is, in this particular case, the most appropriate for properly describing the positive trend in the intensity of extreme rainfall. Finally, these signal-to-noise ratio considerations are valid under the hypothesis of weakly auto-correlated data. This latter assumption has been checked for the ACN dataset computing the auto-correlations at lag-1 of the 180 EV times series of our case study (mean value $r=-0.08$).

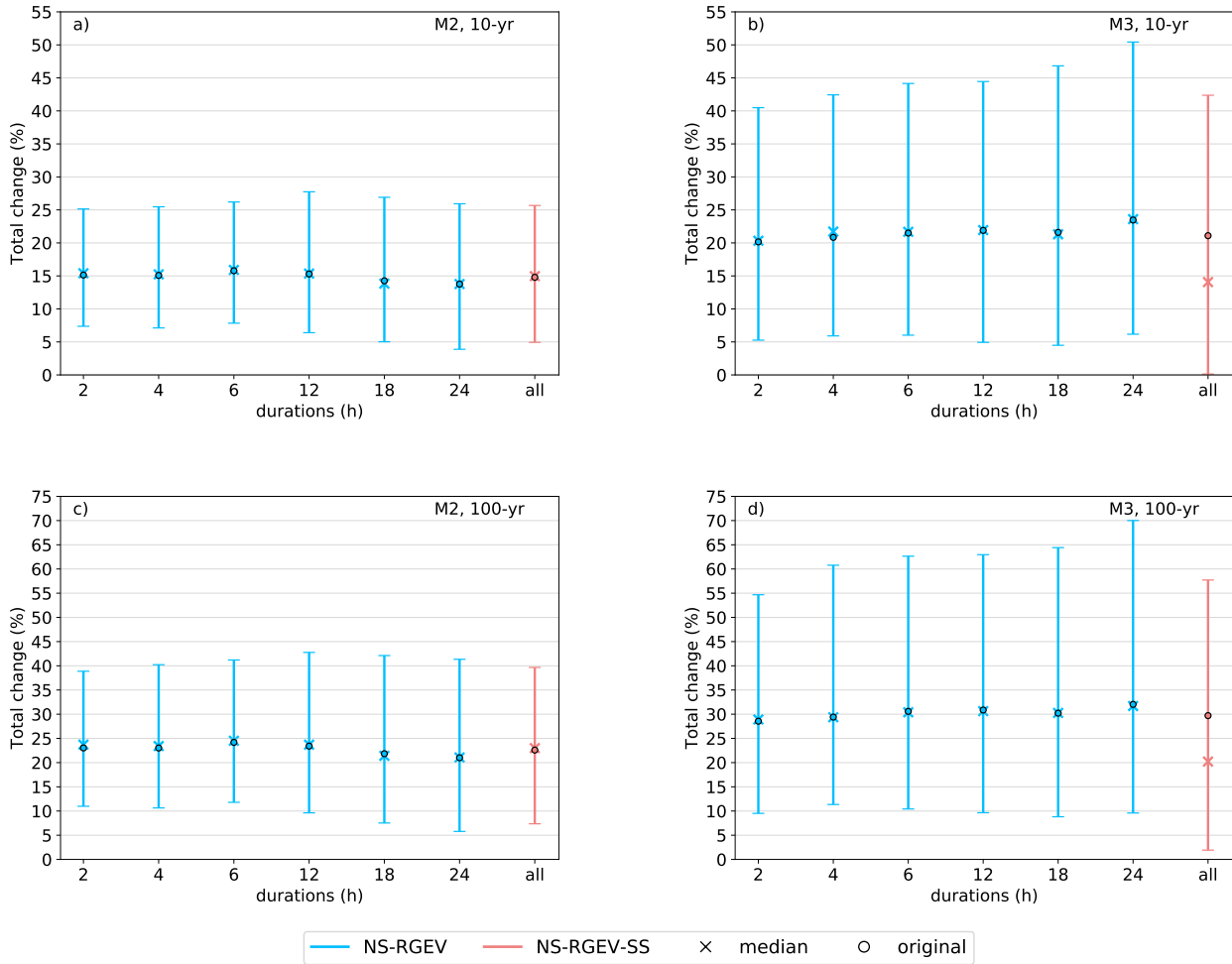


FIGURE VII.11 – Total change (%) over the study period in (a, b) 10- and (c, d) 100-year return levels inferred from the M2 (a, c) and M3 (b, d) models. Error bars represent the 90% confidence intervals derived from 200 bootstrapped samples, with the cross indicating the median value. The value inferred from the models fitted to the original sample is indicated by a circle.

VI.3. Are the strongest events becoming stronger?

A major outcome concerning our case study is the much larger temporal trend detected for the scale parameter σ of the GEV distribution as compared to the small trend observed for the location parameter μ . It is worth noting that, because μ is the GEV parameter with the smallest sampling standard deviation, it is of common use to first consider a trend in μ . In our case, it is clear that considering solely a time-varying location parameter could lead to a mistaking diagnosis of no trend (or even of a negative trend), thus rejecting the need for non-stationary IDF curves. Another side issue to consider is that the increase of σ for model M2 (assuming μ to be constant) implies a 5% increase of the mean and

a 10% increase of the standard deviation of the GEV distribution, defined in Equations Eq. 20 and 21, respectively (Appendix 3). Such increased interannual variability of the annual maxima involves that the strongest events are becoming stronger, which concurs with our theoretical understanding of global warming imprint on the hydrological cycle (see e.g. TRENBERTH et al., 2003). Reminding that this applies only to a small area, this conclusion calls for extending this research to a larger regional scale.

VII. Conclusion

Global warming is inducing changes in the regimes of precipitation worldwide, thus questioning the stationary hypothesis in which is rooted the classical statistical representation of

rainfall distributions. The statistical framework presented here aims at providing a coherent tool for testing the presence of trends in time series of precipitation extremes. It combines a GEV distribution representation of the annual maxima with a simple scaling model, allowing to adjust a scaled GEV model of annual maxima valid across a range of durations. To this approach already proposed in the literature, we add a non-stationary component by expressing the statistical model parameters as a function of time, leading to a non-stationary GEV-simple scaling (NS-GEV-SS) model, subsequently allowing for computing consistent non-stationary IDF curves. Because the time dependence increases the number of parameters to be estimated, a trade-off has to be found between model flexibility – a larger number of time-dependent parameters will increase the chance to capture a potential non-stationary signal – and parsimony, ensuring a more robust parameter inference. The model parameters are inferred with a time-dependent maximum likelihood estimator and the model significance is assessed with a semi-parametric bootstrap method to account for the dependence of the scaled samples.

The ability of this theoretical framework to detect non-stationarity is investigated by applying it to series of annual maxima of rainfall intensities for event durations ranging from 2h to 24h in a region, the Sahel, where detecting trends in rainfall extremes is notoriously challenging, mainly because of the high space-time variability of rainfall. A linear formulation with time as covariate is used to account for non-stationarity, although a more complex parameterization is of course possible. Dealing first with individual point rainfall series, non-stationary models proved to be better than stationary models for only 7% of the 180 series at the 5% level. Even though this could lead to an overall diagnostic that there is no significant extreme precipitation trends in this region, it is worth noting that 63% of the series display a positive trend (albeit significant at the 5% level in 9% only of the cases) of the scale parameter of the GEV distribution. In a second step, the data of the 30 stations are pooled into a

unique sample, thus creating 6 regional samples (one for each of the time-steps considered). This regional approach yields a substantial improvement in the detection of trends, with the class of models including a time-varying scale parameter displaying a positive trend significant at the 1% level for all 6 durations. Ultimately, a single regional time-scaled sample is built, using the temporal scale invariance property to pool the 6 regional samples. A more parsimonious model is thus obtained, allowing the production of consistent IDF curves. It is worth noting that the parameter ruling the temporal scale invariance property seems stationary – or at least it does not display any statistically significant trend.

The combination of the regional approach with the simple scaling framework leads to infer that the area is undergoing a significant rainfall intensification with the 10-year rainfall increasing by 15% to 20% over the past 28 years and the 100-year rainfall by 23% to 30%. It thus appears that the ongoing intensification has a greater effect on the intensity of the strongest events, which is consistent with the theoretical expectation that “latent heat release strengthens the storm in proportion to their intensity” [PENDERGRASS, 2018]. As large as the increase of return levels might be on our case study region, the fact that this trend was not detected on individual stations means that it is just starting to emerge from the range of uncertainty linked to (i) the natural variability of rainfall, especially when it comes to extremes and (ii) the statistical methods used to model their behavior; demonstrating what is gained from the proposed unified approach. Future work should be conducted in the following complementary directions :

- Test the framework in other regions of the world, especially those with spatial gradients of rainfall. For instance, including spatial covariate(s) to account for heterogeneous spatial patterns of extreme rainfall statistics (conditioned by e.g. topographical features) might preserve the acceptability of the unified framework.
- Further develop the statistical framework, specifically the temporal scale invariance

and/or regional models, to more faithfully represent the extreme rainfall behaviour in space and across a range of durations.

Acknowledgements

The authors are thankful to Simon Michael Papalexou for his enlightening comments that contributed to improve the paper.

Funding

The AMMA-CATCH regional observing system (www.amma-catch.org) was set up thanks to an incentive funding of the French Ministry of Research that allowed pooling together various pre-existing small scale observing setups. The continuity and long term perenity of the measurements are made possible by an undisrupted IRD funding since 1990 and by a continuous CNRS-INSU funding since 2005. The research leading to these results has also received funding from the 566 NERC/DFID Future Climate For Africa program under the AMMA-2050 project, grant 567NE/M020428/1.

Conflict of interest

The authors declare that they have no conflict of interest.

Availability of data and material

Data are available on bd.amma-catch.org

Code availability

The code is available on request.

Authors' contribution

G. C. and G. P. designed the methodology ; G.C. performed the analysis and wrote the draft of the paper ; all the authors analyzed the results, reviewed and edited the paper.

Appendix 1 : Check of the Simple Scaling model validity for the stations and durations considered in the study.

The suitability of a simple scaling modeling of the temporal scale invariance of annual maxima is checked over the 30 stations of the ACN dataset in two-step :

- First, we check the linearity of the $\log(E^{(q)}[I(D)])$ vs $\log(D)$ (Eq.5) for $q = \{1, 2, 3, 4\}$. The results are shown in Fig.VII.12, where each marker represents a station. Fig.VII.13 shows the Pearson coefficient of the linear regression obtained at each station, for each moment order ; they are all very close to -1.
- Second, we check the shape of the relationship between the slopes of the linear regressions of step 1 for each moment order (referred to as $k(q)$) and the moment orders q . For the SS model to be considered as a valid approximation, we need the linearity of $k(q)$ vs q . Otherwise, a multi-scaling model should be preferred. As shown in Fig.VII.14 (left), the $k(q)$ vs q linear fit is very satisfying for all the stations. Fig.VII.14 (right) shows the slope (corresponding to the η parameter of the SS model) and the Pearson coefficient of these regressions.

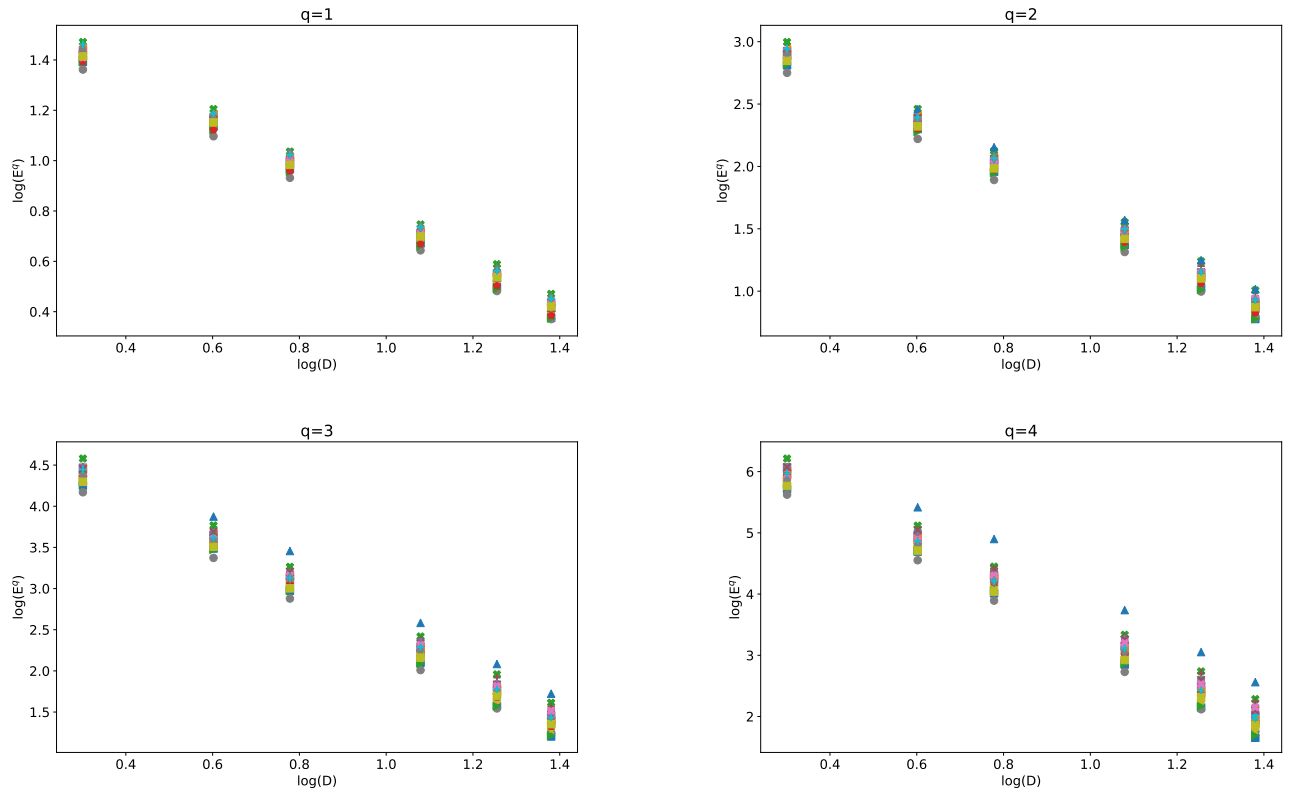


FIGURE VII.12 – \log of the moments of order $q = \{1, 2, 3, 4\}$ as a function of the log of durations $D = \{2, 4, 6, 12, 18, 24h\}$ for the 30 stations of the ACN dataset (markers).

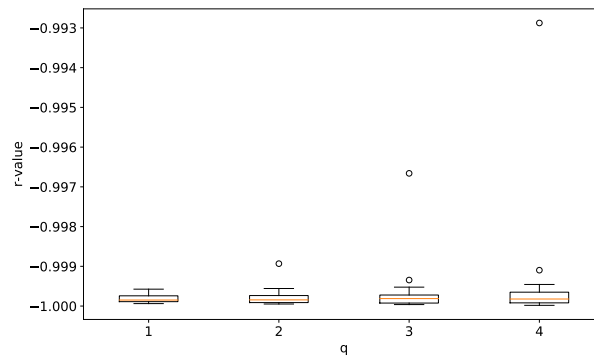


FIGURE VII.13 – Distribution among the 30 stations of the ACN dataset of the $\log(E^{(q)}[I(D)])$ vs $\log(D)$ linear regression Pearson coefficients (r-values).

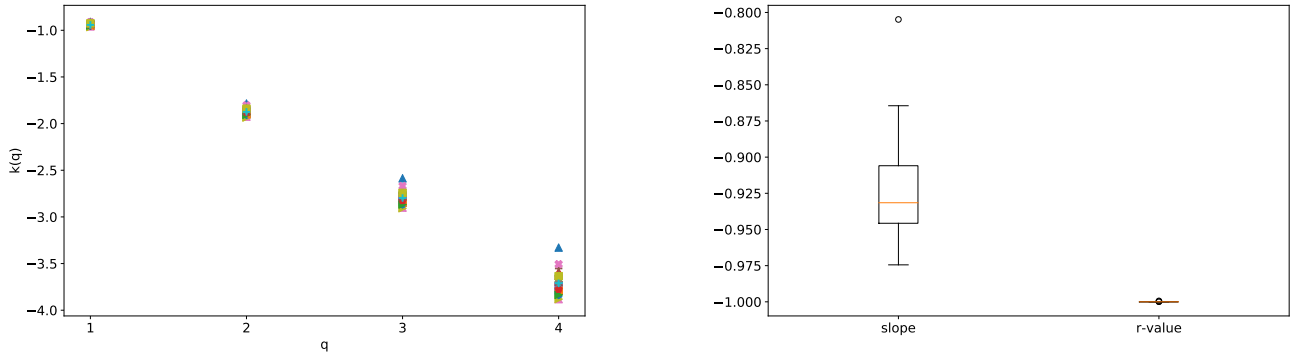


FIGURE VII.14 – (left) $k(q)$ as a function of $q = \{1, 2, 3, 4\}$ and (right) slopes and Pearson coefficient (r-values) of the $k(q)$ vs q linear regressions for the 30 stations of the case study. Markers are as in Fig.VII.12.

Appendix 2 : Cross-correlation matrices of annual maxima for $D=2h$ and $D=24h$ and annual totals

Fig.VII.15

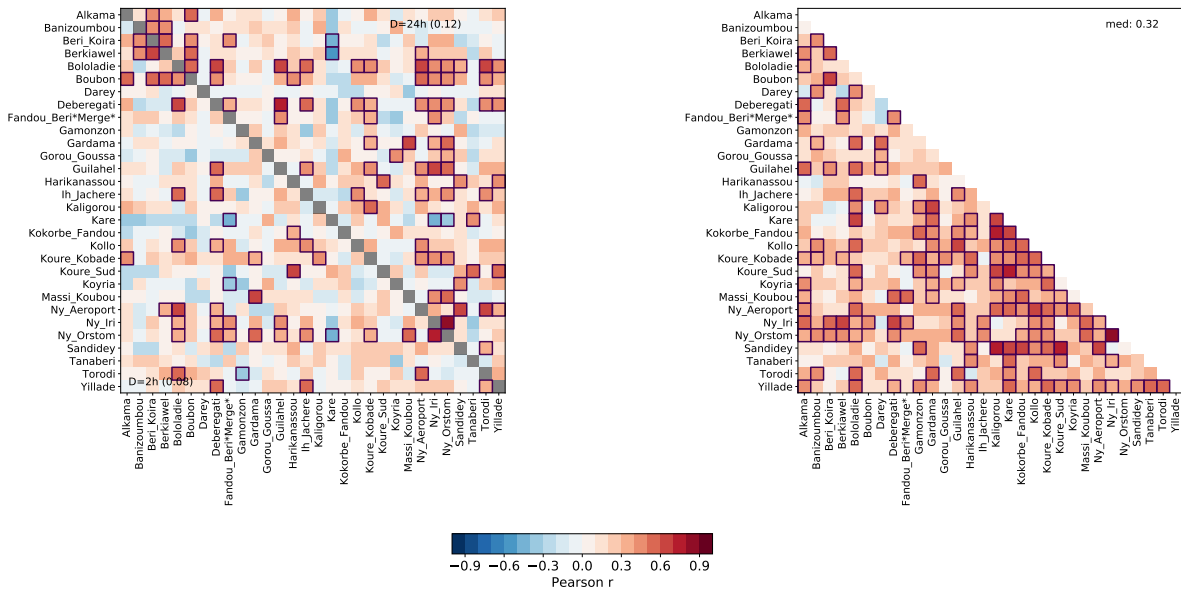


FIGURE VII.15 – Pearson coefficients of correlation (r) between the time series of (a) annual maximum of rainfall intensities for $D=2h$ (lower left) and $D=24h$ (upper right) and (b) annual totals at the 30 stations of the ACN dataset. Correlations significant at the 5% level are outlined in black. The medians across the stations are indicated in the corners.

Appendix 3 : Mean and variance of the GEV distribution

Equations 20 and 21 give the relationship between the mean (M) and variance (V),

respectively, of the GEV distribution and its parameters.

$$M = \mu + \frac{\sigma}{\xi}(g_1 - 1) \text{ if } \xi \neq 0 \text{ and } \xi < 1 \quad (20)$$

$$V = \frac{\sigma^2}{\xi^2}(g_2 - g_1^2) \text{ if } \xi \neq 0 \text{ and } \xi < 1/2 \quad (21)$$

with $g_k = \Gamma(1 - k\xi)$ where Γ is the gamma function.

2. Analyses complémentaires

2.1. Extension aux pas de temps infra-horaires

L'étude de CHAGNAUD et al. [2021] a mise en évidence une tendance à l'augmentation du paramètre d'échelle pour des extrêmes de pluie enregistrés à des pas de temps allant de 2 h à 24 h sur la zone de l'observatoire AMMA-CATCH Niger. Une rupture de la relation d'échelle est observée sur les données autour de la durée 1 h. Les durées infra-horaires sont par conséquent traitées séparément dans cette partie, avec le même modèle que dans la SECTION 1.

La figure VII.16 montre les tendances sur les paramètres de modèles GEV non-stationnaires ajustés en chaque station et sur chaque durée. La différence principale par rapport à l'analyse effectuée dans la SECTION 1 est le plus grand nombre de tendances significatives pour le modèle M1 (figure VII.16a) : 15.5 % contre 5.5 %. Parmi celles-ci, 70 % sont positives et 30 % sont négatives. Outre cette différence, les modèles M2 et M3 sont toujours ceux qui ont les tendances les plus marquées, ce qui semble montrer que le comportement identifié sur des pas de temps horaires à journalier reste valable aux pas de temps plus fins.

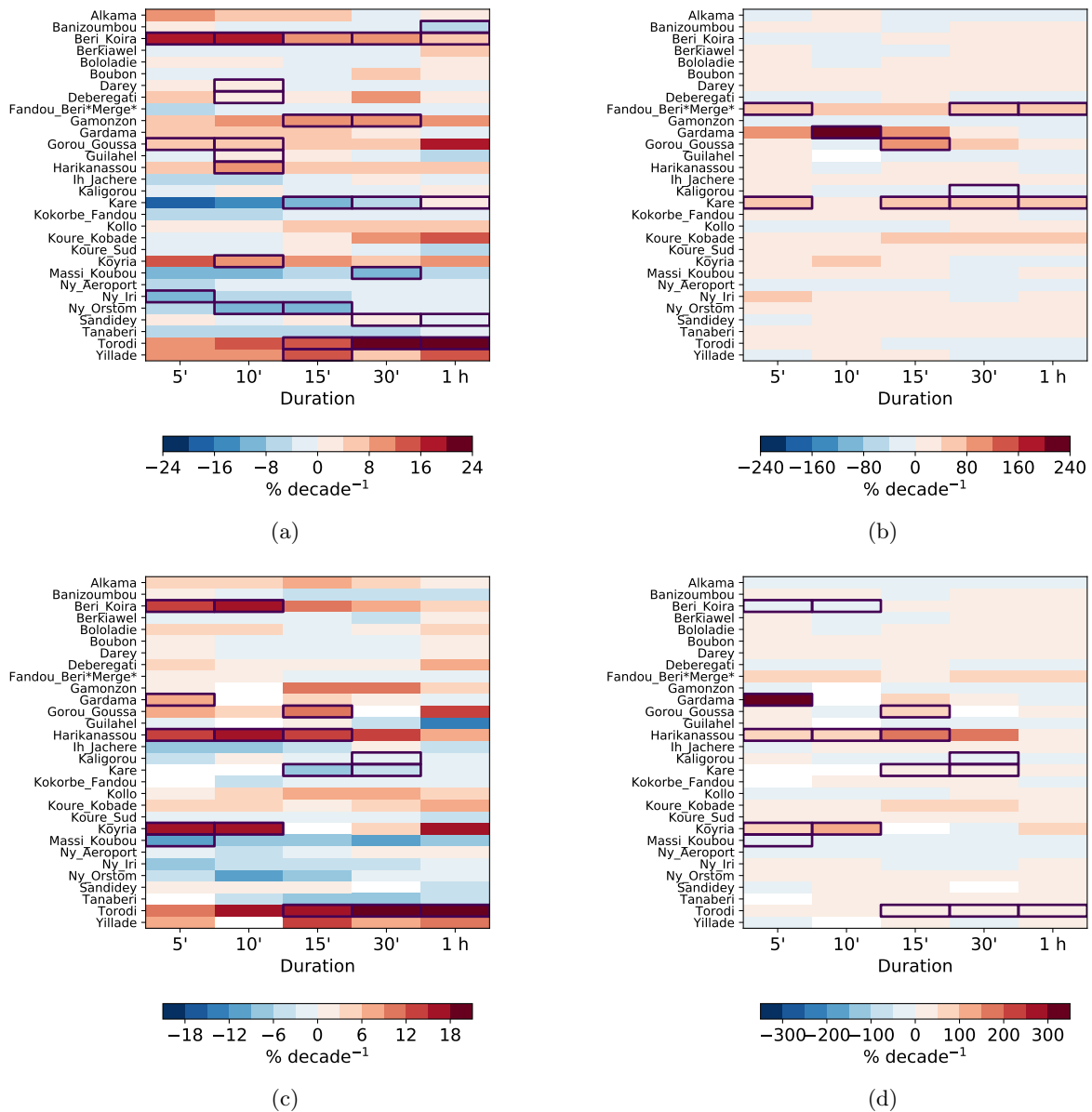


FIGURE VII.16 – Tendance (% décennie⁻¹) des paramètres des modèles GEV non-stationnaires M1 ($\mu(t)$, a), (b) M2 ($\sigma(t)$, b) et M3 ($\mu(t)$, c et $\sigma(t)$, d) pour les stations du réseau ACN et pour $D = \{5', 10', 15', 30', 1 \text{ h}\}$. Les modèles significatifs à 5 % par rapport au modèle stationnaire sont encadrés en contours épais.

Les trois classes de modèle NS-RGEV-SS sont ajustées sur l'échantillon régional multi-durées et leur significativité est évaluée en comparaison du modèle stationnaire, le modèle M3 étant également comparé aux modèles M1 et M2 (voir figure VII.17). Le modèle M2 est le plus significatif sur la plage de durées infra-horaires, avec une p -valeur de 0, contre 0.98 pour M1 et 0.01 pour M3.

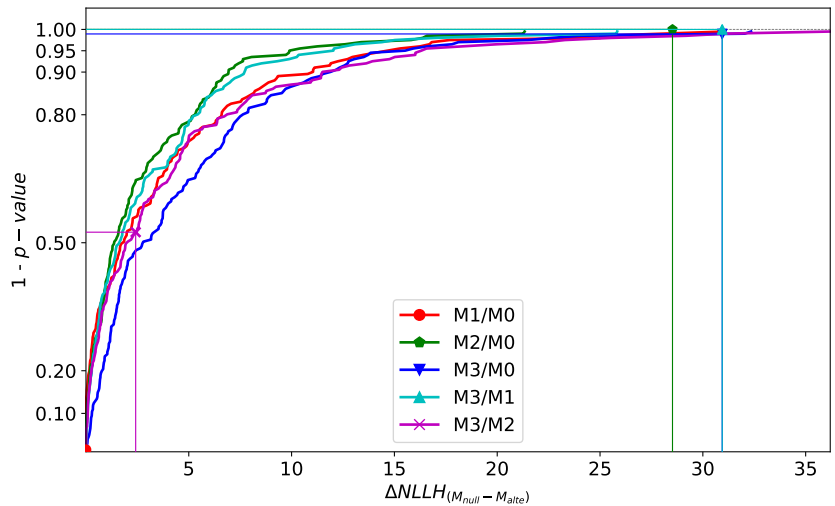


FIGURE VII.17 – Fonctions de répartition empiriques de la statistique de test $\Delta NLLH_{M'_{null}-M'_{alte}}$ obtenues par 200 échantillons bootstrappés pour les modèles M1 (rouge), M2 (vert) et M3 (bleu) contre le modèle stationnaire (M0) et pour M3 contre M1 (cyan) et M3 contre M2 (violet). Le trait vertical indique la valeur de la statistique observée sur l'échantillon original (S_{obs}) et le trait horizontal sa probabilité p_{obs} d'après la distribution empirique. La p -valeur du modèle M_{alte} versus M_{null} correspond à $1 - p_{obs}$.

Les courbes IDF pour les années 1990 et 2017 sont donc dérivées du modèle M2 (figure VII.18) et montrent qu'en début (fin) de période, les niveaux retour non-stationnaires sont significativement inférieurs (supérieurs) à leurs contre-parties stationnaires. Ce point est confirmé par la figure VII.19, qui montre également que la différence entre niveaux de retour stationnaires et non-stationnaires est plus significative que pour les pas de temps horaires (figure VII.10), avec un niveau de significativité de 95 % atteint en 2017 pour toutes les périodes de retour à l'exception de $T = 2$ ans.

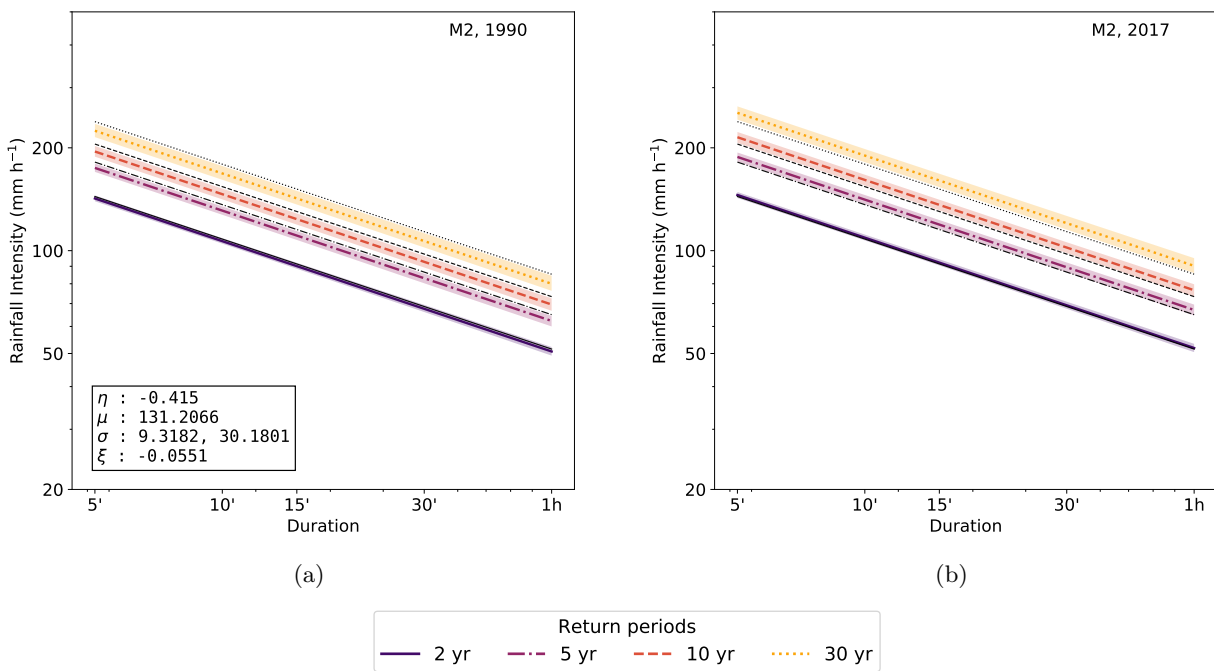


FIGURE VII.18 – Courbes intensité-durée-fréquence en 1990 (a) et 2017 (b) issues du modèle NS-IDF M2.

A noter dans l'encart de la figure VII.18a les valeurs des paramètres du modèle NS-IDF M2 ajusté sur les données infra-horaires : le paramètre de scaling η est de 0.415 contre ~ 0.94 pour les données horaires. Le paramètre de forme ξ a quant à lui une valeur de signe opposé. Les valeurs de μ_0 , σ_0 et σ_1 sont données pour la durée de référence $D = 5'$ (en mm h^{-1}).

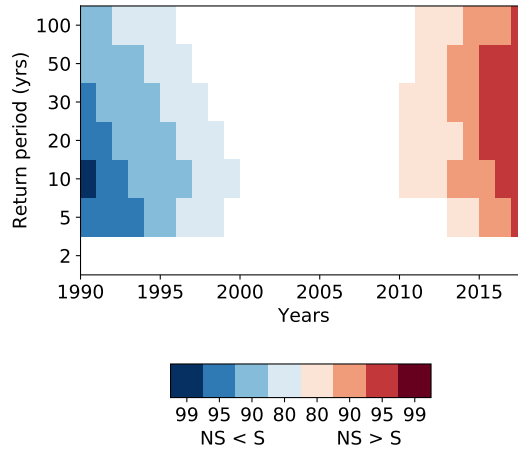


FIGURE VII.19 – Significativité de la différence entre niveaux retours stationnaires et non-stationnaires, issus du modèle NS-IDF M2 pour $D=10'$. Le code couleur indique la largeur maximale de l'intervalle de confiance (80 %, 90 %, 95 %, 99 %) pour laquelle il n'y a pas de recoupement entre niveaux de retour stationnaires et non-stationnaires ; plus la largeur est importante, plus les deux niveaux de retour sont différents.

2.2. Extension au Bénin

Le régime des pluies du Bénin présente des différences avec celui du Sahel : la région est plus humide ($\sim 1100 \text{ mm an}^{-1}$ sur le degré carré ACB) et comporte deux saisons des pluies (DEPRAETERE et al., 2009, voir aussi LEBEL et al., 2003). Malgré cela, il est intéressant d'exploiter les données de l'observatoire ACB pour explorer la présence de tendances dans les extrêmes de pluie à fine échelle sur cette région de l'Afrique de l'Ouest. Sur un total de $16 \text{ (stations)} \times 6 \text{ (durées)} \times 3 \text{ (modèles)} - 8 \text{ (ajustements impossibles, cases blanches sur la figure VII.20)} = 280$ modèles ajustés, 32 sont significatifs à 5 % (d'après un likelihood ratio test), soit 11 % (contre 7.6 % sur les données ACN). Une fois de plus, les tendances ajustées ponctuellement montrent une forte dispersion. Le paramètre de position semble tout de même subir une tendance à la hausse (figures VII.20a, c) tandis que le paramètre d'échelle est globalement à la baisse : tous les modèles M2 et M3 significatifs à 5 % ont une tendance négative sur ce paramètre, excepté sur la station de Fo Boure pour $D = 4 \text{ h}$ et $D = 6 \text{ h}$ (figures VII.20b, d).

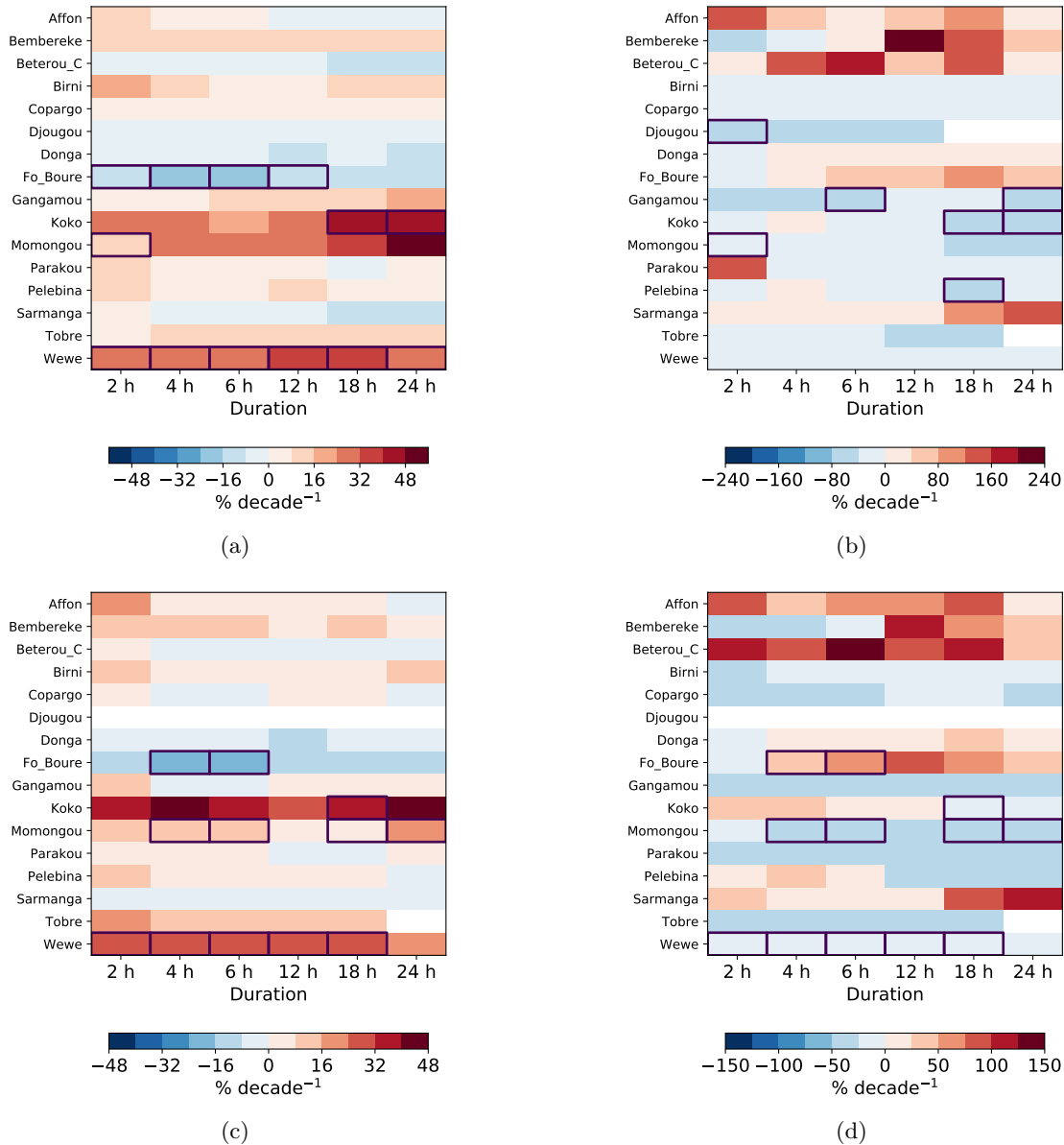


FIGURE VII.20 – Idem que la figure VII.6 pour les données AMMA-CATCH Bénin.

Ce constat est confirmé par l'ajustement des trois classes de modèle NS-RGEV-SS, dont les significativités respectives sont illustrées par la figure VII.21 et résumées dans le tableau VII.8 : le modèle M2 est le plus significatif (p -valeur de 0.01 contre 0.086 pour M1 et 0.12 pour M3) et présente une tendance négative sur σ . Celle-ci se traduit pas une diminution des niveaux de retour 10 et 100 ans de -8 et -12 % décennie⁻¹. La figure VII.22 montre que cette tendance génère des niveaux de retour très significativement différents des niveaux de retour stationnaires.

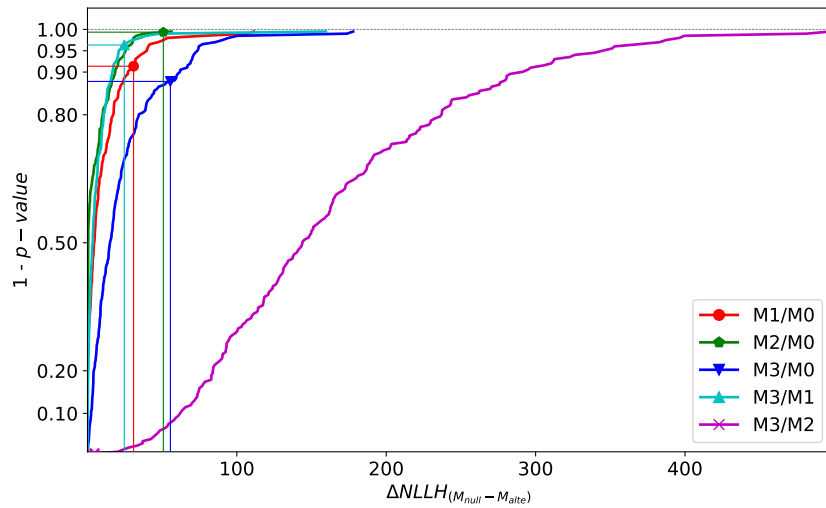
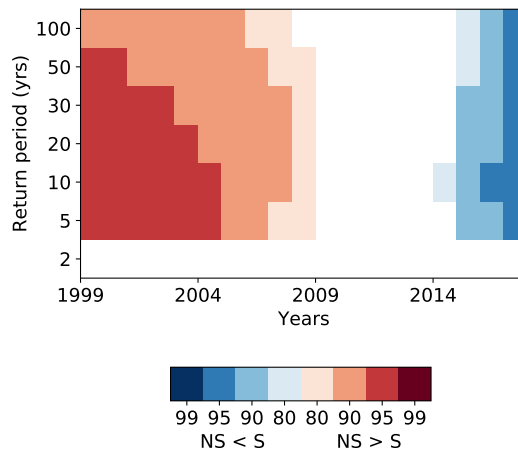


FIGURE VII.21 – Idem que la figure VII.17 pour les données horaires sur le Bénin.

FIGURE VII.22 – Idem que la figure VII.19 pour $D=2$ h, sur le Bénin.

Les données infra-horaires sur le Bénin montrent un comportement plus complexe, avec les 3 classes de modèle significatives (Annexe C). Cependant, aucun de ces modèles ne fournit des estimations de niveaux de retour significativement différentes de leurs contre-parties stationnaires; la prise en compte de la non-stationnarité ne s'avère donc pas nécessaire sur cette région, à ces pas de temps.

		M1	M2	M3
NIGER	infra-horaire	0.99	0	0.011 / 0 / 0.48
		0.01 / 0.01	3.6 / 5.3	4.7 / 6.5
	horaire	0.74	0	0.014 / 0.021 / 0.43
		-0.4 / -0.28	5.3 / 8.1	7.5 / 10.6
BENIN	infra-horaire	0	0	0 / 0.014 / 0.013
		5.3 / 4.1	-6 / -8.6	-1.4 / -4.4
	horaire	0.086	0.01	0.12 / 0.037 / 0.99
		4.9 / 3.3	-8.2 / -11.6	-5.9 / -9.4

TABLEAU VII.8 – Significativité (p -valeur) des modèles NS-IDF régionaux M1, M2 et M3 versus M0 et de M3 vs M1 et M3 vs M2, respectivement (premières lignes) et tendances (% décennie⁻¹) des niveaux de retour 10 et 100 ans dérivées de chaque modèle (deuxièmes lignes) pour les données AC Niger et Bénin aux pas de temps infra-horaires ($D = \{5', 10', 15', 30', 1 \text{ h}\}$) et horaires ($D = \{2, 4, 6, 12, 18, 24 \text{ h}\}$). En gras sont indiquées les p -valeurs $\leq 5 \%$ et les tendances des niveaux de retours 10 et 100 ans pour le modèle le plus significatif.

De manière générale, les évolutions des pluies extrêmes sur le Sud-Ouest du Niger sont sensiblement différentes de celles observées au Bénin, situé ~ 400 km plus au Sud. La climatologie différente de ces deux régions peut être une explication possible. En particulier, alors que les systèmes convectifs de méso-échelle contribuent à hauteur de 90 % aux cumuls annuels sur la région de Niamey [MATHON et al., 2002], DEPRAETERE et al. [2009] notent que “plus de la moitié de la pluie sur le Bénin n’est pas associée à la propagation d’un MCS organisé sur la région”. Une analyse de tendance comme celle proposée ici effectuée par type d’événements (MCS versus convection localisée) est une piste pour tenter de faire la lumière sur ce point. Enfin, il ne peut être exclu que la période d’étude, de 10 ans plus courte au Bénin, puisse également être à l’origine des résultats obtenus sur cette région.

2.3. Extension au Sénégal : principes

Les données couvrant le Sénégal sont beaucoup moins homogènes dans le temps que celles issues des observatoires AMMA-CATCH au Niger et au Bénin (voir figure III.3). Cependant, la disponibilité de données infra-journalières mais sur une période de temps réduite d’une part, et de données journalières uniquement mais couvrant une période plus étendue (en particulier les années récentes) d’autre part, offre la possibilité d’étudier les tendances en utilisant l’approche unifiée. Pour une station donnée, il s’agira dans un premier temps d’estimer une valeur du paramètre de scaling (η) sur la période pour laquelle les données infra-journalières sont disponibles. Dans un second temps, cette valeur peut être utilisée pour désagréger les données journalières. Cela suppose que le paramètre de scaling est stationnaire dans le temps, une hypothèse qui peut s’avérer forte si les deux périodes sont climatologiquement très différentes (selon des critères qu’il convient de définir). Néanmoins, le paramètre de scaling reflète une propriété intrinsèque des systèmes précipitants. Or, à ce jour, aucune étude n’a révélé une éventuelle modification de telles propriétés. En particulier, l’étude de CHAGNAUD et al. [2021] n’a pas permis de conclure à la non-stationnarité de ce paramètre sur la période 1990–

2017 au Niger. Il est par conséquent raisonnable, en première approche, de considérer le paramètre η comme temporellement stationnaire.

La question de sa variabilité spatiale peut également se poser si les données journalières doivent être désagrégées en une station différente de celle où le paramètre η est inféré. Dans ce cas, il peut être nécessaire – si cela est possible – d’inférer les valeurs de η aux stations où les données infra-journalières sont disponibles et d’utiliser une méthode de spatialisation (par exemples une interpolation linéaire, par plus proche voisin ou par krigeage) pour estimer la valeur de η à l’endroit souhaité et ainsi désagréger les données journalières. Cette méthode nécessite de tenir compte de la différences de maxima annuels de pluies issues de mesures faites aux pas de temps horaires et journaliers. En effet, l’échantillonnage d’une valeur maximale sur une fenêtre glissante maximise les chances de ne pas couper un événement précipitant en deux, donc de mesurer le *vrai* maximum. À contrario, lorsque la pluie est mesurée sur une fenêtre fixe (par exemple 6 h – 6 h), il est possible de couper un événement en deux, et donc de passer à côté d’une valeur maximale. L’application d’un coefficient de Weiss [WEISS LEONARD L., 1964]¹ est une façon de s’affranchir de cet écueil dû à la différence de fréquence de mesure (à ce sujet, voir BLANCHET et al., 2016).

1. $I_{24}^1 \stackrel{d}{=} \alpha_{24} \times I_{24}^{24}$, où I_{24}^1 et I_{24}^{24} sont les variables aléatoires correspondantes aux maxima annuels de pluies journalières enregistrées au pas de temps 1 h et 24 h, respectivement.

Synthèse

Détecter des tendances dans les précipitations extrêmes sur une région où la pluie est fortement variable dans l'espace et dans le temps (à l'échelle événementielle, interannuelle, décennale) est un challenge scientifique. Il a été développé dans cette partie un cadre de modélisation spécifiquement dédié à cet exercice, consistant en une adaptation d'outils statistiques existants à un contexte non-stationnaire. L'unification des données dans l'espace et sur une gamme de durées permet d'établir de façon robuste la présence d'une tendance dans la distribution des intensités extrêmes de précipitation. Le modèle statistique se veut générique afin de pouvoir tester différentes formulations de la non-stationnarité comprenant : i) la forme de la dépendance temporelle (linéaire, quadratique, etc), ii) la co-variable utilisée (temps, indice climatique, etc) et iii) le ou les paramètres dont la non-stationnarité améliore significativement la représentation des données. Le cadre statistique proposé sert également à la mise à jour des courbes intensité-durée-fréquence en incluant la dérive climatique détectée dans le calcul de valeurs dimensionnantes que sont les niveaux et périodes de retour. Cela constitue une étape vers une prise en main de l'évolution climatique par un public plus large que la seule communauté des climatologues (hydrologues, ingénieurs, décideurs, etc).

Le modèle a été appliqué au jeu de données de pluies à haute-résolution spatiale et temporelle de l'observatoire AMMA-CATCH Niger. Il a permis de montrer la non-stationnarité du paramètre d'échelle de la distribution régionale des extrêmes, là où un test classique et une approche ponctuelle ne permettent pas de conclure à la présence d'une tendance ni, dans le premier cas, de caractériser quelle(s) caractéristique(s) de la distribution change. Une tendance à la hausse du paramètre d'échelle des pluies extrêmes sur le Sud-Ouest du Niger est détectée avec un degré élevé de significativité (p -valeur $< 1\%$). Cela implique une augmentation de 5 et 8 % décennie⁻¹ des niveaux retour 10 ans et 100 ans, respectivement, pour les intensités enregistrées à des pas de temps allant de 2 à 24 h. Les pas de temps infra-horaires subissent également une augmentation, de 4 et 5 % décennie⁻¹ pour les niveaux de retours 10 et 100 ans. Le paramètre de scaling du modèle, gouvernant la décroissance de l'intensité avec l'augmentation du pas de temps d'enregistrement, semble quant à lui stationnaire. Sur le Nord du Bénin, une tendance significative est également détectée sur le paramètre d'échelle mais elle est négative, impliquant une diminution des niveaux de retour. Ces avancées amènent de nouvelles questions telles que :

- Quelle est l'extension spatiale de ces résultats ? Est-ce une "anomalie" locale ou bien la marque d'un signal affectant une région plus large ? L'étude sur le Bénin a montré que ça ne semble pas être le cas plus au Sud, mais il pourrait être judicieux de considérer une région climatologiquement plus homogène, comme le Sahel.
- Quelle est la nature des évolutions constatées ? Dans une région où la variabilité décennale est forte, peut-on parler de variabilité naturelle du climat ou s'agit-il, et dans quelle mesure, d'un signal anthropique ? Il faut mentionner à ce sujet que l'augmentation détectée sur le Niger de la variabilité des extrêmes, qui rend compte d'une intensification plus importante des événements les plus forts, est une attente de l'impact des GES sur les pluies extrêmes, notamment celles de natures convectives.

VIII

Tendances dans les extrêmes de pluie journalière à l'échelle régionale

Les conclusions climatologiques du chapitre précédant incitent à étudier les tendances dans les extrêmes de pluie à l'échelle du Sahel. La méthodologie employée dans ce chapitre est similaire à celle développée au chapitre précédent : elle permet d'agréger de manière cohérente les données de pluie disponibles sur la région et de caractériser de façon robuste les changements dans leur distribution statistique. La différence par rapport au chapitre précédent est que sur le Sahel, les données disponibles sur des périodes pluri-décennales sont peu nombreuses et uniquement au pas de temps journalier (cf. CHAPITRE III).

Ce chapitre est construit autour d'un article publié dans *Environmental Research Letters*, dans lequel il est montré que la région du Sahel dans son ensemble connaît une augmentation de l'intensité des extrêmes de pluie journalière. Le cadre statistique fournit des éléments permettant de revoir les pratiques hydrologiques, jusqu'à présent basées sur l'hypothèse d'un climat stationnaire. La question de l'évolution du régime des pluies dans son ensemble est également abordée.

Le constat climatologique dressé dans ce chapitre et son opérationnalisation soulèvent, une fois de plus, la question de la nature des tendances détectées. Cet enjeu est double, puisqu'il concerne autant les scientifiques, désireux de comprendre les raisons des évolutions constatées, que les personnes en charge de la gestion des risques hydrologiques, de la conception et du maintien d'ouvrages et d'infrastructures en lien avec la ressource en eau. Des analyses complémentaires sur cet aspect sont proposées.

1. Publication : A synthetic view of rainfall intensification in the West African Sahel

Guillaume Chagnaud¹, Jeremy Panthou¹, Théo Vischel¹, Thierry Lebel¹

¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, IRD, Grenoble INP, IGE
Corresponding author : guillaume.chagnaud@univ-grenoble-alpes.fr

Article publié dans *Environmental Research Letters* (9/03/2022)

Résumé étendu

Les preuves d'une augmentation des événements extrêmes depuis les années 80–90 sur le Sahel s'accumulent [PANTHOU et al., 2014b; TAYLOR et al., 2017; CHAGNAUD et al., 2021], associée à une augmentation de l'intensité des jours pluvieux [LODOUN et al., 2013; GIANNINI et al., 2013; SANOGO et al., 2015; PANTHOU et al., 2018]. Ce constat demeure néanmoins incomplet pour une ou plusieurs raisons parmi lesquelles :

- une zone géographique limitée,
- une méthode de détection sensible aux effets d'échantillonnage,
- des indicateurs "bruts", ne permettant pas de traduire les évolutions en métriques pouvant être comprises et utilisées par une audience large.

Cette publication tente d'adresser ces trois points en s'appuyant sur une base de données de pluviomètres couvrant le Sahel et la méthode de détection décrite et implémentée dans le chapitre précédent. La période d'étude choisie est 1983–2015 en raison de la disponibilité des données et de la cohérence climatologique de cette période de rebond pluviométrique.

Cette étude montre qu'en dépit de séries ponctuelles bruitées (à l'échelle interannuelle) et de l'incapacité de tests de tendances classiques à faire émerger un signal, il est possible de détecter sur la période considérée une augmentation des extrêmes remarquablement cohérente. Différentes formulations de modèles non-stationnaires ont été évaluées pour finalement aboutir à un modèle dans lequel les paramètres de position et d'échelle varient dans les mêmes proportions, fournissant la représentation la plus significative de l'évolution des pluies extrêmes à l'échelle de la région tout entière (10 °N – 15 °N, 20 °W – 10 °E). Plusieurs sous-régions (5 ° × 5 °, 2.5 ° × 30 °) ont également été considérées et la non-stationnarité s'est révélée statistiquement significative sur plusieurs d'entre elles. Néanmoins, l'incertitude plus grande des niveaux et périodes de retour – en raison d'échantillons de tailles restreintes – ne les rend pas différentiables des valeurs stationnaires, contrairement aux valeurs obtenues avec le modèle régional.

La formulation de ce modèle non-stationnaire implique que tous les niveaux de retour ont le même taux d'augmentation, quelle que soit leur rareté : une augmentation de 5 % décennie⁻¹ est relevée,

soit une augmentation de 16 % sur les 33 ans de la période d'étude. Les périodes de retour les plus importantes sont celles qui augmentent le plus : le niveau de retour 10 ans voit sa fréquence doubler tandis que celle du niveau de retour 100 ans est multipliée par 2.4. Enfin il est montré que cette augmentation des extrêmes est principalement associée à une augmentation de l'intensité moyenne des jours pluvieux, l'augmentation de l'occurrence ne comptant que pour $\sim 20\%$ dans cette intensification des extrêmes.

Abstract

The West African Sahel has been facing for more than 30 years an increase in extreme rainfalls with strong socio-economic impacts. This situation challenges decision-makers to define adaptation strategies in a rapidly changing climate. The present study proposes (i) a quantitative characterization of the trends in extreme rainfalls at the regional scale, (ii) the translation of the trends into metrics that can be used by hydrological risk managers, (iii) elements for understanding the link between the climatology of extreme and mean rainfall. Based on a regional non-stationary statistical model applied to in-situ daily rainfall data over the period 1983-2015, we show that the region-wide increasing trend in extreme rainfalls is highly significant. The change in extreme value distribution reflects an increase in both the mean and variability, producing a 5%/decade increase in extreme rainfall intensity whatever the return period. The statistical framework provides operational elements for revising the design methods of hydraulic structures which most often assume a stationary climate. Finally, the study shows that the increase in extreme rainfall is more attributable to an increase in the intensity of storms (80%) than to their occurrence (20%), reflecting a major disruption from the decadal variability of the rainfall regime documented in the region since 1950.

KEYWORDS : West African Sahel, extreme rainfall, regional non-stationary models, adaptation planning

I. Introduction

Among the various implications of human-induced climate change, the high-impact weather events related to water are of special concern [DOUVILLE et al., 2021]. This prompted IPCC WG1 to devote a specific chapter to extreme events, with an emphasis on the regional scale [SENEVIRATNE et al., 2021]. While acknowledging significant advances in the AR6 report, SENEVIRATNE et al. [2021] underline the important gaps that remain in our knowledge of how the rainfall extremes are evolving and will evolve at regional to sub-regional scales. At the same time, because current mitigation efforts are not sufficient to prevent large increases in temperature [ROGELJ et al., 2016; UNEP, 2021], adaptation to new regional climates is becoming a central issue [HULME, 2020]. Detection, attribution and projection are the three pillars of adaptation policies. Detecting already occurring changes is needed for guiding present adaptation policies. Attribution of these changes is the foundation for reliable projections, needed to anticipate how present adaptation policies might have to evolve in the future, depending on various scenarios of anthropogenic forcing. Detection is a matter of signal-to-noise ratio, any speculated evolution of a climate parameter being embedded in the internal climate

variability (ICV, see e.g., HEGERL et al., 2015). This signal is notoriously weak for rainfall due to its intermittent nature, making detection especially difficult and requiring long-term, accurate and homogeneous observational series that only ground-based networks can provide. This paper is addressing this detection issue for the ongoing evolution of extreme rainfall in the West African Sahel.

Dry or semi-arid tropical regions such as the Sahel are characterized by a strong interannual and decadal rainfall variability (e.g., NICHOLSON, 2013; BIASUTTI, 2019) and thus a noisy natural signal. Theory [O'GORMAN & SCHNEIDER, 2009; TRENBERTH, 2011] and models [SILLMANN et al., 2013; FISCHER & KNUTTI, 2016] point to global warming causing longer dry spells and stronger storms. In the Sahel, the raw analysis of observations seems to establish that an increasing trend in extreme rainfalls is already effective [PANTHOU et al., 2014b; TAYLOR et al., 2017; PANTHOU et al., 2018]. However, it remains to infer how robust is this trend detection at regional scale i.e to quantify its statistical significance, given a highly noisy signal. This is the first objective of the paper.

Increases in peak river discharges have also been reported in the region [WILCOX et al., 2018; ELAGIB et al., 2021] and the impact

of floods on Sahelian populations is now well documented (e.g., DI BALDASSARRE et al., 2010). The exceptional Niger river discharge of 2020 and its devastating consequences [MASSAZZA et al., 2021] have highlighted the need to account for possible rainfall regime changes in the design and management of flood protection infrastructures. The second objective of this study is thus to provide relevant metrics for end-users regarding the rainfall intensification issue.

These two objectives may involve some conflicting requirements. On the first hand, considering larger spatial scales allows to increase the signal-to-noise ratio and thus makes the detection of possible trends more robust (e.g., FISCHER et al., 2013; DONAT et al., 2016). On the other hand, decision-makers often need to rely on local diagnostics in order to adapt their water-related risk management policies [MILLY et al., 2008]. In order to provide support to end-users, the scientific community must thus address the issue of evolving rainfall regimes in a way that is relevant and coherent over a continuum of regional-to-local scales. This requires to rely on non-stationary statistical models allowing a robust investigation of possible changes in extreme rainfall distribution at regional scale while quantifying what it implies locally, through metrics that can be used as guidance by the various actors [KATZ, 2013; SALAS & OBEYSEKERA, 2014].

Another issue addressed in this paper relates to climatological considerations. It remains unclear to which extent a larger annual frequency of extreme rainfalls might result from either a return to overall wetter conditions [NICHOLSON, 2005; LEBEL & ALI, 2009; SANOGO et al., 2015] with respect to the great Sahelian drought

of the 70s and 80s (e.g., DAI et al., 2004), or to a change in the statistical distribution of daily rainfalls. This is illustrated in figure VIII.1a, showing an obvious co-fluctuation at both the interannual and decadal scales between the regional annual rainfall (ATOT, in blue) and the annual maximum daily rainfall (AMAX, in red), with both standardized indices (SI) increasing since the mid-80s low (see SM for calculation details). We will thus seek, as the third objective of the paper, to decipher the influence of an overall increase of rain events intensities from that of an increase of the number of events in the shift of the distribution of annual maxima of daily rainfall, as evidenced and quantified in the two first steps of this work.

Tackling the three aforementioned issues involves dealing with the strong sampling effect inherent to Sahelian rainfall extremes : as shown in figure VIII.1a, the SI AMAX spatial variability (red shading) is twice as large as that of the SI ATOT (blue shading). Moreover, although the regional signal seems unequivocal, figure VIII.1b shows that at the station scale, the significance of the positive AMAX trend is not so obvious, with only 13 stations out of 77 displaying a 5% level Mann-Kendall p-value (square markers); this is nearly 2.5 times less than for the ATOT (figure VIII.1c). The study therefore makes use of a regional and non-stationary statistical model of extremes based on a Generalized Extreme Value (GEV) distribution able to limit sampling effects [PANTHOU et al., 2012; CHAGNAUD et al., 2021]. After being introduced in section II together with the dataset used, the model will allow to provide robust answers to the first two objectives (section III) and to investigate the third one in a prospective way (section IV). Results are summarized and discussed in section V.

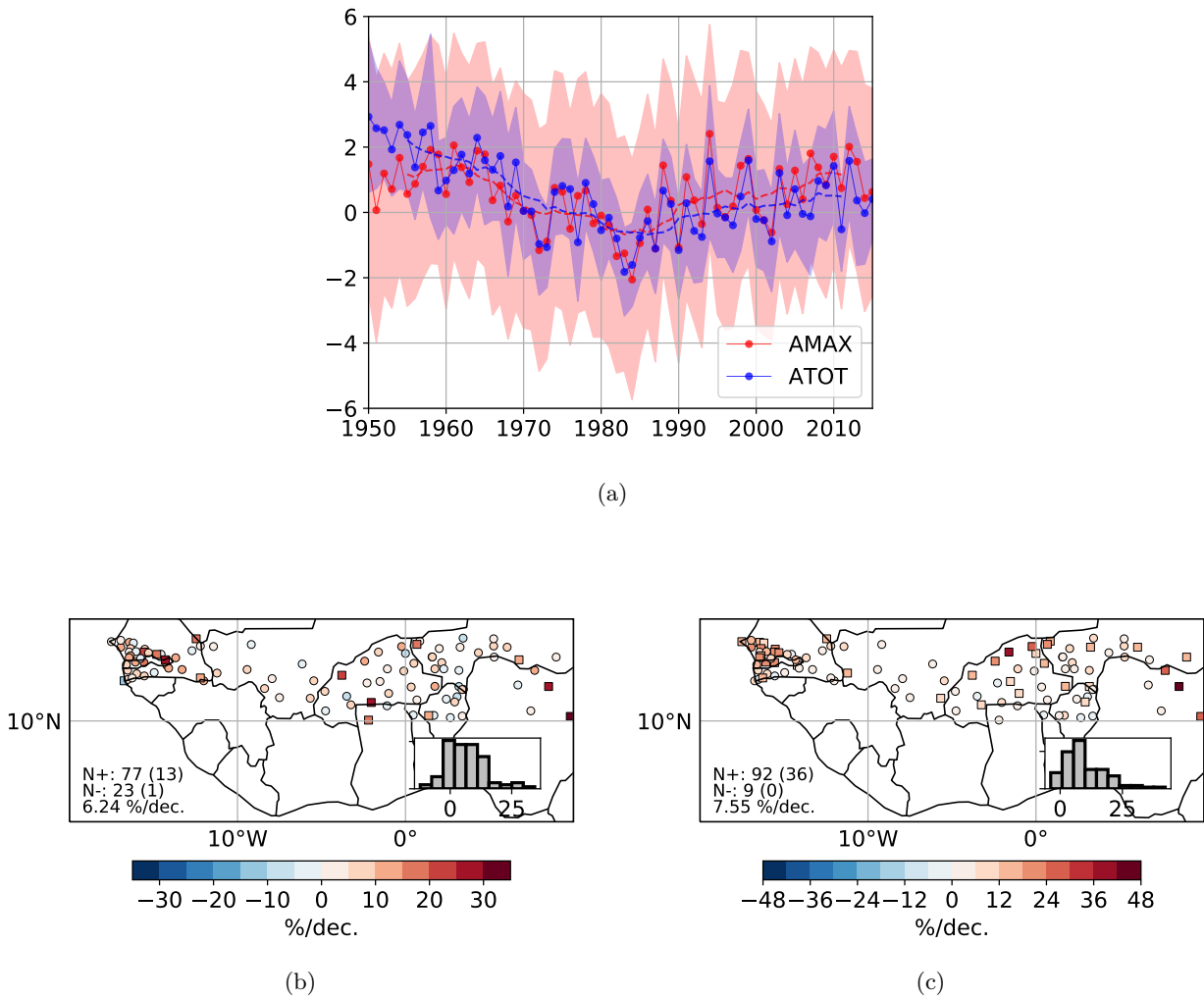


FIGURE VIII.1 – (a) Standardized indices (SI) of annual totals (ATOT, blue) and daily rainfall annual maxima (AMAX, red) for the 1950-2015 period. The color shading represent one standard deviation of spatial variability (see SM for the details). Dashed lines show 11-yr running means. (b) AMAX and (c) ATOT Mann-Kendall relative trends (%/decade) over 1983-2015 at the 101 stations used in the study. Trends significant at the 5% level ($p\text{-value} \leq 0.05$) are indicated with a square, non-significant ones with a circle. N+ and N- stand for the number of positive and negative trends, respectively (number of significant trends in parenthesis). The median trend across the stations is also indicated. The bottom right inboxes show the empirical probability distribution function of the trends. Note that one station has a null AMAX trend.

II. Data and Method

II.1. Raingauge data

The daily rainfall data are extracted from the BADOPLU data base (BAsé de DONnées PLUviométrés; see LE BARBÉ et al., 2002; LEBEL & ALI, 2009; PANTHOU et al., 2018) for the 1983-2015 period, following the years of lowest rainfall (figure VIII.1a). The AMAX samples are extracted from stations having at least 26 valid years over the study period (i.e. $\sim 80\%$, see the quality control procedure in the SM of PANTHOU et al., 2018 for the definition of a

valid year). The regional AMAX sample gathers all stations meeting the time series completeness criteria located in a $5^\circ \times 30^\circ$ box framing the 10°N - 15°N , 20°W - 10°E area and corresponding to the West African Sahel definition used in this study (figure S1a). Smaller regional samples are also built for investigating the sub-regional variability. The respective influences of the study area and of the study period starting year have been tested with no major influence on the results obtained (see section III).

II.2. Regional non-stationary GEV (RNSGEV) model

In West Africa, daily rainfall at a given point is essentially associated with the passage of a well delimited Mesoscale Convective Systems (MCS, e.g., MATHON et al., 2002), meaning that daily rainfall amounts can be considered as independent or short-term dependent [ALI et al., 2005; GERBAUX et al., 2009]. Moreover, working with AMAX values ensures the independence between block maxima. Under these conditions and according to the Extreme Value Theory [COLES, 2001], annual maxima of daily rainfall amounts can be modeled with one of the GEV distributions (equation S1). As illustrated by figure VIII.1b, the behaviour of AMAX series in a supposedly homogeneous region may vary significantly from station to station, due to their high sampling dispersion. Regional approaches based on a pooling of the point series allow for reducing the influence of this sampling dispersion, thus providing a more robust inference of the most uncertain components of the extreme value distribution, such as its tail behavior (e.g. BUSHAND, 1991; BLANCHET & DAVISON, 2011). This is a central issue when it comes to estimating the probability – return period – of an extremely rare observed event or, reciprocally, the quantile – return level – for an extremely rare probability of occurrence [PAPALEXIOU & KOUTSOYIANNIS, 2013]. Moreover, regional pooling also improves the trend detection power of statistical methods (e.g., FISCHER et al., 2013; FISCHER & KNUTTI, 2014; MARTEL et al., 2018). Here these two issues – robust statistical inference and trend detection ability – are tightly connected. Building on the work of PANTHOU et al. [2012], we implement a regional GEV (RGEV) model wherein the location (μ) and scale (σ) parameters vary as a linear function of both the latitude and longitude (equation S2).

The regional non-stationary GEV (RNSGEV) model is obtained by expressing one or several GEV parameters as a function of time. Generalized Linear Models (GLM) are used to model the time-varying GEV parameters (see PANTHOU et al., 2013 and SM) since they are parsimonious as compared to non-linear models

and because a linear form seems acceptable in a first approximation in view of the AMAX evolution displayed in figure VIII.1a. This means that any non-stationary parameter β of the RNSGEV distribution ($\beta = \mu, \sigma, \xi$) may be expressed as :

$$\beta(lat, lon, t) = \beta_0 + \beta_1 \times lat + \beta_2 \times lon + \beta_3 \times t \quad (1)$$

Theoretically, there are thus 12 (4×3) parameters to be estimated, a far too large number given the available information. Inferring the most appropriate model, based on a given sample, then pertains to identifying which additional parameter provides a significant improvement in terms of maximizing the model's likelihood function, starting from a reference time-stationary regional model M0. Practically, we rather minimize the model's Negative Log-Likelihood (NLLH) function (see SM, section 1.4). The additional flexibility is then tested relying on the semi-parametric bootstrap procedure thoroughly described in CHAGNAUD et al. [2021] (after KATZ, 2013, see SM, section 1.5). This procedure provides an empirical assessment of the significance of the various compared models while accounting for the spatial dependence between the pooled station samples. The uncertainty of the inferred parameters is quantified as the 5th-95th percentile range – corresponding to the 90% confidence interval (CI) – obtained from 200 bootstrapped sets of RNSGEV parameters.

III. Evidencing a regional trend

III.1. Non-stationarity of extreme rainfalls captured by the GEV model

A preliminary visual analysis of our Sahelian dataset allows reducing the number of model formulations to be tested. First, the large sampling variance of ξ prevent any robust estimation of either ξ_1 , ξ_2 or ξ_3 ; ξ is thus assumed stationary in space and time (see also e.g., [RENARD et al., 2006; HANEL et al., 2009; CHAGNAUD et al., 2021]). The RNSGEV model Cumulative Distribution Function (CDF) therefore reads :

$$GEV_{lat,lon,t}(i) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{i - \mu(lat, lon, t)}{\sigma(lat, lon, t)} \right) \right]^{-1/\xi} \right\} \quad (2)$$

Secondly, since neither the Mann-Kendall AMAX trend estimates (figure VIII.1b) nor the point-wise non-stationary GEV (PNSGEV) models indicate any distinct spatial pattern of trends (figure S2), a spatially uniform relative trend over the study region is assumed. Therefore, a multiplicative expression for μ and σ is preferred to the additive one introduced in equation 1. It then remains to rule on the time non-stationarity parameters μ_3 and σ_3 . Among the various tested models (SM, section 1.6), the one that proved the most parsimonious while providing the largest likelihood improvement according to the NLLH/bootstrap procedure is the M3 model (p-value < 0.01 , meaning that the improvement brought by this non-stationary model would happen by chance less than 1% of the time). The location and scale parameters of the M3 model are defined as follows :

$$\begin{cases} \mu(lat, lon, t) = (\mu_0 + \mu_1 \times lat + \mu_2 \times lon) \\ \quad \times (1 + \alpha_3 \times t) \\ \sigma(lat, lon, t) = (\sigma_0 + \sigma_1 \times lat + \sigma_2 \times lon) \\ \quad \times (1 + \alpha_3 \times t) \end{cases} \quad (3)$$

where $\mu_3 = \sigma_3 = \alpha_3$. This model formulation is characterized by a similar time evolution of μ and σ (in relative terms). This evolution is estimated at 5%/decade ([2.7 : 7.5] 90% CI) over the considered period. Therefore, the statistical distribution is both shifted towards larger values and widened, as shown in figure VIII.2. Note that the M1 (time-varying location parameter only) and M4 (independently time-varying location and scale parameters) models are also significant when compared to the time-stationary regional model (M0), but performs slightly worse than M3 (figure S3). Also worth mentioning is the fact that the trend undergoes only small variations when periods starting as far back as 1970 are considered (figure S4), demonstrating its significance even

though, of course, its value is dependent on the year chosen to start the exploration (the linear formulation is not very flexible in this regard but again, provides the most parsimonious way to model this trend).

III.2. Return levels

The T -yr return level, defined as the daily rainfall amount having a probability $1/T$ of being exceeded for a given year, is computed as follows at any point in space (lat, lon) and time (t) :

$$i_T(lat, lon, t) = \mu(lat, lon, t) + \frac{\sigma(lat, lon, t)}{\xi} \left\{ \left[-\log\left(1 - \frac{1}{T}\right) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \quad (4)$$

where the location and scale parameters are computed according to equation 3 using the values shown in the inset box on figure VIII.2. Comparing the value of a given return level at both ends (1983 and 2015) of the study period provides an estimate of the change in severity of an event of a given probability of occurrence (calculation details are provided in section 7 of the SM). This is illustrated in figure VIII.2 for the 10-yr (circle) and 50-yr (triangle) return levels, with the 1983 distribution plotted in blue and the 2015 distribution in green. Also shown are the values of these two return levels under the stationarity assumption (black markers). It is noteworthy that the stationary CI (grey shading) is almost entirely distinct from the non-stationary 2015 CI (green shading), implying that computing return levels under the stationarity assumption likely leads to a significant (at the 90% level) under-estimation of the present-day value, and thus to the undersizing of infrastructures. Note that the formulation of the M3 model involves a similar relative change for all return levels and for all locations (a 16% increase, [8.8 : 24.7] 90% CI), a point that will be further discussed in section III.4.

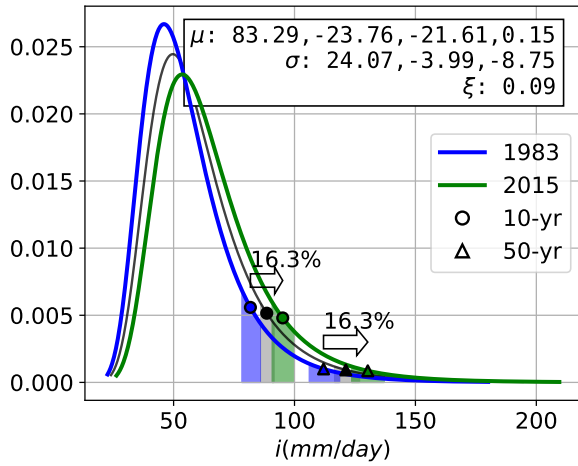


FIGURE VIII.2 – Probability Density Functions (PDF) of the RNSGEV models M3 for the Niamey station with the total relative changes (%) in 10-yr (circle) and 50-yr (triangle) return levels between 1983 (blue) and 2015 (green) indicated by the number above the arrows. The regional stationary model PDF and return levels are displayed in black. The color shadings correspond to the 90% CI obtained from 200 bootstrapped sets of parameters. The RNSGEV model parameter values are indicated in the upper right corner inset, corresponding, from left to right, to $\mu_0, \mu_1, \mu_2, \alpha_3$ and $\sigma_0, \sigma_1, \sigma_2$ in equation 3.

III.3. Return Periods

Alternatively to changes in return levels, the non-stationarity can also be expressed as changes in return periods i.e. in the probability of occurrence of a given rainfall amount, as shown in figure VIII.3 : while 1983 return periods (horizontal axis) range from 2 to 1000 years, their

2015 counterparts (vertical axis) range from 1.4 to 360. Hence, the change in probability, defined as the T_{1983}/T_{2015} ratio, ranges from 1.4 ([1.2 :1.5] 90% CI) for the 2-year return period to 2.8 ([1.8 :4.6]) for the largest 1000-year return period.

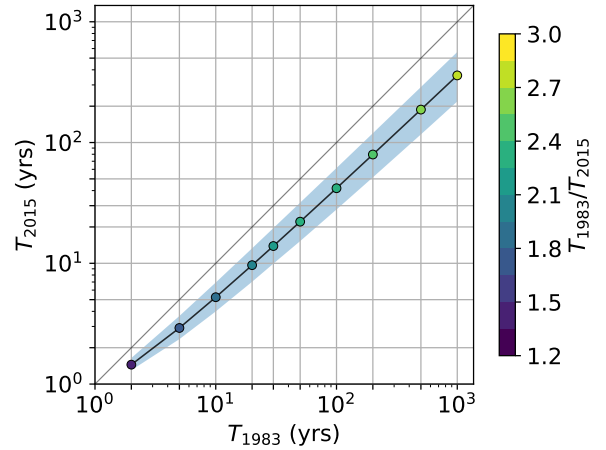


FIGURE VIII.3 – Return period change from 1983 to 2015 (90% CI in blue shading). The point color corresponds to the T_{1983}/T_{2015} ratio value (colorbar). The axis are in logarithmic coordinates for greater clarity.

The potential to derive locally-relevant climate change metrics from the regional diagnostic is illustrated in figure VIII.4 with the time evolution of various return periods corresponding to specific daily rainfall amounts at the Niamey station (13.5°N, 2.2°E). Take for instance a daily rainfall event of magnitude 82 mm/d (orange line) : it is a 10-yr rainfall in 1983 and it has become a 5.2-yr rainfall in 2015 ; this rainfall amount is nearly twice as frequent at the end than it is at the start of the study period.

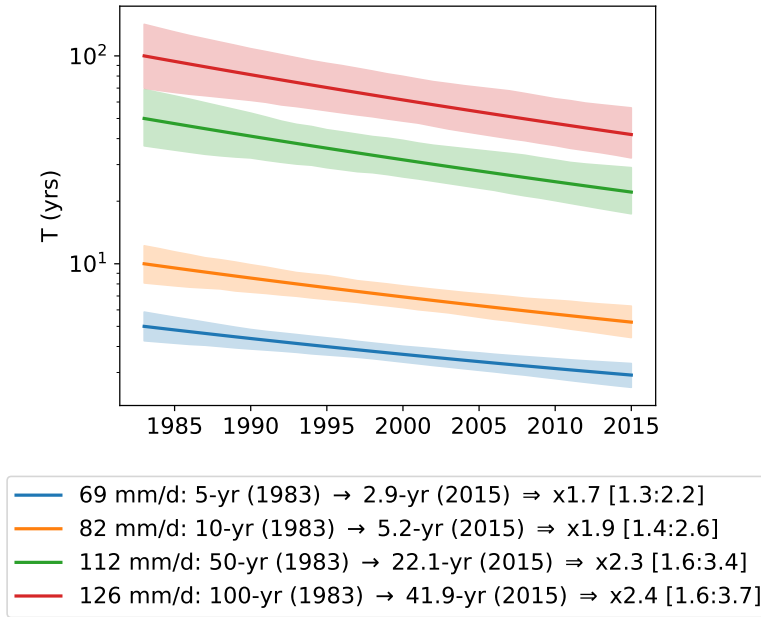


FIGURE VIII.4 – Time evolution of the 5- (blue), 10- (orange), 50- (green) and 100-yr (red) return periods at the start of the study period (1983) at the Niamey station (13.5°N, 2.2°E). See the caption for the corresponding daily rainfall amount and return period values. The numbers in brackets correspond to the 90% CI of the return period ratios as defined in caption of figure VIII.3 (return period 90% CI shown with color shading).

The ability of looking at the effects of non-stationarity either in terms of return levels or in terms of return periods is a clear benefit of the statistical modeling framework and an important step forward from previous observationally-based studies (PANTHOU et al., 2014b; TAYLOR et al., 2017). The metric to be used, either a change in magnitude for an event with a given probability or a change in probability of a fixed magnitude event will depend on the application and the related risk management policy.

III.4. Simplicity versus complexity

The regional approach presented above allows for a robust detection of the non-stationarity of the annual rainfall maxima in the Sahel, with both a significant shift towards larger values and an increase of their interannual variability, a conclusion that could not be drawn from analyzing separately the available point series. The significance of this non-stationarity is quantified through the NLLH/bootstrap procedure and its effect is straightforwardly derived in terms of increasing return levels and decreasing return periods.

These achievements leave room for debating whether alternate models would more faithfully depict the rainfall regime evolution in this region. The discussion comes down to asking whether we could use a more complex model – and for which benefits – having in mind that, among the four models presented in the SM, three (M1, M2, M3) have the same number (8) of parameters and one (M4) has 9. Two of the 8-parameter models (M1 and M3) were found to be significantly better than the stationary model, M3 being the most significant. M4 is also significant, but less than M3.

M4 is less significant but its additional free parameter gives it a greater flexibility, allowing for an independent time-evolution of μ (4.9%/decade) and σ (3.1%/decade). In M3, μ and σ are assumed to present the same relative evolution, with the effect that return levels corresponding to any probability of occurrence undergo the same relative change. As further investigated in section IV, a different evolution of μ and σ might correspond to a more realistic account of the underlying changes of the rainfall regime. Choosing between the most significant

model and a less significant but possibly more realistic alternative is not a matter easily solved, especially since the M4 model provides return level estimates close to those given by M3, yet with a slightly smaller rate of increase ($\sim 4\%$ /decade). That is a fairly open question, keeping in mind that it is well possible that with longer time series M4 could prove as significant as M3. This, however, is just a conjecture at that point.

A still more complex model would be to assume that the shape parameter of the regional GEV distribution, ξ , could also vary in time. Given the high sampling variance of ξ , detecting a trend of its value is out of reach with the dataset used here and we thus kept to the conservative hypothesis that it is constant. Exploring whether the increase of return levels could be magnified for large return periods – typically beyond $T=100$ years – remains a challenge, and their evolution as provided by the M3 model should be considered very cautiously.

Another issue relates to the spatial behaviour of the trend, assumed here to be uniform in relative terms. This is probably not strictly true, as various mechanisms may modulate the overall regional trend. For instance, two types of atmospheric disturbances called African Easterly Waves (AEWs) support the development and propagation of sahelian storms : those originating to the north of the African Easterly Jet (AEJ) and those to the south, accounting for 71% and 29%, respectively, of the total number of AEWs [CHEN, 2006]. Since these two types of AEWs have different genesis mechanisms, one may expect a distinct response to any large-scale forcing, thus potentially influencing the interannual variability as well as a long-term trend in different ways. Here, however, there is no detectable latitudinal gradient affecting the evolution of the regime of extreme rainfalls (see SM, section 8.2). Likewise, the trends computed on smaller areas display a striking zonal similarity (SM, section 8.1). As a consequence of this spatial homogeneity, the signal is more robustly detected when considering the Sahel as a whole. Moreover, the derived metrics are associated with narrower CI as compared to their sub-regional counterparts (figure S7 and table 1 in the SM), evidencing

a more robust ability for detecting trends when working on large regions, provided of course that they are climatologically homogeneous (e.g., DONAT et al., 2016). Whether the absence of spatial gradient is due to a limited detection ability or to the dominance of a mechanism acting on the whole region remains elusive at this point. Again, it may happen that with longer time series, a finer description of the spatial pattern of the trend could emerge.

All in all, the regional vision provided here may be considered as a first order representation of an undoubtedly more complex reality. It is only by developing and maintaining regional- and local-scale in-situ rainfall monitoring systems that we will obtain the necessary information for a more detailed characterization of this reality, needed to support locally-relevant decision-making in various fields pertaining to agriculture, flood warning or water resources management.

IV. More severe extreme rainfall as a consequence of an overall rainfall regime evolution

An increasing frequency of heavy rainfall may result from two essential climatological trends : a change in rainfall intensity distribution (mean, variance or higher moments) and/or an increase of the number of rainy events per year. The latter produces a global shift of the AMAX distribution, meaning a similar relative decrease of the return periods for the whole spectrum of intensities, while the former produces a larger decrease of the return periods for larger intensities, as illustrated in figure VIII.4. From their empirical analysis of the evolution of Sahelian daily rainfalls from 1950 to 2014, PANTHOU et al. [2018] revealed that both the average daily rainfall (R) and the number of rainy events (N) have been increasing over the past three decades. However, they point to R starting to increase a bit earlier and at a much higher rate than N . Concurrent with this, figure VIII.1a shows that at the Sahelian scale the regime of extreme rainfalls (red line) might be changing more rapidly than that of annual totals (blue line). In order to investigate to which extent the GEV statistical framework allows to capture

this important climatological trend, we will resort to a degenerated version of the M4 model where ξ is prescribed to 0 while μ and σ are free to vary independently in time (hereafter M4'). M4' and M3 have consequently the same number of degrees of freedom but M4' is slightly less optimal than M3 in describing the time evolution on our data. However, it is still able to detect the intensification trend (not shown). A GEV model with $\xi=0$ is commonly known as the Gumbel law. It results from a point process whose values are asymptotically exponentially distributed. Assuming rainfall occurrences to follow a Poisson process with an exponential distribution of the durations between two successive events, the following relationship between the parameters of the point rainfall process and the parameters of the extreme rainfall distribution can be derived :

$$\sigma = \alpha \quad (5)$$

$$\mu = \sigma \ln \lambda \quad (6)$$

where λ is the mean number of rainfall events per year and α is the mean daily rainfall intensity, while μ and σ are the two parameters of the Gumbel distribution. In M4', the parameters of the Gumbel distribution are a function of space and time, and its CDF reads :

$$G_{lat,lon,t}(i) = \exp \left\{ - \left[\exp - \left(\frac{i - \mu(lat, lon, t)}{\sigma(lat, lon, t)} \right) \right] \right\} \quad (7)$$

The parameters are inferred with the NLLH/bootstrap procedure used in section III. The relative augmentation of the parameters of equations 5 and 6 between 1983 and 2015 are :

$$\Delta\mu = 16\%, \quad \Delta\sigma = \Delta\alpha = 10.7\%, \quad \Delta\ln\lambda = 4.8\%.$$

This leads to estimate an increase of daily rainfall intensity of 10.7% over 33 years, a value fully consistent with the $\sim 11\%$ found by PANTHOU et al. [2018] in their analysis of the raw daily rainfall data over the period 1980-

2014. This M4' model gives similar results to M3 as far as the impact on return period is considered : they have been divided by a factor close to or larger than 2 for intensities ranging from 80 mm/day (47% decrease) to 120 mm/day (60% decrease) (see table 3 in the SM), thus confirming the robustness of the non-stationary signal in that range of occurrences. The advantage of resorting to M4' for exploring the climatological context is that it allows deciphering the respective shares of the return period diminution associated with the increase of the mean intensity of the rain events, on the one hand, and with the increase of the number of events per year, on the other hand. This is done by computing which diminution would have been caused by $\Delta\mu$ being equal to $\Delta\sigma$ (in that case λ is unchanged). It turns out that the sole modification of σ accounts for 80% to 90% of the diminution of the return periods (83% for 80 mm/d to 89% for 120 mm/d, see calculation details in section 8 of the SM), confirming the large predominance of more intense rainfall events for explaining the change of the statistical distribution of extreme rainfalls in the region.

V. Main results and concluding remarks

Using a regional non-stationary GEV model on an extensive raingauge dataset covering the West African Sahel, we detect a 5%/decade ([2.7 :7.5] 90% confidence interval) increase in the location and scale parameters of the daily rainfall extremes distribution over the 1983-2015 period. This trend leads to an overall 16% increase of return levels and to a 50% to 60% decrease of return periods, with larger decreases for the strongest events. It is highly significant (pvalue<1%) and robust over the last 30 to 40 years, although its magnitude may vary slightly. Hence, we stress that the figures reported here should be considered by engineers and decision-makers for planning adaptation strategies as far as water resources and water-related risks are concerned, though how to use this information to project strategies remains an open question (see e.g., SHARMA et al., 2021). Moreover, because these figures are not to remain constant in a rapidly changing climate, it is

essential to regularly update them; it is thus crucial to continuously monitor the evolution of the daily rainfall regime at the regional scale.

One may question whether this trend in extreme rainfalls is not just a consequence of the rebound of the annual rainfall, itself attributed to a combination of Sea Surface Temperature (SST) variability [MOHINO et al., 2011; MARVEL et al., 2020], anthropogenic aerosols emissions shrinking [MARVEL et al., 2020] and increasing greenhouse-gases (GHG) concentrations [DONG & SUTTON, 2015]. Two key elements shed some light on this debate. First, extremes have been providing an increasing share of the annual rainfall (as already reported in PANTHOU et al., 2018). Secondly, while the historical drought was characterized by a drastic decrease of the number of rain events [LE BARBÉ et al., 2002], the annual rainfall rebound at the end of the 20th century is mostly associated with an increase of rain events intensity [GIANNINI et al., 2013; PANTHOU et al., 2018]. We show here that this increase in mean daily rainfall intensity since the early 80s accounts for about 80% of the increase in extreme daily rainfall amounts, the remaining 15% to 20% being due to an increasing number of wet days. Thus, it is not just a return to the antecedent rainfall regime but the entry in an intensified hydro-climatic era, in the sense defined by GIORGI et al. [2011].

The detected trend of 5%/decade being stronger than the one expected from the sole Clausius-Clapeyron effect is also food for thought. The unique combination of changes in large scale

forcing factors (SST, aerosols, GHG) mentioned above might have induced a reinforcement of the AEWs, which have long been known to play a key role in initiating and driving intense Sahelian MCS (e.g., PETERS & TETZLAFF, 1988; FINK & REINER, 2003). Recent studies have indeed highlighted that AEWs are involved in some of the heaviest storms ever recorded in the Sahel [ENGEL et al., 2017; LAFORE et al., 2017; VIZY & COOK, 2022]. Our capacity to anticipate how the rainfall intensification will evolve over the next decades thus largely depends on an improved understanding of the interactions between large scale forcings and an array of thermodynamical and dynamical processes [TOMASSINI, 2018].

Acknowledgements

The authors especially wish to express gratitude for the enlightening discussions they had with the late Françoise Guichard on the results presented here. They are also grateful to Y.Sane and O.Ndiaye from the ANACIM for the provision of the data over Senegal.

Conflict of Interest

The authors declare no competing interests.

Data availability

The data that support the findings of this study are available upon request from the authors. They are the property of the national meteorological agencies and as such are subject to third-party restrictions.

2. Analyses complémentaires

2.1. Sensibilité de l'amplitude et de la détectabilité du signal à la période et à la région

2.1.1. Sensibilité à la période d'étude : analyse en tendances glissantes

Une analyse en tendances glissantes (Running Trend Analysis, RTA) est utilisée afin de caractériser la dépendance des tendances, de leur significativité et de leur incertitude à la longueur de la période d'étude et ainsi de documenter plus finement la robustesse du signal et sa variabilité sur des échelles de temps plus courtes. Cet outil peut également être utilisé pour comparer des séries temporelles à des fins d'attribution (voir par exemple SANTER et al., 2014 ; KENDON et al., 2018).

La figure VIII.5 illustre les tendances du niveau de retour 10 ans issues du modèle RNSGEV M3 ajusté sur des fenêtres glissantes de 15 (bleu), 19 (rouge) et 23 (vert) ans (en % décennie⁻¹, axe de droite). La significativité (*p*-valeur) de chacune de ces tendances est indiquée, ainsi que leurs intervalles de confiance à 90 %, obtenus par bootstrapping d'après les procédures décrites aux sections 3.4.2.b et 3.4.2.c du CHAPITRE V, respectivement. L'indice standardisé de maximum annuel de pluie journalière sur le Sahel (SI AMAX) est également indiqué sur la figure VIII.5 (barres grises, axe de gauche), offrant en quelque sorte une représentation de la série temporelle sous-jacente. En dépit d'une forte variabilité du SI AMAX, il est remarquable de constater que la grande majorité des tendances sont positives, avec seulement 3 (1) tendances négatives pour les fenêtres de 15 (19) ans.

Cette analyse montre également l'influence de la longueur de la période sur l'incertitude, avec une augmentation marquée de la largeur des intervalles de confiance à 90 % (enveloppes) à mesure que la taille de la fenêtre diminue. Ainsi, les tendances estimées sur des fenêtres de 15 et 19 ans ont une limite basse de leur intervalle de confiance négative sur la période 1990–2005 tandis que cette période est réduite à 1995–2000 pour la fenêtre de 23 ans. Il en va de même pour la significativité, très limitée, avec seulement 1, 3 et 2 tendances significatives à 5 % pour les fenêtres de 15, 19 et 23 ans, respectivement.

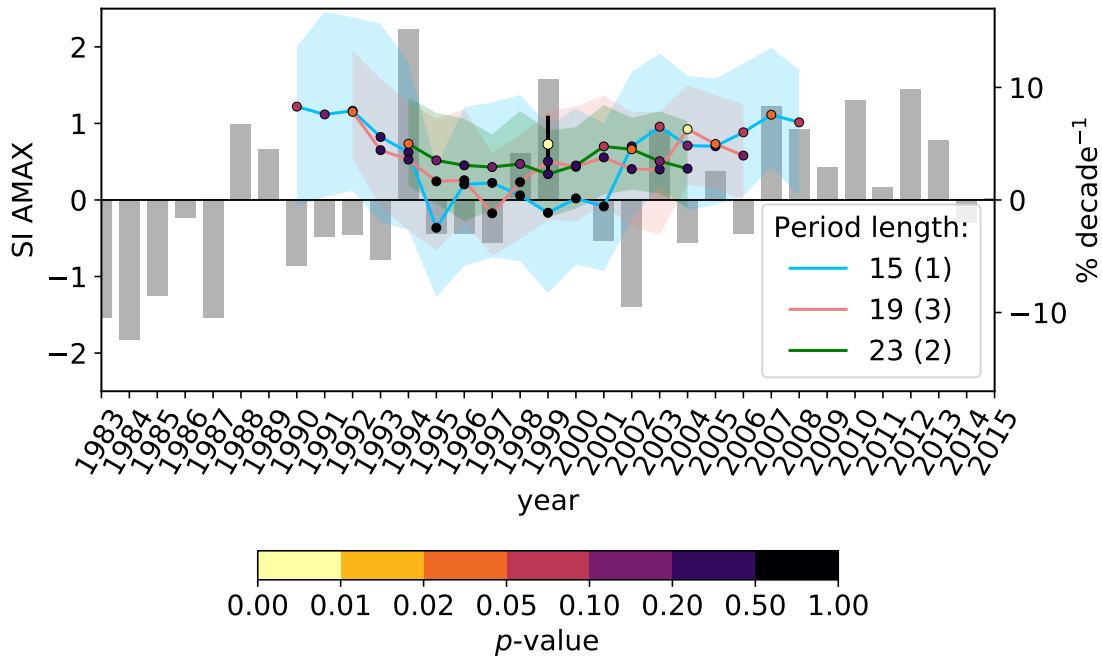


FIGURE VIII.5 – Indice standardisé de précipitation journalière maximale annuelle (SI AMAX, barres grises, axe de gauche) et tendances du niveau de retour 10 ans (% décennie⁻¹) issues du modèle RNSGEV M3 pour différentes périodes de 15 (cyan), 19 (orange) et 23 ans (vert) glissantes entre 1983 et 2015, centrées sur l'année du milieu de période. La significativité (*p*-valeur) par rapport au modèle stationnaire est indiquée avec la couleur du cercle. Le nombre de tendances significatives à 5 % est indiqué entre parenthèses dans la légende. Les enveloppes représentent l'intervalle de confiance à 90 % des tendances. La tendance sur la période 1983–2015 et son intervalle de confiance à 90 % sont indiqués avec le cercle central et la barre d'erreur associée.

Cette analyse montre le gain d'une approche visant à minimiser les effets d'échantillonnage inhérents aux séries de pluie (surtout lorsqu'il s'agit d'extrêmes) pour étudier leur non-stationnarité. Le faible nombre de tendances significatives sur des périodes aussi courtes que 15, 19 et 23 ans montre que le risque de détecter une tendance qui soit entièrement due à des fluctuations naturelles (risque de première espèce, cf. la SECTION 1 du CHAPITRE V) est finalement assez faible, mais pas inexistant.

2.1.2. Sensibilité à la région : Sahel Ouest, Sahel Est

La variabilité spatiale de la tendance régionale est analysée dans le matériel supplémentaire de CHAGNAUD et al. [2022] (disponible sur stacks.iop.org/ERL/17/044005/mmedia). Il y est notamment montré que les niveaux et périodes de retour ne sont pas significativement distincts de leur contreparties stationnaires lorsque de plus petites zones sont considérées. Cela vient d'une plus grande incertitude d'inférence du modèle liée à des échantillons de tailles réduites, et ce malgré le fait que seul le gradient latitudinal est modélisé, ce qui enlève 2 paramètres par rapport au modèle régional (cf. ÉQUATION 3). Il y a cependant un intérêt climatologique à étudier plus en détails cette variabilité spatiale, pour au moins trois raisons :

- Des tendances significatives sont détectées.
- Des disparités régionales dans l'évolution du régime des pluies au Sahel ont été rapportées par LEBEL & ALI [2009] et PANTHOU et al. [2018].

- L'émergence d'un dipôle Est-Ouest des cumuls de pluie – et dans une moindre mesure des maxima annuels – semble être un élément robuste des projections futures (figures II.10a et b).

Ce troisième élément indique qu'un effet attendu de l'augmentation de la concentration atmosphérique en CO₂ est un assèchement du Sahel Ouest et une humidification du Sahel Est. Documenter une éventuelle variabilité spatiale de la tendance et de sa détectabilité peut donc fournir des éléments de compréhension quant à la nature de la tendance qui touche le Sahel. Dans cette partie sont considérées deux sous-régions, s'étendant toutes les deux de 10 °N à 15 °N mais allant de 17.5 °W à 5 °W pour la première (Sahel Ouest) et de 5 °W à 10 °E pour la seconde (Sahel Est). La figure VIII.6 montre l'évolution des pluies totales annuelles et des maxima annuels de pluie journalière sur ces deux régions. Alors qu'elles ont à première vue des comportements similaires, avec une première période de baisse généralisée des cumuls et des maxima annuels et une deuxième période d'augmentation initiée au milieu des années 80, le signal sur les extrêmes semble plus marqué sur le Sahel Est, passant d'une valeur de -0.5 en 1983 (commune aux deux régions) à 1.5 en 2010, contre 0.5 sur le Sahel Ouest. Une autre différence notable est la variabilité interannuelle du SI AMAX sur la période 1980–2015, égale à 0.91 sur le Sahel Ouest et 1.17 sur le Sahel Est. Bien que qualitatives à ce stade, ces distinctions sous-régionales sont potentiellement le témoin de l'effet différencié de divers agents de forçage de la MAO, tels que la variabilité océanique d'une part et les GES d'autre part.

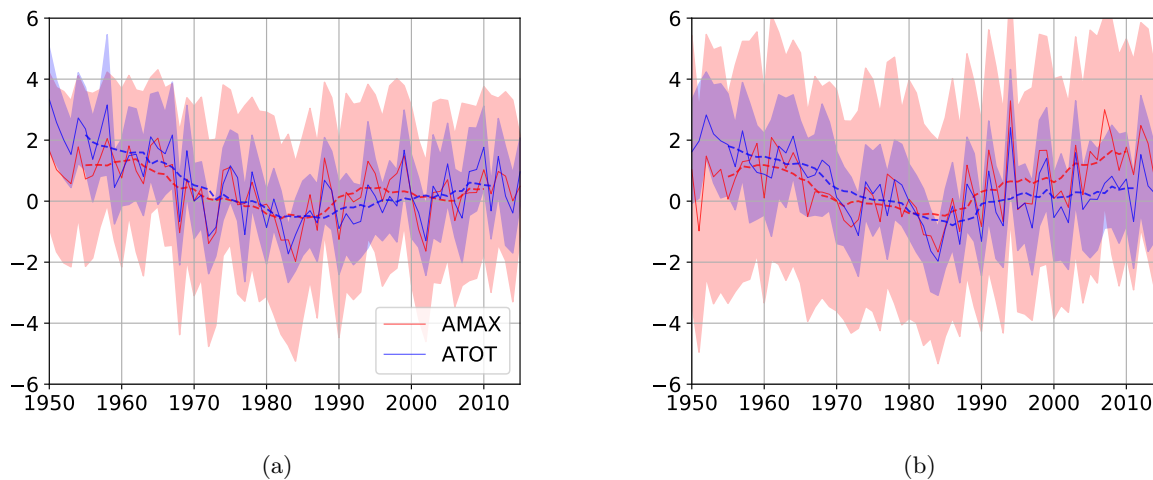


FIGURE VIII.6 – Idem que figure VIII.1a pour le Sahel Ouest (a) et le Sahel Est (b).

Afin de mieux caractériser le comportement des extrêmes sur ces deux régions au cours de la période récente, le modèle GEV régional non-stationnaire M3 est ajusté sur des périodes finissant toutes en 2015 mais dont l'année de départ varie de 1970 à 1994. Les tendances obtenues et leur significativité sont illustrées par la figure VIII.7.

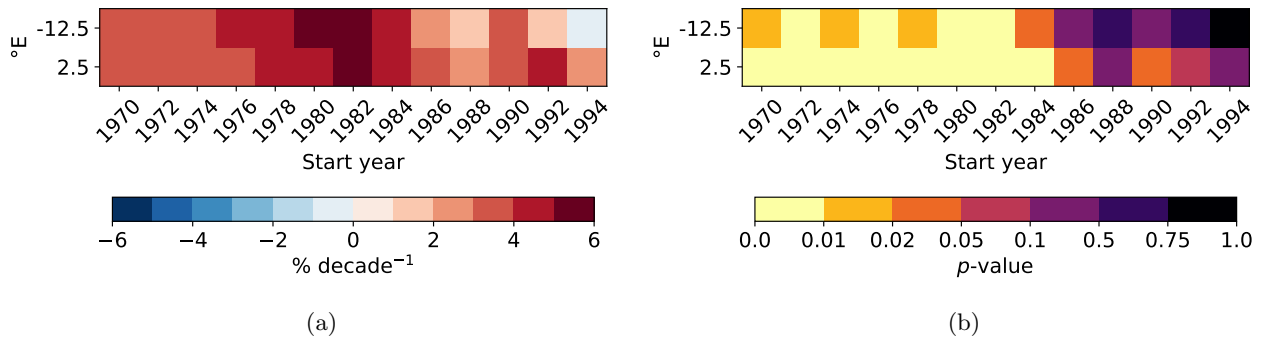


FIGURE VIII.7 – (a) Tendances du niveau de retour 10 ans (% décennie⁻¹) dérivées du modèle RNSGEV M3 ajusté sur des périodes terminant en 2015 et dont l'année de début est indiquée par l'axe horizontal. La première ligne correspond à la région centrée sur 12.5 °W (Sahel Ouest) et la deuxième à la région centrée sur 2.5 °E (Sahel Est). (b) p -valeurs du modèle, pour chaque période.

Il est possible de distinguer deux périodes : pour les périodes dont le début est après 1985, les deux régions ont des tendances sensiblement différentes, avec une tendance négative sur le Sahel Ouest pour la dernière période (1994–2015). Néanmoins la significativité de ces tendances, estimées sur des périodes de moins de 30 ans, est limitée : les p -valeurs sont supérieures à 5 %, sauf pour les périodes démarrant en 1986 et 1990 pour le Sahel Est. Pour les périodes démarrant avant 1985, les deux régions ont des valeurs de tendances très similaires et des significativités toujours inférieures à 1 % (2 %) pour le Sahel Est (Ouest). Cette analyse montre une fois de plus la robustesse de la tendance *long-terme*, y compris sur des échelles spatiales réduites, pointant ainsi sur la possible implication d'un mécanisme de grande échelle. Deuxièmement, la tendance plus marquée sur le Sahel Est à partir du milieu des années 80, identifiée sur la figure VIII.6, apparaît robuste ; cela suggère qu'un ou des mécanismes agissant à une échelle sous-régionale affectent différemment les extrêmes sur le Sahel Ouest et le Sahel Est.

Enfin, il faut noter que si ce comportement spatial devait se renforcer dans le futur, cela remettrait en question l'approche d'unification spatiale utilisée dans CHAGNAUD et al. [2022] : il faudrait alors considérer une variabilité spatiale également non-stationnaire dans le temps.

2.2. Evolution du cycle saisonnier

La répartition intra-saisonnière de la pluviométrie est une caractéristique importante du régime des pluies : le démarrage de la saison et sa longueur sont par exemple des éléments clés pour le bon développement des cultures et, *in fine*, pour les rendements agricoles. Cette section analyse les évolutions du cycle saisonnier sur le Sahel entre 1950 et 2014, à partir des enregistrements au sol de la base de données BADOPLU. Un cycle saisonnier régional moyen pour chaque période de 5 ans comprises entre 1950 et 2014 (sans recouvrement) est calculé. Seules les stations ayant 100 % d'années valides sur la période 1980–2014 sont sélectionnées pour cette analyse. Ce sous-échantillonnage est restrictif mais permet d'avoir un nombre de stations homogène pour l'ensemble de la période d'étude, et de s'affranchir de la forte réduction du nombre d'enregistrement au cours des années 2000 (figure III.5). Cet aspect est important dans la mesure où le cycle saisonnier régional est calculé sans tenir compte des gradients d'intensité (faible) et d'occurrence (marqué) qui affectent

la région ; un changement au cours du temps du nombre de stations dans une région plutôt qu'une autre pourrait ainsi affecter les résultats.

La figure VIII.8a montre la répartition dans l'année de l'évolution de la pluviométrie moyenne de la région : sont clairement identifiées une première période de forte réduction (1950–1985), suivie d'une deuxième période d'augmentation (1985–2014). La première est le fait d'une réduction drastique de la pluviométrie en août et septembre. Au cours de la deuxième période, la pluviométrie semble continuer de "marquer le pas" en juillet mais augmente nettement en août et en septembre. Un tel plateau en juillet avait déjà été souligné par l'étude de LEBEL & ALI [2009] pour la période 1990–2007 et semble donc se confirmer sur les années récentes. L'intensité moyenne des jours pluvieux des périodes 1970–1974 et 1980–1984 montre une baisse marquée en août (figure VIII.8b). Ainsi, les fortes anomalies sèches sur ces deux périodes (cf. SECTION 1.3.1 du CHAPITRE II) pourrait au moins en partie s'expliquer par une diminution de l'intensité des événements pluvieux au cœur de la saison des pluies. Un constat différent est néanmoins fait par LE BARBÉ et al. [2002], qui soulignent le rôle dominant de la réduction du nombre de jours pluvieux entre les périodes 1951–1970 et 1971–1990. Les périodes récentes (de 2005 à 2014, courbes vertes sur la figure VIII.8b) semblent montrer une augmentation de l'intensité moyenne des jours pluvieux, ce qui est cohérent avec les études de GIANNINI et al. [2013] et PANTHOU et al. [2018].

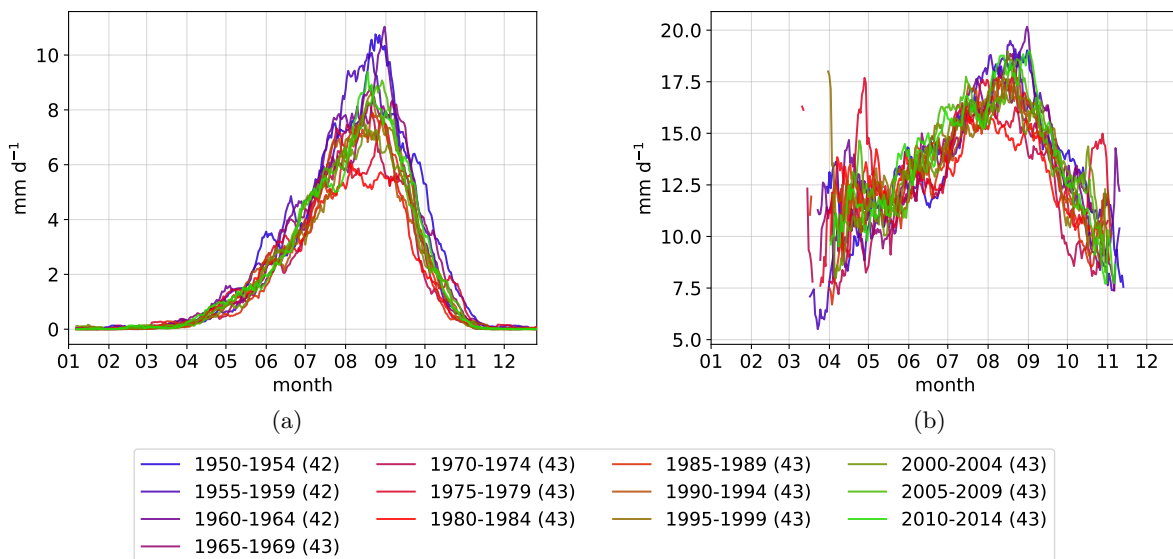


FIGURE VIII.8 – Cycles saisonniers moyens pour le Sahel (10 °–15 °N, 20 °W–10 °E) pour des périodes de 5 ans entre 1950 et 2015. (a) Moyenne de pluie journalière et (b) intensité moyenne des jours pluvieux (> 1 mm j⁻¹). La légende indique les périodes sur lesquelles le cycle saisonnier est calculé avec entre parenthèses le nombre de stations disponibles.

La figure VIII.9 caractérise l'évolution de la saisonnalité de l'occurrence conditionnelle à différents cumul événementiels : sont considérés tous les événements pluvieux (> 1 mm), les événements modérés (> 10 mm), forts (> 30 mm) et extrêmes (> 50 mm)¹. Etant donné le gradient latitudinal de l'occurrence (figure II.6d), ces cumuls correspondent à différentes probabilités d'occurrence selon la localisation. Sur ce point, PANTHOU et al. [2014b] utilisent une distribution de Pareto généralisée

1. Ces définitions, arbitraires, ne s'appliquent que dans le cadre de cette analyse.

(Generalized Pareto Distribution, GPD) régionale pour estimer en tout point le cumul journalier correspondant à une probabilité d'occurrence donnée, et ainsi calculer des statistiques (nombre d'événements, proportion d'événements extrêmes sur le nombre d'événements total, etc) régionalement cohérentes. L'analyse effectuée ici est empirique et fournit pas conséquent une vision plus grossière. Un premier élément notoire sur la figure VIII.9a est le plateau du nombre de jours pluvieux en juillet au cours de la dernière période (2010–2015), expliquant en grande partie le plateau vu sur la figure VIII.8a. Un autre élément montré par la figure VIII.9 est que si l'augmentation du nombre d'événements pluvieux (toutes intensités confondues) semble "poussive", celle-ci se fait plus nette à mesure que le seuil d'intensité journalière augmente (au moins pour $i = 10$ et $i = 30$ mm d⁻¹, le constat est moins clair pour $i = 50$ mm d⁻¹ en raison du faible nombre de jours pluvieux pour ce seuil). De plus, cette intensification des jours pluvieux est davantage marquée en août.

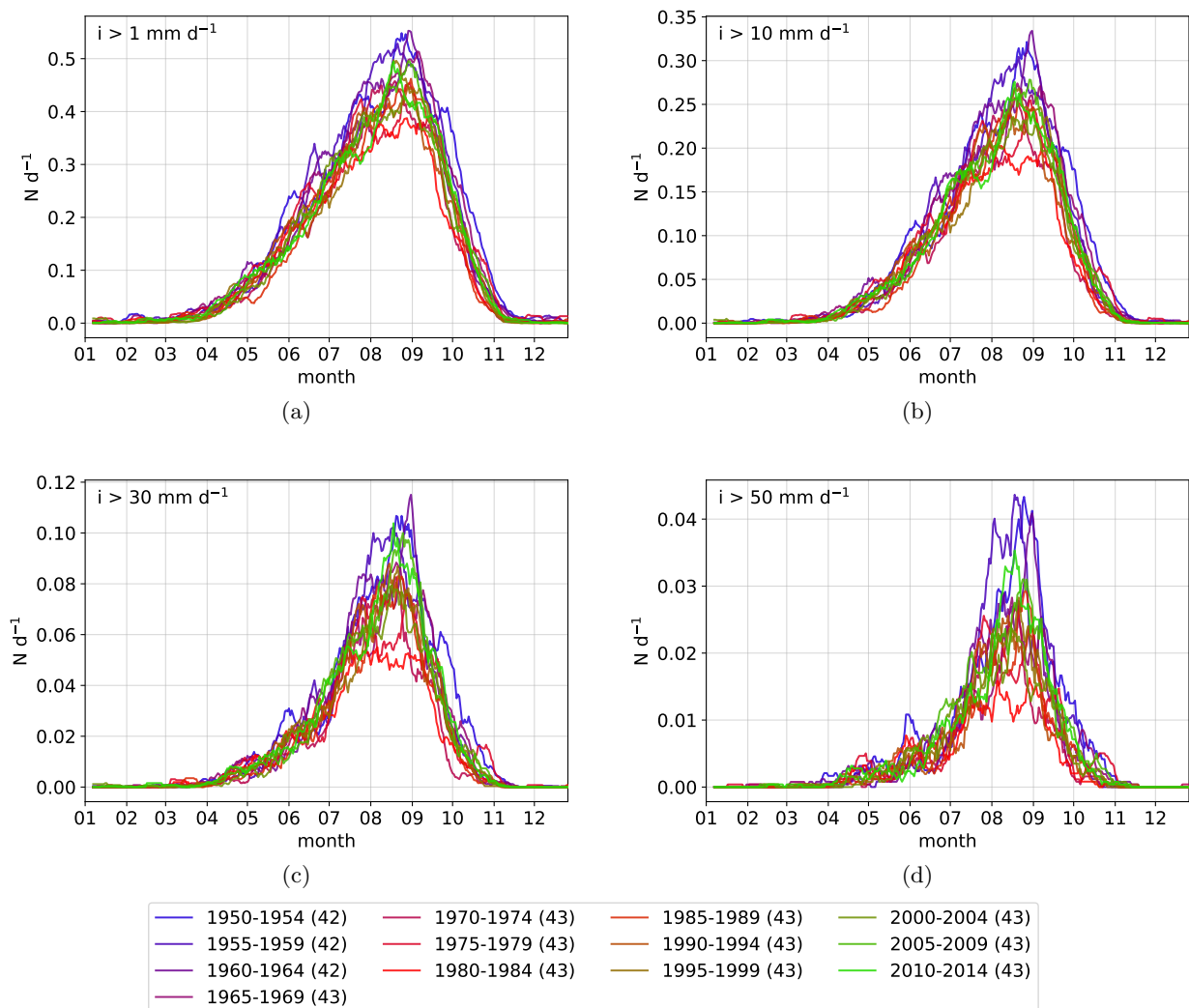


FIGURE VIII.9 – Idem que la figure VIII.8 pour le nombre d'événements moyen par jour avec un cumul i supérieur à (a) 1 mm, (b) 10 mm, (c) 30 mm et (d) 50 mm. Les périodes et les stations sont définies de la même façon que pour la figure VIII.8 (voir légende associée).

Il se dégage de l'analyse des cycles saisonniers à l'échelle du Sahel Ouest et du Sahel Est un certains nombre de similitudes et de différences (cf. ANNEXE E). Côté similitudes, l'évolution globale est très semblable, avec un assèchement sur 1950–1985 et une augmentation de la pluviométrie moyenne par

la suite, confirmant la dimension régionale de cette oscillation. De plus, dans les deux cas la reprise du nombre d'événements précipitants est plus marquée sur la deuxième partie de la saison des pluies. Côté différences, le Sahel Est semble davantage concerné par le plateau de reprise pluviométrique du mois de juillet, ce qui semble davantage s'expliquer par un déficit de jours pluvieux. Globalement, les cycles saisonniers d'occurrence montre une moindre reprise à l'Est qu'à l'Ouest, ce qui est cohérent avec le constat de PANTHOU et al. [2018]. Néanmoins, sur le Sahel Est, l'augmentation de l'occurrence des événements forts ($> 30 \text{ mm d}^{-1}$) – et dans une mesure légèrement moindre des événements extrêmes ($> 50 \text{ mm d}^{-1}$) – semble plus marquée que celle de tous les événements confondus; sur le Sahel Ouest, la reprise des occurrences est similaire quel que soit le cumul journalier (figure E.2). En lien avec le constat sur l'occurrence, celui sur l'intensité montre également des comportements différents sur les deux sous-régions, avec un rebond plus marqué sur l'Est, où les niveaux des années 50–60 sont atteints en fin de période (2010–2014), contrairement à l'Ouest (figure E.1). Ce résultat est également en cohérence avec PANTHOU et al. [2018] et la SECTION 2.1.2 ci-dessus.

Bien que leur significativité ne soit pas évaluée, cette analyse fait apparaître des évolutions du cycle saisonnier qui s'apparentent à la réponse au forçage par le CO_2 attendue en régions de mousson, à savoir i) un démarrage plus tardif, et ii) une deuxième partie de saison plus humide [SETH et al., 2013]. Ce constat est d'autant plus remarquable étant donnée l'influence potentiellement importante de la variabilité interne de la MAO par rapport au niveau de forçage du CO_2 sur la période considérée. Si elles devaient se poursuivre, ces évolutions pourraient avoir de forts impacts pour tous les usages de l'eau dans la région sahélienne.

Synthèse

Dans ce chapitre sont explorées les tendances dans les précipitations journalières extrêmes sur le Sahel. L'approche statistique de détection développée au CHAPITRE VII a été appliquée à un jeu de données de pluies journalières pour la période 1983–2015. Cette étude a permis de conclure à une augmentation de la moyenne et de la variabilité des pluies journalières extrêmes de 5 % décennie⁻¹, soit une augmentation de 16 % de tous les quantiles sur la période. La déformation de la distribution des pluies extrêmes se traduit également par une augmentation de la fréquence plus importante pour les événements les plus rares. Il est également montré que ces évolutions dans l'intensité et la fréquence des pluies extrêmes proviennent majoritairement d'une augmentation de l'intensité journalière moyenne, l'augmentation du nombre de jours pluvieux ne contribuant qu'à hauteur de 20 % à cette intensification.

Le constat effectué dans cette étude est en lien avec les attentes d'une intensification hydro-climatique en réponse au forçage par le CO₂, à savoir une augmentation de l'intensité des événements précipitants – surtout les plus forts – au détriment du nombre d'événements (cf. la SECTION 2.4 du premier chapitre). L'homogénéité temporelle du signal sur la période est un autre élément pointant sur la responsabilité d'un mécanisme agissant à l'échelle régionale. Enfin, les modifications du cycle saisonnier semblent également aller dans le sens des attentes de la réponse des précipitations tropicales au forçage par le CO₂.

Malgré ce faisceau d'indices, il est prématuré à ce stade de conclure quant aux causes de ces évolutions : les nuances spatiales observées dans l'évolution des pluies extrêmes et du cycle saisonnier suggèrent que cette intensification régionale est liée à une combinaison de facteurs agissant de manières différenciées selon les régions. Ces aspects sont étudiés dans le chapitre suivant.

Quatrième partie

ATTRIBUTION ET PROJECTION DES ÉVOLUTIONS DU RÉGIME DES PLUIES SAHÉLIEN

Attribution des évolutions récentes du régime des pluies sahélien

Dans la Partie III il a été montré qu'une augmentation de l'intensité des événements extrêmes de pluie est à l'œuvre sur le Sahel depuis le milieu des années 80. Cette tendance semble présenter une déclinaison sous-régionale, avec un signal détectable légèrement plus tôt sur le Sahel Est. Il a également été suggéré que l'augmentation des extrêmes est largement pilotée par l'augmentation de l'intensité moyenne des jours pluvieux; c'est donc l'ensemble de la distribution des intensités qui est affectée, accompagnée d'une légère hausse de l'occurrence moyenne des jours pluvieux. Ces observations soulèvent la question de la nature de ces évolutions.

Mieux comprendre les rôles respectifs de différents agents de forçage du système climatique et de sa variabilité interne sur les évolutions de la pluviométrie d'une région permet de mieux appréhender les projections de changements à venir, fournies par les simulations climatiques. L'attribution d'évolutions observées repose sur la capacité des modèles à représenter les processus clés, responsables d'un climat réaliste et ayant une sensibilité aux différents forçages impliqués également réaliste. L'évaluation de ces deux aspects est néanmoins rendue complexe par le fait que les observations sont elles-même un mélange de variabilité interne et de signal forcé. Les simulations climatiques effectuées dans le cadre de l'exercice CMIP6 constitue un outils d'attribution pour plusieurs raisons, parmi lesquelles :

- Plusieurs types de simulations sont disponibles : sans forçage, avec forçages uniques, simulations couplées océan-atmosphère et simulations forcées SST/glace de mer.
- Plusieurs réalisations sont disponibles pour chacune de ces simulations, permettant un échantillonnage de la variabilité interne.
- Une coordination entre plusieurs institutions, permettant d'échantillonner l'incertitude modèle.

Ce chapitre, composé d'un article soumis dans *Journal of Climate* suivi d'analyses complémentaires, propose des éléments de compréhension sur la façon dont se sont entremêlés les différents signaux pour conduire à la pluviométrie expérimentée sur le Sahel depuis les années 50.

1. Publication : Capturing and attributing the rainfall regime intensification in the West African Sahel with CMIP6 models

Guillaume Chagnaud¹, Jeremy Panthou¹, Théo Vischel¹, Thierry Lebel¹

¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, IRD, Grenoble INP, IGE
Corresponding author : guillaume.chagnaud@univ-grenoble-alpes.fr

Article publié dans *Journal of Climate* (6/12/2022)

Résumé étendu

Les évolutions documentées dans la PARTIE III montrent certains signes de l'effet attendu des GES sur la pluviométrie au Sahel, avec une augmentation de la variabilité interannuelle des précipitations extrêmes, une intensification des pluies journalières qui semble plus marqué sur l'Est du Sahel et un cycle saisonnier qui s'intensifie davantage sur les mois d'août et de septembre. Ces éléments posent la question de l'origine anthropique de ce rebond pluviométrique. Cette question a été largement documentée dans la littérature pour les cumuls annuels, bien qu'avec des conclusions variées : tandis que DONG & SUTTON [2015] et PARK et al. [2016] voient dans la reprise des pluies un effet principalement induit par les GES, GIANNINI & KAPLAN [2019] y voient un effet combiné des GES et des aérosols. L'étude de MARVEL et al. [2020] conclue également à la contribution principale des aérosols, mais en ajoutant que ce signal anthropique est difficilement distinguable de celui de la variabilité océanique. L'attribution des évolutions du régime des pluies dans sa vision plus large n'a quant à elle pas fait l'objet d'études connues à ce jour, malgré sa pertinence à la fois climatologique et opérationnelle. Une telle étude menée à l'échelle d'une région est un challenge pour plusieurs raisons :

- De manière générale, la variabilité interne du climat augmente à mesure que l'échelle spatiale diminue. C'est particulièrement vraie pour les précipitations, par nature très variables, surtout dans les tropiques. Néanmoins, une meilleure identification du signal peut être rendue possible en considérant une région présentant une certaine homogénéité climatologique. En effet, si cette homogénéité résulte d'un mécanisme dominant, il peut être attendu que la réponse de ce mécanisme à une perturbation modifie la climatologie de la région toute entière.
- Une simulation réaliste du climat régional par les modèles utilisés est nécessaire, ce qui passe par une représentation réaliste de processus fins, en lien avec les facteurs qui génèrent et influencent les précipitations : convection, entités géographiques (relief, sources d'humidité), végétation, etc. Des approximations dans la représentation de ces différents éléments peuvent être lissées sur de grandes échelles de temps et d'espace mais peuvent être à l'origine de désaccords entre modèles dès lors que la région et l'échelle de temps considérées sont réduites.

Comme décrit dans la SECTION 2 du CHAPITRE VI, ces deux sources d'incertitude peuvent être prises en compte en ayant recours à des simulations d'ensemble ; plusieurs modèles et plusieurs membres par modèle sont donc utilisés dans ce chapitre. La représentation des évolutions du régime des pluies au Sahel par les modèles de climat de l'exercice CMIP6 sur la période 1950–2014 est d'abord étudiée. Plusieurs indicateurs régionaux sont considérés : les cumuls annuels et les maxima annuels de pluie journalière, puis l'intensité journalière moyenne et l'occurrence moyenne des jours pluvieux. Les contributions de facteurs de forçage naturels et anthropiques du climat à ces évolutions sont ensuite analysées.

Un premier résultat est le fait que les simulations historiques couplées (AOGCM) montrent les signes du rebond pluviométrique initié au milieu des années 80, avec une évolution correctement reproduite des cumuls annuels, des extrêmes humides ainsi que de l'intensité et de l'occurrence journalières moyennes. La transition entre périodes humide (1950–1960) et sèche (1970–1980) n'est quant à elle que partiellement reproduite par les AOGCM, mais les simulations forcées avec les SST observées sont en bien meilleur accord, montrant le rôle prépondérant de l'océan dans cette oscillation. L'évolution des extrêmes secs n'est quant à elle pas reproduite, pointant sur une défaillance des modèles certainement due à la paramétrisation de la convection, et appelant à une vigilance particulière dans l'usage pouvant être fait de cet indicateur.

Les différentes simulations exploitées permettent d'en savoir davantage sur les causes de ces évolutions. Les simulations historiques avec tous les forçages (naturels et anthropiques) montrent que le signal récent est majoritairement dû à un ou plusieurs forçages externes. Les simulations forcées SST montrent que l'essentiel de la sécheresse est dû à un mode de variabilité océanique, avec une part de signal forcé. Une étude du comportement spatial et temporel de l'intensité et de l'occurrence journalières moyennes est réalisée avec les simulations à forçage unique (naturels, aérosols anthropiques et gaz à effets de serre) : le signal lié aux aérosols consiste en une augmentation uniforme de l'intensité et du nombre de jours pluvieux. Les gaz à effets de serre sont quant à eux à l'origine d'un dipôle Est–Ouest avec une intensité qui augmente fortement sur l'extrême Est et une occurrence qui diminue sensiblement à l'Ouest. Ce dipôle Est–Ouest, déjà bien documenté dans la littérature pour les cumuls annuels futurs, résulte donc de comportements distincts de l'intensité et de l'occurrence des jours pluvieux. Le fait qu'une baisse de l'occurrence sur le Sahel Ouest ne soit pas observé suggère un mode de variabilité interne du climat qui agit en compensation, ce qui est confirmé par les simulations forcées SST.

Enfin, l'augmentation observée de 5 % décennie⁻¹ des pluies extrêmes est bien reproduite dans les simulations historiques. L'accord avec les observations de la tendance moyenne parmi les modèles et l'accord entre les membres montrent que ce signal est en grande partie forcé. L'accord entre les modèles trouve quant à lui son origine dans le rôle prépondérant des aérosols. En effet, si le forçage GES semble lui aussi conduire à une augmentation des extrêmes, il est affecté d'une plus forte incertitude, probablement liée à des différences de sensibilités des modèles.

Abstract

Rainfall in the Sahel is extremely variable on daily to multidecadal time scales, challenging climate models to realistically simulate its past and future evolution and questioning their relevance for defining suitable climate change adaptation strategies. Improving confidence in climate models may be achieved by (i) evaluating their capacity for reproducing observed climatic evolution and (ii) attributing these evolutions. Moreover, there is a need to consider relevant climatic indicators, from an end-user point of view. Fully-coupled (CMIP6-AOGCM) models with idealized detection and attribution forcings (DAMIP) as well as atmosphere-only simulations (AMIP) are used to investigate the respective roles of external forcing factors and internal climate variability in the observed intensification of the Sahelian rainfall regime. We show that CMIP6 models contain signs of the intensification of the rainfall regime as detected over the past 35 years from a regional daily observations network. Both the increase in intensity and occurrence of wet days, as well as that of extreme daily rainfall, are remarkably well reproduced by historical simulations incorporating anthropogenic forcing factors, with anthropogenic aerosols contributing the largest share of this trend. Though more strongly affected by model structure uncertainty, the greenhouse-gases forcing also displays noticeably robust features. Models are shown to fail at simulating the observed dry extreme evolution. These findings give incentive for further investigating the underlying physical mechanisms that drive the Sahelian rainfall regime evolution at regional to subregional scales. Furthermore, future hydroclimatic trajectories in the Sahel should be explored, though particular caution is required as to which rainfall indicator to consider.

Significance statement : The rainfall regime at a particular location is crucial to human and ecosystem livelihoods. Changes in rainfall regime characteristics on multidecadal time scales result from both the effects of external forcing factors on the climate and of its internal variability, with this latter aspect becoming more prominent on small spatial scales. In this study, several state-of-the-art climate simulations are used to document the rainfall regime evolution of the past 65 years in the Sahel, in terms of amplitude, timing, and causes. It is shown that large-scale anthropogenic factors have a substantial imprint, modulated to some extent by internal variability. These findings demonstrate that coarse-resolution climate models are a well-suited tool to investigate the recent intensification of rainfall in the Sahel, and may provide valuable information for climate change adaptation planning.

I. Introduction

1.1. Detecting and attributing rainfall regime intensification at regional scale

As highlighted by the various IPCC-AR6 reports [MASSON-DELMOTTE et al., 2021; PÖRTNER et al., 2022], the regional dimension of climate change is becoming a central concern for both the scientific community and the stakeholders worldwide, for a number of concurring reasons. For scientists, hierarchizing and understanding the interplays between the various processes that control the impact of global warming on regional climates remain

a puzzling challenge; this has essential consequences for the capacity of climate models to properly reproduce the ongoing evolution of local to regional¹ climate features, especially when it comes to the water cycle in general and precipitation in particular. For stakeholders, the central issue is that climate change itself as well as its impacts on every aspects of life are felt locally; they thus need an assessment of the confidence they can put in rainfall scenarios at the appropriate scales. At the intersection of the challenges faced by these two communities of actors lies the detection-attribution issue. A first step for gaining confidence in climate models is to evaluate whether they capture the multi-

1. In this study, unless otherwise stated, the term “regional” refers to spatial scales ranging from hundreds to thousands kilometers (see DOBLAS-REYES et al., 2021, Section 10.1.2.)

scale rainfall evolution in regions where such evolution has been detected in observations. A second step is to identify and rank the changes of forcing factors accounting for the detected evolution ; such attribution studies are necessary for anticipating the impact of future forcing factor changes [HEGERL et al., 2019]. Linking ongoing detected trends to expected future changes through attribution studies is, in turn, essential for the elaboration of relevant adaptation policies in territories where populations have already to adapt to new climate conditions while questioning what is coming next.

Detecting rainfall regime evolution in climate models at regional scale and attributing them to a modification of the external forcing combination is challenging in two main respects : one is linked to the intermittent nature of rainfall while the other is linked to the way rainfall-producing processes are represented in models.

The highly variable and multi-scale nature of rainfall implies that climate modifications may have different consequences at different scales. For instance, at the global scale, the expected change in mean annual precipitation due to CO₂-driven warming is estimated to $\approx 2.5 \%$ K⁻¹ [FLÄSCHNER et al., 2016; ALLAN et al., 2020; PENDERGRASS, 2020]. On the other hand, it may reach much larger values at local/convective scale where local phase equilibrium dominates, typically following the Clausius-Clapeyron law at a rate of $\approx 6.5 \%$ K⁻¹ [TRENBERTH, 1999; ALLEN & INGRAM, 2002; HELD & SODEN, 2006; PALL et al., 2007], or even bigger given the ability of large convective systems for pumping atmospheric moisture far away from the core of the system [TRENBERTH et al., 2003]. In-between these two scale extrema, a range of different behaviors may exist, most notably when global warming modifies the regional climate dynamics, possibly involving a decrease of the mean annual precipitation. It is thus expected that, in some regions, the mean annual precipitation may increase only slightly, or even decrease, while the extreme rainfall values increase, especially in tropical regions where rainfall occurrences and intensities are jointly driven by monsoon dynamics at regional scale and convection at local scale.

The representation of rainfall-producing processes in climate models is another source of difficulty when it comes to detecting meaningful changes in their rainfall outputs in conjunction with changing forcing factors. On the one hand, global-scale energetic constraints – driving the response of global-mean annual precipitation to any modification of the atmospheric composition (mainly GHG and aerosols) – are well resolved by models [ALLEN & INGRAM, 2002; STEPHENS & ELLIS, 2008; PENDERGRASS & HARTMANN, 2014b]. On the other hand, the subscale processes are ill-represented in most climate models for both resolution and parametrization reasons. This is especially problematic in tropical regions where the interactions between thermodynamical processes (e.g. phase equilibrium laws, convection) and dynamical processes (e.g. regional monsoon dynamics) play a key role in shaping rainfall regimes. Capturing regional rainfall regime evolution with climate models may thus largely depend on their capacity to correctly simulate thermodynamical aspects as well as atmospheric and oceanic circulation patterns, and their coupling.

The Sahel is typically one of these tropical regions where thermodynamical and dynamical factors combine in a puzzling way, and where any rainfall regime modification affects directly and importantly the living conditions of the population. It is thus a well-positioned region for testing the ability of an array of climate models to detect a well-established ongoing rainfall regime change and for looking at their attribution capacity.

1.2. Region of study

Over the 20th century, the Sahelian annual rainfall variability has displayed a strong decadal mode (e.g., NICHOLSON et al., 2018). From the 1950s onward, this decadal variability was strongly amplified, with a shift from anomalously wet decades (1950–1960s) to the 1970–1980s dry decades, resulting in a regional long-lasting drought [HULME, 2001; DAI et al., 2004]. An increase in annual rainfall was then observed, starting at the end of the 1980s [NICHOLSON,

2005; LEBEL & ALI, 2009; SANOGO et al., 2015]. Such an evolution results from the complex interplay between internal climate variability (ICV) and external forcing factors. On the one hand, the wet-dry swing of the 1950–1990 period has been suggested to originate mainly in the switching from a positive to a negative phase of the Atlantic Multi-decadal Oscillation (AMO, ZHANG & DELWORTH, 2006; MOHINO et al., 2011), an internally-generated pattern of sea surface temperature (SST, TING et al., 2009; FRIEDMAN et al., 2020) whose link with Sahel rainfall is robustly captured by climate models [TING et al., 2011; LYU & YU, 2017]. At the same time, anthropogenic aerosols emissions have been shown to produce a longer-term overall drying of the Sahel [ROTSTAYN & LOHMANN, 2002; BIASUTTI & GIANNINI, 2006; ACKERLEY et al., 2011] through their control on Atlantic SSTs [HOERLING et al., 2006; BOOTH et al., 2012]. On the other hand, the partial recovery of the last decades seems to be a combination of an increase in greenhouse gases (GHG) concentrations [DONG & SUTTON, 2015; PARK et al., 2016] and the decline of anthropogenic aerosols concentrations [GIANNINI & KAPLAN, 2019; MARVEL et al., 2020], with the reversal of the AMO from a negative to a positive phase also involved [MOHINO et al., 2011]. MARVEL et al. [2020] underline, though, that unravelling the respective roles of aerosols forcing and oceanic variability is complicated since the two signals project onto each other.

While most, if not all, of the above-mentioned studies focus on seasonal or annual totals, several recent studies point to a concomitant increase in heavy rainfalls in the region. PANTHOU et al. [2014b] showed that, over the central Sahel, the proportion of rainy days considered as heavy and extreme (occurring less than 10 times and less than 2.5 times a year, respectively) in the total population of rainy days has increased substantially from the core of the drought to the recent period. In line with this, TAYLOR et al. [2017] conclude to a three-fold increase in the frequency of heavy storms affecting the whole Sahel. Furthermore, CHAGNAUD et al. [2022] reported that the strongest daily rainfalls

experiment the largest increase in frequency. It is worth mentioning that the increase in rainfall extremes has likely been affecting the hydrology of the region over the second half of the 20th century [WILCOX et al., 2018; TRAMBLAY et al., 2020; ELAGIB et al., 2021], though other factors such as deforestation and land cover change might be involved [DESCROIX et al., 2018]. Higher river outflows lead to more severe floods, causing damages and casualties [DI BALDASSARRE et al., 2010]. At the other end of the hydro-climatic spectrum, extreme dry spells seem to show signs of an increase in frequency/duration, strongly affecting crop yields and fresh water availability [PORKKA et al., 2021].

In fact, annual totals, on the one hand, and dry/wet extremes, on the other hand, have followed different trajectories over the past 65 years. While the 1950–1980 drying trend originates primarily from a reduction in rainfall occurrences of about 25 % [LE BARBÉ et al., 2002; LEBEL & ALI, 2009], the annual total improvement seems to result from a combination of increasing daily rainfall occurrences and intensities [GIANNINI et al., 2013; PANTHOU et al., 2018]. However, while intensities have returned to their pre-drought level, occurrences remain well below their wet period level [PANTHOU et al., 2018]. As a result, a larger contribution from heavy rainfall events to annual totals was reported by PANTHOU et al. [2014b].

Precisely attributing the reasons of such contrasted evolution remains challenging since it is unclear how the Sahelian rainfall regime as a whole responds to various forcings. This raises the two fundamental questions addressed in this study : i) do climate models reproduce the observed rainfall regime evolution? and ii) can they provide some hints at attributing these signals?

Tackling the two aforementioned issues requires i) reliable observational data at the daily resolution, here provided by an *in situ* raingauge network, and ii) climate model outputs from various types of simulation : coupled atmosphere-ocean global climate model (AOGCM) simulations with realistic

and idealized forcings and atmosphere-only (AMIP) simulations. These latter simulations are especially relevant for analyzing rainfall regimes simulated by climate models in tropical regions, where SST patterns are of paramount importance. The data are described in Section II together with the methodology. In Section III an overview of the recent rainfall regime evolution, as captured by climate models and observations, is provided. Section IV explores the large-scale drivers of the evolution, for the first time giving insights on how the rainfall regime in the Sahel responds to various forcing factors. Key results are discussed in Section V and summarized in Section VI.

II. Data and methods

II.1. Observations

The BAse de DONnées PLUviomètres (BADOPLU) database (e.g., LE BARBÉ et al.,

2002; LEBEL & ALI, 2009; PANTHOU et al., 2018; CHAGNAUD et al., 2022) is used as a reference. This database gathers daily rain gauge data from national meteorological services of West African countries. Only stations with at least 75 % of years flagged as valid over the 1950–2014 (65 years) period were selected (the quality-control procedure applied to remove outliers and other invalid data is thoroughly described in the supplementary material of PANTHOU et al., 2018). This sampling procedure leads to consider a set of 164 stations, for a total of 9567 stations-years (over a maximum of $164 \times 65 = 10660$ stations-years, Fig. IX.1a). The majority of missing station-years belong to the most recent period (Fig. IX.1b), linked to both the deterioration of the rain gauge networks and the growing difficulties in accessing rainfall data.

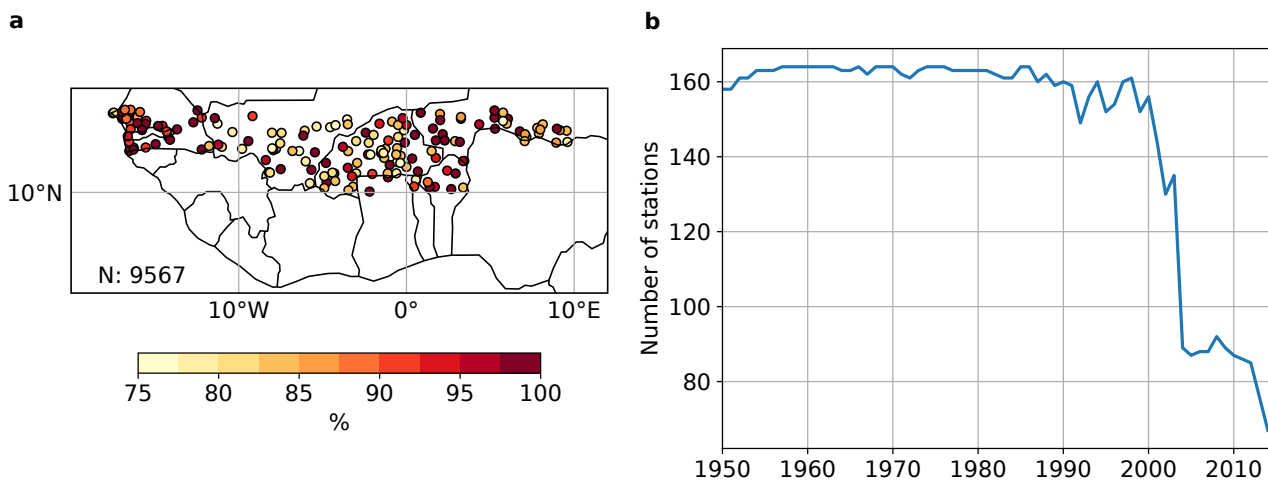


FIGURE IX.1 – (a) Rain gauge stations with a minimum of 75 % of temporal coverage over the 1950–2014 period. The color shading corresponds to the proportion of valid years at each station (%). N is the total number of observations (stations-years). (b) Time series of the total number of stations over the domain.

II.2. Model data

Models from the 6th phase of the Climate Model Inter-comparison Project (CMIP6; EYRING et al., 2016) are used in this study. More specifically, we need models having daily rainfall data available for at least one atmosphere-only (AMIP) simulation, a pre-industrial control (PICTL) simulation and several realizations of the historical simulations with detection and

attribution forcings (DAMIP; GILLET et al., 2016) : natural-only (NAT, with solar irradiance and volcanic aerosols loading), aerosols-only (AER, with anthropogenic aerosols loading), greenhouse gases-only (GHG) and all forcings (ALL, natural plus anthropogenic). These rather stringent criteria led to select a subset of 8 models (shown in bolded text in Table IX.1) that does not allow to sample the full range of CMIP6 models

uncertainty ; we however find a similar behaviour with another set of different CMIP6 models regarding rainfall metrics considered in this study (in ALL runs, Fig. D.1). The largest common number of members for DAMIP simulations is 2. We therefore use 2 members for each of the 8 models to avoid over-weighting the models with more members (see Table IX.1). For AMIP, we use the 10-member ensembles of CESM2, IPSL-CM6A-LR and MIROC6, with simulations starting in 1950, 1958 and 1979, respectively. For the other 5 models, only one AMIP realization is used, with simulations starting in 1979. For consistency, we use the same subset of models for the whole study.

Three other models are considered to form a subset of 8 models (ACCESS-ESM1-5, CESM2, CNRM-CM6-1, INM-CM5-0, IPSL-CM61-LR, MIROC6, MPI-ESM1-2-LR and UKESM1-0-LL) having at least 10 members with all historical forcings. This subset is used for evaluating the sensitivity of the analyses to the number of members.

Model data are kept to their native horizontal resolution for all the time series analyses in order to avoid data quality downgrading. Only for the spatial pattern analysis are model data regridded on a common $2^\circ \times 2^\circ$ grid using a bilinear interpolation.

Models	Hor. Res.	historical and DAMIP members	AMIP members	PICTL	References
ACCESS-ESM1-5	1.25x1.88	r1i1p1f1 ; r3i1p1f1	r1i1p1f1 (1979–2014)	900	ZIEHN et al. [2020]
CESM2	0.94x1.25	r1i1p1f1 ; r3i1p1f1	r1-10i1p1f1 (1950–2014)	1200	DANABASOGLU [2019]
CNRM-CM6-1	1.4x1.41	r1i1p1f2 ; r2i1p1f1	r1i1p1f2 (1979–2014)	500	VOLDOIRE et al. [2019]
HadGEM3-GC31-LL	1.25x1.88	r1i1p1f3 ; r2i1p1f3	r1i1p1f3 (1979–2014)	500	ANDREWS et al. [2019]
INM-CM5-0	1.5x2.0	r1-10i1p1f1	x	1200	VOLODIN et al. [2017]
IPSL-CM6A-LR	1.27x2.5	r1i1p1f1 ; r2i1p1f1	r2-r1i1p1f1 (1958–2014)	1200	BOUCHER et al. [2020]
MIROC6	1.4x1.41	r1i1p1f1 ; r2i1p1f1	r1-10i1p1f1 10 (1979–2014)	600	TATEBE et al. [2019]
MPI-ESM1-2-LR	1.86x1.88	r1-10i1p1f1	x	1000	MAURITSEN et al. [2019]
MRI-ESM2-0	1.12x1.12	r1i1p1f1 ; r2i1p1f1	r1i1p1f1 (1979–2014)	200	YUKIMOTO et al. [2019a]
NorESM2-LM	1.89x2.5	r1i1p1f1 ; r2i1p1f1	r1i1p1f1 (1979–2014)	500	SELAND et al. [2019]
UKESM1-0-LL	1.25x1.88	r1-4i1p1f2 ; r5-7i1p1f3 ; r8-10i1p1f2	x	1100	SELLAR et al. [2019]

TABLE IX.1 – Model names, horizontal resolutions ($^{\circ}\text{lat} \times ^{\circ}\text{lon}$), historical and DAMIP members used, AMIP members with period of the simulation, pre-industrial control simulation length (years) and references. Models whose name is bolded are used in the main material, the others are used to test the sensitivity of the results to the number of members.

II.3. Methodology

II.3.a. Rainfall regime indices

Standardized indices relative to annual totals, annual maxima of daily rainfall and rainy days intensity and occurrence are computed in order to compare models and observations in a consistent way (see Appendix 1 for calculation details). Since we are interested in identifying the forced response in models, the indices are computed for each member before averaging across members and across models to remove part of the ICV [RÄISÄNEN, 2001; HAWKINS & SUTTON, 2009; DESER et al., 2012]. Although the 8×2 realizations do not allow to completely remove ICV, the results are only slightly sensitive to ICV, as shown by the fact that randomly selecting members (for models with more than two members available) barely affects the results. The historical evolution has also been assessed using models with 10 members under ALL forcing and similar results were obtained.

II.3.b. Wet day definition

A wet day threshold value (in mm d^{-1}) is defined for each model to discriminate

between dry and wet days; this more realistic identification of a rain event – as compared to using a unique threshold for all models – might allow for a consistent comparison of simulated and observed daily rainfall statistics. We select the daily rainfall value that yields the regional mean number of wet days (considering rainy days throughout the year) best matching with observations over the 1980–2014 period (in a multi-member average, see Fig. D.2). Note that to account for instrumental uncertainty, a threshold of 1 mm is used for observations, removing less than 1 % of the annual total. Table IX.2 shows that, depending on the model, between 8 % and 17 % of the total rainfall is removed when considering daily rainfall amounts above the threshold (except for the IPSL-CM6A-LR model, where 29 % is removed, meaning that a large share of the total annual rainfall is produced by small daily rainfall amounts). Since the mean daily rainfall intensity of wet days displays a fairly homogeneous spatial pattern (no significant spatial variation, see Fig. D.3), the intensity threshold value of each model is deemed constant over the whole region.

Models	Wet day thresholds (mm d^{-1})	Annual rainfall removed (%)
ACCESS-ESM1-5	4.0	15.4
CESM2	4.0	14.2
CNRM-CM6-1	3.5	7.8
HadGEM3-GC31-LL	2.5	8.2
INM-CM5-0	2.5	12.5
IPSL-CM6A-LR	6.0	29.8
MIROC6	4.5	15.0
MPI-ESM1-2-LR	5.0	11.9
MRI-ESM2-0	4.5	15.5
NorESM2-LM	4.0	16.8
UKESM1-0-LL	2.5	8.2

TABLE IX.2 – Models wet day threshold (mm d^{-1}) and the proportion of annual total rainfall removed by applying the threshold (%).

II.3.c. Dry and wet extremes assessment

Assessment of extremes related to precipitation in the Sahel is sensitive to sampling effects, because of the high space-time variability of rainfall, mostly convective in this region (see e.g.,

LAURENT et al., 1998). A statistical model based on a regional generalized extreme value (RGEV) distribution is used here to limit these sampling effects. This model allows for a consistent pooling of data into a single sample by accounting for the spatial gradients of extreme rainfall statistics,

thus making the overall inference more robust (see details in Appendix 1).

Annual maxima of daily rainfall (AMAX) are used as a wet extreme metric. For dry extremes, annual maxima of the number of consecutive dry days (CDD) are considered; CDD series are computed on the June-September (JJAS) period i.e. the core of the rainy season in the Sahel. In both cases the RGEV model is fitted on running 20-year time windows spanning the 1950–2014 period (a 20-year period is assumed to be a good trade-off between inference robustness, by aggregating a large enough amount of data, and temporal resolution). For each 20-yr period, the T -yr return level at any point in space is derived (where T is the return period, see Eq.5) and its change with respect to a baseline value is computed. As can be seen in Eq.5, a change in return level may arise from a change in any of the GEV parameters, or a combination thereof. As such, the return level provides a synthetic vision of the change in extreme value distribution, with the additional advantage to be more relevant from an end-user standpoint; it will thus be used throughout this study.

Additionally to fitting a stationary RGEV model to running-window AMAX samples, use is made of a regional non-stationary GEV (RNSGEV) model wherein the location and scale parameters are expressed as a linear function of time (CHAGNAUD et al., 2022, see Appendix 2). To make the model inference (i.e. the trend estimation) more robust against ICV and sampling variance of the parameters, the RNSGEV model is fitted on a single regional AMAX sample gathering data from the two available members (for each model and experiment). The return level of any rarity at any point in space and any year may be derived from the RNSGEV model (Eq.10), and the linear trend computed accordingly.

II.3.d. Rainfall response and significance assessment

The hypothesis of a possible trend in rainfall statistics is tested by looking at :

- i. a non-parametric Theil-Sen slope estimate computed over a period for which a forced

signal is expected, namely the 1980–2014 period,

- ii. a difference between two distinct periods of a time-average of the quantity of interest.

The two sources of uncertainty affecting the signal detection and attribution are due to i) the role of ICV and ii) different model formulations (structural uncertainty). Considering model ensembles allows sampling these uncertainties (see e.g., LEHNER et al., 2020) : for a given model, a multi-member ensemble allows sampling ICV uncertainty while resorting to a multi-model ensemble allows accounting for structural uncertainty. For this latter issue, a multi-member ensemble (for each model) is necessary in order to remove – at least partly – the influence of ICV when assessing the structural uncertainty. Comparing the signal produced by distinct models may be flawed by the fact that each model has its own i) internal variability and ii) sensitivity to forcings and thus its own signal-to-noise ratio. Here the use of standardized indices allows removing the effect of distinct model-simulated ICV and thus to compare the models on a common grounding. Addressing the model sensitivity issue is not within the scope of this study and, without any *a priori* knowledge that one of the selected model is especially unrealistic with respect to reproducing the Sahelian rainfall regime, we considered all models equally in a “one model, one vote” approach.

The significance of the identified response against the influence of each source of uncertainty is assessed in various ways. The multi-model, two-member 1980–2014 trends in ALL simulations are first compared to i) ICV alone, as sampled in the PICTL simulations, and ii) historical trends in NAT simulations. A Kruskal-Wallis test, whose null hypothesis is that the two samples are drawn from the same population without assuming a specific distribution or size of the compared samples, is used in this aim.

The significance of any detected trend in the regional mean daily rainfall intensity (I) and occurrence (N) signals is assessed against the null hypothesis of no change using a one sample, two-

sided Student's t-test : for each year, the samples of 8×2 I and N values are compared to 0, the expected value in the absence of forced signal.

For the spatial pattern analysis, the model uncertainty is accounted for by computing the inter-model agreement on the sign of the response, quantified as a difference between two distinct periods in the point-wise, time-average intensity and occurrence values. The response is assumed robust against model uncertainty when at least 75 % (6 out of 8) of models (two-member average for each) agree on the sign of the difference. s

III. Recent Sahelian rainfall reinforcement as seen by observations and climate models

III.1. Annual totals and heavy rainfalls

The evolution of the regional standardized indices (SI) for annual totals (ATOT) and daily rainfall annual maxima, computed from *in situ* observations (in black) and climate model outputs are shown in Fig. IX.2. Atmosphere-only model simulations (Fig. IX.2a and IX.2c) allow evaluating the capacity of climate models to capture the Sahelian rainfall response to SST patterns (since observed SSTs are used in these runs). In the CESM2 AMIP simulations, covering the full period of observation, the wet-dry transition of the 1950–1980 period is well captured (Fig. IX.2a). This is also the case, yet to a lesser extent, with the IPSL-CM6A-LR model. This shows that the mechanisms linking SST patterns to Sahel rainfall are satisfactorily simulated, at least in these models.

Looking at various types of AOGCM simulations provides some clues on the factors

that best account for the rainfall evolution observed over the past 65 years. While the magnitude of the mostly internally-generated wet-dry transition is not expected to be fully reproduced in the AOGCM ensemble average, it is noteworthy that the ALL simulations capture a small part of the annual totals decreasing trend, attributed to anthropogenic aerosols loading [BIASUTTI & GIANNINI, 2006; ACKERLEY et al., 2011]. One may thus expect that this forcing influence is also captured when acting the other way, i.e. when aerosols concentrations decrease; Fig. IX.2b and IX.2d suggest it is indeed the case. However, the post-1980 forced increase seems to be of larger amplitude as compared to the 1950–1980 decrease, suggesting a contribution from other external forcing factor(s). The respective share of natural and anthropogenic forcing factors is further explored in Section IV.

Having in mind that AOGCMs may be biased in terms of SST patterns (see Section V.2), comparing AOGCM and AMIP simulations sheds an additional light on the role of ocean-mediated internal variability with respect to that of external forcing factors. In this respect, a noticeable difference between AMIP and ALL simulations is the starting year of the rebound, which occurs about 10 years earlier in ALL runs. The observed signal (as captured by the raingauges) therefore probably contains a forced component (as provided by averaging over AOGCM runs) since the early 1980s, counterbalanced by internal oceanic variability until the early 1990s (as shown by the AMIP simulations). The 1980–1990 period is thus an illustrative example of how ICV and external forcings may have compensating effects at the decadal scale.

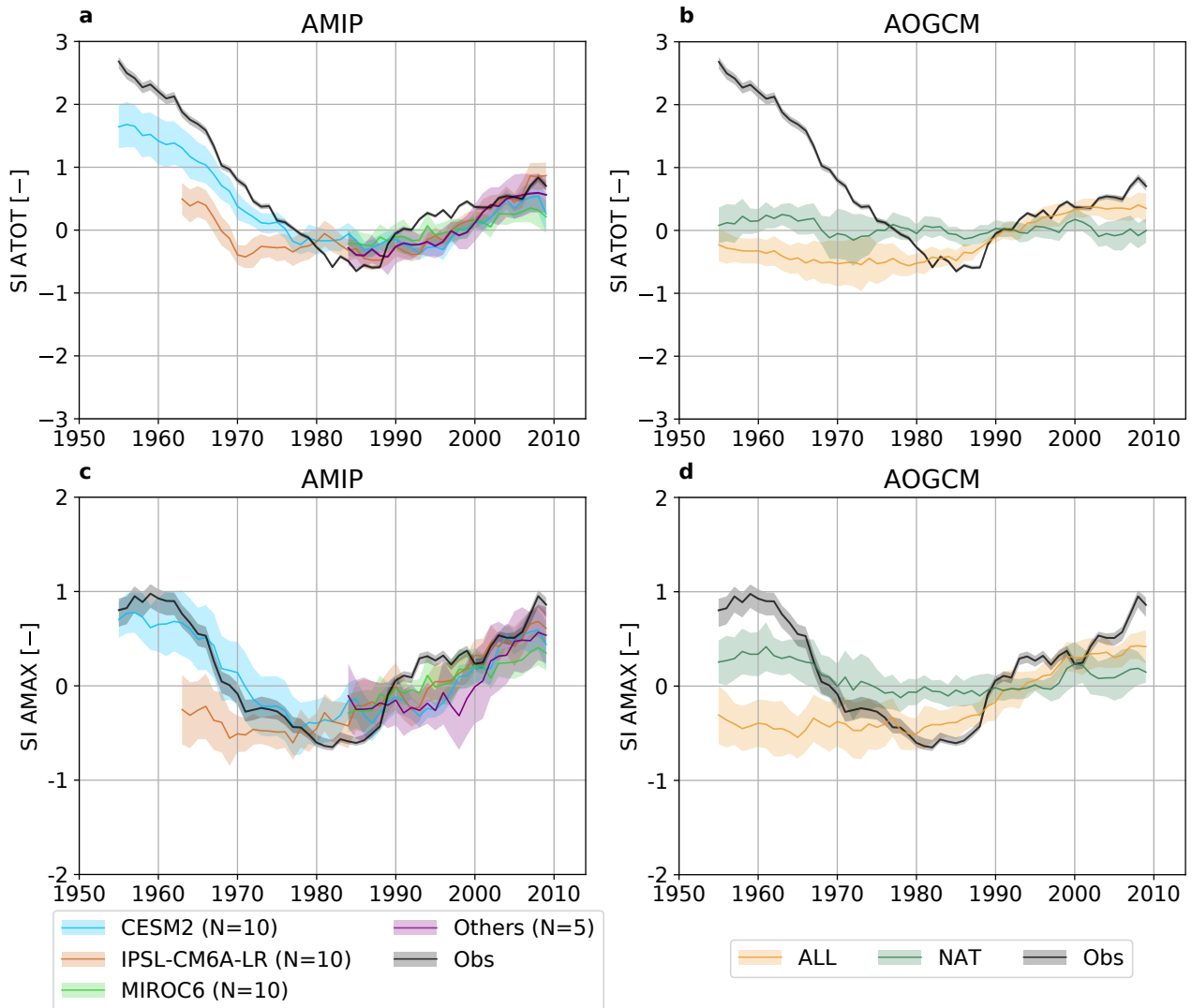


FIGURE IX.2 – Standardized indices (SI) of annual total (ATOT) rainfall for (a) AMIP simulations and (b) AOGCM NAT (green) and ALL (orange) simulations. (c) and (d) are the SI of annual maxima daily rainfall (AMAX) from AMIP and AOGCM simulations, respectively. In a and c, CESM2 (blue), IPSL-CM6A-LR (brown) and MIROC6 (green) are median and \pm one standard deviation (s.d.) across 10-member ensembles covering the 1950–2014, 1958–2014 and 1979–2014 periods, respectively. The purple line and shading correspond to the median and \pm one s.d. across single-member, 5-model ensemble (see legend). Lines and shadings in b and d correspond to the median and \pm one s.d. across 2-member multi-model ensembles. Note the different vertical axis scale for SI ATOT and SI AMAX. Observations are shown in black, with grey shading corresponding to the uncertainty due to network configuration. All time series are smoothed with a 11-yr running mean to emphasize the multi-decadal evolution.

The post–1980 increase in extreme daily rainfall intensity is clearly visible in Fig. IX.2c, where the SI of the observed regional annual maximum daily rainfall (AMAX) has increased from a value of -0.5 in the early 1980s to almost +1.0 in the 2010s. Both the ALL (Fig. IX.2d) and AMIP (Fig. IX.2c) simulations are well capturing this trend, even though with a weaker amplitude. This is not the case for the NAT simulations, suggesting that anthropogenic forcings play a role in this surge of intense daily rainfall as well.

This issue is further explored by computing the 1980–2014 trends for the ATOT and AMAX indices in NAT and ALL simulations. The distributions of these two sets of 8×2 trend values are compared in Fig. IX.3 with the control-climate one, obtained by computing the trend on two randomly sampled, non-overlapping 35-year periods in each model’s PICTL simulation. Since standardized indices are considered, all models trend values may be pooled into one sample (for each index and each experiment –

ALL, NAT and PICTL –). For both ATOT and AMAX, the distribution of the NAT simulations (green) and of the PICTL simulations (grey) are not statistically different according to a Kruskal-Wallis test, with p-values of 0.85 and 0.11, respectively, and a mean trend close to 0 (in SI unit year⁻¹) in both cases. The ALL distributions (orange) are clearly shifted towards larger values and statistically different from the NAT and PICTL ones (p-values < 0.01), with a mean trend of 0.04 and 0.03 for ATOT and AMAX,

respectively (as compared to 0.05 and 0.06 for the observed ATOT and AMAX, respectively). Simulations incorporating anthropogenic forcing factors are thus the only ones able to detect the observed increasing trend of both annual totals and extreme daily rainfalls in the region. Similar conclusions are drawn when performing the same analysis on the larger samples (8×10) available for the ALL and PICTL simulations only (see Table 1), showing the robustness of our findings against ICV and model uncertainty (Fig. D.4).

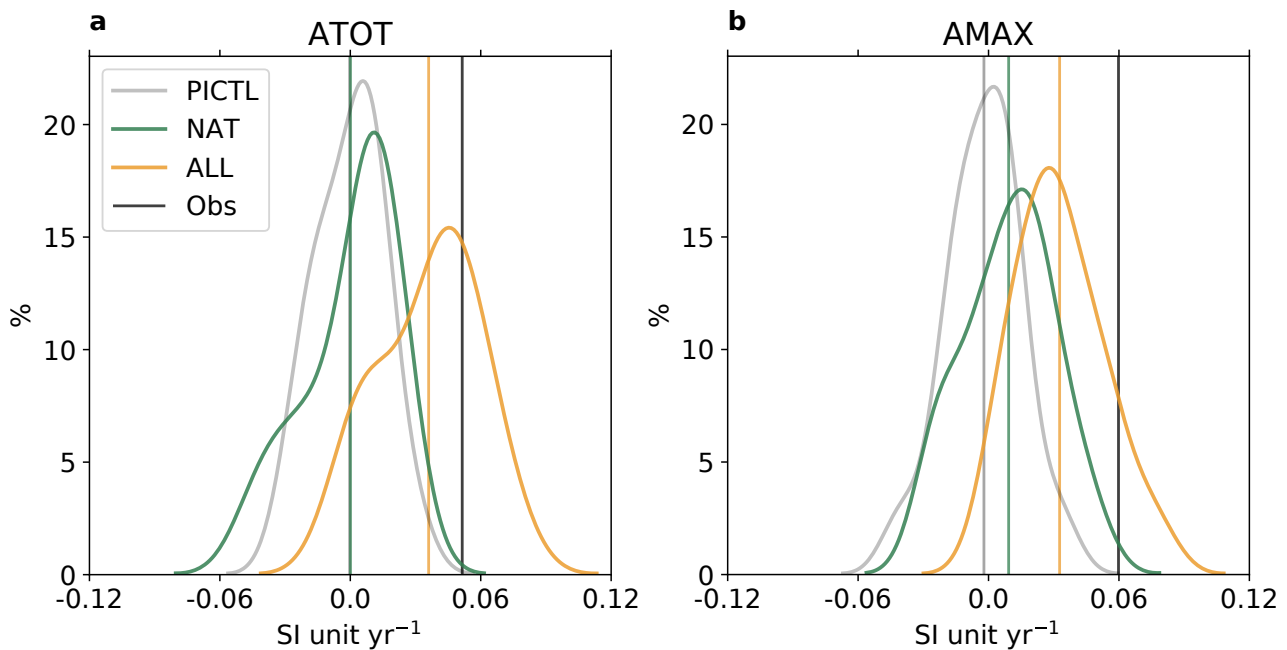


FIGURE IX.3 – Probability Density Functions (PDF) of the SI ATOT (a) and SI AMAX (b) linear trends (in SI unit year⁻¹) computed on 1980–2014 for NAT (green) and ALL (orange) runs and on non-overlapping 35-yr time periods randomly sampled in the pre-industrial control (PICTL) simulations (grey). The means of the 16 trends computed for each type of simulation are displayed as vertical lines. The observed trend is indicated by the black vertical line.

III.2. Rainfall regime intensification in CMIP6 historical simulations

Basically, the regimes of the annual totals and extremes are controlled by two key variables : the number of occurrences and the intensity of rainy days. In the following we thus explore how the evolution of these two variables compare to the evolution of ATOT and AMAX. For this purpose, we compute standardized indices, *I* and *N*, whose time evolution is displayed in Fig. IX.4 for the AOGCM and AMIP simulations. In ALL, the trends for both *I* and *N* are quite consistent with the observations after 1990, while notable differences are seen before 1990 (Fig. IX.4b and

IX.4d) ; this is, again, because the pre-1990 *I* and *N* evolution mainly arises from ICV, as confirmed with the CESM2 AMIP simulations (Fig. IX.4a and IX.4c, blue line and shading).

It is noteworthy that prescribing observed SST values brings a larger improvement for *N* than for *I*, as can be seen when comparing both the spread among models and the match with observations in Fig. IX.4a and IX.4c. This shows that SSTs exert a stronger control on the model-simulated daily rainfall occurrences, as reported by GIANNINI et al. [2013] ; SALACK et al. [2014] for observations. One the other hand, intensity may be more closely related to local processes, possibly

involving interactions with the ground surface and therefore less constrained by SSTs, which would explain the larger intermodel spread.

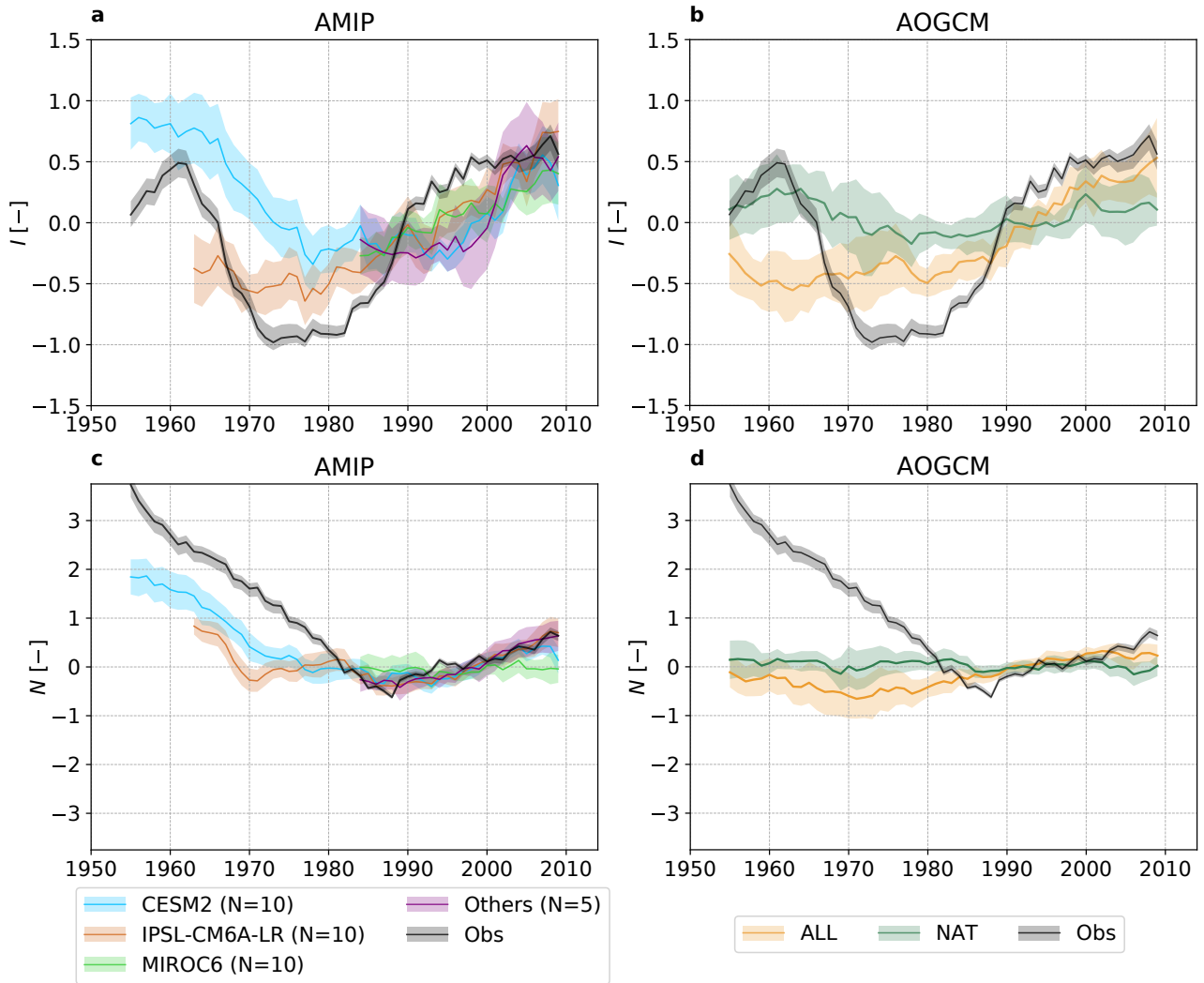


FIGURE IX.4 – Standardized indices of the regional mean daily rainfall intensity (I) in (a) AMIP and (b) AOGCM simulations, and of the regional mean number of wet days (N) in (c) AMIP and (d) AOGCM simulations. Line and shading colors are similar to Fig. IX.2. All time series are smoothed with a 11-yr running mean to emphasize decadal variability.

How different to 0 are the forced (multi-model/multi-member mean) regional intensity and occurrence standardized values is quantified with a one sample, two-sided Student's t-test (see Section II.3.d). It is clear from Fig. IX.5, showing the p -value of the test for each year, that here again the rainfall regime evolution is largely due

to large-scale anthropogenic factors : the p -values are smaller than 1 % most of the time in ALL, except around the center of the reference period used for standardization (1979–2008). In NAT, the p -values are generally above 5 %, meaning that the null hypothesis of no change may not be rejected at this risk level.

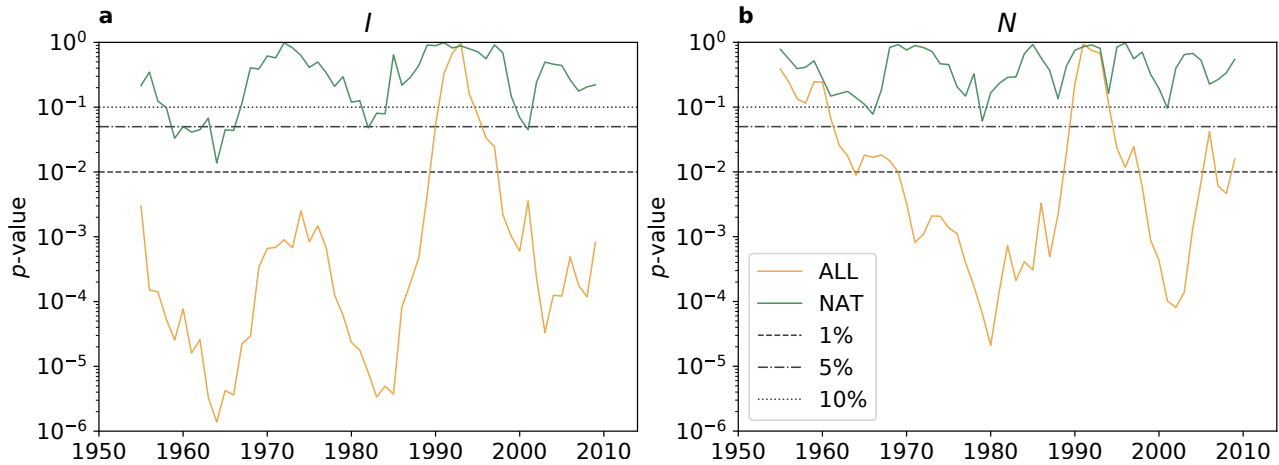


FIGURE IX.5 – p -value of a one sample, two-sided Student’s t -test comparing, for each year, the mean across members of the (a) I and (b) N values to 0, for ALL (orange) and NAT (green) simulations. Thresholds for p -value of 1%, 5% and 10% are shown with dashed, dashed-dotted and dotted lines, respectively.

III.3. Dry and wet extreme return levels evolution

A regional GEV distribution is used here to model CDD and AMAX time series on moving 20-year time windows, allowing to compute the 10-year return levels for characterizing dry and wet extremes evolution (see Section II.3.c). In observations, dry extremes show a persistent increase from 1960 to 2000 and a plateau afterwards (black curve in Fig. IX.6a). In spite of this fairly homogeneous increase, the N evolution (black curve in Fig. IX.4c and IX.4d) leads to distinguish two distinct periods. As expected, the systematic decline in N from 1950 to the mid-1980s has produced an enhancement of the dry spell lengths [LE BARBÉ et al., 2002]. Afterwards, the occurrence increase is associated with an increase in I (Fig. IX.4a); because stronger – and potentially larger (e.g., PREIN et al., 2017a; LOCHBIHLER et al., 2019) – storms tend to remove more moisture from the atmosphere, this might as well have favored longer inter-event durations [TRENBERTH, 2011]. The slight levelling-off of I after 2000 would thus explain the observed CDD plateau. In models, CDD remains stable during the first period, likely because most of the occurrence decline was internally-generated and therefore not present when averaging across multiple AOGCM

realizations. The recent period, however, gives an illustrative example that robustness does not imply realism, with none of the models capturing the increasing trend in extreme dry spell length. This conclusion proves to be hardly sensitive to the wet day threshold value (Fig. D.5a) and points to an intrinsic deficiency of models, as further discussed in Section V.4.

Wet extremes tell a different story : the pattern of change in daily rainfall 10-yr return level is in overall agreement with that of AMAX depicted in Fig. IX.2d, with a signal mostly flat prior to 1980 and an increasing trend starting at the turn of the 1980s (Fig. IX.6b). Note that whereas the model-simulated SI AMAX remains lower than the observed one (Fig. IX.2d), the 10-yr return level is most of the time over-estimated ; this is because some models simulate a larger increase in the scale parameter of the regional GEV distribution, which more strongly affects the strongest (or rarest) events, a feature not captured by the SI. Also worth mentioning is the larger spread among members prior to 1980 with, interestingly, some members capturing the magnitude of the strong decreasing trend in extremes, of -15 % in 20 years. The larger inter-model agreement after 1980 indicates that this signal is at least partly externally-forced, while the almost flat signal in NAT support the anthropogenic origin of this rainfall intensification.

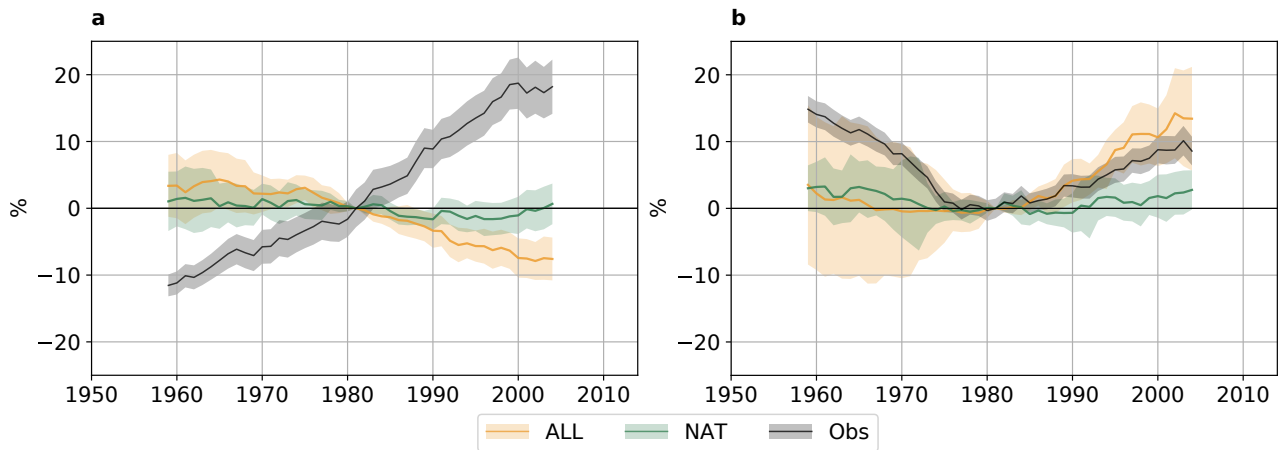


FIGURE IX.6 – Change in the 10-yr return level of (a) dry spell length and (b) daily rainfall relative to the 1972-1991 baseline value (%) for 20-yr moving windows spanning the 1950–2014 period. Orange line and shading are the median and +/- one s.d. across multi-model two-member ensembles medians. Black line and grey shading correspond to the observed values and associated uncertainty due to network configuration.

IV. Mechanisms for rainfall regime changes of the last decades

In the previous section, CMIP6 models have been shown to capture the observed evolution of key parameters of the Sahelian rainfall regime, namely : the annual totals, the extreme daily rainfalls, the mean intensity and the mean annual number of rainy days. Moreover, an unequivocal influence of anthropogenic forcing factors on these evolution has been highlighted. Building on this two aspects and because one may expect the intensity and frequency to respond to different factors in different ways, this section delves into the respective roles of external factors on the recent rainfall regime evolution.

IV.1. Intensity and occurrence

To assess more finely how internal variability and external factors may have contributed to triggering the new rainfall regime that has been taking shape since the mid-1980s, it is worth looking at the spatial patterns of changes in intensity and occurrence. In order to filter out the large interannual variability at the GCM mesh scale, the time-evolution of the rainfall regime is characterized by computing the differences of I and N averaged over two 30-year periods (1950–1979 and 1985–2014) for ALL, NAT-, AER- and GHG-only simulations, using the same subset of two-member ensembles as previously.

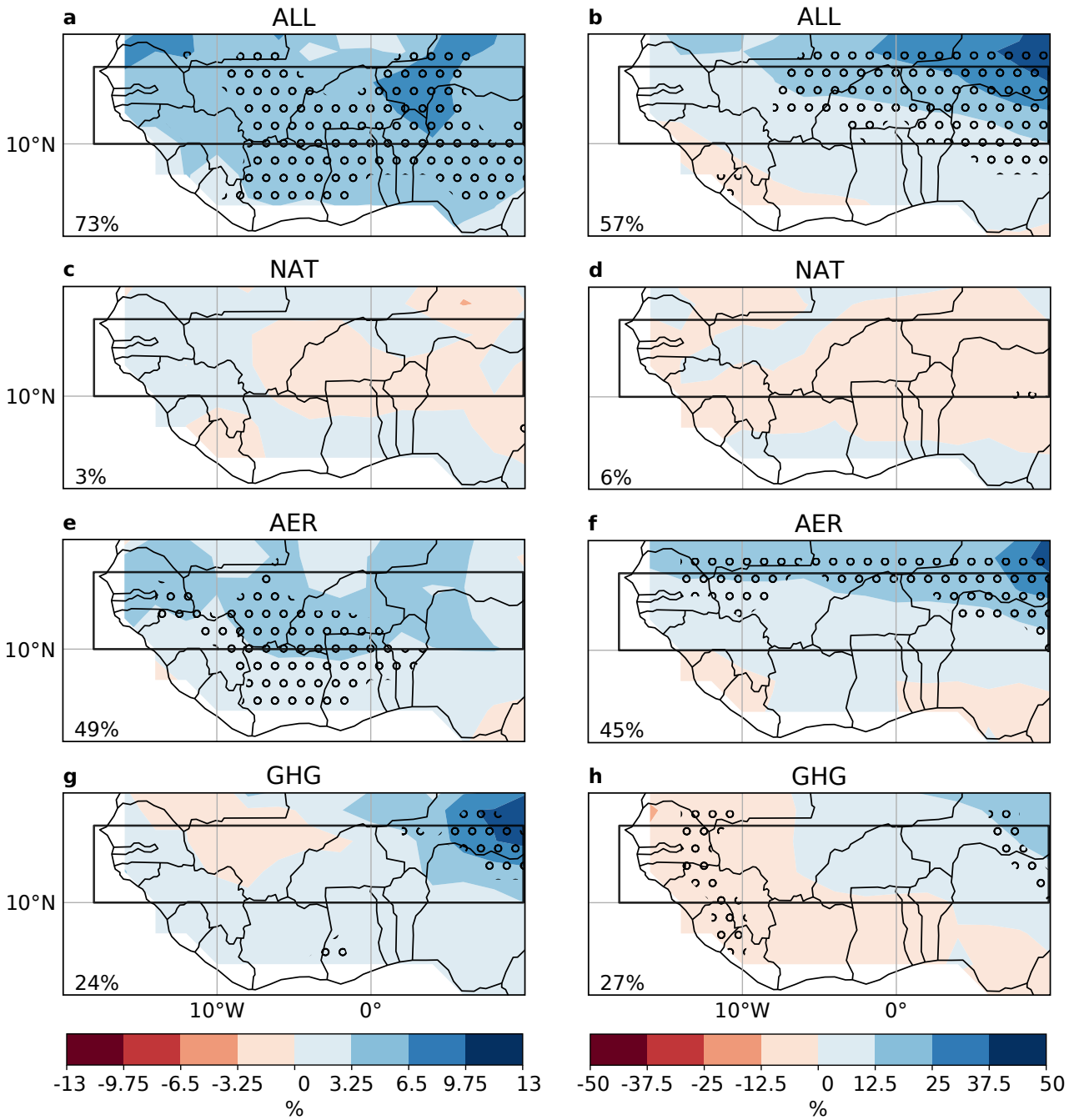


FIGURE IX.7 – Multi-model mean of intensity (left) and occurrence (right) relative change (%) between 1985–2014 and 1950–1979 in (from top to bottom) ALL, NAT, AER and GHG AOGCM experiments. Stippling indicates grid cells where 6 out of the 8 models agree on the sign of change. Note the different color scales for I and N. Boxes correspond to the Sahel region used in this study (10°–15°N, 20°W–10°E). Numbers in the bottom left corner stand for the proportion of grid cells meeting the model agreement criterion within the Sahel box.

For intensities, the ALL simulations display a widespread increase, with large model agreement (6 models out of 8 agree over 73 % of the Sahel domain, Fig. IX.7a). Aerosols and GHG effects combine well to explain this overall pattern of evolution, albeit with different spatial patterns when looking at each of these two factors separately. Aerosols drive a widespread

intensity increase, with good model agreement (75 % of the models agree on the sign of change over one-half of the domain, Fig. IX.7e). GHG runs display a strong intensity increase in the easternmost part of the Sahel (Fig. IX.7g). A dipole structure of the mean rainfall response to increasing GHG concentrations is a robust feature of future projections in the Sahel, with

a wetter East and a drier West [FONTAINE et al., 2011; MONERIE et al., 2012]. It has been suggested that a reinforcement/displacement of the Saharan heat low could drive a stronger moisture convergence over the eastern Sahel (ES), an enhanced southwesterly flow adding up to the purely thermodynamical effect of an increased atmospheric moisture holding capacity, as suggested by observations [EVAN et al., 2015; LAVAYSSE et al., 2016] and climate models [GAETANI et al., 2017; MONERIE et al., 2021]. Over western Sahel (WS), ALL runs well capture the intensity evolution as a result of the AER and GHG effects (Fig. IX.8a, IX.8e and IX.8g). The larger spread in AMIP runs over WS confirms the limited SST influence on intensity, even in this coastal region (Fig. IX.8i).

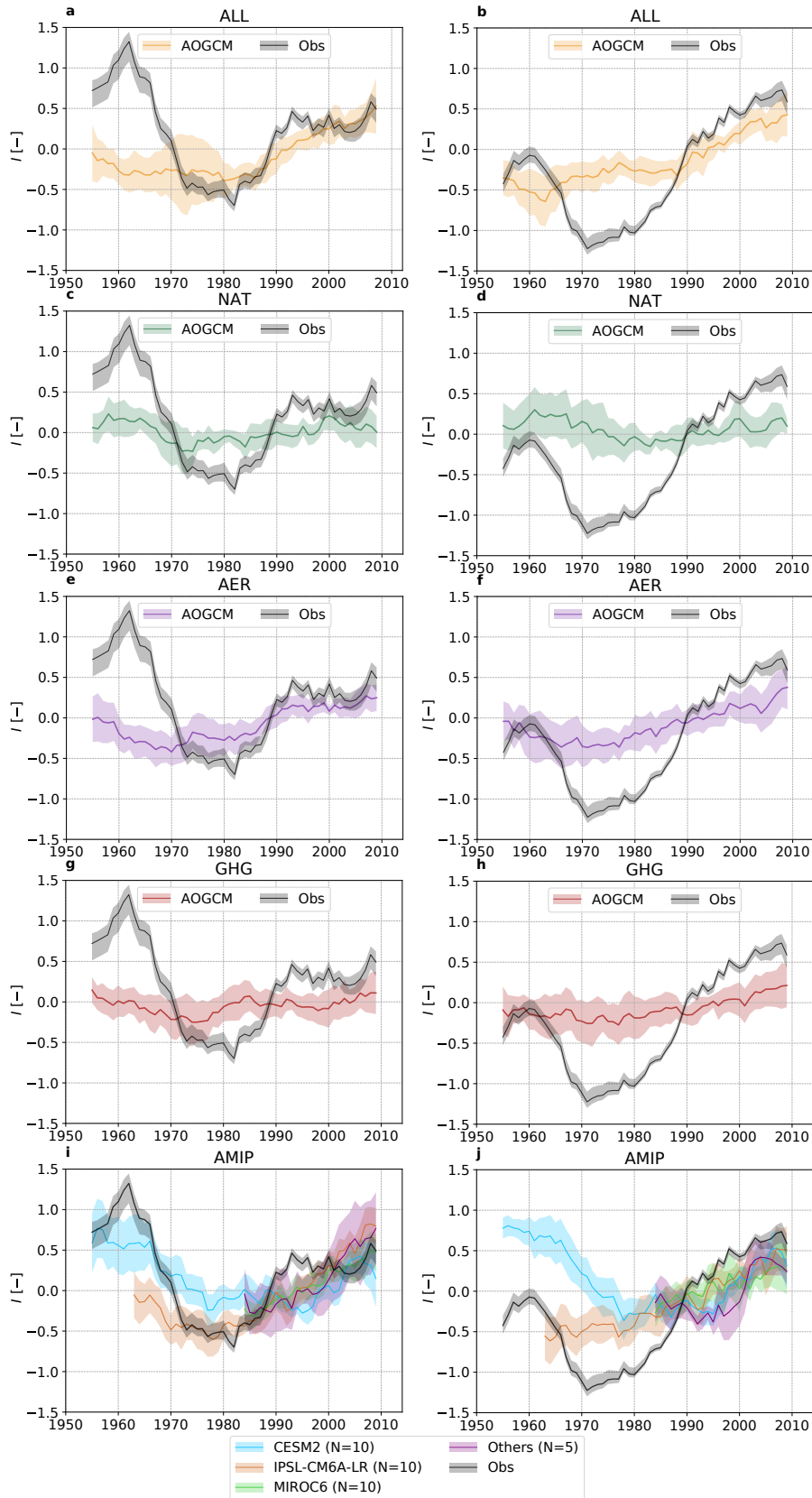


FIGURE IX.8 – Standardized indices of regional mean intensity (I) for (left) Western and (right) Eastern Sahel. Multi-model medians and \pm one s.d. of 2-member ensemble medians are shown with color line and shading, respectively. Observations are shown in black. All time series are smoothed with a 11-yr running mean to emphasize decadal variability.

Regarding occurrences, the southwest-northeast gradient of the occurrence evolution in ALL is an obvious superimposition of the AER and GHG fields (Fig. IX.7b, IX.7f, IX.7h). The latitudinal gradient in AER runs likely reflects a further North migration of the ITCZ rainband in response to the reduction in aerosols emissions [ROTSTAYN & LOHMANN, 2002; CHANG et al., 2011] with, in absolute terms, an additional ~ 2 rainy days per year over the whole region between the two considered periods (not shown). The occurrence evolution in ALL is slightly underestimated over WS (Fig. IX.9a) while it is in much better agreement in AMIP runs (Fig. IX.9i).

This suggests that an internally-generated mode of SST variability might have counteracted the drying effect of GHG depicted in Fig. IX.7h, though this discrepancy may also arise from a deficiency of AOGCMs to capture the correct SST trend. The opposite holds over ES, where the increase of occurrences is slightly overestimated in ALL because of the combined effect of aerosols and greenhouse gases forcing (Fig. IX.9b, IX.9f, IX.9h). In AMIP runs the occurrence increase over ES is slightly leveled-off (Fig. IX.9j). The larger inter-model spread (as compared to that over WS) is likely due to the more remote oceanic influence in this area.

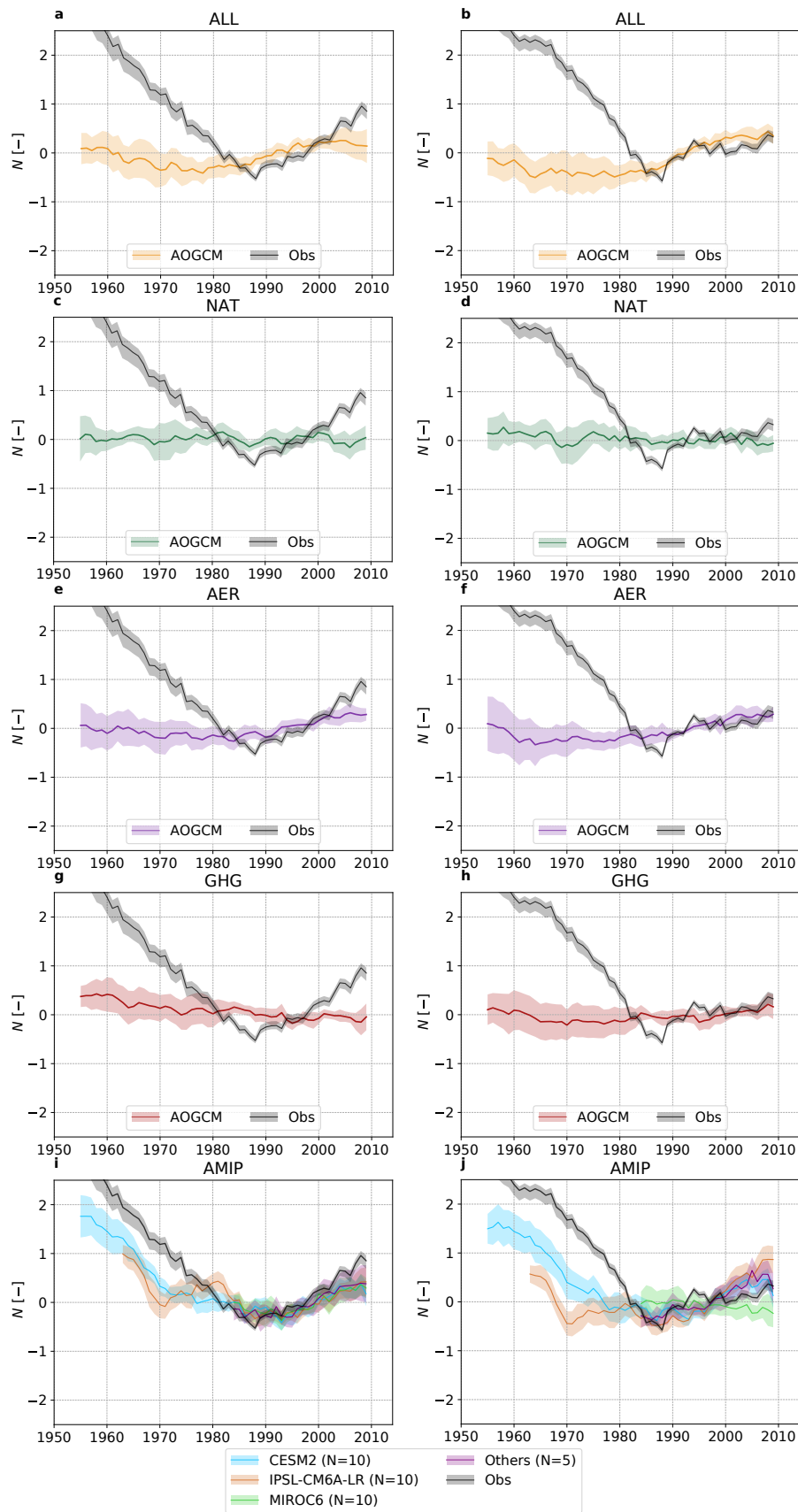


FIGURE IX.9 – Same as Fig. IX.8 for the regional mean occurrence (N).

Another noteworthy feature is the dipole pattern shown in Fig. IX.7h, with a substantial occurrence reduction over WS while occurrence

increases over ES, with good model agreement. Thus, the well-documented Sahelian dipole turns out to be a combined effect of intensity increase

over the ES and occurrence shrinking over the WS under GHG forcing (see Figs. IX.8h and IX.9g, respectively). Interestingly, these two features are fairly robust across models, in spite of the relatively limited GHG forcing strength of the historical period. In addition, using the idealized experiment wherein CO₂ concentration exponentially increases at a rate of 1 % year⁻¹ starting from a pre-industrial control state (1pctCO₂), the dipole-like structure of I and N evolution turns out to be monotonous (not shown). Thus, were the GHG emissions to continue in the coming decades, one may not exclude this occurrence-intensity dipole to strengthen. This would lead to further rainfall intensification, keeping in mind that ICV may either damp or amplify this forced signal on interannual to decadal timescales.

IV.2. Recent wet extremes trend

Based on the use of a regional GEV model it was shown in Section III that the ALL simulations reproduce realistically the intensification trend of wet extremes seen in observations from 1980 to 2014 (Fig. IX.2d and IX.6b). We will look below at this evolution in single-forcing simulations, using a non-stationary regional GEV model wherein both the location and the scale parameters vary linearly with time over the 1980–2014 period (see Appendix 2 for details).

For each model's two-member ensemble we derive the 10-year return level trend. Fig. IX.10a shows that over the whole Sahel, the median trend

across models in ALL (5.43 % decade⁻¹) matches strikingly well with the observed value of 5.29 % decade⁻¹ ([4.2 – 6.2] 50 % confidence interval, black line and grey shading), though with a relatively large inter-model spread (from 2.7 to 13.8 % decade⁻¹). Aerosols contribute the largest share of this trend (3.7 % decade⁻¹) with a narrow spread (1.7 – 6.1 % decade⁻¹), consistent with the good model agreement shown in Fig. IX.7e and IX.7f. GHG runs have a positive median trend (1.8 % decade⁻¹) affected by a large inter-model spread (-4.1 – 6.3 % decade⁻¹), largely explaining the spread seen in ALL : the IPSL-CM6A-LR model produces the largest trends in ALL (13.8 % decade⁻¹) and GHG (6.3 % decade⁻¹) runs, whereas the CESM2 model has the second smallest trend in ALL (3.0 % decade⁻¹) and a largely negative trend in GHG (-4.1 % decade⁻¹). This regional behaviour also applies at the sub-regional scales, as depicted in Fig. IX.10b and IX.10c for the Western and Eastern Sahel, respectively. Moreover, it shows some consistency with the spatial pattern analysis presented in section 4.1 (Fig. IX.8 and IX.9) : over WS, there is a gap of 1.4 % decade⁻¹ between the observed and ALL simulation trends, likely resulting from the larger ICV influence over this area. Over ES, the NAT trend is slightly larger and with no negative trend. The larger signal in GHG over ES results from the large intensity increase (Fig. IX.8h) ; the large spread suggests that extreme rainfall events are especially sensitive to model formulation, as discussed in Section V.3.

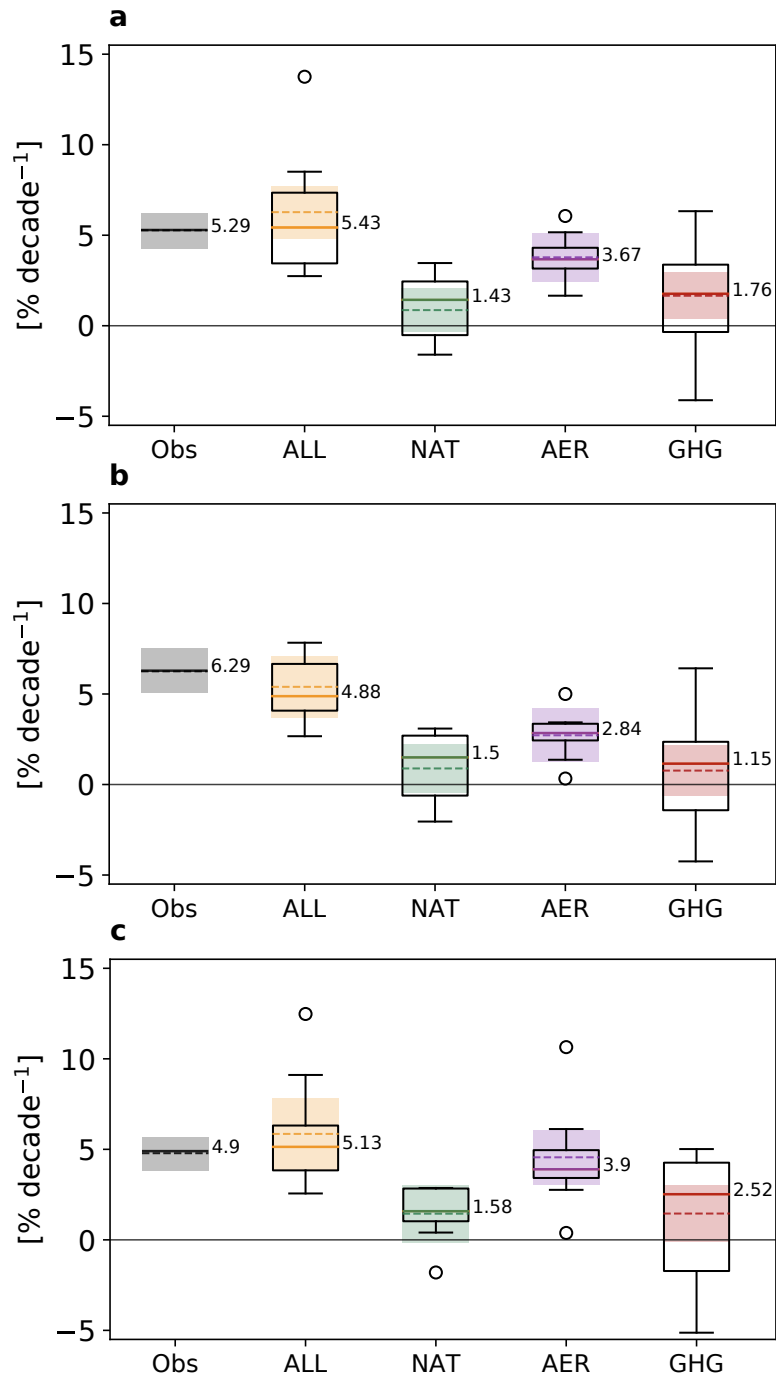


FIGURE IX.10 – 1980–2014 trends of the daily rainfall 10-yr return level ($\% \text{ decade}^{-1}$) derived from the RNSGEV model fitted on two-member samples of annual maxima daily rainfall for each model over (a) the whole Sahel, (b) Western Sahel and (c) Eastern Sahel. Boxplot diagrams show the inter-model spread for ALL, NAT-, AER- and GHG-only simulations : box is 1st (Q1) – 3rd (Q3) inter-quartile range (IQR), whiskers extend from $Q1-1.5 \times IQR$ to $Q3+1.5 \times IQR$. The median trend across models is indicated with the plain line and number aside. Shading depicts the uncertainty due to RNSGEV model inference for observations (grey) and models (color). Dashed lines indicate the median across 200 bootstrapped trend values.

V. Discussion

Our qualitative attribution analysis of the rainfall regime evolution in the Sahel leads us to conclude that anthropogenic forcing factors have played a significant role in driving the recent

rainfall intensification trend. At the same time, the Sahelian rainfall is characterized by a strong decadal variability, largely associated with the SST patterns in various oceanic basins. Climate model biases in reproducing important features of oceanic spatial and temporal variability are

known to be especially strong. One may thus wonder to which extent these biases may impair our confidence in the rainfall regime evolution produced by these models regarding both the past and the future. In this section the discussion first bears on the capacity of GCMs to capture the rainfall evolution over a specific region, a major advance of this study. Secondly, we discuss whether this finding could arise for wrong reasons (typically through compensating effects). Building on the assumptions that models are indeed behaving correctly for the right reasons, we discuss the attribution of this evolution to anthropogenic forcing factors. The caveat previously highlighted regarding the incapacity of models to capture the evolution of extreme dry sequences leaves room for future research, as finally discussed.

V.1. Evolution of rainfall values

Whether considering annual totals, maximum annual rainfall or mean daily rainfall, AMIP simulations well capture the decline of the 1950–1985 period (in the CESM2 model and to a lesser extent in the IPSL-CM6A-LR model), providing confidence in the capacity of climate models to correctly apprehend the WAM sensitivity to SST patterns. The post–1985 rebound of annual rainfall, associated with higher maximum annual and mean daily rainfall is also well captured (Fig. IX.2 and IX.4). This means that despite their different structures, the various GCMs used in this study detect the proper amplitude of the recent intensification with respect to the 1950–1985 decline, as soon as they are forced by the

observed SST and sea-ice cover values. More specifically, they correctly diagnose an annual mean rainfall that remains below the 1950s high, a maximum annual daily rainfall that is in the same order as in the 1950s and a mean daily rainfall that is now higher than in the 1950s. This latter point deserves some attention. Relative to the rainfall regime that prevailed over the 1950–1970 period, there is a stronger increase of the mean daily rainfall than of the maximum annual daily rainfall and this is due to a persisting deficit of rainfall occurrences. The fact that GCMs are able to capture this fundamental feature of the Sahelian rainfall regime evolution provides some confidence for carrying out impact studies and planning adaptation strategies, keeping in mind that the decadal variability is interfering with long term trends in producing the actual pattern of evolution. In this respect, one may infer that the difference in timing and amplitude of the post–1985 intensification between AOGCMs and AMIP simulations represents the effect of the internal variability, and more specifically – for that particular period – the rebound from the unprecedented drought of the 1970s and 1980s : AMIP simulations combine the two effects while the AOGCMs ensemble average illustrates the forced evolution. Given the requirements for this type of study, only a limited number of models could be used. However, as can be seen from Fig. IX.11, the models used in this study have substantially different control climates, which seems to indicate that the detected trends stem from a robust regional climatic signal.

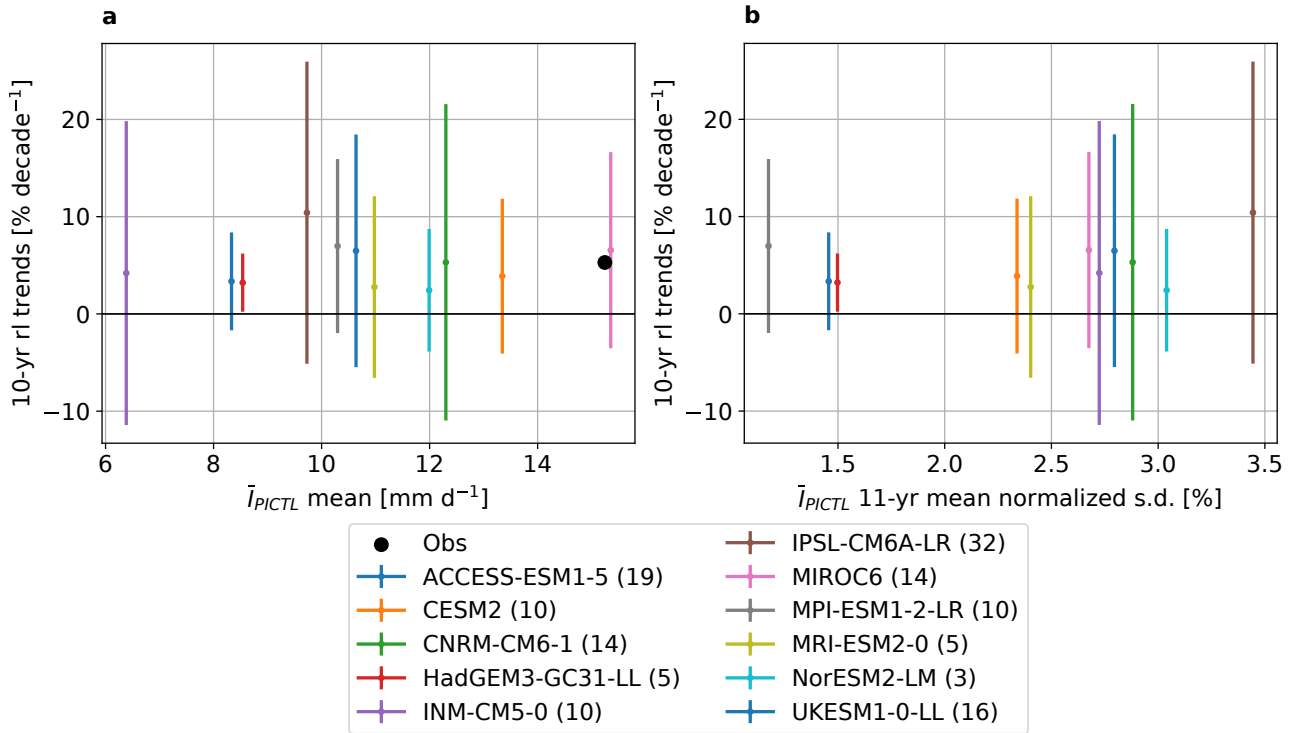


FIGURE IX.11 – 1980–2014 10-yr return level trends in ALL simulations as a function of models' daily rainfall characteristics from the PICTL simulation. Horizontal axis in (a) is the regional mean daily rainfall intensity (I , mm d⁻¹) averaged across $n \times 35$ years where n is the available number of members or 35-yr PICTL time slices, for each model (the smallest is chosen, see legend). In (b) the horizontal axis is the standard deviation of the 11-year running mean I time series, normalized by the mean I (%). The vertical lines correspond to the spread across the n trend values. The observed value is shown with a black dot on (a).

V.2. Could the detected trends arise from compensating biases?

This section addresses the issue of whether – and the extent to which – climate model biases in representing internal modes of climate variability and sensitivity to forcing factors may affect the conclusions of this study. In fact, compensating effects between these two types of deficiencies have the potential to yield good results for the wrong reasons, thus leading to draw incorrect conclusions. This issue also has implications for decadal predictability as well as century-long projections.

V.2.a. Biases in ICV

One major concern for the purpose and conclusions of this study is the difficulty of models for capturing the spatial and time patterns of SSTs, especially their decadal modes of variability, with such biases documented in CMIP3 and CMIP5 models (e.g., MOHINO et al., 2016; YAN et al., 2018; WILLS et al., 2019). Although a comprehensive evaluation of CMIP6

models is not available to date, the simulation of Atlantic multi-decadal variability seems to be improved in several state-of-the-art AOGCMs, such as the CNRM [VOLDOIRE et al., 2019] and IPSL [BOUCHER et al., 2020; BONNET et al., 2021] models used here. Also of interest is the capacity of models for capturing the climate impacts of such modes of variability, which have been shown to differ substantially among a set of CMIP6 models by HODSON et al. [2022].

Both features – Atlantic decadal variability and its climate impacts – may be closely related to model biases in the oceanic mean state and the associated mechanisms (including coupling with the atmosphere), as documented in CMIP5 [RICHTER & XIE, 2008; RICHTER et al., 2014; RODRÍGUEZ-FONSECA et al., 2015, among others) and CMIP6 [RICHTER & TOKINAGA, 2020] models, this latter study reporting only slight improvements in CMIP6 models. We note that model biases in various regions may affect the overall model behaviour in different ways :

decadal scale variability primarily originates in northern North Atlantic [WILLS et al., 2019] while Sahel rainfall variability and change is mainly ruled by Tropical Atlantic SSTs.

Understanding how these various sources of error interact and (may) change with changing external forcings is essential to increase confidence in attribution and projection studies.

V.2.b. Biases in sensitivity to external forcings

Another important aspect has to do with the sensitivity of model-simulated SSTs to different external forcing agents, especially GHG and aerosols. Regarding GHG-driven global warming (GW), MOHINO et al. [2016] show, using one GCM, that the pattern of Sahel rainfall response to GW is not correctly simulated, mainly because of an incorrect tropical Atlantic warming trend (a finding in line with SHIN & SARDESHMUKH, 2011). For aerosols, MENARY et al. [2020] find that CMIP6 models have a larger sensitivity to changes in atmospheric aerosols loading as compared to CMIP5 models, mainly due to the indirect aerosols effect being now widely accounted for. This (possibly over-estimated) sensitivity may well overwhelm an under-estimated response to GHG forcing and/or a too weak decadal variability; this would lead to overly attribute the recent intensification to aerosols at the expense of other factor(s).

Notwithstanding these limitations, there are at least two reasons that support our conclusions that external forcing factors had an indisputable influence in shaping a significant evolution of the Sahelian rainfall regime since 1990. Firstly, several previous studies have reported the implication of various forcing factors in the recent rainfall rebound [DONG & SUTTON, 2015; GIANNINI & KAPLAN, 2019; MARVEL et al., 2020], even though noting that model underestimation of decadal-scale SST variability may reduce the spread about the estimated forced trend, leading to an overestimated signal-to-noise ratio. Secondly, working in a multi-model framework reduces the possibility of being correct for the wrong reasons.

V.3. Attribution

Assuming AOGCM simulations to be mostly influenced by the modification of the external forcing factors combination leads to assess whether one can disentangle the influence of the two main factors, aerosols and GHG concentrations. To that end, CMIP6-DAMIP simulations [GILLET et al., 2016] were used. Several authors consider that the unusual SST pattern of the Atlantic ocean having caused the severe 1970–1990 drought originates in the aerosol atmospheric content peaking in the 1970s in the Northern Hemisphere, before declining as a consequence of the regulations imposed since (see HOESLY et al., 2018). A significant share of the post–1985 evolution could thus be associated with this decline of the aerosol content, a hypothesis confirmed by our analysis showing that aerosols-only simulations display a more consistent and robust pattern of the post–1985 evolution (Fig. IX.7), and account for the largest share of the recent intensification trend of daily rainfall extremes (Fig. 9). The aerosols-only runs reproduce especially well the mean daily rainfall increase over the western half of our study domain (Fig. IX.8e). By contrast, the GHG signal is weaker even though clearly present over the Eastern Sahel. The spread of the 1980–2014 extreme rainfall trends produced by GHG simulations is likely linked to this GHG signal still being relatively weak in the first 15 years of the century. This emergence issue was difficult to address here given the small number of available GHG-only simulations. Dispersion between models may also be rooted in the manifold nature of the WAM response to global warming (e.g., GIANNINI, 2010; GAETANI et al., 2017; FITZPATRICK et al., 2020; CHAGNAUD et al., 2020), making the simulations markedly sensitive to differences between models in representing one or several key mechanisms, especially those controlling scale interactions – for instance between regional climate dynamics and convection [model structural differences have been shown to account for a large share of the total uncertainty in future projections of regional precipitation [HAWKINS & SUTTON, 2011], especially for monsoonal rainfall extremes

[ZHOU et al., 2020]]. However, since the GHG signal is expected to become more and more dominant, future sets of simulations incorporating the most recent GHG concentrations could display smaller relative spreads and provide more confidence in end-of-the-century projections. Meanwhile, there is already sufficient evidence of the capacity of the current generation of climate models to attribute part of the ongoing Sahelian rainfall intensification to the GHG concentrations increase so as to take it into account in adaptation policies.

V.4. Evolution of rainfall occurrences

This paper has addressed the intensification issue in its broad sense, that is, evolving rainfall intensities and occurrences as reported in observations by SALACK et al. [2016] and PANTHOU et al. [2018]. However, while climate models convincingly detect the increase of mean rainfall intensities and extreme rainfall, the picture is somewhat bleaker for rainfall occurrences and the associated intraseasonal variability that largely controls water runoff and crop yields. On the one hand, the overall regional increase of the mean number of rainy days per year since the end of the 1980s is well detected by AOGCMs (Fig. IX.4d) as well as by AMIP (Fig. IX.4c) simulations. The latter also perfectly capture the fact that the mean occurrence rate remains much smaller than in the 1950s. This occurrence rate rebound seems mostly driven by the evolution of the aerosols forcing, while GHG-content increase entails an occurrence rate increase in the northeastern Sahel and a decrease elsewhere – especially significant over Senegal (Fig. IX.7h and IX.9g). On the other hand, when looking at extreme dry spell length, GCM simulations fail to capture the strong increase detected in observations (Fig. IX.6a). In other words, in nature, the mean number of rainy events has increased over the last decades but the probability of getting an unusually long dry spell has also increased, meaning a changing intraseasonal distribution of rain occurrences; in climate models the mean number of rainy events also increases but the distortion of the intraseasonal distribution is not seen. There are at least two factors that

may explain this flaw : the first one is related to models while the second concerns the way extreme dry spells are statistically dealt with. From their analysis of *in situ* daily rainfall data in Senegal and Niger, SALACK et al. [2014] evidenced the instrumental role of global SST anomaly patterns in conditioning the frequency of Sahelian dry spells. One may then think of a specific SST pattern causing the observed dry extremes trend not captured by the models. However, performing the CDD analysis on AMIP runs brings very little improvement (Fig. D.5b), rather pointing to an intrinsic model deficiency. Supporting this, the recent study of BERTHOU et al. [2019], based on a convection-permitting model simulation, suggests that the tendency of GCMs to over-estimate rainfall frequency – owing to the parameterization of convection (on this issue see e.g., HAGOS et al., 2021) – is responsible for this flaw, thus pointing to an irreducible deficiency in this particular respect. Another set of factors to have in mind when comparing extreme dry spell length in observations and in models relates to statistical considerations and more specifically to the choice of the diagnostic variable and of the statistical metrics. Firstly, the range of variation of the dry spell length is not so large, making the longest dry spell in a year not a so good diagnostic variable. Assessing the number of dry spells over a given critical threshold might be statistically more significant as well as more relevant in terms of impact on crop yields, for instance. Secondly, using a GEV-based model for representing the statistical distribution of extreme values associated with a discrete variable is questionable. It appears that a more specific and in-depth study should be carried out on the issue of the evolution of extreme dry spells in a context of increasing GHG concentrations.

VI. Conclusion

The Sahel has been experiencing large rainfall fluctuations since the middle of the 20th century, with two dominant sequences : i) from 1950 to the end of the 1980s, a 20-year wet period followed by a 20-year widespread and intense drought; ii) since the early 1990s, a partial recovery of the annual rainfall associated with an

overall intensification of the rainfall regime. While rainfall intensification is an expected outcome of global warming, other factors may have a substantial influence, most notably the strong internal variability of monsoon climates, heavily influenced by SST pattern oscillations. An array of fully-coupled and atmosphere-only state-of-the-art climate model simulations are used here to investigate whether they can help deciphering the various factors at play. Analyzing four regional rainfall indicators – the annual total rainfall, the mean daily rainfall intensity, the mean number of rainy days per year and the annual maximum daily rainfall – leads to the following conclusions :

- The intensification of the last 30 years is seen in both AOGCM and AMIP simulations, with the AMIP signal being closer to the observed one. This tends to establish that this intensification is partly driven by external forcing modifications (corresponding to the component seen by the AOGCMs) associated with the internal variability of the West African Monsoon.
- Comparing the response of aerosols-only and GHG-only AOGCM simulations indicates that a notable part of the intensification – averaged over the last 30 years – was mainly driven by a decreasing atmospheric aerosols content starting at the end of the 1970s, whether due to an indirect effect on the monsoon dynamics through their influence on SST patterns or to a more direct/local effect.
- Looking at regional patterns allows to further refine these conclusions. The continuing increasing trend of the mean daily rainfall in the East of the study domain is seen in both aerosols-only and GHG-only simulations, indicating they both play a role; by contrast, GHG-only simulations fail to capture the more complex signal observed in the West, indicating a prominent role of the aerosols there, probably through their influence on SSTs. The same qualitative result hold for the occurrences, with a GHG signal capturing much better the observed signal in the East than in the West. It

may thus be inferred that the increasing GHG atmospheric content is a dominant forcing of the observed intensification in the Eastern Sahel.

- While the climate simulations used here capture reasonably well the time-space evolution of the rainfall occurrences over the last 30 years, they do not reproduce correctly the observed trend of longer extreme dry spells. There is room for further work on this issue, if only to refine the metrics and statistical approaches to be used for investigating this specific topic.

These results are found to be robust across a range of CMIP6 models. This in turns provides some confidence for using future hydro-climatic trajectories derived from climate simulations under various emissions scenarios [O'NEILL et al., 2016] as a far-from-perfect but nevertheless meaningful basis for building adaptation strategies to rainfall regime changes.

Acknowledgment

The authors thank Frédéric Hourdin for useful discussions and the two anonymous reviewers for their insightful comments. They are also grateful to the late Françoise Guichard for initial discussions that demonstrate once again her will and ability for bridging the gaps between the various communities of scientists involved in climate research. The authors acknowledge the World Climate Research Programme's Working Group on climate modeling for coordination and promotion of CMIP6, and the climate modeling institutions for producing and making available the model outputs. The authors declare no competing interest.

Data Availability

Model data were acquired on the CICALAD server (<http://cicalad-web.ipsl.jussieu.fr/>). The daily raingauge data are the property of the national meteorological agencies and as such are subject to third-party restrictions and are not freely available.

Appendices

Appendix 1 : Calculation of standardized indices

Annual total

The standardized index for annual totals (SI ATOT) is computed as follows : the interannual mean of annual totals is computed at each station ($\overline{ATOT_j}$) and averaged across stations, yielding $\overline{ATOT_S}$. The regional anomaly time series is computed as follows :

$$ATOT(i) = \overline{ATOT_S} + \frac{1}{E} [ATOT_j(i) - \overline{ATOT_j}] \quad (1)$$

where i stands for year and j stands for station/grid point. Standardization is computed with the mean and standard deviation of the ATOT time series over the period 1979–2008. All stations having at least 50 valid years over the period 1950–2014 are used for the SI ATOT computation.

Daily rainfall annual maxima

Calculation of standardized index for annual maxima of daily rainfall (SI AMAX) is based on a regional GEV (RGEV) model wherein the location and scale parameters vary linearly with latitude (Eq.2) to account for the well marked south-north gradient in this two parameters (after PANTHOU et al., 2012). The model is inferred with a maximum likelihood estimation.

$$\begin{cases} \mu(lat) = \mu_0 + \mu_1 \times lat \\ \sigma(lat) = \sigma_0 + \sigma_1 \times lat \\ \xi \end{cases} \quad (2)$$

The RGEV model used for observations includes a linear dependence to longitude for μ and σ :

$$\begin{cases} \mu(lat, lon) = \mu_0 + \mu_1 \times lat + \mu_2 \times lon \\ \sigma(lat, lon) = \sigma_0 + \sigma_1 \times lat + \sigma_2 \times lon \\ \xi \end{cases} \quad (3)$$

From the RGEV model CDF at station/grid point j , F_j , the frequency of the annual maxima of daily rainfall $z_{i,j}$ is computed, for each year i :

$$p(i, j) = F_j(z_{i,j}) \quad (4)$$

By construction, the $p(i, j)$ are uniformly distributed. For each year the mean and standard deviation across stations of the p values is computed. The SI AMAX is obtained by standardizing these time series with respect to their mean and standard deviation over the period 1979–2008. All stations having at least 24 years over the 1979–2008 period are used for fitting of the RGEV model.

The return level i_T , with return period T , is the daily rainfall amount that has a $1/T$ chance to occur each year over the period used to fit the model. It can be computed as follows

$$i_T = \mu + \frac{\sigma}{\xi} \left\{ \left[-\log\left(1 - \frac{1}{T}\right) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \quad (5)$$

Wet days intensity and occurrence

The methodology used to obtained the regional mean daily rainfall intensity and number of wet days, described in the Supplementary Material of PANTHOU et al. [2018], goes as follows (we denote X the variable to compute) :

- At each location j (station/grid point) having Y_j years available, the interannual mean is computed :

$$\overline{X_j} = \frac{1}{Y_j} \sum_i^{Y_j} X_i \quad (6)$$

- The regional mean of the point-wise interannual means is computed : $\overline{X_S} = \frac{1}{E} [\overline{X_j}]$,
- The regional mean time series is obtained as follows :

$$\overline{X}(i) = \overline{X_S} + \frac{1}{E} [X_j(i) - \overline{X_j}] \quad (7)$$

The index is then standardized using the mean (\overline{X}) and standard deviation ($\sigma_{\overline{X}}$) over the reference period :

$$X = \frac{\overline{X} - \overline{\overline{X}}}{\sigma_{\overline{X}}} \quad (8)$$

Appendix 2 : Regional non-stationary GEV (RNSGEV) model

The RGEV model parameters (equation 2) are expressed as a linear function of time to account for systematic changes in rainfall extremes over a given period. The RNSGEV model parameters read :

$$\begin{cases} \mu(lat, lon, t) = (\mu_0 + \mu_1 \times lat + \mu_2 \times lon) \\ \quad \times (1 + \alpha_3 \times t) \\ \sigma(lat, lon, t) = (\sigma_0 + \sigma_1 \times lat + \sigma_2 \times lon) \\ \quad \times (1 + \alpha_3 \times t) \end{cases} \quad (9)$$

Similarly to equation 5, the space- and time-dependent return level $i_T(lat, lon, t)$ with return period T is the daily rainfall amount that has a $1/T$ chance to occur at year t and location (lat, lon) . It can be computed as follows :

$$i_T(lat, lon, t) = \mu(lat, lon, t) + \frac{\sigma(lat, lon, t)}{\xi} \left\{ \left[-\log\left(1 - \frac{1}{T}\right) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \quad (10)$$

where $\mu(lat, lon, t)$, $\sigma(lat, lon, t)$ and ξ are the RNSGEV model parameters.

The model inference uncertainty is estimated with the semi-parametric bootstrap resampling technique described in CHAGNAUD et al. [2021]. The 50% confidence intervals of the T -yr return level trends are quantified as the 25th-75th percentile range across 200 sets of bootstrapped trends.

2. Analyses complémentaires

2.1. Empreinte des différents forçages sur le cycle saisonnier

L'étude des modifications du cycle saisonnier fournit des informations sur les mécanismes à l'œuvre dans les évolutions du régime pluviométrique. Les figures IX.12 et IX.13 montrent l'évolution sur la période 1950–2014 de l'intensité et de l'occurrence journalières moyennes, respectivement, pour les mois de juin, juillet, août et septembre, et pour les simulations ALL, NAT, AER et GHG. La figure IX.12 montre qu'aucun forçage ne permet de reproduire l'augmentation de l'intensité sur le mois de juin. L'amélioration substantielle dans les simulations AMIP (sauf pour le modèle MIROC6, courbe verte) semble indiquer que cette augmentation est, au moins en partie, due à la variabilité interne via les températures de surface de la mer. Le fait que la pluviométrie en juin sur le Sahel soit intimement liée au phénomène de "saut de mousson", marquant le passage du régime océanique au régime continental [LEBEL et al., 2003] et lui-même lié aux SSTs (voir par exemple RAMEL et al., 2006) est une piste d'explication ; il est effectivement possible que les GCMs ne simulent pas ce saut de mousson, du fait d'un biais dans la représentation de la langue d'eau froide de l'Atlantique équatorial Est (à ce sujet, voir par exemple RICHTER & XIE, 2008). Les augmentations en juillet et août, et dans une moindre mesure en septembre, sont quant à elles bien reproduites dans la simulation ALL, avec une contribution des forçages aérosols et GES. La variabilité interne semble expliquer une partie de l'augmentation sur septembre. Il est intéressant de noter le pic en fin de période sur l'intensité des jours pluvieux du mois d'août, déjà identifié à la SECTION 2.2 du chapitre précédent.

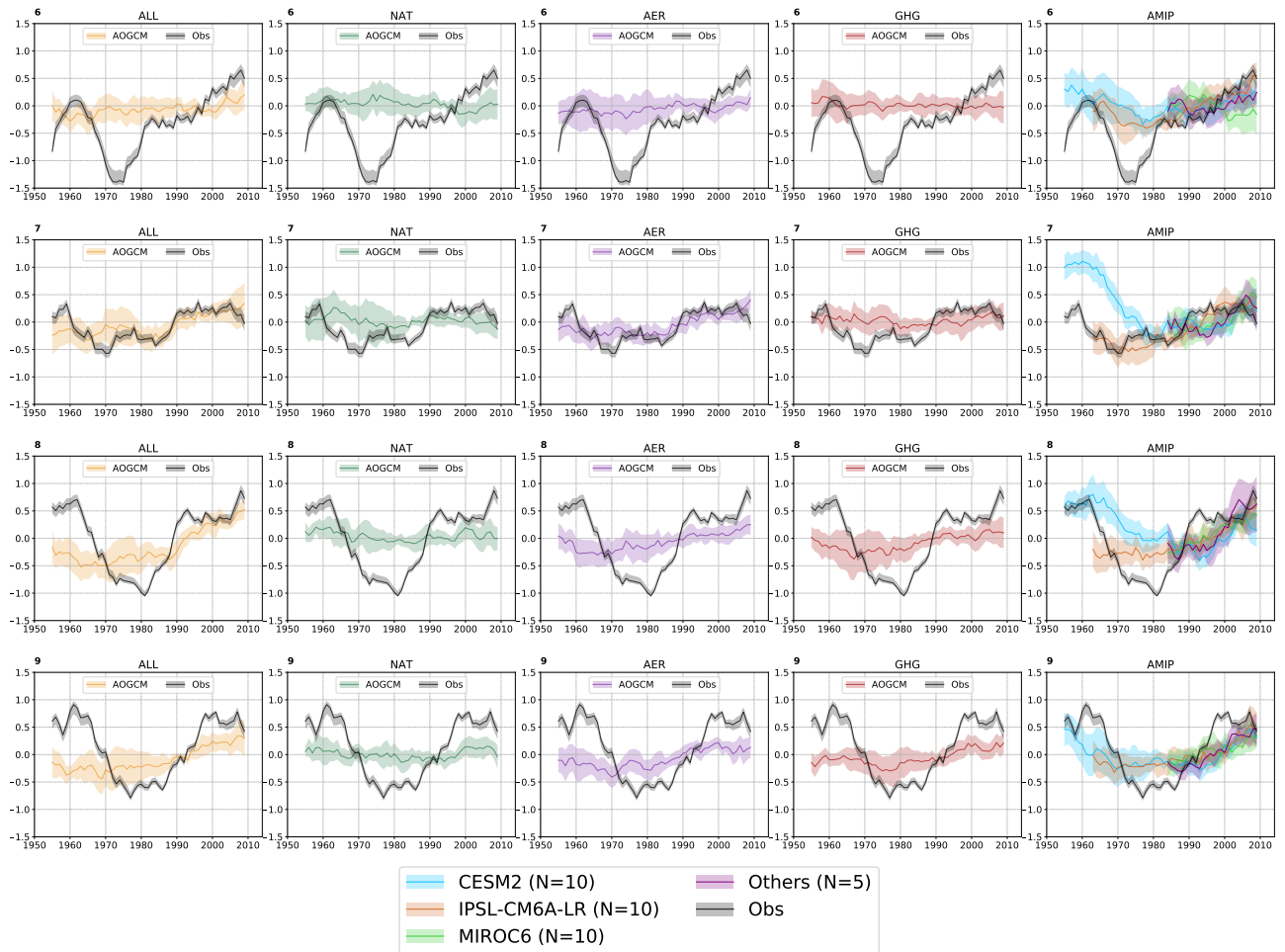


FIGURE IX.12 – Indice standardisé de l'intensité journalière moyenne dans les simulations AOGCM historiques ALL (orange), NAT (vert), AER (violet) et GHG (rouge) et les simulations AMIP (colonne de droite, voir légende pour le détail des couleurs) pour les mois de juin, juillet, août et septembre. La courbe noire représente les observations et l'enveloppe grise associée l'incertitude due au réseau de pluviomètres.

Concernant l'occurrence, la figure IX.13 suggère que le signal – une augmentation peu marquée en juin puis du même ordre sur juillet, août et septembre – est essentiellement anthropique et, plus précisément, dû aux aérosols. Ces derniers expliquent en effet à eux seuls l'augmentation observée, allant jusqu'à compenser la légère réduction induite par les GES, plus marquée sur le mois de juillet. Le plateau (voire une légère décroissance) du mois de juillet sur les dernières années, identifié sur la figure VIII.9, est bien présent.

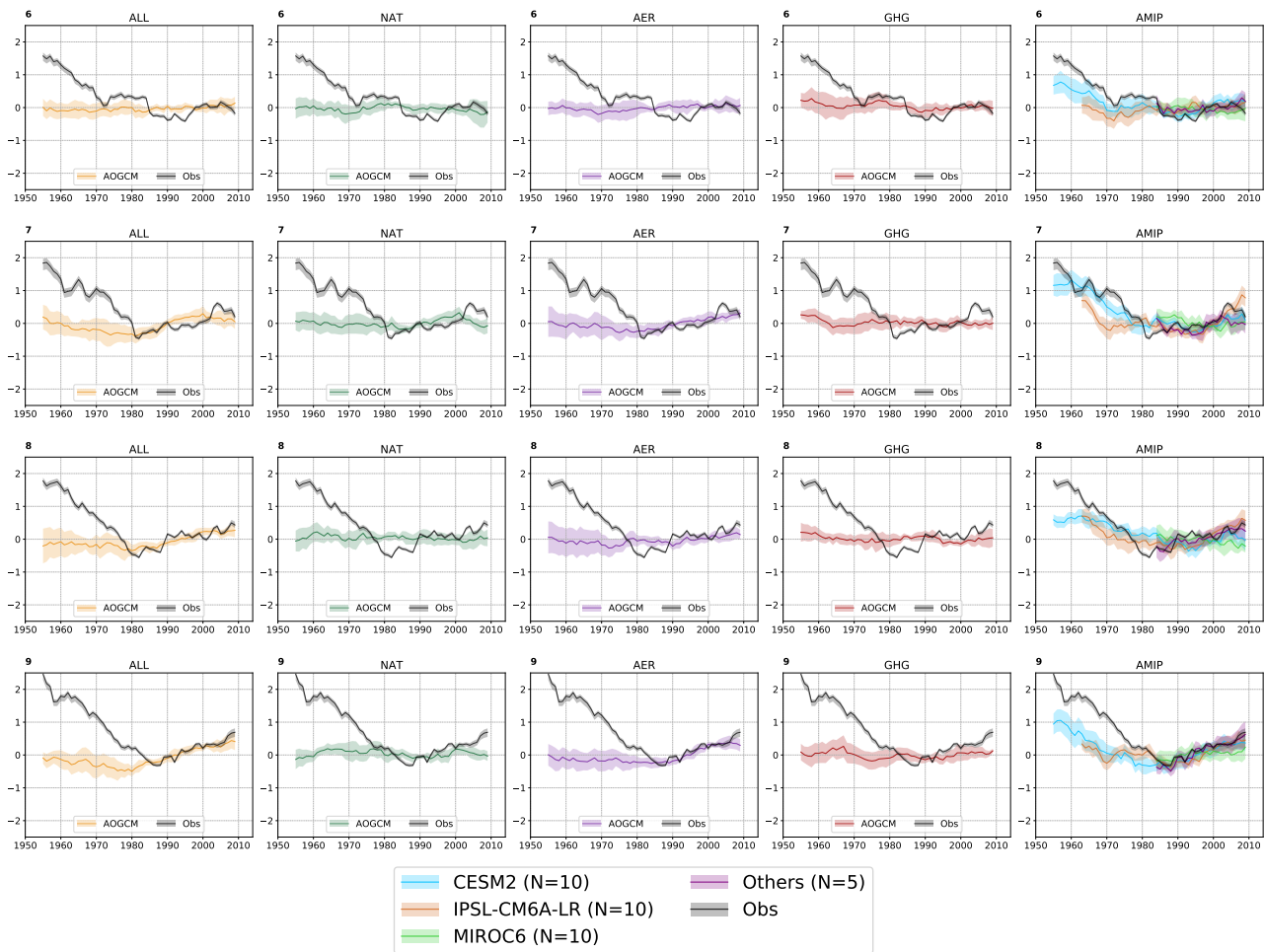


FIGURE IX.13 – Idem que la figure IX.12 pour l'occurrence journalière moyenne.

Ces éléments sont synthétisés avec la figure IX.14 qui montre, pour chaque mois et chaque simulation, la différence relative (en %) de l'intensité (figure IX.14a) et de l'occurrence (figure IX.14b) journalière moyenne entre 1950–1979 et 1985–2014. Les éléments identifiés sur les figures IX.12 et IX.13 apparaissent clairement avec notamment :

- Une contribution des aérosols à l'augmentation de l'intensité et de l'occurrence sur les quatre mois du cœur de la saison des pluies.
- Un effet des GES sur l'intensité particulièrement marqué sur août et septembre.
- Une réduction de l'occurrence par les GES sur juin, juillet et août.

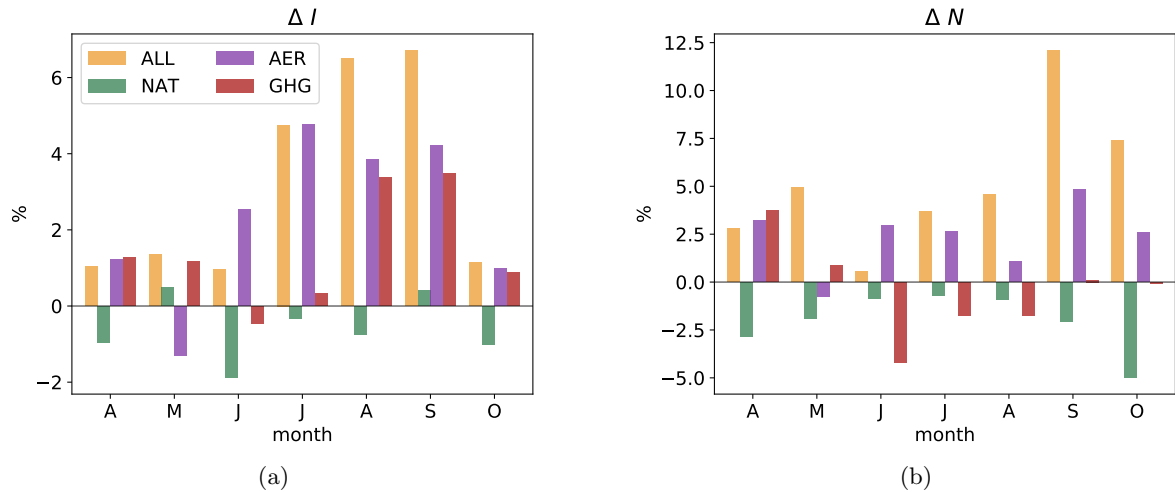


FIGURE IX.14 – Différence relative (%) de l’intensité et du nombre de jours pluvieux moyens entre 1950–1979 et 1985–2014 pour les simulations historiques ALL, NAT, AER et GHG (cf. légende pour les couleurs). Pour chaque simulation, l’anomalie est calculée comme la médiane parmi les différences des 8 modèles, avec pour chaque modèle, la médiane parmi les différences des deux membres. L’anomalie est calculée indépendamment pour chaque expérience.

Les effets de ces deux forçages sur les précipitations impliquent différents mécanismes. L’effet des GES sur les précipitations tropicales est résumé par les effets de “upped ante” (“mise rehaussée”, voir CHOU & NEELIN, 2004) et de “barrière convective” [SETH et al., 2011], traduisant tous les deux le fait que la demande en humidité pour produire des précipitations est plus élevée dans une atmosphère plus chaude. Il semble que ces deux mécanismes soient effectifs sur le Sahel (sur la période récente), mais “masqués” par les aérosols et la variabilité interne dans des proportions qui restent difficile à déterminer (à ce sujet, il faut noter que les indices I et N étant standardisés indépendamment pour chaque mois et chaque simulation, il n’y a pas d’additivité entre mois ni entre simulations ; par exemple, $I_{\text{NAT}} + I_{\text{AER}} + I_{\text{GHG}} \neq I_{\text{ALL}}$ et $I_{\text{juin}} + I_{\text{juillet}} + I_{\text{août}} + I_{\text{septembre}} \neq I_{\text{jjas}}$). Les mécanismes impliquant les aérosols sont complexes et il est là aussi difficile de démêler la responsabilité de chacun avec les données disponibles et les analyses qualitatives effectuées. Néanmoins, on peut conjecturer que les effets radiatifs (direct et indirect) sur les gradients de SST, contrôlant la position de la ZCIT, et l’impact microphysique de la taille et du nombre de gouttelettes sur les précipitations vont dans le même sens : une diminution de la concentration atmosphérique en aérosols (sulfates) favorisent les précipitations.

2.2. Effet des forçages sur la variabilité interne

L’étude du chapitre précédent a montré que la capacité des modèles à reproduire l’intensification en cours sur le Sahel n’est pas liée à leur climat “de base”, mesurée par la moyenne et la variabilité décennale de l’intensité moyenne des jours pluvieux sur le Sahel. Une question subsidiaire est la façon dont peut être modifiée la variabilité pluviométrique sous l’effet des forçages externes de la période historique. Il est en effet attendu que la variabilité interne du climat soit modifiée par les émissions de GES : BOER [2009] note une diminution de la variabilité pour la température globale (voir aussi BROWN et al., 2017) et, à l’inverse, une augmentation de la variabilité de la précipitation moyenne annuelle. PENDERGRASS et al. [2017] rapportent une augmentation globale de la variabilité

des précipitations de l'échelle journalière à décennale. Pour l'Afrique de l'Ouest, AKINSANOLA et al. [2020] révèlent une augmentation de la variabilité journalière à décennale de la pluviométrie dans un climat qui se réchauffe.

Afin de donner un éclairage sur cet aspect de la réponse du régime des pluies aux forçages externes, cette section évalue dans quelle mesure la variabilité *interne* du cumul annuel, de l'intensité et de l'occurrence journalières moyennes, à l'échelle du Sahel, a été affectée par les forçages externes au cours de la période 1950–2014. Pour cela, le signal forcé, calculé comme la moyenne parmi tous les membres de tous les modèles afin d'avoir une estimation la plus robuste possible, est retranché au signal de chaque réalisation i de chaque modèle j , pour donner les résidus ϵ :

$$\epsilon_{i,j}(t) = X_{i,j}(t) - \overline{\overline{X}}(t) \quad (\text{IX.11})$$

où $\overline{\overline{X}}(t)$ est le signal forcé de l'indicateur pluviométrique considéré, $\overline{\overline{X}} = \frac{1}{N} \sum X_{i,j}(t)$ avec N le nombre total de réalisations. L'écart-type des valeurs interannuelles des résidus donne ainsi une estimation de la variabilité interannuelle pour la période 1950–2014 (en présence de forçages). L'écart-type est calculé sur un seul vecteur regroupant les valeurs de tous les membres d'un modèle donné. La variabilité en l'absence de forçage est calculée comme l'écart-type des valeurs interannuelles de la simulation de contrôle, sur un vecteur de même taille (selon la disponibilité des données, le nombre de membres ou la longueur de la simulation de contrôle est le facteur limitant). La variabilité décennale est l'écart-type des valeurs de résidus/de contrôle lissées avec une moyenne glissante de 11 ans. Pour chaque modèle, toutes les valeurs (variabilités interannuelle et décennale, des simulations historiques et de contrôle) sont normalisées par la moyenne parmi les membres (du cumul annuel, de l'intensité journalière moyenne ou de l'occurrence journalière moyenne), donnant une variabilité interne relative (en %). Les résultats sont illustrés par la figure IX.15 pour les modèles utilisés dans le CHAPITRE IX. La variabilité interne relative des observations est estimée en utilisant la même valeur de signal forcé ($\overline{\overline{X}}$) et en calculant les résidus de la même façon que pour les modèles.

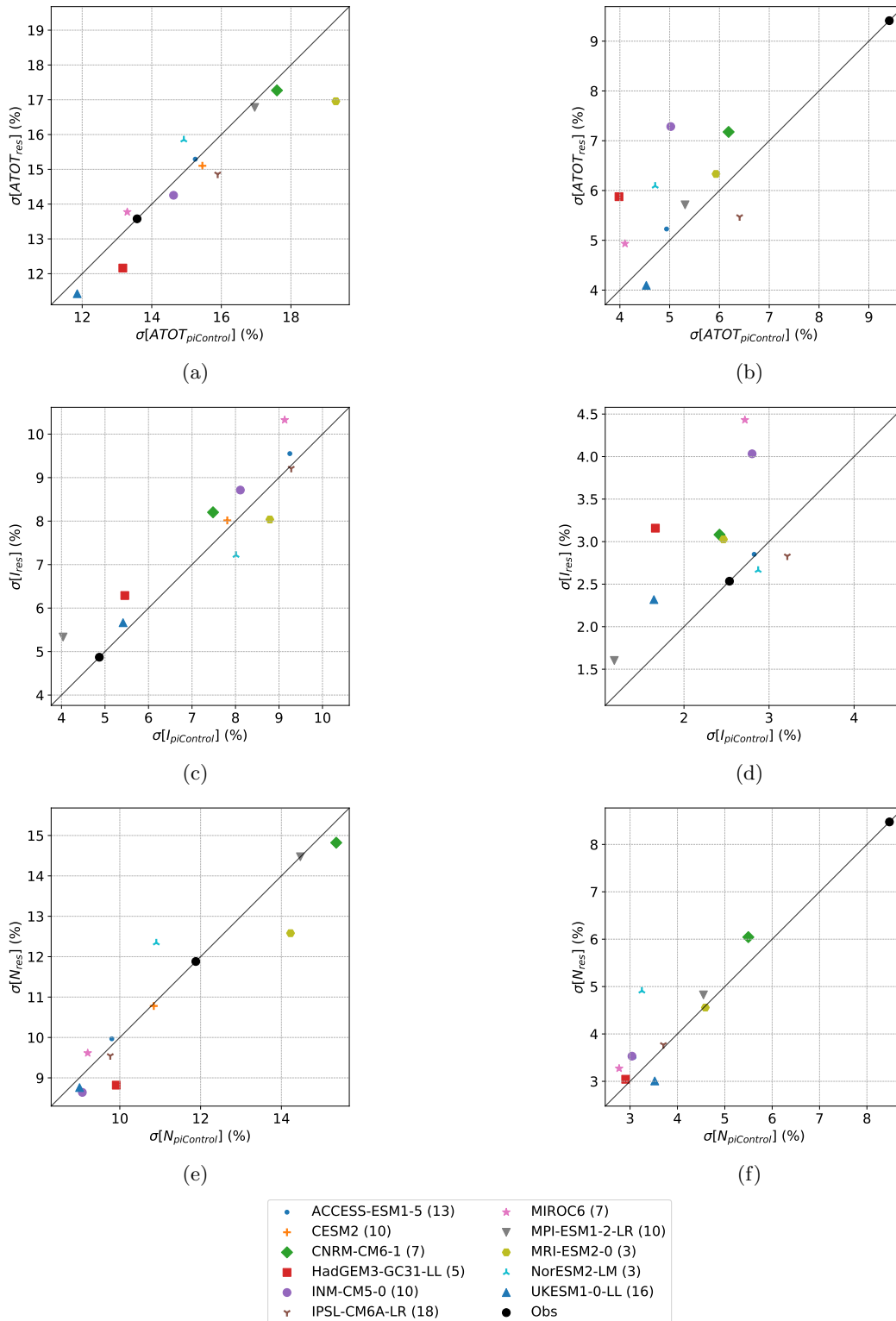


FIGURE IX.15 – Comparaison de la variabilité interne relative (%) interannuelle (a, c, e) et décennale (b, d, f) du cumul annuel (a, b), de l'intensité journalière moyenne (c, d) et de l'occurrence moyenne des jours pluvieux (e, f) à l'échelle régionale pour la période 1950–2014, entre les simulations historiques avec tous les forçages (ALL, en ordonnées) et de contrôle (piControl, en abscisses). Les nombres entre parenthèses indiquent, pour chaque modèle, le nombre de membres/le nombre de périodes de 65 ans issues de la simulation de contrôle utilisés.

La figure IX.15a montre que la variabilité interannuelle du cumul est sur-estimée par tous les modèles à l'exception de HadGEM3-GC31-LL et UKESM1-0-LL, qui sous-estiment la variabilité des

cumuls en simulations de contrôle et historiques, et MIROC6 en simulation de contrôle uniquement. Pour la variabilité interannuelle de l'intensité journalière, seul MPI-ESM1-2-LR sous-estime la variabilité interannuelle dans la simulation de contrôle. Enfin pour l'occurrence, les modèles MRI, MPI et CNRM sur-estiment la variabilité interannuelle dans les deux types de simulations et NorESM2-LM dans la simulation historique uniquement. Le tableau est différent pour la variabilité décennale qui, pour les cumuls, est largement sous-estimée par tous les modèles, un constat déjà effectué par ROEHRIG et al. [2013] et plus récemment par HERMAN et al. [2020] avec les modèles CMIP5. La figure IX.15f montre que cette sous-estimation est essentiellement due à la variabilité décennale de l'occurrence des jours pluvieux. Enfin, la figure IX.15 montre que c'est principalement la variabilité interne de l'intensité des jours pluvieux qui augmente sous l'effet des forçages, ce qui génère l'augmentation pour les cumuls annuels, plus marquée pour la variabilité décennale.

Comme souligné par DAI & BLOECKER [2019], quantifier les changements de variabilité interne du climat sous l'effet de forçages peut avoir un intérêt dans le cadre d'études de détection-attribution, lorsque la simulation de contrôle est utilisée comme mesure de la variabilité interne. C'est également le cas pour l'évaluation du temps d'émergence, une métrique particulièrement sensible à la définition du bruit dû à la variabilité interne du climat (cf. la SECTION 2 ci-dessous).

Synthèse

La représentation, par 8 modèles CMIP6, des évolutions du régime des pluies sahélien observées au cours de la période 1950–2014 a été analysée. Il a été montré que les modèles de climat couplés océan-atmosphère reproduisent, à l'échelle du Sahel, l'augmentation récente de la pluviométrie annuelle, des extrêmes de pluie, ainsi que de l'intensité et de l'occurrence moyennes des jours pluvieux. L'augmentation de la durée des séquences sèches extrêmes n'est quant à elle pas reproduite. Les simulations forcées par les SST observées montrent que le ou les mécanismes qui relient les températures océaniques à la pluviométrie au Sahel sont convenablement reproduits, et confirment l'origine essentiellement *interne* de la grande sécheresse des années 70–80.

A partir de ces premiers résultats, l'utilisation de simulations à forçage unique a permis de montrer le rôle prépondérant des aérosols sur l'évolution des différents indicateurs pluviométriques considérés. Il est aussi apparu que le forçage par les GES a favorisé une augmentation de l'intensité des jours pluvieux sur l'Est du Sahel et une réduction de leur fréquence sur l'Ouest, cette dernière ayant vraisemblablement été compensée par un mode de variabilité interne de l'océan. L'influence des GES sur les tendances des pluies extrêmes fait l'objet d'un moindre consensus parmi les modèles. Cet aspect peut provenir d'un signal trop faible et/ou de sensibilités différentes liées à la représentation dans les modèles de climat de processus clés tels que la convection profonde.

S'il confirme certaines défaillances des modèles, comme des difficultés à représenter les variabilités intrasaisonnière et décennales des précipitations, ce chapitre met en lumière des éléments encourageants : les évolutions des indicateurs pluviométrique moyens (cumuls, intensité, occurrence) et extrêmes *humides* sont bien reproduites. De plus, leur comportement spatial et saisonnal en réponse aux différents agents de forçage fait l'objet d'un bon accord entre modèles. Ces résultats incitent donc à documenter les évolutions futures possibles, objet du dernier chapitre de ce manuscrit.

Exploration du climat du futur

Le CHAPITRE IX a montré les modifications du régime des pluies (cumuls, extrêmes, saisonnalité, variabilité) induites par les aérosols et les GES au cours de la période récente (1950–2014). Il est attendu qu’au cours du 21^e siècle les GES aient une influence grandissante sur le climat global et que, par conséquent, les modifications déjà à l’œuvre en réponse à ce forçage se poursuivent.

Ce chapitre considère d’abord les évolutions en réponse au seul forçage par le CO₂ ; ce cadre idéalisé permet d’identifier les changements de premier ordre dans un scénario où le CO₂ devient le forçage climatique dominant. Le cadre plus réaliste des trajectoires d’émissions est ensuite utilisé afin de donner un aperçu des évolutions futures possibles, pour différents indicateurs régionaux de précipitation. Le temps d’émergence de signaux pluviométriques est finalement exploré.

1. Vision d’ensemble

Le climat va continuer de se modifier au cours du 21^e siècle sous l’effet des différents forçages anthropiques (gaz à effet de serre, aérosols, usages des terres, etc), comme illustré par la figure X.1 avec les changements de température et de précipitation entre la période 1985–2014 et la fin du siècle (2071–2100) dans un scénario d’émission intermédiaire (SSP245). Ces estimations de changements sont une moyenne parmi huit modèles¹ et comportent des incertitudes dues à la représentation imparfaite de certains processus climatiques par les modèles, à la trajectoire inconnues des émissions futures et à la variabilité interne du climat.

1. ACCESS-ESM1-5, CESM2, CNRM-CM6-1, INM-CM5-0, IPSL-CM6A-LR, MIROC6, MPI-ESM1-2-LR et UKESM1-0-LL. 1 membre par modèle.

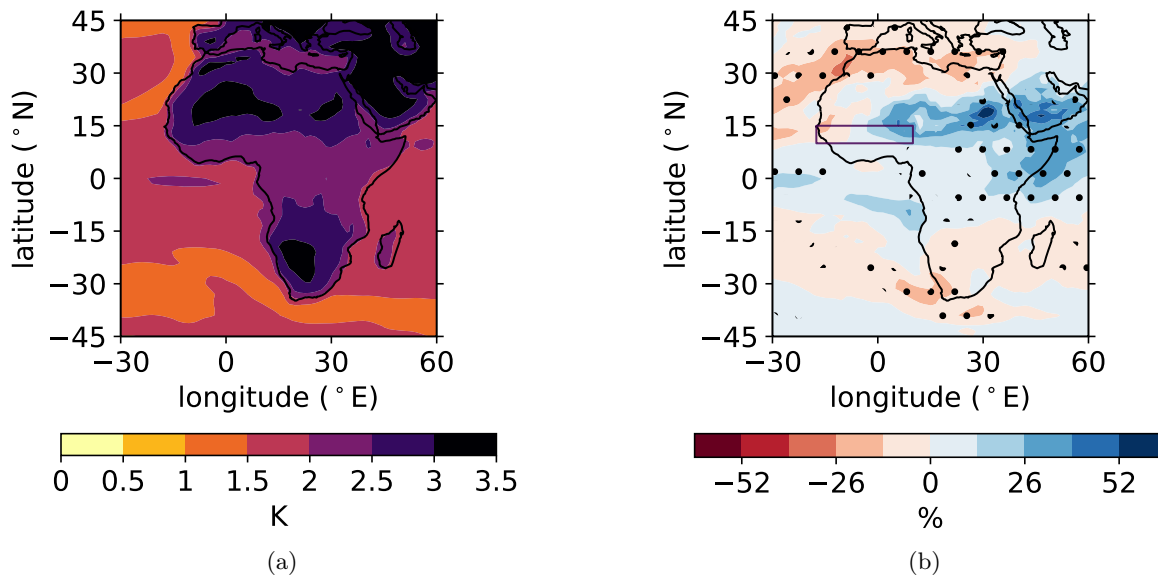


FIGURE X.1 – Différences de (a) température de l'air à la surface (K) et (b) précipitation totale annuelle (%) entre 1985–2014 et 2071–2100 en scénario SSP245. Moyenne parmi 8 modèles CMIP6 (1 membre par modèle).

1.1. Réponse transitoire : effet attendu du CO₂ seul

La simulation 1 %CO₂ permet d'étudier la réponse transitoire du climat dans un cadre idéalisé où seule la concentration en CO₂ augmente, avec un taux de 1 % par an, à partir d'un état de contrôle stabilisé à une concentration pré-industrielle (280 ppm). Cette expérience permet d'isoler l'effet de ce forçage et de mesurer à quel point cette réponse fait consensus parmi les modèles. Ce dernier point est crucial pour la confiance que l'on peut accorder aux simulations futures. La figure X.2 montre le comportement spatial de la différence d'intensité et d'occurrence journalières moyennes entre les 20 premières années de la simulation et 4 périodes ultérieures : après 40, 70, 100 et 130 années (années du centre de la période de 20 ans). Six modèles sont utilisés ici, avec un membre par modèle (cf. tableau III.2).

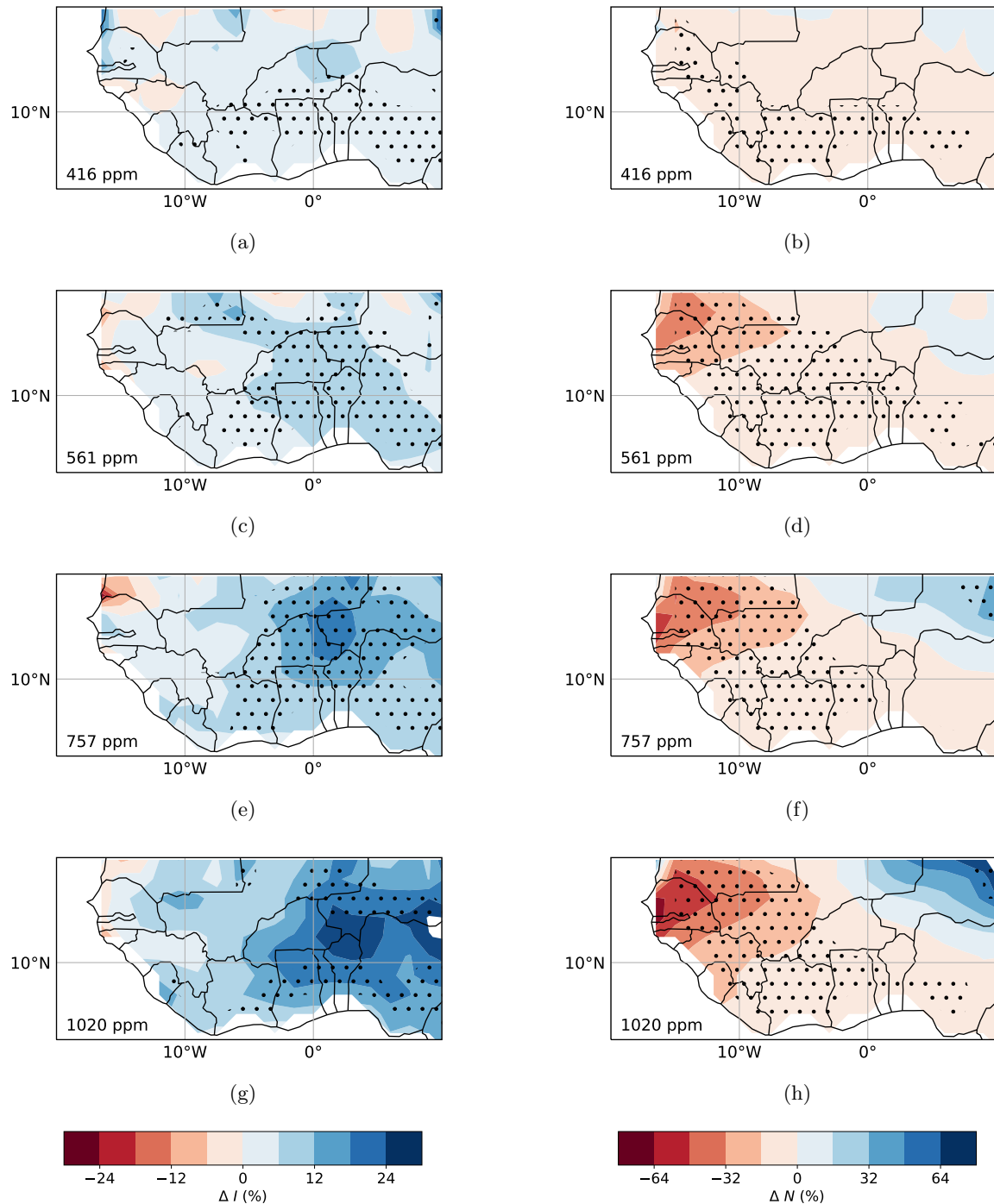


FIGURE X.2 – Différences de pluie journalière moyenne (gauche) et d'occurrence des jours pluvieux moyenne (droite) entre la première période de 20 ans (p_0) de la simulation 1 %CO₂ (démarrant à t_0) et les périodes de 20 ans centrées sur les années $t_0 + 40$ ans (a, b), $t_0 + 70$ ans (c, d), $t_0 + 100$ ans (e, f) et $t_0 + 130$ ans (g, h), correspondant respectivement à des facteurs d'augmentation de la concentration en CO₂ de 1.5, 2, 2.7 et 3.6. Six modèles CMIP6 sont utilisés avec un membre pour chacun. Les pointillés indiquent les zones où 4 des 6 modèles sont d'accord sur le signe de la différence.

L'intensité montre une augmentation généralisée, se renforçant dans la partie Est du Sahel avec l'augmentation du forçage. L'occurrence a un comportement diamétralement opposé, avec une baisse généralisée, plus marquée dans la partie Ouest. Seule l'extrême Est semble connaître une augmentation de l'occurrence.

Les séries temporelles d'évolution de l'intensité et de l'occurrence confirment le meilleur consensus pour cette dernière (figure X.3). La forte diminution de l'occurrence sur le Sahel Ouest semble être un aspect très robuste puisqu'elle est associée à une faible dispersion des modèles (figure X.3c). Le signal de l'intensité sur le Sahel Est est également très marqué mais avec une plus forte incertitude (figure X.3b).

Cette différence d'accord peut s'expliquer par la nature des processus en jeu. Des aspects essentiellement thermodynamiques (liés à la stabilité de l'atmosphère par exemple) peuvent expliquer au premier ordre l'occurrence d'un événement précipitant : la plus forte demande énergétique d'une atmosphère plus chaude à tendance à supprimer des événements "par le bas" (c'est-à-dire en premier lieu les plus modérés, ceux pour lesquels l'humidité est disponible en quantités a priori plus faible, voir CHOU & NEELIN, 2004). Pour l'intensité, il semble que des aspects dynamiques soient au moins aussi importants que la thermodynamique. Il est notamment attendu un renforcement et/ou un déplacement de la dépression thermique saharienne en réponse au réchauffement particulièrement fort du Sahara. Cette plus grande efficacité de la DTS mènerait à un flux de mousson plus intense, conduisant *in fine* à un apport supplémentaire d'humidité sur le Sahel Est. Ce mécanisme est suggéré à la fois par les observations [EVAN et al., 2015 ; LAVAYSSE et al., 2016] et par les modèles de climat CMIP5 [GAETANI et al., 2017] et CMIP6 [MONERIE et al., 2021]. Le fort couplage entre dynamique et thermodynamique dans les régions tropicales et la diversité des processus en jeu peut ainsi expliquer la plus forte dispersion des modèles pour l'évolution de l'intensité, dans la mesure où cela augmente d'autant les chances que ces processus soient représentés différemment d'un modèle à l'autre.

Il faut noter que l'augmentation de l'incertitude (enveloppes sur la figure X.3) peut traduire une augmentation de la variabilité, un désaccord plus important entre modèle, ou les deux. L'utilisation d'un seul membre par modèle ne permet pas de faire la distinction entre ces deux sources d'incertitude.

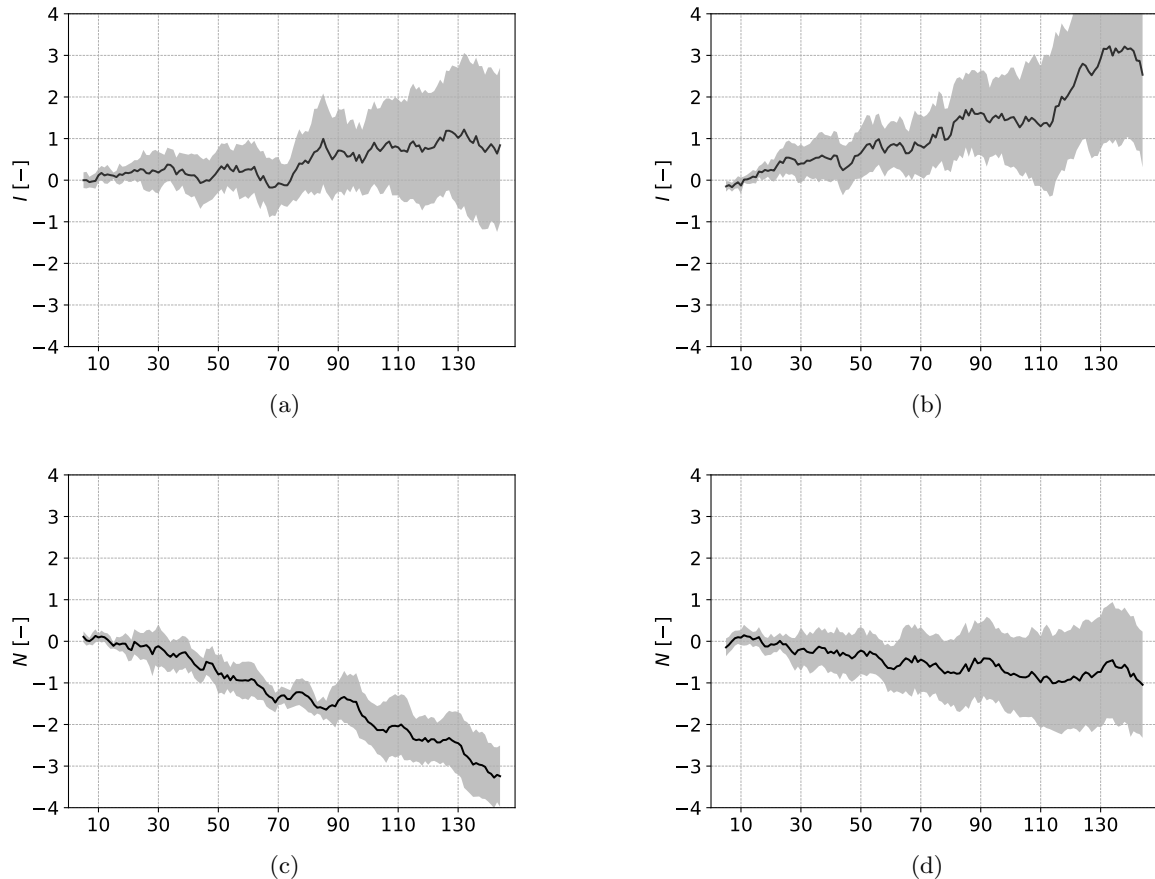


FIGURE X.3 – Indices standardisés d'intensité (a, b) et d'occurrence (c, d) journalières moyennes pour le Sahel Ouest (a, c) et le Sahel Est (b, d) dans la simulation 1 %CO₂. L'enveloppe grise représente la dispersion (+/- un écart-type) parmi les 6 modèles (1 membre par modèle). L'axe horizontal indique le nombre d'années après le début de la simulation. Une moyenne glissante sur fenêtre de 11 ans est appliquée pour filtrer la variabilité interannuelle.

Les conséquences de ces évolutions pour les totaux et les maxima annuels de pluie journalière sont illustrées sur la figure X.4. La forte diminution des occurrences sur le Sahel Ouest entraîne une baisse des cumuls annuels. Les maxima, davantage influencés par l'intensité moyenne des jours de pluie (cf. ANNEXE A) qui augmente légèrement, demeurent relativement stables. Sur le Sahel Est, la forte augmentation de l'intensité moyenne entraîne une forte hausse des maxima et, dans une mesure légèrement moindre, des cumuls, ces derniers étant davantage contraints par la légère baisse des occurrences. Dans les deux régions, il y a donc une déconnexion entre cumuls annuels et maxima journaliers – plus marquée sur le Sahel Ouest –, pour des raisons sous-jacentes différentes. La vision régionale, qui lisse ces disparités spatiales, est donnée par la figure X.5.

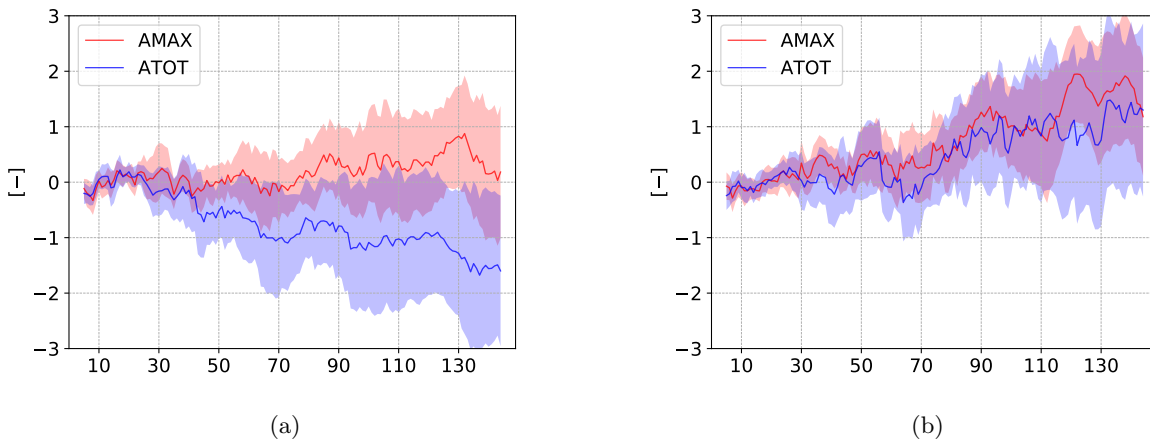


FIGURE X.4 – Indices standardisés de précipitation annuelle totale (ATOT) et de maxima annuels de pluie journalière (AMAX) pour le Sahel Ouest (a) et le Sahel Est (b) dans la simulation 1 %CO₂. Les enveloppes représentent la dispersion (+/- un écart-type) entre les 6 modèles (1 membre par modèle). L'axe horizontal indique le nombre d'années après le début de la simulation. Une moyenne glissante sur fenêtre de 11 ans est appliquée pour filtrer la variabilité interannuelle.

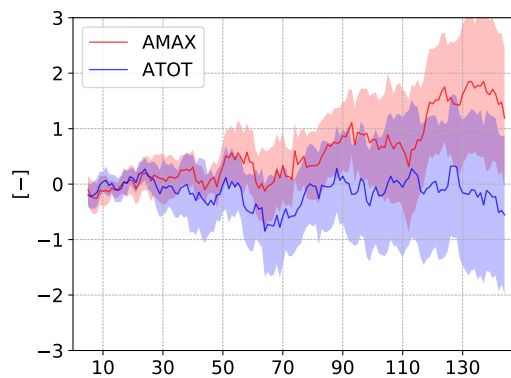


FIGURE X.5 – Idem que pour la FIGURE X.4 pour le Sahel.

Ces analyses, effectuées dans un cadre idéalisé, montrent que le régime des pluies dans son intégralité est modifié sous l'effet du CO₂, avec des impacts différents selon l'indicateur pluviométrique et la région considérés. La différence de temps de réponse de ces également à indicateurs est à noter : par exemple sur le Sahel Ouest, l'intensité ne commence à augmenter qu'après 70 ans (figure X.3a) alors que la baisse de l'occurrence survient après 10 années de simulation environ (figure X.3c). Sur le Sahel Est, ce dernier point est également vérifié (figure X.3d) mais l'intensité augmente dès les premières années de la simulation (figure X.3b). Les raisons de telles différences restent pour l'instant non élucidées.

1.2. Evolutions du régime des pluies en scénarios futurs

La section précédente a montré la forte sensibilité du régime des pluies sahélien au forçage par le CO₂, dont il est attendu qu'il devienne largement dominant au cours du 21^e siècle. Dans cette section sont analysées les évolutions du régime des pluies sahélien dans un cadre plus réaliste de trajectoires d'émissions fournies par les scénarios SSP. Deux scénarios sont exploités : le scénario SSP245, dans

lequel la concentration en CO_2 continue d'augmenter au taux actuel jusqu'en 2050 puis augmente à un taux plus faible par la suite (figure X.6a, qui montre des *concentrations*), et le scénario SSP585, représentant un monde où les sociétés humaines restent grandement dépendantes des énergies fossiles et où les émissions de CO_2 triplent d'ici 2080. Bien que jugé hautement improbable par HAUSFATHER & PETERS [2020], ce scénario est utilisé à titre de comparaison. À noter que HAUSFATHER & PETERS [2020] considèrent le scénario SSP245 comme la fourchette basse de ce qui est probable. Les concentrations de sulfates suivent également des trajectoires différentes selon les scénarios, avec des plateaux atteints plus ou moins rapidement (figure X.6b). Afin de garder la cohérence avec la section précédente, les mêmes modèles sont utilisés.

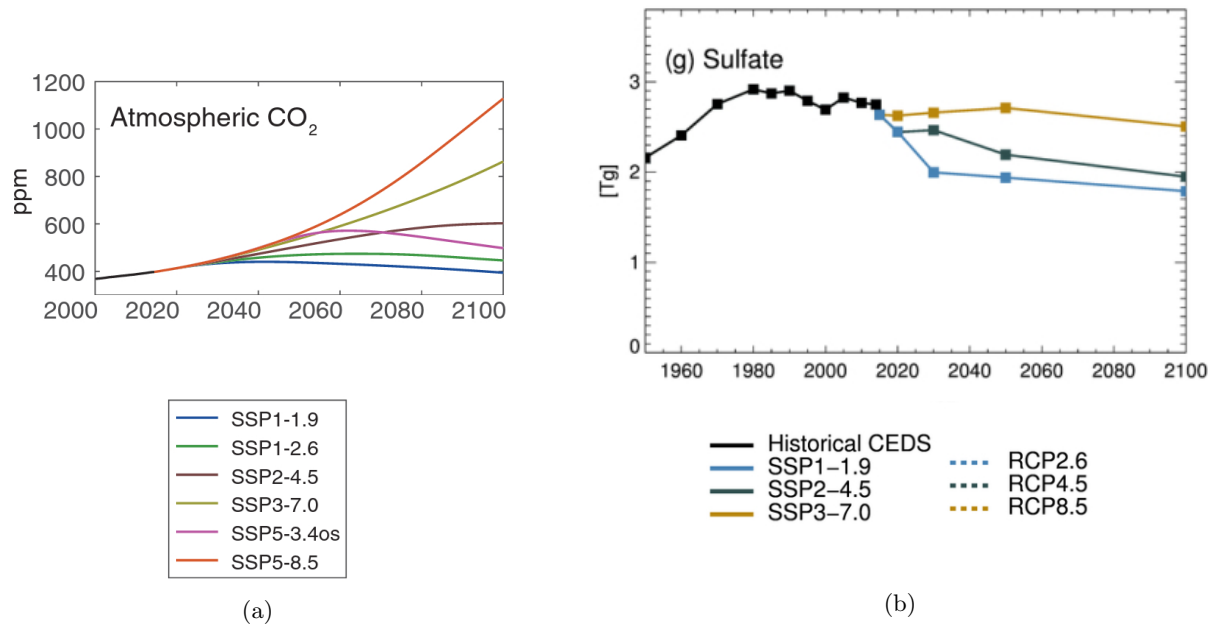


FIGURE X.6 – Concentrations atmosphériques en (a) CO_2 et (b) SO_2 pour différents scénarios d'émission (Sources : GRAVEN et al., 2020 et LUND et al., 2019)

1.2.1. Cumuls et maxima annuels à l'échelle du Sahel

La figure X.7 montre l'évolution des indices standardisés de pluie annuelle totale et de pluie journalière maximale annuelle pour les scénarios SSP245 (a) et SSP585 (b). Après une première phase de relative stabilité, les deux indices montrent une phase de transition démarrant en 1980. Cette dernière se termine en 2020 pour le premier scénario et en 2030 pour le deuxième, dates auxquelles un plateau est atteint. Ce signal est certainement la combinaison d'effets liés aux GES d'une part (CO_2 en tête) et aux aérosols d'autre part. La baisse des émissions de ces derniers se stabilisant autour de 2030, leur influence sur la pluviométrie du Sahel s'estompe, au profit de l'effet du CO_2 qui, lui, continue d'augmenter (figure X.6). D'après la section précédente, la stabilisation des cumuls après 2020/2030 montrée par la figure X.7 est donc potentiellement le fait d'une compensation entre la baisse sur le Sahel Ouest (figures X.4a et F.1a) et la hausse sur le Sahel Est (figures X.4b et F.1b). Concernant les maxima, la hausse sur le Sahel Est est associée à une stabilité sur le Sahel Ouest, ce qui se traduit par une légère augmentation à l'échelle régionale, plus marquée en scénario SSP585 (figure X.7b).

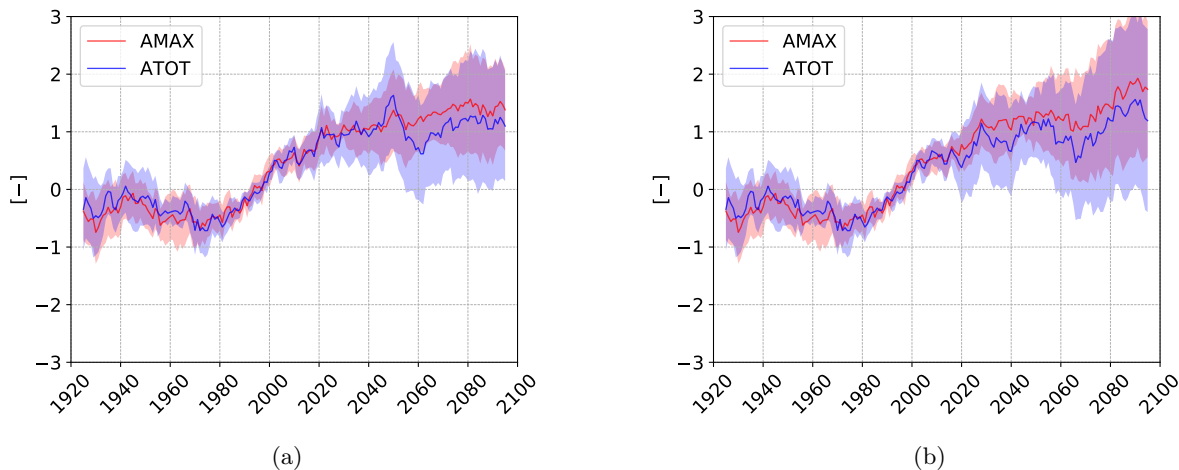


FIGURE X.7 – Indices standardisés de précipitation annuelle totale (ATOT) et de maxima annuel de pluie journalière (AMAX) pour le Sahel en scénario SSP245 (a) et SSP585 (b). La période de référence pour les deux indices (standardisation et ajustement du modèle GEV régional pour AMAX) est 1979–2008.

Il est vraisemblable qu’une grande partie de l’incertitude sur ces projections (enveloppes sur la figure X.7) soit due aux différences de sensibilités des modèles, bien qu’une augmentation de la variabilité interne soit également impliquée (cf. SECTION 2.2 ci-dessus). Les interprétations de ces analyses ne sont par conséquent valables qu’en moyenne multi-modèles. Néanmoins, sans connaissance à priori de la supériorité d’un ou plusieurs modèles par rapport aux autres¹, il est raisonnable d’accorder un même poids à chaque modèle (approche “one model one vote”).

1.2.2. Cycle saisonnier régional

La SECTION 2.1 du chapitre précédent a montré l’impact du forçage GES sur le cycle saisonnier. Le changement de cycle saisonnier régional moyen entre 1985–2014 et 2071–2100 pour les scénarios SSP245 et SSP585 est illustré par les figures X.8a et X.8b. Dans les deux cas le début de saison est marqué par une diminution de la pluie jusqu’à début juillet en SSP245 et mi-juillet en SSP585. Les anomalies positives de août à octobre font plus que compenser l’assèchement du début de saison et expliquent l’augmentation des cumuls annuels montrée à la figure X.7.

1. Dans leurs capacités à représenter le régime des pluies sahélien.

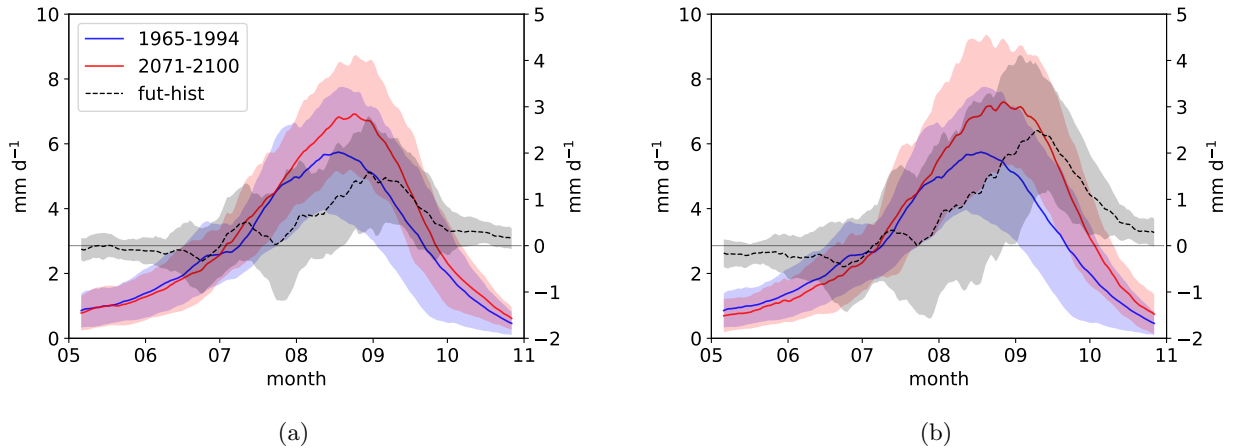


FIGURE X.8 – Cycle saisonnier régional moyen pour 1965–1994 (hist., bleu) et 2071–2100 (fut., rouge) et différence entre périodes future et historique (fut-hist, axe de droite) en scénario SSP245 (a) et SSP585 (b). Moyenne multi-modèle (1 membre par modèle), les enveloppes représentent la dispersion entre modèles (+/- un écart-type). La pluie est moyennée sur fenêtres glissantes de 10 jours.

Le démarrage plus tardif du cycle saisonnier et la compensation en fin de saison des pluies sont cohérents avec le constat dressé par SETH et al. [2013] à l'échelle des tropiques. Une telle évolution pourrait avoir des conséquences pour le secteur agricole notamment, avec un démarrage plus tardif de la saison des pluies et des événements de pluie plus intenses en deuxième partie, pouvant détruire les cultures et lessiver les nutriments du sol. La variabilité intra-saisonnière, qui n'est pas représentée ici, est également un élément crucial pour les rendements agricoles : les "faux départs", épisodes pluvieux suivis d'une période de sécheresse, présentent un risque majeur pour les récoltes (voir par exemple SALACK, 2012 ; PORKKA et al., 2021). Cet aspect là semble difficile à analyser avec les sorties brutes des modèles CMIP6 compte tenu de leurs difficultés à reproduire l'évolution de la durée des séquences sèches, notamment les plus longues (cf. CHAPITRE IX, SECTION III.3).

Le changement du cycle saisonnier est néanmoins décomposé en un changement de l'intensité et de l'occurrence afin d'analyser plus finement ces modifications de la pluviométrie à l'échelle intra-saisonnière. Les seuils de jours pluvieux définis au CHAPITRE IX pour différencier jours secs et jours pluvieux dans les modèles sont utilisés. L'intensité moyenne des jours pluvieux augmente sur toute la saison des pluies à l'exception du mois de mai (figure X.9). L'occurrence subit une baisse jusqu'à la mi-août (fin-août) en scénario SSP245 (SSP585) (figure X.10). L'augmentation de l'intensité, particulièrement marquée à partir du mois de juillet dans les deux scénarios, est plus forte que la baisse de l'occurrence et explique l'augmentation de la pluviométrie sur la deuxième partie de la saison (figure X.8). Ces résultats sont globalement cohérents avec la figure IX.14 malgré la différence dans l'augmentation du forçage entre 1950–1979 et 1985–2014 d'une part et 1965–1994 et 2071–2100 d'autre part.

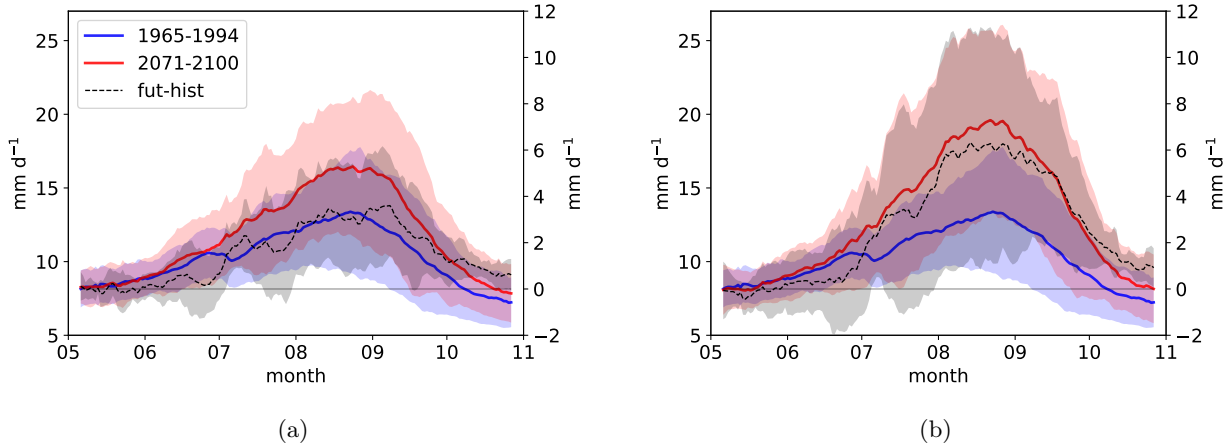


FIGURE X.9 – Idem que la figure X.8 pour l’intensité journalière moyenne (en mm d^{-1}).

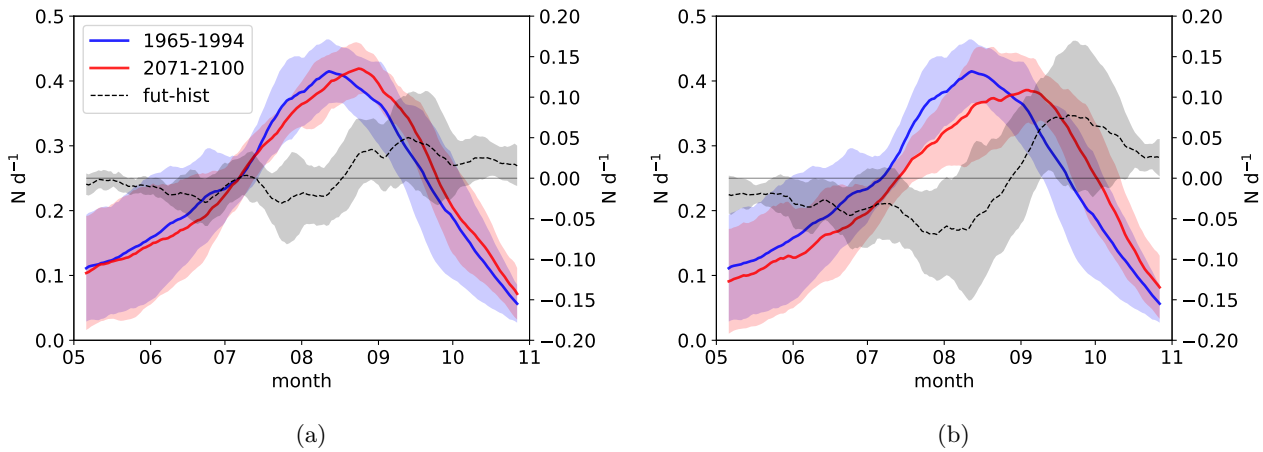


FIGURE X.10 – Idem que la figure X.8 pour l’occurrence moyenne des jours pluvieux (en nombre de jours pluvieux moyen par jour, N d^{-1}).

1.2.3. Zoom sur les pluies extrêmes

Cette section donne un aperçu plus complet des projections d’extrêmes de pluie journalière au cours du 21^e siècle. Un modèle GEV régional est ajusté sur des séries glissantes de maxima annuels de 30 ans : une période de 30 ans permet un ajustement robuste et une résolution temporelle suffisante pour caractériser une évolution multi-décennale. Un ajustement est réalisé pour un membre de chacun des modèles utilisés dans cette partie, et le signal moyen parmi les modèles est représenté, donnant une première approximation du signal forcé. La figure X.11 montre le changement relatif, par rapport à la période de référence 1985–2014, des niveaux de retour 2, 10 et 50 ans issus du modèle GEV. Après une première période de relative stabilité, les extrêmes subissent une augmentation linéaire à partir des années 1980, très similaire en SSP245 et SSP585 jusqu’en 2025, puis plus forte en SSP585 par la suite. Ce comportement est cohérent avec celui montré par la figure X.7. Néanmoins, un aspect non représenté par l’indice standardisé utilisé pour la figure X.7 est l’évolution distincte des niveaux de retour de différentes raretés : en SSP245, le changement relatif du niveau de retour 2 ans est légèrement supérieur à ceux des niveaux de retour 10 et 50 ans. La même chose se produit en SSP585

jusqu'en 2050, date à partir de laquelle les événements les plus rares (10 ans et 50 ans) augmentent plus fortement.

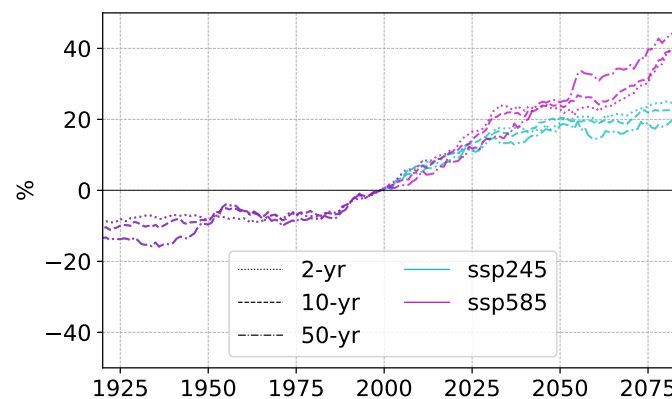


FIGURE X.11 – Changement relatif (%) de niveaux de retour issus de distributions GEV régionales glissantes sur fenêtres de 30 ans, par rapport à la valeur de 1985–2014. Les niveaux de retour 2, 10 et 50 ans sont illustrés pour les scénarios SSP245 (cyan) et SSP585 (violet), en moyenne parmi les modèles avec un membre par modèle.

Cette vision d'ensemble reste soumise à une large dispersion entre modèles (voir ANNEXE F, SECTION 1.2), mais constitue néanmoins une incitation pour étudier plus en détails l'évolution de ces événements rares mais à haut potentiel d'impact.

2. Temps d'émergence

La SECTION 1.2 ci-dessus a permis d'entrevoir les évolutions futures de certains aspects du régime des pluies sahélien dans un contexte de perturbations anthropiques du climat qui se poursuivent tout au long du siècle. S'ils sont un apport important pour la compréhension du fonctionnement du système climatique et en particulier de sa réponse à de potentielles perturbations d'origine anthropique, ces éléments ne sont que d'un intérêt pratique limité pour les acteurs pour qui il devient urgent d'anticiper les conséquences de ces évolutions. Dans une tentative d'apporter des éléments qui relèvent à la fois de la compréhension du climat et de considérations opérationnelles, la notion de temps d'émergence est étudiée dans cette section pour les cumuls de pluie estivale (juillet-août-septembre) et les maxima annuels de pluie journalière, en suivant la méthode présentée dans la SECTION 3.4 du CHAPITRE VI.

2.1. Périodes et régions d'étude

La période 1980–2050 est considérée pour deux raisons : i) l'évolution est bien approximée par un signal linéaire pour les deux scénarios et les deux indicateurs pluviométriques considérés (cf. figure X.7), et ii) l'incertitude augmente fortement par la suite, réduisant d'autant la robustesse de l'analyse. Du point de vue des applications auxquelles pourrait contribuer cette analyse, l'horizon temporel de moitié de siècle semble pertinent (voir par exemple, MILLER et al., 2022). L'année de référence est 2000 car elle peut être considérée comme représentative du climat de la période récente.

La SECTION 1.1 a montré la réponse contrastée des précipitations entre le Sahel Ouest et le Sahel Est. Afin de rendre compte de ce contraste, l'analyse du temps d'émergence est effectuée au niveau des villes de Bamako (12.4 °N, 7.6 °W) et de Niamey (13.3 °N, 2.1°E), d'abord à l'échelle de la maille. Puis, afin d'évaluer l'influence de l'échelle spatiale sur l'estimation du temps d'émergence, les séries temporelles des points de grille situés dans des zones de différentes tailles ($5^\circ \times 5^\circ$, $5^\circ \times 10^\circ$, $5^\circ \times 15^\circ$, $10^\circ \times 15^\circ$), centrées sur les deux mailles (Bamako et Niamey) sont agrégées. Afin de tenir compte du gradient latitudinal de cumuls et de maxima annuels, l'agrégation s'effectue selon la méthode décrite à la ÉQUATION VI.

2.2. Données

Sont utilisés dans cette partie quatre modèles du CMIP6 pour lesquels plusieurs réalisations sont disponibles pour les scénarios SSP245 et SSP585 (cf tableau III.2) : ACCESS-ESM1-5, IPSL-CM6A-LR, MPI-ESM1-2-LR et UKESM1-0-LL. Cinq membres sont utilisés pour chacun des modèles. L'utilisation de plusieurs membres par modèle permet une meilleure identification du signal forcé, un nombre de membre commun permettant de ne pas favoriser des modèles avec plus de membres disponibles.

2.3. Résultats

2.3.1. Pluies annuelles totales

2.3.1.a. A l'échelle ponctuelle

La figure X.12 montre le temps d'émergence obtenu pour le cumul annuel de pluie pour les mailles contenant la ville de Bamako (gauche) et de Niamey (droite). Pour chaque modèle sont illustrées les séries temporelles de cumuls annuels de chacun des cinq membres et leur tendance associée (traits fins). La tendance forcée, moyenne parmi les tendances, est illustrée en trait épais. La variabilité interne pour l'année de référence est indiquée par l'enveloppe verte. Pour Bamako, le TOE n'est pas dans la période étudiée sauf pour MPI-ESM1-2-LR (2046) tandis que pour Niamey, le TOE est situé entre 2024 (UKESM1-0-LL) et 2050 (MPI-ESM1-2-LR). Le comportement du modèle MPI illustré ici est cohérent avec l'absence de dipôle spatial dans ce modèle, montré par la figure VI.3, et ce malgré des valeurs climatologiques très différentes entre ces deux points (520 mm an^{-1} à Bamako et 125 mm an^{-1} à Niamey).

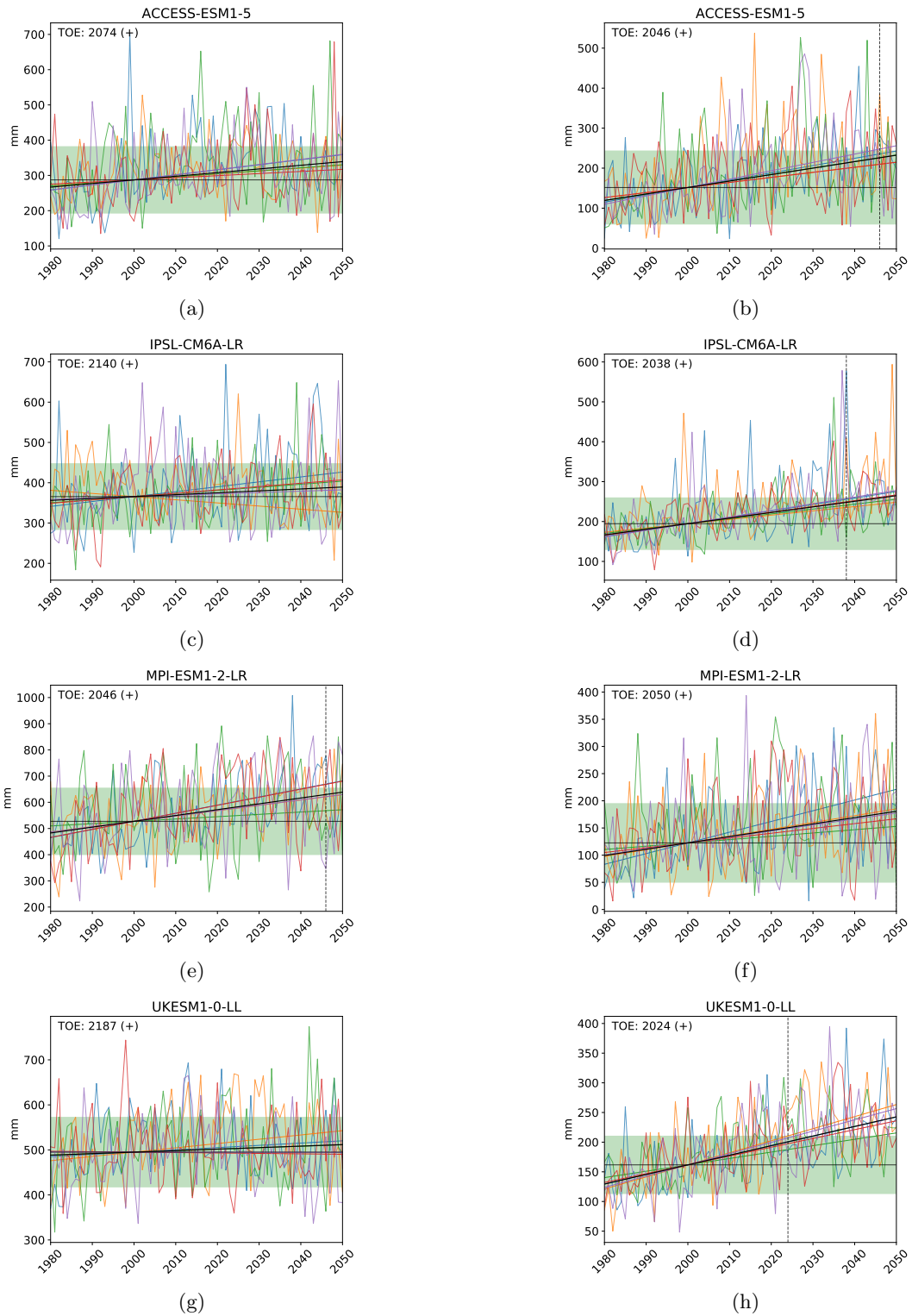


FIGURE X.12 – Séries temporelles et tendances des cumuls annuels pour les mailles contenant les villes de Bamako (gauche) et Niamey (droite), pour chaque membres (traits colorés fins) et chaque modèle. La tendance forcée est en trait noir épais. La ligne horizontale et l'enveloppe verte représente la valeur moyenne et la variabilité interannuelle moyenne de l'année de référence, respectivement. L'année d'émergence est indiquée par la droite verticale en pointillés et notée en haut à gauche, le signe entre parenthèses indiquant s'il s'agit d'une hausse (+) ou d'une baisse (-).

La figure X.13 illustre pour chaque modèle la distribution spatiale du TOE. Le dipôle zonal apparaît clairement, avec des TOE > 2050 sur l'Ouest du Sahel, ce qui est cohérent avec l'évolution des cumuls

annuels sur cette région (figure F.1). Le modèle linéaire génère des tendances faibles et par conséquent des TOE grands, qui n'ont pas de sens au vu de la période considérée pour l'ajustement de ce modèle. La SECTION 2 de l'annexe F montre, en scénario SSP585, une avancée du TOE de 5 à 10 ans sur le Sahel Est et un renforcement du contraste Sahel Ouest–Sahel Est.

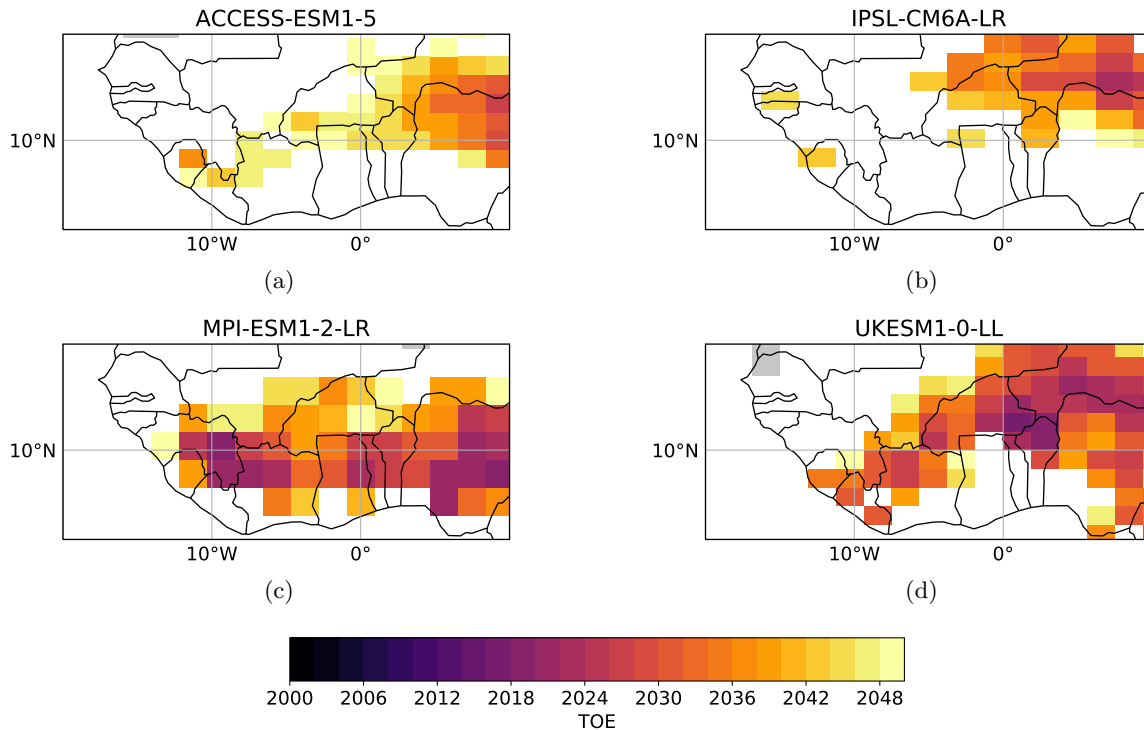


FIGURE X.13 – Temps d'émergence du cumul annuel pour les 4 modèles. Les valeurs supérieures à 2050 apparaissent en blanc. Les mailles où l'estimation de la tendance échoue sont grisées.

2.3.1.b. A l'échelle agrégée

La figure X.14 montre les temps d'émergence obtenus à partir des séries agrégées pour la région de $5^\circ \times 5^\circ$ centrée sur la maille contenant la ville de Niamey, pour laquelle les TOE obtenus ponctuellement sont dans la période de validité du modèle linéaire (contrairement à la maille de Bamako). Par rapport à l'approche ponctuelle, les TOE passent d'un intervalle [2024–2050] à [2017–2041], ce qui peut montrer la meilleure capacité à détecter un signal en agrégeant des données sur une région climatologiquement homogène. Cette analyse montre que les cumuls annuels de précipitation sur le Sahel Est sont déjà ou pourraient devenir dans la prochaine décennie significativement différents du niveau de l'année 2000. Si à première vue un tel constat – la région devient plus humide – peut paraître positif, il convient de regarder d'autres indicateurs pluviométriques car, comme souligné par l'étude de PORKKA et al. [2021], “plus humide ne signifie pas forcément meilleur”.

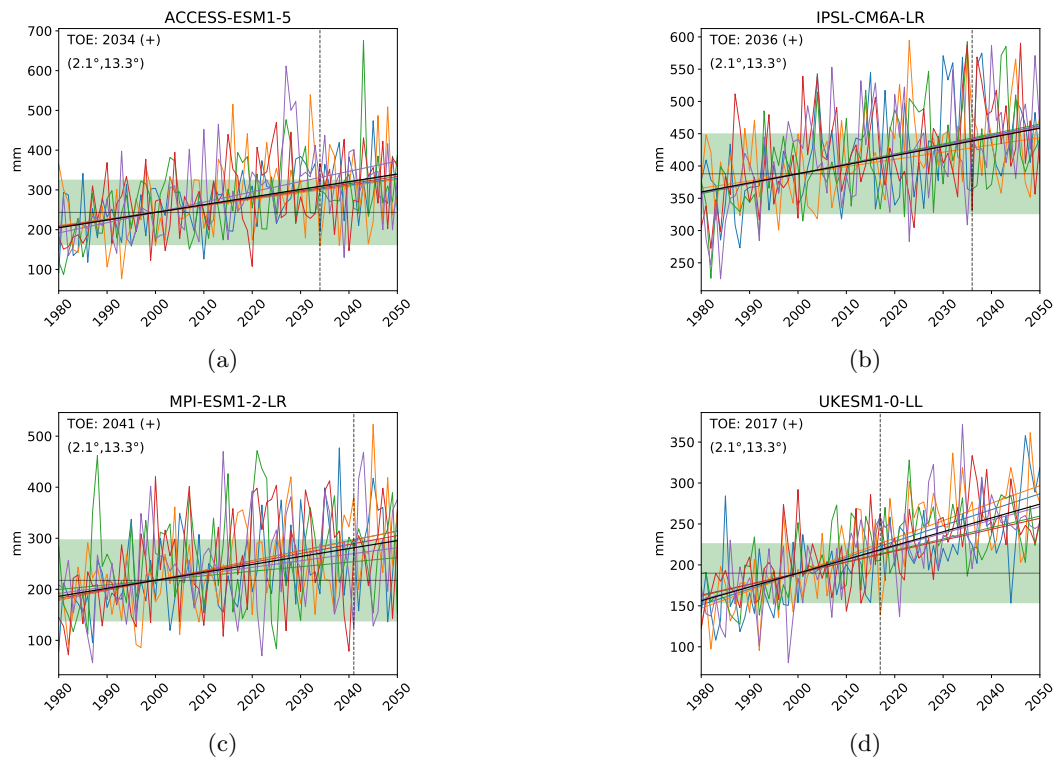


FIGURE X.14 – Idem que la figure X.12 pour les séries de cumuls annuels agrégées sur la région de $5^\circ \times 5^\circ$ centrée sur la maille de Niamey.

2.3.2. Pluies extrêmes : moyenne

2.3.2.a. A l'échelle ponctuelle

La figure X.15 montre le temps d'émergence de la moyenne de la GEV ponctuelle pour chaque modèle, pour les mailles contenant Bamako (gauche) et Niamey (droite). Si l'on exclue le modèle UKESM1-0-LL, qui ne simule pas de signal sur les extrêmes de pluie sur ces deux mailles, les TOE sont compris entre 2029 et 2052 pour Bamako et entre 2031 et 2041 pour Niamey. Ces chiffres confirment que le dipôle Est/Ouest, aspect robuste pour les cumuls annuels, est moins marqué pour les extrêmes (figures X.16 et F.9). En scénario SSP585, le TOE est globalement avancé (cf. SECTION 2 de l'annexe F).

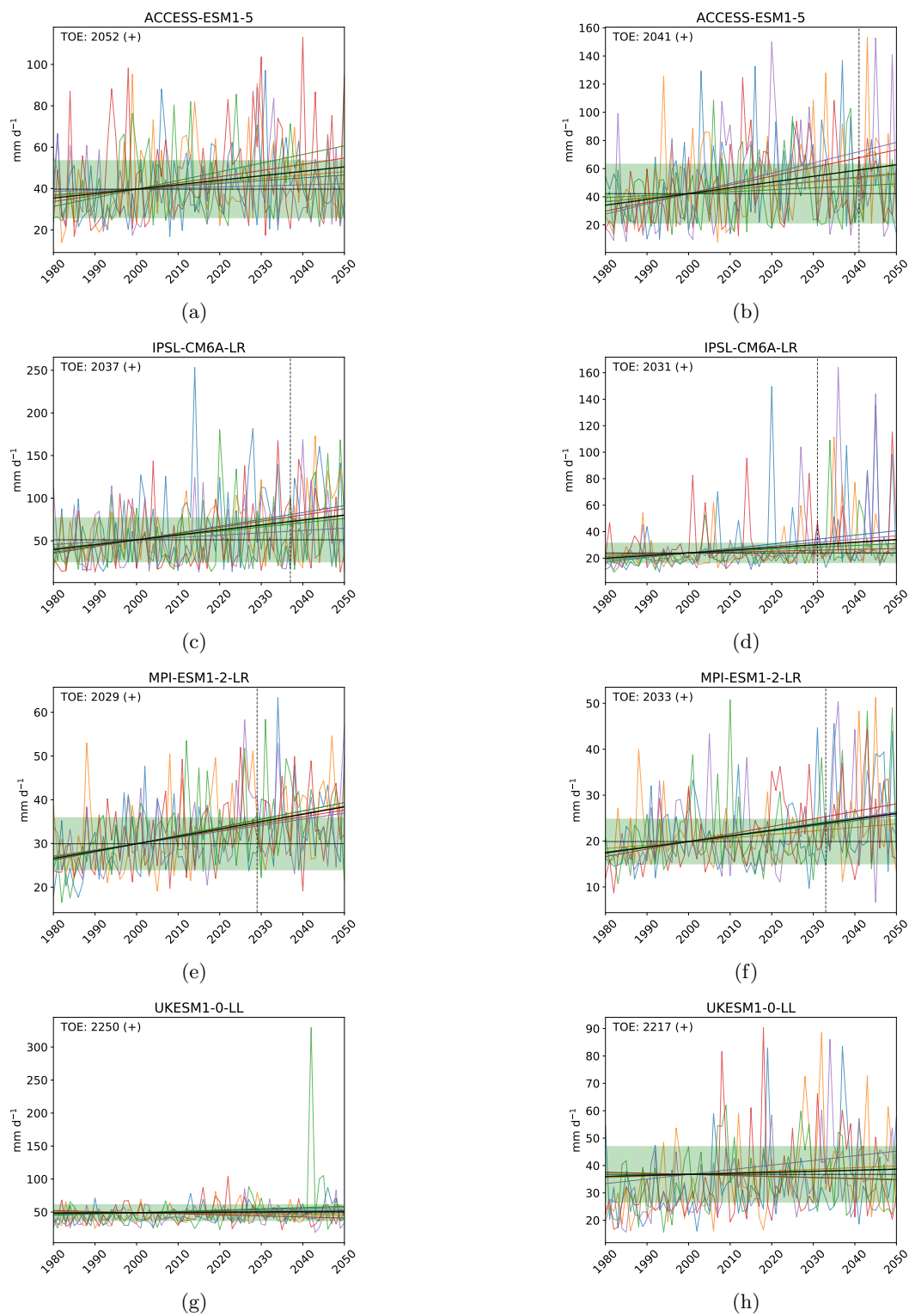


FIGURE X.15 – Idem que la figure X.12 pour la moyenne de la GEV.

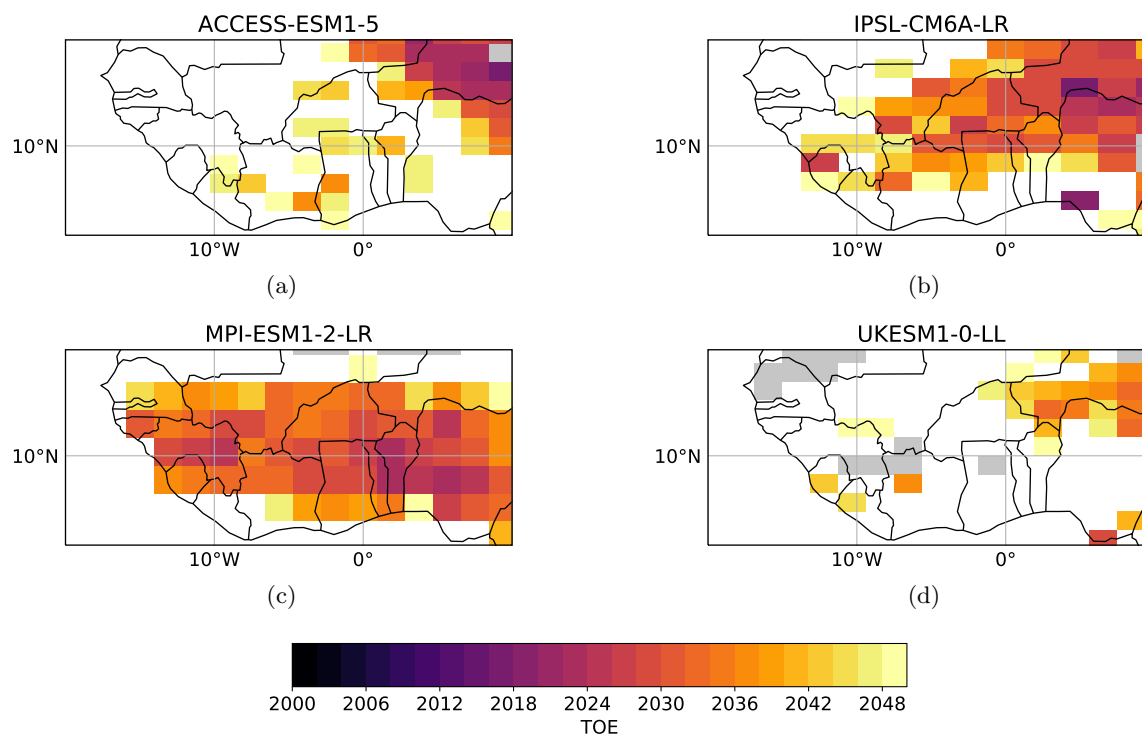


FIGURE X.16 – Idem que la figure X.13 pour la moyenne de la GEV.

2.3.2.b. A l'échelle agrégée

De même que pour les cumuls annuels, l'analyse est répétée en considérant une série temporelle de maxima annuels pour une boîte $5^\circ \times 5^\circ$ centrée sur Bamako et Niamey. La figure X.17 montre un TOE avancé de 5 à 10 ans environ, selon le modèle, voir davantage pour le modèle UKESM1-0-LL qui estime des TOE largement supérieurs à 2050 à l'échelle ponctuelle.

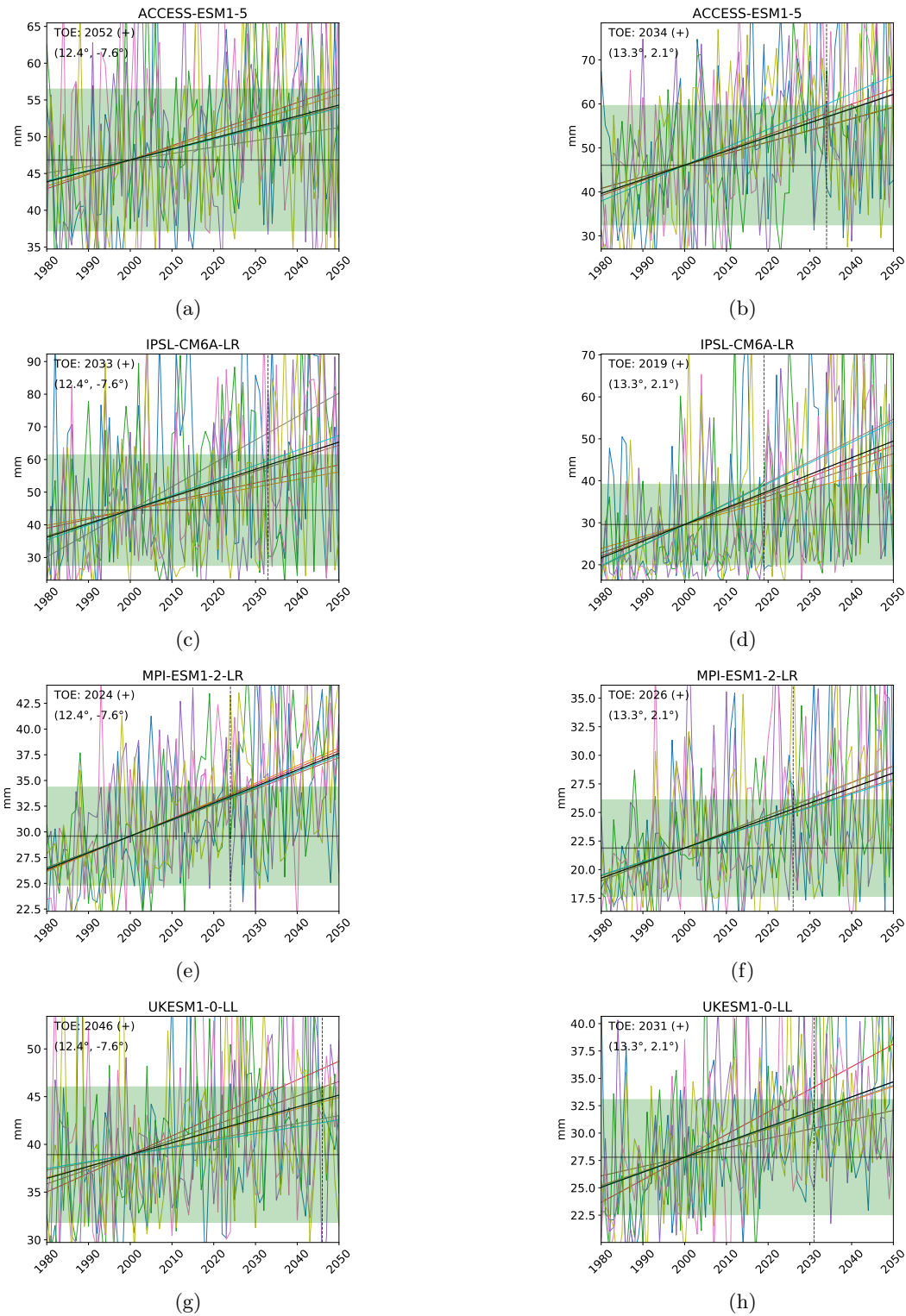


FIGURE X.17 – Idem que la figure X.14 pour la moyenne de la GEV.

2.3.3. Résumé

La figure X.18 récapitule les temps d'émergence moyens parmi les modèles du cumul estival et de la moyenne de la GEV pour les scénarios SSP245 et SSP585 et pour différentes échelles spatiales. Le temps d'émergence moyen est obtenu à partir des valeurs de signal (α_k) de chaque modèle k , données par les équations VI.1 pour les cumulés et VI.6 pour la moyenne de la GEV. Le bruit moyen

parmi les membres du modèle k , σ_k , est donné par l'ÉQUATION VI.3. Le signal et le bruit moyen parmi les modèles sont donnés, respectivement, par :

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{N} \sum_k^N \alpha_k \frac{\overline{X^{ref}}}{\overline{X_k}} \quad (\text{X.1})$$

et

$$\bar{\sigma} = \frac{1}{N} \sum_k^N \sigma_k \frac{\overline{X^{ref}}}{\overline{X_k}} \quad (\text{X.2})$$

où X_k^{ref} est la valeur moyenne de l'année de référence pour le modèle k (du cumul ou de la moyenne de la GEV) et $\overline{X^{ref}}$ la moyenne parmi les modèles de ces valeurs.

Soit $t_{norm} = \frac{t_{ref} - y_0}{y_1 - y_0}$ l'année de référence normalisée par rapport aux dates de début et de fin de la période de validité du modèle linéaire ($y_0 = 1980$ et $y_1 = 2050$). Le TOE normalisé est égal à :

$$\text{TOE}_{norm} = t_{norm} + f \times \left| \frac{\bar{\sigma}}{\bar{\alpha}} \right| \quad (\text{X.3})$$

Le TOE est finalement obtenu comme : $\text{TOE} = y_0 + \text{TOE}_{norm} \times (y_1 - y_0)$.

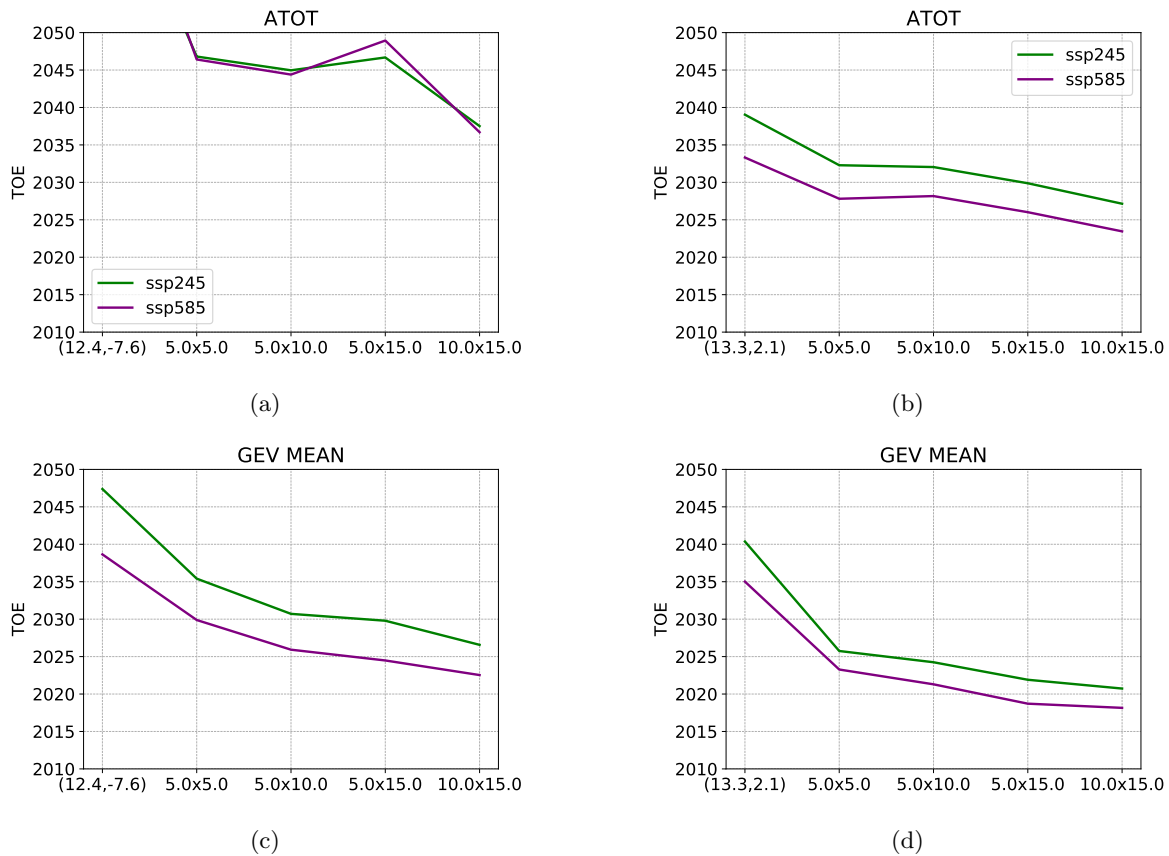


FIGURE X.18 – Temps d’émergence moyens parmi les modèles pour les cumuls (a, b) et la moyenne de la GEV (c, d), pour les scénarios SSP245 (vert) et SSP585 (violet). Les échelles spatiales (en abscisses) vont du ponctuel à $10^\circ \times 15^\circ$, les boîtes étant centrées sur Bamako ($12.4^\circ \text{N} - 7.6^\circ \text{W}$, gauche) et Niamey ($13.3^\circ \text{N} - 2.1^\circ \text{E}$, droite).

2.3.4. Pluies extrêmes : niveaux de retour

Pour terminer, la méthode décrite à la SECTION 3.4.3 est appliquée aux modèles ACCESS-ESM1-5 et MPI-ESM1-2-LR pour lesquels 10 membres sont disponibles pour le scénario SSP245. La figure X.19 montre les temps d’émergence du niveau de retour 10 ans obtenus avec ces deux modèles sur les mailles contenant Bamako et Niamey. Il apparaît d’abord que l’émergence a lieu avant 2050 sur les deux mailles et avec les deux modèles, qui s’accordent pour situer une émergence dans la première moitié des années 2020 sur Niamey. Sur Bamako le constat est plus dispersé, avec une émergence du signal en 2044 pour ACCESS-ESM1-5 et en 2016 pour MPI-ESM1-2-LR. L’absence de dipôle dans ce deuxième modèle explique cette émergence précoce.

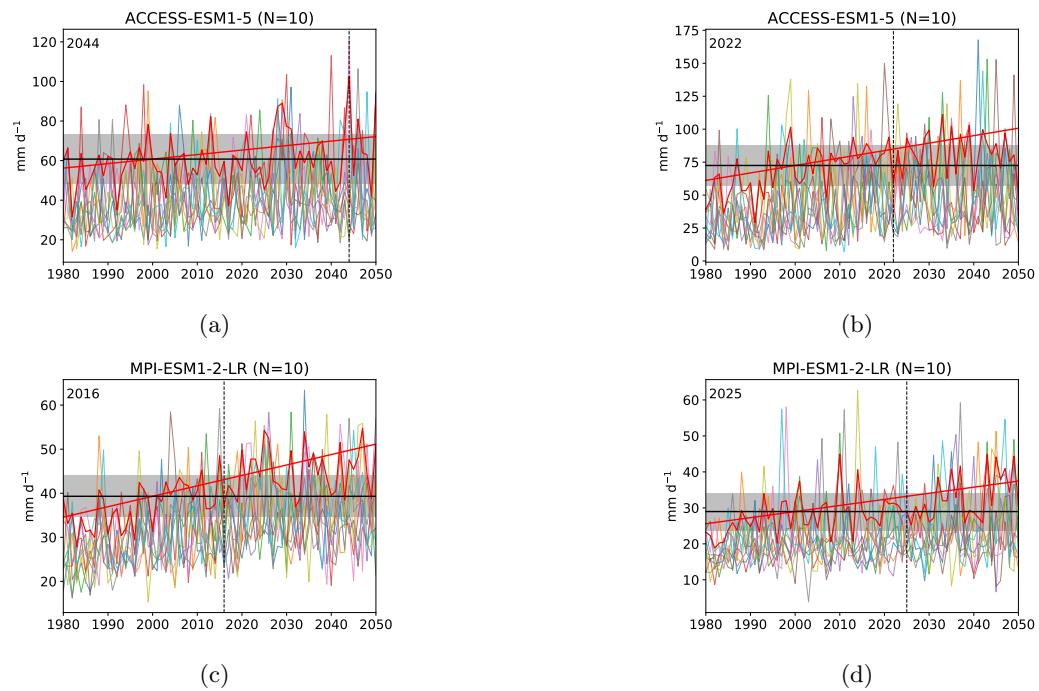


FIGURE X.19 – Temps d'émergence du niveau de retour 10 ans sur les mailles contenant les villes de Bamako (gauche) et de Niamey (droite) obtenus avec 10 membres des modèles ACCESS-ESM1-5 (a, b) et MPI-ESM1-2-LR (c, d). La courbe en trait épais rouge représente le niveau de retour empirique parmi les 10 membres (pour chaque année), la droite en rouge représente le niveau de retour forcé issu du modèle GEV non-stationnaire. La droite en noir est le niveau de retour de l'année de référence et l'enveloppe grise représente la variabilité interne de ce niveau de retour.

Le comportement spatial du TOE est illustré par la figure X.20, qui confirme le point évoqué précédemment. Dans le modèle ACCESS-ESM1-5 le dipôle est bien marqué avec des émergences dans les décennies 2020/2030 sur le Sahel Est et après 2030 sur le Sahel Ouest, où l'ajustement du modèle GEV non-stationnaire échoue sur plusieurs mailles (cellules grisées), entravant l'analyse sur cette région.

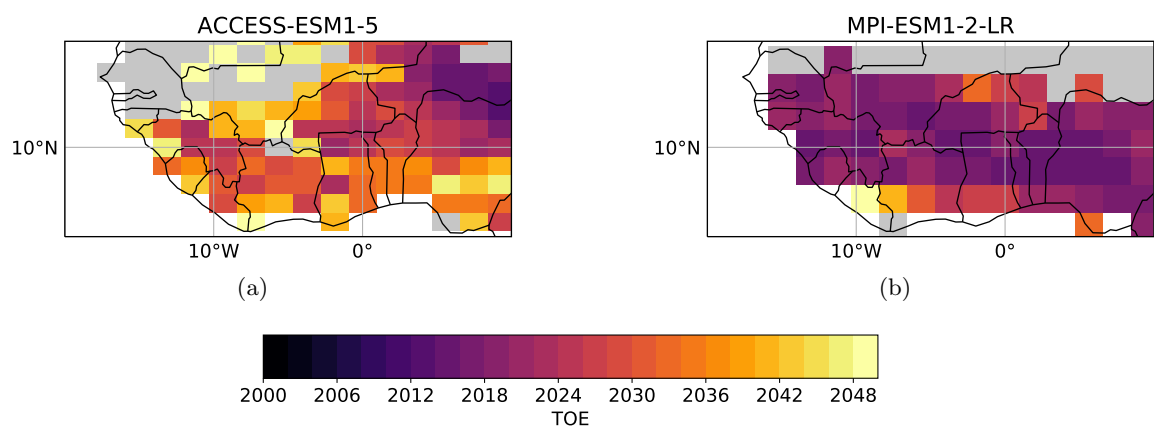


FIGURE X.20 – Idem que la figure X.16 pour le niveau de retour 10 ans.

L'autre distinction de comportement entre ces deux modèles concerne l'évolution de niveaux de retour différents, comme illustré avec le niveau de retour 2 ans par les figures F.10 et F.11 : tandis

que l'émergence est retardée avec ACCESS-ESM1-5, passant par exemple de 2022 à 2031 sur Niamey, elle est avancée de 2025 à 2020 avec MPI-ESM1-2-LR. Les signaux et bruits de ces deux modèles évoluent comme suit :

- ACCESS-ESM1-5 : le signal passe de 9.6 % décennie⁻¹ pour le niveau de retour 2 ans à 9.1 % décennie⁻¹ pour le niveau de retour 10 ans et le bruit de 30 à 21 %¹.
- MPI-ESM1-2-LR : le signal passe de 4.5 à 6.5 % décennie⁻¹ et le bruit de 10 à 18 %.

Le changement de variabilité interne pour ces deux niveaux de retour semble donc expliquer le changement de TOE.

Enfin, en scénario SSP585, le TOE sur Bamako passe de 2044 à 2029 avec ACCESS-ESM1-5 et de 2016 à 2012 avec MPI-ESM1-2-LR, respectivement (figure F.13). Sur Niamey, le TOE est stable avec ACCESS-ESM1-5 (2022) et avance de 4 ans avec MPI-ESM1-2-LR. Ce comportement s'explique par les changements de signaux et bruits entre ces deux scénarios :

- ACCESS-ESM1-5 : signal et bruit augmentent dans les mêmes proportions : de 1 % décennie⁻¹ et de 2 %, respectivement.
- MPI-ESM1-2-LR : le signal augmente de 2 % décennie⁻¹ alors que le bruit reste stable (10.3 % et 10.5 % en SSP245 et SSP585, respectivement).

Concernant la différence entre niveaux de retour 2 ans et 10 ans le constat est le même qu'en scénario SSP245, avec un retard pour ACCESS-ESM1-5 et une avancée du TOE pour MPI-ESM1-2-LR, signaux et bruits évoluant de la même façon.

2.4. Discussion

L'étude présentée dans cette section comporte un certain nombre de limites et de possibilités d'améliorations ; cette section en passe quelques unes en revue.

2.4.1. Sensibilité des modèles : normalisation par niveau de réchauffement

L'estimation du TOE est directement liée à l'estimation, pour chaque modèle, du signal et du bruit. Le premier dépend de la sensibilité du modèle aux forçages externes, tandis que le deuxième est directement lié à la représentation de la variabilité interne générée par le modèle. Des différences de sensibilités aux forçages peut résulter un écart important entre modèles dans l'estimation du signal et du bruit, à horizon temporel donné. Une façon de s'affranchir de cet aspect est d'exprimer le changement de précipitation (cumuls et extrêmes) en fonction d'un niveau de réchauffement donné. Cette approche permet de comparer directement les modèles et les scénarios entre eux. Néanmoins, elle pose la question de la linéarité de la réponse des précipitations régionales par rapport au niveau de réchauffement global. En effet, une multitude de mécanismes non-linéaires agissant à différentes échelles de temps et d'espace en réponse à une augmentation de la concentration en CO₂ peuvent atténuer ou amplifier cette réponse (voir SENEVIRATNE & HAUSER, 2020 ; DOBLAS-REYES et al., 2021).

1. Il s'agit d'une variabilité relative : σ/R_{ref}

2.4.2. Climat et année de référence

Il y a deux limites associées à la façon dont est défini le climat de référence. Premièrement, le choix d'une année particulière rend le climat utilisé comme référence fortement dépendant des valeurs de pluies cette année là, et ce malgré l'utilisation de plusieurs membres pour filtrer une partie (seulement) de la variabilité interne. Une estimation du climat de référence sur une durée de 30 ans centrée sur l'année en question donnerait une estimation plus robuste de ce climat.

Deuxièmement, si la variabilité interne augmente, l'émergence se fera d'autant plus tôt (par rapport à l'année de référence) que l'année de référence est en début de période, et inversement si la variabilité interne diminue. Or, la figure X.21 montre une augmentation des variabilités interannuelle et décennale de l'intensité journalière moyenne sur la période 2016–2050 par rapport à l'ère pré-industrielle, dans un scénario SSP245. Ce constat va dans le sens de l'augmentation illustrée par la figure IX.15c, d pour la période 1950–2014. Il est donc attendu que le TOE sur les extrêmes sera d'autant plus précoce que l'année de référence est choisie tôt. Les variabilités interannuelle et décennale de l'occurrence semblent quant à elles légèrement réduites, ce qui peut compenser l'augmentation sur l'intensité et rendre la vitesse d'émergence des cumuls insensible au choix de l'année de référence.

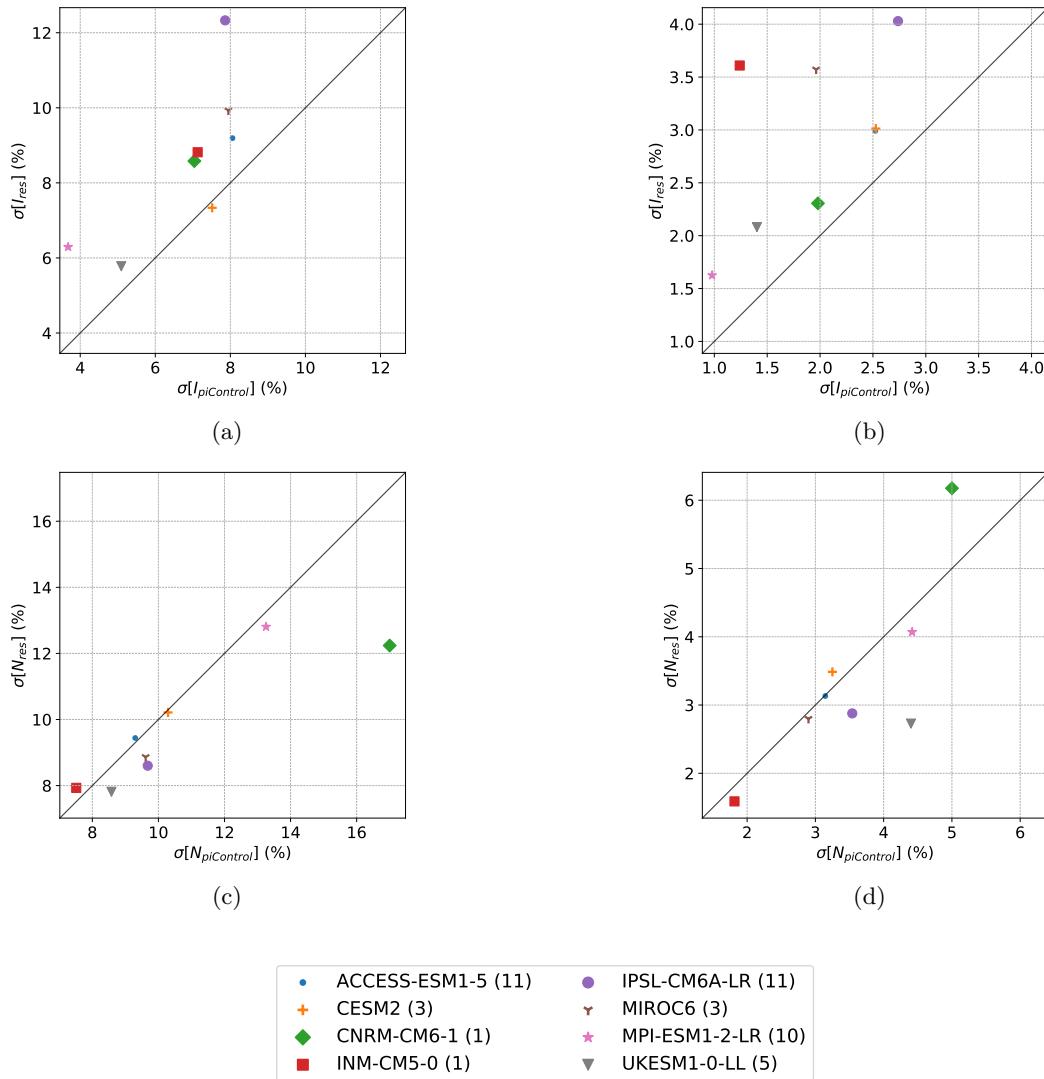


FIGURE X.21 – Idem que les figures IX.15c, d, e, f pour la période 2016–2050 en scénario SSP245.

L'augmentation de la variabilité interannuelle de l'intensité des jours pluvieux est cohérente avec les tendances plus marquées sur le paramètre d'échelle des GEV non-stationnaires ajustées ponctuellement, relativement aux tendances sur le paramètre de position. Ce point est illustré par les figures X.22a et b pour les mailles de Bamako et Niamey, respectivement.

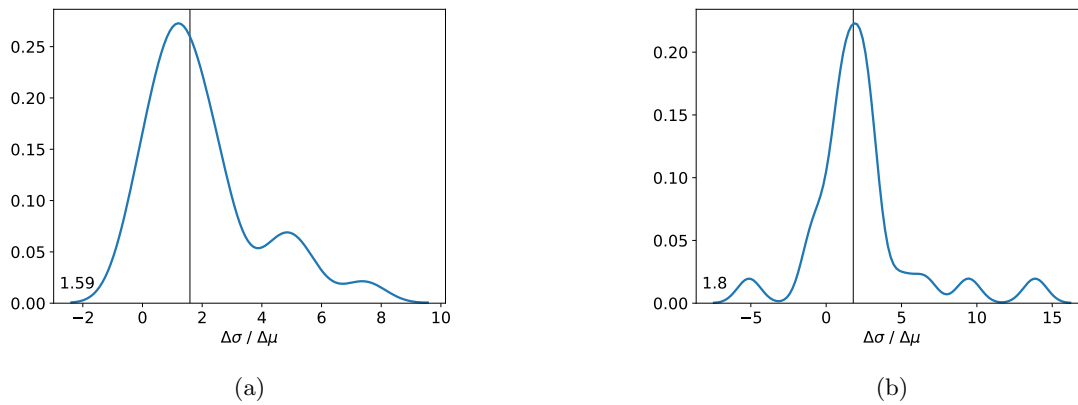


FIGURE X.22 – Distributions du ratio des changements de paramètres d'échelle et de position ($\Delta\sigma/\Delta\mu$) dérivés des modèles GEV non-stationnaires ajustés ponctuellement sur les mailles contenant les villes de (a) Bamako et (b) Niamey, pour les 4 modèles utilisés à la SECTION 2. La ligne verticale représente la médiane parmi les valeurs de ratios (indiquée en bas à gauche).

2.4.3. Incertitude d'inférence du modèle statistique

Les incertitudes liées à la variabilité interne et à l'utilisation de modèles de climat ont été traitées, bien que de façon toujours imparfaite, dans l'analyse du TOE. La troisième source d'incertitude réside dans l'erreur d'estimation des paramètres des modèles statistiques utilisés pour représenter les cumuls et les extrêmes de pluie (loi normale et GEV, respectivement) et leurs évolutions. Une approche par bootstrap (cf. SECTION 3.2.2 du CHAPITRE V) devrait fournir une estimation de cette incertitude. Cette incertitude pourrait être réduite en adoptant une approche régionale afin d'augmenter la taille de l'échantillon. Néanmoins, une évolution de l'organisation spatiale des précipitations rend possible l'agrégation de données ayant des tendances opposées, ce qui amènerait à une baisse de la capacité de détection du signal par un tel modèle statistique. Il convient donc d'adopter au préalable une approche empirique pour identifier les zones où le changement est homogène.

2.4.4. Forme du signal

Un signal linéaire a été utilisé pour la période 1980–2050 en raison du comportement illustré par la figure X.7. Il pourrait être intéressant d'utiliser un modèle plus complexe (polynôme, spline) capable de s'ajuster de manière satisfaisante sur des données après 2050 et ainsi de fournir une meilleure identification du signal, ce qui peut être justifié même si l'analyse du TOE s'arrête en 2050.

Synthèse

La pluviométrie du Sahel a connu d'importantes fluctuations au cours du 20^e siècle. Ces évolutions sont en partie dues aux activités humaines et il est attendu qu'elles se poursuivent sous l'effet continu voir croissant de certains forçages anthropiques comme le CO₂. Il est donc nécessaire d'évaluer les différentes façons dont ces évolutions vont se traduire selon les échelles de temps, les régions et les trajectoires d'émissions futures.

Cette partie met d'abord en évidence la réponse contrastée, entre Sahel Ouest et Sahel Est, du régime des pluies sahélien sous le seul effet du CO₂, forçage externe *a priori* dominant du 21^e siècle : tandis que le Sahel Ouest voit une forte diminution de l'occurrence des jours pluvieux et une faible augmentation de leur intensité, le Sahel Est connaît une augmentation marquée de ces deux indicateurs. Cela se traduit par une augmentation relativement homogène des extrêmes dans ces deux régions, contrairement aux cumuls annuels qui diminuent fortement à l'Ouest et augmentent à l'Est.

L'analyse dans un cadre d'émissions plus réaliste montre un comportement cohérent avec la vision idéalisée, avec un dipôle bien marqué pour les cumuls et un comportement plus homogène spatialement pour les extrêmes, avec une incertitude qui augmente sensiblement en scénario SSP585. Le cycle saisonnier régional montre un démarrage plus tardif, dû à une baisse de l'occurrence des jours pluvieux, et un cœur de saison des pluies plus intense en raison de la forte augmentation de l'intensité. Les extrêmes augmentent quelle que soit la trajectoire des émissions.

Face au constat d'un régime des pluies subissant de profondes modifications, une analyse du temps d'émergence de différents indicateurs pluviométriques est réalisée à l'aide d'ensembles de simulations en scénarios futurs. Pour les cumuls, l'émergence de nouvelles conditions se produit vraisemblablement dans la décennie en cours ou la prochaine sur le Sahel Est, tandis qu'il n'y a pas de changement significatif sur le Sahel Ouest avant 2040. Le contraste est moins marqué pour les extrêmes, avec l'émergence d'une climatologie significativement différente de celle de l'année 2000 au cours des décennies 2010–2020 à l'Est et 2020–2030 à l'Ouest. Bien que ces résultats varient selon la métrique utilisée, le niveau d'agrégation spatiale et le scénario d'émissions, ils pointent de manière unanime vers un changement conséquent de régime pluviométrique avant le milieu du siècle, en particulier sur l'Est du Sahel. Il semble par conséquent nécessaire de penser dès aujourd'hui l'adaptation des pratiques dans des domaines tels que l'agriculture et la gestion des risques hydrologiques, tout en gardant à l'esprit que la variabilité interne du climat peut, sur une année ou une décennie, amplifier ou atténuer ces évolutions.

Cinquième partie

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

1. Conclusions

1.1. Résumé des objectifs et de l'approche méthodologique

La pluviométrie au Sahel est apportée par la Mousson d'Afrique de l'Ouest (MAO) et se caractérise par une saisonnalité très marquée, une forte variabilité de l'échelle événementielle à pluri-décennale et une sensibilité aux variations climatiques de grande échelle, naturelles ou anthropiques. La région du Sahel est en prise avec des enjeux socio-économiques forts liés à la MAO :

- une économie qui repose fortement sur une agriculture essentiellement pluviale, donc vulnérable aux aléas hydro-météorologiques, en particulier les sécheresses.
- Des inondations en constante augmentation depuis plusieurs décennies qui, conjointement à une exposition qui s'accroît notamment en raison de la croissance démographique et d'une urbanisation non planifiée, augmentent les pertes humaines et les dégâts matériels.

Il y a donc un intérêt à documenter et comprendre les évolutions passées et futures du régime des pluies sahéliennes dans son ensemble, et en particulier des pluies extrêmes.

L'amélioration de la compréhension physique du régime pluviométrique sahélien et de son évolution est conditionnée par la définition d'un cadre méthodologique permettant à la fois d'extraire le maximum d'informations de jeux de données peu fournis et d'intégrer les caractéristiques intrinsèques de variabilité spatiale et temporelle de la pluie à différentes échelles. De plus, un usage pertinent de ces informations climatiques nécessite de comprendre les causes de cette évolution. Enfin, en se basant sur cette compréhension, il devrait être possible de mieux anticiper les possibles évolutions à venir et ainsi de favoriser la mise en place de stratégies d'adaptation aux changements hydro-climatiques. Dans ce contexte, cette thèse s'articule autour des quatre objectifs suivants :

- Développer une méthode permettant de détecter des tendances dans les pluies extrêmes sur une gamme de pas de temps d'enregistrement allant de l'infra-horaire au journalier.
- Dresser un constat à l'échelle du Sahel de ces évolutions récentes des pluies extrêmes et faire le lien avec l'évolution du régime pluviométrique dans son ensemble.
- Apporter des éléments de compréhension sur les facteurs à l'origine de ces évolutions.
- Explorer les évolutions futures d'indicateurs pluviométriques.

Une approche statistique inférentielle basée sur la théorie des valeurs extrêmes, permettant de décrire le régime des pluies de façon synthétique en intégrant les données existantes et en prenant en compte les non-stationnarités spatiales et temporelles, a été adoptée. Ce cadre a permis de mettre en évidence des tendances dans le régime des extrêmes sur le Sahel. L'accent a par la suite été mis sur la compréhension des facteurs à l'origine de ces tendances ; des simulations climatiques récentes ont pour cela été exploitées, afin de mieux cerner les rôles respectifs de la variabilité interne du climat et des forçages externes, en prenant en compte l'incertitude liée à une représentation par essence imparfaite du climat. Ces mêmes simulations ont également servi à identifier les horizons temporels sur lesquels s'inscrivent les changements de précipitations aujourd'hui en cours.

1.2. Résultats principaux

1.2.1. Résultats méthodologiques

Une méthodologie de détection de tendances dans les pluies extrêmes a été mise en place au CHAPITRE VII; celle-ci consiste à rassembler des données de façon cohérente afin d'obtenir des échantillons de tailles plus grandes, permettant une inférence plus robuste. Ce regroupement se fait en modélisant la dépendance statistique d'échantillons de pluies extrêmes ayant :

- Différentes durées : l'agrégation repose sur l'hypothèse d'invariance temporelle des distributions de pluie pour différentes durées d'enregistrement. La prise en compte de cette propriété permet de rassembler des données mesurées à des pas de temps allant de quelques minutes à une heure, puis de 2 h à 24 h.
- Différentes localisation : l'agrégation repose sur le regroupement de plusieurs stations au sein d'un même échantillon en prenant en compte les gradients spatiaux (selon la latitude et la longitude sur un domaine étendu, $> 1^\circ \times 1^\circ$) ou non, en cas d'absence de gradient spatial (domaine de faible étendue, $< 1^\circ \times 1^\circ$).

La prise en compte de la non-stationnarité des pluies extrêmes est ensuite réalisée en ajoutant une dépendance temporelle aux paramètres statistiques. Dans le modèle développé dans la thèse, une fonction linéaire du temps a été implémentée par souci de parcimonie et de compatibilité avec les évolutions analysées empiriquement sur les jeux de données d'application. Les différents modèles non-stationnaires sont comparés à l'aide d'une méthode de ré-échantillonnage aléatoire dite de "bootstrap", qui permet de tenir compte de la dépendance au sein des échantillons globaux; le modèle le plus significatif est celui qui permet une description la plus fidèle des données tout en limitant au maximum le nombre de paramètres supplémentaires. Une méthode similaire permet de quantifier l'incertitude associée à l'inférence de tels modèles et ainsi d'évaluer dans quelles mesures un modèle plus réaliste mais plus complexe est pertinent d'un point de vue de la prise de décision. Si d'autres études proposent des approches statistiques semblables, la prise en compte conjointe de i) l'agrégation de données, limitant les effets d'échantillonnage, ii) la non-stationnarité spatiale et temporelle, et iii) la description multi-durée de la pluie en font un modèle original que nous avons qualifié d'"unifié". Au delà de ses atouts pour décrire le régime des précipitations extrêmes et ses évolutions, ce modèle permet aussi très directement de générer des courbes intensité-durée-fréquence (IDF) en contexte non-stationnaire. Les évolutions climatologiques mises en évidence sont ainsi aisément traduites en indicateurs tels que les niveaux et périodes de retour, largement utilisés en ingénierie hydrologique notamment dans le dimensionnement d'ouvrages hydrauliques.

1.2.2. Résultats climatologiques

1.2.2.a. Détection de tendances dans les extrêmes de pluie

Le premier résultat climatologique concerne la zone AMMA-CATCH Niger, qui fournit un jeu de données de précipitations infra-journalières d'une densité et d'une longueur unique en Afrique de l'Ouest et certainement en zone semi-aride. On a montré une tendance à l'intensification des précipitations sur ce domaine sur la période 1990–2017, et ce à tous les pas de temps, de l'infra-horaire

au journalier. Les taux sont cependant différents selon les pas de temps et la rareté de l'événement : les pas de temps infra-horaires augmentent avec un taux de 4–5 % décennie⁻¹, les pas de temps de l'horaire au journalier avec un taux de 5–8 % décennie⁻¹. L'approche statistique adoptée a également permis de montrer que les tendances détectées sont liées à une augmentation très significative du paramètre d'échelle de la distribution GEV des pluies extrêmes, qui traduit une augmentation de leur variabilité depuis 30 ans.

Un deuxième résultat a été obtenu à l'échelle du Sahel sur la période 1983–2015, pour laquelle des données journalières sont disponibles, mais à une résolution spatiale beaucoup plus lâche que sur l'observatoire AMMA-CATCH Niger. En modélisant le comportement spatial des pluies extrêmes dans un contexte non-stationnaire, il a été montré qu'une augmentation de 5 % décennie⁻¹ des paramètres de position et d'échelle de la distribution régionale des pluies extrêmes a eu lieu. Cela traduit une augmentation plus importante de la fréquence des événements les plus rares ; le niveau de retour 10 (100) ans en début de période devient un niveau de retour 5.2 (42) ans en 2015, soit une fréquence multipliée par 1.9 (2.4).

L'augmentation de la variabilité, point commun de ces deux résultats, est une des attentes de la réponse des précipitations au réchauffement global induit par le CO₂. Si ce constat n'est pas en tant que tel un élément d'attribution, il amène la question des causes à l'origine de ces tendances, question aussi intéressante pour les acteurs qui doivent prendre des décisions aujourd'hui à partir de ces informations.

1.2.2.b. Attribution des évolutions du régime des pluies

Le troisième résultat d'ordre climatologique de cette thèse concerne l'attribution des évolutions pluviométriques sur la période 1950–2014. Un ensemble d'expériences de simulations numériques du climat (CMIP, AMIP, DAMIP) a été exploité et différents indicateurs du régime des pluies ont été analysés : cumuls annuels, intensité et occurrence journalières moyennes, maxima annuels de pluie journalière et de durée de séquence sèche. L'utilisation de plusieurs modèles de climat et de plusieurs membres pour chaque modèle permet de tenir compte en partie de l'incertitude liée aux modèles et à la variabilité interne du climat. En moyenne parmi toutes les simulations couplées (CMIP6), une partie significative du signal régional des pluies annuelles et des maxima annuels est reproduite. Cela montre le rôle prépondérant des facteurs de forçage externes dans ce signal. Il apparaît en outre que ce sont les forçages anthropiques qui sont principalement impliqués, avec peu ou pas de signal dans les simulations avec forçages naturels uniquement. Les aérosols apparaissent comme le forçage prépondérant dans l'intensification de la pluviométrie au cours de la période récente, avec un effet additionnel des GES. Les simulations combinant les forçages historiques et les SST observées (AMIP) reproduisent très fidèlement le signal récent ainsi que l'oscillation entre décennies humides et décennies sèches ; notre étude confirme ainsi le rôle prépondérant de la variabilité interne du climat dans la période de grande sécheresse sahélienne des décennies 70–80, et montre que l'océan a également modulé l'effet des forçages externes depuis lors.

Une analyse plus fine réalisée sur l'intensité et l'occurrence moyenne des jours pluvieux dans les simulations couplées montre que les forçages anthropiques liés aux aérosols et aux GES ont des impacts différents sur le régime des pluies, avec des disparités régionales. Les aérosols ont une empreinte spatiale homogène, avec une hausse de l'intensité et de l'occurrence sur tout le Sahel sur la période

1985–2014 par rapport à la période 1950–1979. Les GES forment un dipôle à la fois pour l'intensité, qui augmente fortement à l'Est, et l'occurrence, qui diminue à l'Ouest. Le fait que cette diminution ne soit pas observée suggère que ce signal forcé est masqué par un mode de variabilité interne, un point étayé par les simulations forcées SST.

Des modifications du cycle saisonnier au cours de la période récente sont également le fait des forçages anthropiques : la réduction des émissions d'aérosols renforce l'occurrence et l'intensité des pluies journalières sur les quatre mois de la saison des pluies (juin–septembre) ; les GES provoquent également une augmentation de l'intensité –surtout en août et septembre–, mais diminuent l'occurrence notamment sur les mois de juin, juillet et août.

Il a également été montré dans le CHAPITRE IX que l'évolution de la durée maximale des séquences sèches, dont une hausse marquée est observée sur 1950–2014, n'est pas reproduite dans les modèles. Si la paramétrisation de la convection est une cause probable de cette déficience, une étude statistique spécifique apparaît nécessaire pour approfondir ce point.

Bien que souvent supposé dans la littérature, notre étude montre pour la première fois que le régime des pluies sahélien a été fortement influencé par les activités humaines au cours de la période récente. Partant de ce constat, il semble intéressant de documenter les évolutions à venir dans un climat de plus en plus profondément modifié par les activités humaines. Cela nécessite de tenir compte des incertitudes liées i) à la nature intrinsèquement chaotique du système climatique, ii) aux hypothèses et approximations faites dans les simulations climatiques, iii) à la trajectoire inconnue des émissions et usages des terres futurs, et iv) aux méthodes d'analyse.

1.2.2.c. Projections futures

Les analyses des simulations en scénarios futurs montrent que la tendance en cours à l'augmentation des cumuls annuels et des pluies extrêmes devrait se poursuivre au cours de la prochaine décennie sur le Sahel, notamment en lien avec les effets du forçage par les aérosols. Par la suite, le signal lié à l'augmentation du CO₂ devient dominant et le contraste entre le Sahel Ouest et le Sahel Est s'accroît : l'occurrence moyenne des jours pluvieux diminue fortement sur le Sahel Ouest tandis que l'intensité des jours pluvieux semble légèrement augmenter. Sur le Sahel Est, ces deux indicateurs suivent des trajectoires similaires mais avec une baisse de l'occurrence (resp. intensité) moins (resp. plus) marquée que sur le Sahel Ouest. Ainsi, la déconnexion entre cumuls annuels et extrêmes, dont les prémices ont été observés depuis le milieu des années 1980, se confirme pour le 21^e siècle.

Le cycle saisonnier est amené à se modifier dans le futur avec un démarrage plus tardif de la saison des pluies dû à une baisse de l'occurrence des jours pluvieux, et une deuxième partie de la saison plus intense, qui résulte principalement d'une augmentation de l'intensité des événements de pluie.

Compte tenu des modifications importantes du régime des pluies simulées dans le futur par les modèles de climat, nous avons cherché à savoir l'horizon temporel à partir duquel le régime des pluies sahélien sera significativement différent du régime actuel. En utilisant la notion de temps d'émergence, nous avons montré que le Sahel Est devrait très rapidement (dans la décennie en cours) connaître un régime des pluies significativement différent de celui des années 2000, avec un climat globalement plus humide et des événements extrêmes plus intenses/nombreux. Sur le Sahel Ouest le constat est similaire sauf pour les cumuls, qui ne montrent pas d'émergence avant les années 2040.

Néanmoins, une analyse du temps d'émergence des séquences sèches pourrait révéler des conditions déjà anormales, ou en passe de le devenir, sur cette région.

Globalement, les comportements rapportés dans cette partie sont plus marqués en scénario SSP585 qu'en scénario SSP245, ce qui semble indiquer une absence de rupture dans le régime des pluies sahélien mais que au contraire, la pluviométrie simulée par les modèles de climat utilisés a une réponse plutôt monotone aux forçages dominants. Cette assertion est entièrement dépendante de présence ou non de seuils climatiques dans les modèles, qui fait l'objet d'une attention particulière de la part de la communauté des climatologues en raison des conséquences potentiellement désastreuses pour les sociétés humaines (voir par exemple, DEFRANCE et al., 2017).

2. Perspectives

Cette ultime partie passe en revue des possibilités d'améliorations méthodologiques et quelques unes des questions de recherche restant en suspens à l'issue de ces travaux.

2.1. Améliorations d'ordre méthodologique

2.1.1. Modèles GEV non-stationnaires à co-variables physiques

Une piste de recherche qui pourrait faire l'objet d'approfondissements est l'implémentation de modèles GEV/IDF non-stationnaires avec des co-variables physiques. Ce type approche pourrait servir à la fois un objectif de compréhension et de projection. Il a été largement utilisé pour caractériser le lien entre les pluies extrêmes et une variable météorologique et/ou un indice climatique (voir par exemple, AGILAN & UMAMAHESH, 2017; SARHADI & SOULIS, 2017; OUARDA et al., 2019). Une des difficultés dans cette tâche est l'identification de co-variables pertinentes et de leurs échelles spatiales et temporelles d'échantillonnage. Dans le cas des systèmes convectifs de meso-échelle au Sahel, les variables de contrôle des extrêmes sont encore mal comprises, peuvent recouvrir plusieurs facteurs et échelles, ce qui rend l'utilisation d'une co-variable unique assez délicate. De récents travaux visent néanmoins à identifier les variables *de premier ordre*, comme dans l'étude de KLEIN et al. [2021] où Total Column Water et cisaillement vertical du vent sont utilisés comme "proxy" d'événements extrêmes de pluie.

Une autre difficulté de cette approche est la cohérence qui doit exister entre les données de pluie d'une part et la variable atmosphérique utilisée d'autre part, dont les observations sont rares en Afrique de l'Ouest. Le recours à des données de réanalyses ou de modèles de climat est une solution, mais cela pose la question de la façon dont sont représentés les systèmes précipitants dans ces produits, de comment est générée la pluie dans les modèles numériques de prévision du temps et, *in fine*, de la représentativité d'une corrélation établie dans un modèle pour le compréhension de la réalité. Malgré ces difficultés, les modèles GEV et IDF non-stationnaires pourraient servir d'outils pour tester la pertinence de corrélations établies de façon plus grossière.

2.1.2. Régionalisation et spatialisation des IDF non-stationnaires

2.1.2.a. Régionalisation

La détection de tendances locales dans les extrêmes aux pas de temps infra-journaliers d'une part (CHAPITRE VII) et d'une tendance régionale au pas de temps journalier d'autre part (CHAPITRE VIII) pointent le besoin d'un diagnostic régionalisé : l'information doit être disponible à l'échelle de petits bassins versants ($\sim 100\text{--}1000\text{ km}^2$), pour lesquels les temps de réponse courts nécessitent des données finement résolues. De telles données n'étant pas toujours disponibles aux endroits concernés, il est nécessaire de les inférer à partir de stations/régions où elles le sont, et où l'estimation d'une éventuelle tendance est possible.

Ces questions font actuellement l'objet de recherches au sein de l'Institut des Géosciences de l'Environnement de Grenoble, notamment à travers la thèse d'Elisa Sauzedde et dans le projet CECC (Cycle de l'Eau et Changement Climatique) pour mettre à la disposition des utilisateurs des outils de dimensionnement à jour à l'échelle du Sahel.

2.1.2.b. Changement de l'abattement spatio-temporel des pluies extrêmes

Un certain nombre de travaux récents semblent montrer que les propriétés spatiales des événements de pluies extrêmes pourraient être amenées à changer en conséquence du réchauffement de l'atmosphère. Entre autres études, PREIN et al. [2017b] trouvent, dans un climat plus chaud, une augmentation de l'aire concernée par des fortes intensités de précipitations pour les MCS sur l'Amérique du Nord. Ces auteurs notent que toutes choses égales par ailleurs (intensité, vitesse de déplacement du système), cela augmente le volume total d'eau précipitée. WASKO et al. [2016] arrivent à une conclusion opposée sur l'Australie, avec une réduction de l'aire des pluies extrêmes due à une concentration de la zone la plus active du système (convectif), en raison de processus dynamiques. LI et al. [2015] réconcilient en quelques sortes les conclusions de ces deux études en trouvant une réduction (resp. augmentation) de l'aire des événements de pluie extrêmes d'une durée de 6–72 h (resp. 1 h). Les auteurs notent que ces changements de facteurs de réduction de l'aire (Areal Reduction Factor, ARF) entre climats présent et futur, estimés à l'aide du modèle régional de climat WRF¹ à haute-résolution (mailles de 2 km de côté), dépendent de la taille du bassin et de la rareté de l'événement. Ces trois études mettent en garde contre le risque de sous-estimation des futurs risques d'inondation si cet aspect n'est pas correctement pris en compte (toutes choses égales par ailleurs, voir par exemple SHARMA et al., 2018).

Partant de ces constats, la description des propriétés spatiales des systèmes précipitants au Sahel, étudiée en profondeur par PANTHOU et al. [2014c], pourrait être revisitée à l'aune d'une non-stationnarité du coefficient d'échelle dynamique, noté z dans le modèle d'abattement spatial suivant (cf. équation 12 de PANTHOU et al., 2014c, d'après DE MICHELE et al., 2001) :

$$\text{ARF}(D, A) = \left[1 + \omega \left(\frac{A^z}{D} \right)^b \right]^{\eta/b} \quad (\text{XI.4})$$

où D et A sont la durée et la surface, ω est un facteur de normalisation, b une constante et η est le coefficient du modèle de Simple Scaling (cf. équation V.20). Les données de l’observatoire AMMA-CATCH seraient adaptées pour cette analyse.

2.1.3. Tenir compte de la non-stationnarité en pratique

Une attention particulière a été prêtée au cours de cette thèse à exprimer les évolutions des extrêmes de pluie sur le Sahel en des termes qui “parlent” à la communauté des acteurs devant faire face aux conséquences pratiques des changements à l’œuvre. Si cette démarche constitue un premier pas vers une transmission du constat scientifique vers la société, un effort reste néanmoins à fournir pour donner une définition opérationnelle du risque dans un climat qui change, comme souligné par EL ADLOUNI et al. [2007] : “La période de retour associée à toute valeur d’événement extrême dépend du temps. L’évaluation des risques doit alors être effectuée en intégrant le niveau de risque tout au long de la durée de vie d’une structure, ou en considérant le scénario le plus défavorable, qui peut se produire vers la fin de la durée de vie de la structure.”

Ce constat a amené ROOTZÉN & KATZ [2013] à proposer le concept de “Design Life Level” (DLL), dont le but est “[d]atteindre une probabilité souhaitée de dépassement dangereux (ou de risque de défaillance) pendant la durée de vie de la conception”. Concrètement, le DLL correspond à l’événement qui à une probabilité p d’être atteint au moins une fois sur la durée de vie de l’ouvrage.

Les auteurs se placent dans le cadre de la théorie des valeurs extrêmes pour modéliser le comportement d’une valeur maximale hivernale de pluie journalière avec une distribution GEV $G \sim \{\mu(t), \sigma, \xi\}$ dont le paramètre μ est une fonction linéaire du temps : $\mu(t) = a + b(t - t_0)$. Sous hypothèse que les valeurs maximales annuelles de pluie journalière sont indépendantes, la fonction de répartition $F_{2011-2060}$ de la valeur maximale $M_{2011-2060}$ atteinte sur la période 2011–2060 est : $F_{2011-2060} = \Pr\{M_{2011-2060} \leq x\} = G_{2011}(x) \times G_{2012}(x) \times \dots \times G_{2060}(x)$. Dès lors, le DLL correspondant à un niveau de risque de 5 % est obtenu comme : $q_{2011-2060}(0.95)$ où $q_{2011-2060}$ est la fonction quantile de $F_{2011-2060}$: $q_{2011-2060}(u) = F_{2011-2060}^{-1}(u)$ ($u \in]0, 1[$).

Dans le même esprit de rendre “accessible à un public plus large dans le domaine [de l’ingénierie hydraulique]” la notion de risque dans un climat non-stationnaire, SALAS & OBEYSEKERA [2014] proposent une définition de la période de retour tenant compte de l’évolution au cours du temps de la probabilité d’occurrence d’un extrême de niveau donné. Le risque de défaillance d’une infrastructure au cours de sa durée de vie n , R_n ¹, est défini par les auteurs comme : $R_n = 1 - \prod_{t=1}^n (1 - p_t)$, où p_t est la probabilité d’occurrence d’un événement d’intensité donnée l’année t , d’après le modèle statistique considéré.

Ces deux exemples montrent qu’il existe des éléments méthodologiques permettant de transférer l’information climatologique vers la communauté des hydrologues et des ingénieurs. Compte tenu des évolutions qu’il est possible d’entrevoir pour les extrêmes de pluie au Sahel (cf. CHAPITRE X), il y a un réel intérêt à aller vers des applications de ce type à partir des résultats acquis durant cette thèse.

Enfin, MILLER et al. [2022] ont récemment mis en avant l’enjeu qu’il y a à ne pas se limiter aux seules considérations techniques de la non-stationnarité, et plaident pour une approche plus en lien

1. Probabilité que l’événement extrême d’intensité donnée (auquel la structure est conçue pour résister) arrive au moins une fois en n années.

avec les acteurs afin de “renforcer la compréhension et la confiance des décideurs dans l’application appropriée des informations climatiques clés dans les considérations de planification, y compris la nature probabiliste des informations climatiques”. C’est dans cette démarche qu’une collaboration avec le centre régional d’AGRo-HYdro-METéorologie (AGRHYMET) de Niamey, en charge du “développement agricole, de l’aménagement de l’espace rural et de la gestion des ressources naturelles”¹ au Sahel, est en cours de montage pour transférer certains des outils développés durant cette thèse.

2.2. Questions climatologiques

2.2.1. Compréhension des mécanismes physiques à l’origine des tendances

Cette thèse a montré que les évolutions du régime des pluies sahelien à l’œuvre depuis les années 80, dont l’augmentation de la fréquence et de l’intensité des événements extrêmes de pluie est un élément, proviennent en grande partie des facteurs de forçage anthropiques du climat. Néanmoins, les mécanismes physiques impliqués dans ces évolutions demeurent peu documentés, ce qui est un manque notamment pour évaluer la capacité des modèles à représenter ces mécanismes et leur sensibilité aux forçages, qui détermine la réponse des précipitations [JAMES et al., 2018].

Concernant les extrêmes, TAYLOR et al. [2017] proposent que le renforcement du gradient de température entre le Sahara et l’océan et son impact sur la dynamique régionale est un facteur d’intensification des extrêmes. Néanmoins, les études récentes de FITZPATRICK et al. [2020] et VIZY & COOK [2022] n’identifient pas de rôle déterminant du mécanisme proposé par TAYLOR et al. [2017], à savoir une augmentation du cisaillement vertical, dans l’occurrence d’événements extrêmes, que ce soit dans un modèle à convection permise pour la première ou dans des observations (satellite et réanalyse) pour la seconde. Ainsi, la mesure dans laquelle ce mécanisme est effectivement impliqué demeure floue et mériterait d’être davantage examinée. Cependant, les GCM ne sont probablement pas l’outil adapté puisque la dynamique des orages n’y est pas représentée explicitement.

L’implication des aérosols fait également l’objet de questions, que ce soit leur rôle local sur la micro-physique nuageuse et l’efficacité des précipitations ou leur rôle sur les SSTs et la façon dont ils interagissent avec la variabilité interne de l’océan (à ce sujet voir par exemple, EVAN et al., 2009). Récemment, HIRASAWA et al. [2022] ont montré les effets distincts des aérosols sur les précipitations au Sahel via une réponse océanique d’une part et atmosphérique d’autre part. Les auteurs mettent notamment en garde contre une vision simplifiée du gradient de SST dans l’Atlantique, forcé par les aérosols, comme explication principale de la sécheresse et de la reprise pluviométrique ; la contribution d’autres bassins océaniques (Pacifique et Indien) et la dépendance à leur état initial, la variabilité temporelle et spatiale des sources d’émissions, sont d’autres facteurs à prendre en compte, impliquant des mécanismes encore mal compris et potentiellement mal simulés par les modèles.

Sur ce dernier aspect, il y a également un enjeu majeur à mieux comprendre la capacité des modèles à reproduire la variabilité océanique décennale et le lien avec la pluie au Sahel. HERMAN et al. [2020] ont récemment mis en évidence la sous-estimation de la variabilité décennale des pluies simulées par les modèles de climat (CMIP5). Ce défaut pourrait venir d’une mauvaise représentation des variations spatiales de SST liées à la variabilité multi-décennale de l’océan Atlantique et des téléconnexions

1. <https://ne.ambafrance.org/L-AGRHYMET-Centre-regional-d-Agro>

associées [MARTIN et al., 2014]. Il serait par conséquent intéressant d'évaluer les performances des modèles CMIP6 et les processus à l'origine d'éventuelles divergences, comme récemment proposé par HODSON et al. [2022].

Enfin, l'approche qui consiste à décomposer les changements de fréquence et d'intensité des jours pluvieux en une composante thermodynamique et une composante dynamique est également une piste de recherche visant à mieux comprendre les mécanismes sous-jacents à ces évolutions. Une telle approche est adoptée par CHOU et al. [2012] à l'échelle des tropiques (30 °S – 30 °N). Les résultats obtenus au CHAPITRE IX permettent d'envisager une telle étude sur le Sahel.

2.2.2. *Changements de régime des pluies*

En lien avec le dernier point soulevé dans la section précédente, un aspect qui pourrait mériter de l'attention est la façon dont sont déformées les distributions des intensités et des occurrences des jours pluvieux dans les modèles. En effet, les indicateurs considérés aux chapitres IX et X, à savoir l'intensité et l'occurrence moyennes des jours pluvieux, ne donnent qu'une vision partielle des changements effectivement à l'œuvre. Or, s'il est attendu que les précipitations journalières augmentent en moyenne avec un taux proche de $\sim 6.5 \% \text{ K}^{-1}$, des taux plus importants ont été observés notamment pour les plus hauts percentiles (voir par exemple, ALLAN et al., 2010); c'est en particulier le cas sur le Sahel comme montré aux chapitres VII et VIII, avec des tendances de l'ordre de $5 \% \text{ décennie}^{-1}$ (alors que le réchauffement sur le Sahel au cours de la période 1980–2018 est de $\sim 0.15 \text{ K décennie}^{-1}$).

PENDERGRASS & HARTMANN [2014c] proposent une méthodologie pour analyser la réponse des caractéristiques des précipitations tropicales lors des événements ENSO. Cette méthode, qui consiste à ajuster deux modèles théoriques de déformation de la distribution des intensités aux données climatiques, est appliquée par PENDERGRASS & HARTMANN [2014a] aux simulations transitoires du climat ($1 \% \text{ CO}_2$). Appliquée aux simulations DAMIP ou SSP, une telle méthodologie permettrait de décrire plus finement l'impact de différents facteurs de forçage du climat sur les précipitations et, éventuellement, de mieux comprendre les mécanismes impliqués. Il ne peut malgré tout pas être exclu qu'un tel niveau de détail puisse s'avérer trop exigeant pour des modèles de climat globaux sur une région aussi restreinte que le Sahel.

Références Bibliographiques

- ACKERLEY, D., BOOTH, Ben B. B., KNIGHT, Sylvia H. E., HIGHWOOD, Eleanor J., FRAME, David J., ALLEN, Myles R. & ROWELL, David P. (2011). "Sensitivity of Twentieth-Century Sahel Rainfall to Sulfate Aerosol and CO₂ Forcing". en. *Journal of Climate*. Vol. 24. no. 19, p. 4999-5014.
- AGILAN, V. & UMAMAHESH, N. V. (2017). "What are the best covariates for developing non-stationary rainfall Intensity-Duration-Frequency relationship?" en. *Advances in Water Resources*. Vol. 101, p. 11-22.
- AGILAN, V. & UMAMAHESH, N.V. (2016). "Is the covariate based non-stationary rainfall IDF curve capable of encompassing future rainfall changes?" en. *Journal of Hydrology*. Vol. 541, p. 1441-1455.
- AKINSANOLA, A. A. & ZHOU, W. (2019). "Projections of West African summer monsoon rainfall extremes from two CORDEX models". en. *Climate Dynamics*. Vol. 52. no. 3-4, p. 2017-2028.
- AKINSANOLA, Akintomide A., ZHOU, W., ZHOU, T. & KEENLYSIDE, N. (2020). "Amplification of synoptic to annual variability of West African summer monsoon rainfall under global warming". en. *npj Climate and Atmospheric Science*. Vol. 3. no. 1, p. 21.
- ALEXANDER, L. V., ZHANG, X., PETERSON, T. C., CAESAR, J., GLEASON, B., KLEIN TANK, A. M. G., HAYLOCK, M., COLLINS, D., TREWIN, B., RAHIMZADEH, F., TAGIPOUR, A., RUPA KUMAR, K., REVADEKAR, J., GRIFFITHS, G., VINCENT, L., STEPHENSON, D. B., BURN, J., AGUILAR, E., BRUNET, M., TAYLOR, M., NEW, M., ZHAI, P., RUSTICUCCI, M. & VAZQUEZ-AGUIRRE, J. L. (2006). "Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation". en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 111. no. D5, p. D05109.
- ALI, A., LEBEL, T. & AMANI, A. (2005). "Rainfall Estimation in the Sahel. Part I : Error Function". en. *Journal of Applied Meteorology*. Vol. 44. no. 11, p. 1691-1706.
- ALLAN, Richard P., BARLOW, M., BYRNE, Michael P., CHERCHI, A., DOUVILLE, H., FOWLER, H., GAN, Thian Y., PENDERGRASS, A., ROSENFELD, D., SWANN, A., WILCOX, Laura J. & ZOLINA, O. (2020). "Advances in understanding large-scale responses of the water cycle to climate change". en. *Annals of the New York Academy of Sciences*.
- ALLAN, Richard P. & SODEN, Brian J. (2008). "Atmospheric Warming and the Amplification of Precipitation Extremes". en. *Science*. Vol. 321. no. 5895, p. 1481-1484.
- ALLAN, Richard P., SODEN, Brian J., JOHN, Viju O., INGRAM, W. & GOOD, P. (2010). "Current changes in tropical precipitation". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 5. no. 2, p. 025205.
- ALLEN, M. R. & INGRAM, W. J. (2002). "Constraints on future changes in climate and the hydrologic cycle". en. *Nature*. Vol. 419. no. 6903, p. 228-232.
- ALLEY, R. B., MAROTZKE, J., NORDHAUS, W. D., OVERPECK, J. T., PETEET, D. M., PIELKE, R. A., PIERREHUMBERT, R. T., RHINES, P. B., STOCKER, T. F., TALLEY, L. D. & WALLACE, J. M. (2003). "Abrupt Climate Change". en. *Science*. Vol. 299. no. 5615, p. 2005-2010.

- ALPERT, P., BEN-GAI, T., BAHARAD, A., BENJAMINI, Y., YEKUTIELI, D., COLACINO, M., DIODATO, L., RAMIS, C., HOMAR, V., ROMERO, R., MICHAELIDES, S. & MANES, A. (2002). "The paradoxical increase of Mediterranean extreme daily rainfall in spite of decrease in total values". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 29. no. 11, p. 1536.
- AMANI, A. & PATUREL, Jean-E. (2017). "Le projet de révision des normes hydrologiques en Afrique de l'Ouest et Afrique Centrale". *La Météorologie*.
- AMOGU, O., DESCROIX, L., YÉRO, Kadidiatou S., LE BRETON, E., MAMADOU, I., ALI, A., VISCHEL, T., BADER, Jean-C., MOUSSA, Ibrahim B., GAUTIER, E., BOUBKRAOUI, S. & BELLEUDY, P. (2010). "Increasing River Flows in the Sahel?" en. *Water*. Vol. 2. no. 2, p. 170-199.
- ANDREWS, T., ANDREWS, Martin B., BODAS-SALCEDO, A., JONES, Gareth S., KUHLEBRODT, T., MANNERS, J., MENARY, Matthew B., RIDLEY, J., RINGER, Mark A. & SELLAR, Alistair A. (2019). "Forcings, feedbacks, and climate sensitivity in HadGEM3-GC3. 1 and UKESM1". *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. Vol. 11. no. 12, p. 4377-4394.
- ANDREWS, T. & FORSTER, Piers M. (2010). "The transient response of global-mean precipitation to increasing carbon dioxide levels". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 5. no. 2, p. 025212.
- ARIAS, P.A., N., Bellouin, E., Coppola, R.G., Jones, G., Krinner, J., Marotzke, NAIK V., Palmer M.D., G.-K., Plattner, J., Rogelj, M., Rojas, J., Sillmann, T., Storelvmo, P.W., Thorne, B., Trewin, K., Achuta Rao, B., Adhikary, R.P., Allan, K., Armour, G., Bala, R., Barimalala, S., Berger, J.G., Canadell, C., Cassou, A., Cherchi, W., Collins, W.D., Collins, S.L., Connors, S., Corti, F., Cruz, F.J., Dentener, C., Dereczynski, A., Di Luca, A., Diongue Niang, F.J., Doblus-Reyes, A., Dosio, H., Douville, F., Engelbrecht, V., Eyring, E., Fischer, P., Forster, B., Fox-Kemper, J.S., Fuglestedt, J.C., Fyfe, N.P., Gillett, L., Goldfarb, I., Gorodetskaya, J.M., Gutierrez, R., Hamdi, E., Hawkins, H.T., Hewitt, P., Hope, A.S., Islam, C., Jones, D.S., Kaufman, R.E., Kopp, Y., Kosaka, J., Kossin, S., Krakovska, J.-Y., Lee, J., Li, T., Mauritsen, T.K., Maycock, M., Meinshausen, S.-K., Min, P.M.S., Monteiro, T., Ngo-Duc, F., Otto, I., Pinto, A., Pirani, K., Raghavan, R., Ranasinghe, A.C., Ruane, L., Ruiz, J.-B., Sallée, B.H., Samset, S., Sathyendranath, S.I., Seneviratne, A.A., Sörensson, S., Szopa, I., Takayabu, A.-M., Tréguier, HURK B., van den, R., Vautard, SCHUCKMANN K., von, S., Zaehle, X., Zhang & K., Zickfeld (2021). "IPCC, 2021 : Technical Summary. In Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V. and Zhai P. and Pirani A. and Connors S.L. and Péan C. and Berger S. and Caud N. and Chen Y. and Goldfarb L. and Gomis M.I. and Huang M. and Leitzell K. and Lonnoy E. and Matthews J.B.R. and Maycock T.K. and Waterfield T. and Yelekçi O. and Yu R. and Zhou B. (eds.)]" en. Cambridge, United Kingdom & New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- ARONICA, G.T. & FRENI, G. (2005). "Estimation of sub-hourly DDF curves using scaling properties of hourly and sub-hourly data at partially gauged site". en. *Atmospheric Research*. Vol. 77. no. 1-4, p. 114-123.
- ASHLEY, Sharon T. & ASHLEY, Walker S. (2008). "Flood Fatalities in the United States". en. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*. Vol. 47. no. 3, p. 805-818.
- BALMASEDA, Magdalena A., TRENBERTH, Kevin E. & KÁLLÉN, E. (2013). "Distinctive climate signals in reanalysis of global ocean heat content". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 40. no. 9, p. 1754-1759.
- BALME, M., VISCHEL, T., LEBEL, T., PEUGEOT, C. & GALLE, S. (2006). "Assessing the water balance in the Sahel : Impact of small scale rainfall variability on runoff". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 331. no. 1-2, p. 336-348.
- BAO, J., SHERWOOD, Steven C., ALEXANDER, Lisa V. & EVANS, Jason P. (2017). "Future increases in extreme precipitation exceed observed scaling rates". en. *Nature Climate Change*. Vol. 7. no. 2, p. 128-132.
- BAO, J., SHERWOOD, Steven C., ALEXANDER, Lisa V. & EVANS, Jason P. (2018). "Comments on "temperature-extreme precipitation scaling : A two-way causality?"". en. *International Journal of Climatology*. Vol. 38. no. 12, p. 4661-4663.

- BARBERO, R., FOWLER, H. J., LENDERINK, G. & BLENKINSOP, S. (2017). “Is the intensification of precipitation extremes with global warming better detected at hourly than daily resolutions?” en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 44. no. 2, p. 974-983.
- BARBERO, R., WESTRA, S., LENDERINK, G. & FOWLER, H. J. (2018). “Temperature-extreme precipitation scaling : a two-way causality?” en. *International Journal of Climatology*. Vol. 38. no. S1.
- BARTOLI, G., HÖNISCH, B. & ZEEBE, Richard E. (2011). “Atmospheric CO₂ decline during the Pliocene intensification of Northern Hemisphere glaciations”. en. *Paleoceanography*. Vol. 26. no. 4, 2010PA002055.
- BENGTSSON, L. (2010). “The global atmospheric water cycle”. en. *Environmental Research Letters*. Vol. 5. no. 2, p. 025202.
- BERG, P., HAERTER, J. O., THEJLL, P., PIANI, C., HAGEMANN, S. & CHRISTENSEN, J. H. (2009). “Seasonal characteristics of the relationship between daily precipitation intensity and surface temperature”. en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 114. no. D18, p. D18102.
- BERG, Peter, MOSELEY, Christopher & HAERTER, Jan O. (2013). “Strong increase in convective precipitation in response to higher temperatures”. en. *Nature Geoscience*. Vol. 6. no. 3, p. 181-185.
- BERTHOUS, S., ROWELL, David P., KENDON, Elizabeth J., ROBERTS, Malcolm J., STRATTON, Rachel A., CROOK, Julia A. & WILCOX, C. (2019). “Improved climatological precipitation characteristics over West Africa at convection-permitting scales”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 53. no. 3-4, p. 1991-2011.
- BIASUTTI, M. (2013). “Forced Sahel rainfall trends in the CMIP5 archive”. en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 118. no. 4, p. 1613-1623.
- BIASUTTI, M. (2019). “Rainfall trends in the African Sahel : Characteristics, processes, and causes”. en. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Climate Change*. e591.
- BIASUTTI, M. & GIANNINI, A. (2006). “Robust Sahel drying in response to late 20th century forcings”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 33. no. 11, 2006GL026067.
- BIASUTTI, M. & SOBEL, Adam H. (2009). “Delayed Sahel rainfall and global seasonal cycle in a warmer climate”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 36. no. 23, p. L23707.
- BLANCHET, J., CERESSETTI, D., MOLINIÉ, G. & CREUTIN, J.-D. (2016). “A regional GEV scale-invariant framework for Intensity–Duration–Frequency analysis”. en. *Journal of Hydrology*. Vol. 540, p. 82-95.
- BLANCHET, J. & DAVISON, Anthony C. (2011). “Spatial modeling of extreme snow depth”. *The Annals of Applied Statistics*. Vol. 5. no. 3, p. 1699-1725.
- BLANCHET, J. & LEHNING, M. (2010). “Mapping snow depth return levels : smooth spatial modeling versus station interpolation”. en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 14. no. 12, p. 2527-2544.
- BLANCHET, J., MOLINIÉ, G. & TOUATI, J. (2018). “Spatial analysis of trend in extreme daily rainfall in southern France”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 51. no. 3, p. 799-812.
- BOER, G. J. (2009). “Changes in Interannual Variability and Decadal Potential Predictability under Global Warming”. en. *Journal of Climate*. Vol. 22. no. 11, p. 3098-3109.
- BONNET, R., BOUCHER, O., DESHAYES, J., GASTINEAU, G., HOURDIN, F., MIGNOT, J., SERVONNAT, J. & SWINGEDOUW, D. (2021). “Presentation and Evaluation of the IPSL-CM6A-LR Ensemble of Extended Historical Simulations”. en. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. Vol. 13. no. 9.
- BONY, S. & DUFRESNE, Jean-L. (2005). “Marine boundary layer clouds at the heart of tropical cloud feedback uncertainties in climate models”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 32. no. 20, p. L20806.
- BOOTH, Ben B. B., DUNSTONE, Nick J., HALLORAN, Paul R., ANDREWS, T. & BELLOUIN, N. (2012). “Aerosols implicated as a prime driver of twentieth-century North Atlantic climate variability”. en. *Nature*. Vol. 484. no. 7393, p. 228-232.
- BORGA, M., VEZZANI, C. & FONTANA, Giancarlo D. (2005). “Regional rainfall depth–duration–frequency equations for an alpine region”. *Natural Hazards*. Vol. 36. no. 1, p. 221-235.
- BOUCHER, O., SERVONNAT, J., ALBRIGHT, Anna L., AUMONT, O., BALKANSKI, Y., BASTRIKOV, V., BEKKI, S., BONNET, R., BONY, S., BOPP, L., BRACONNOT, P., BROCKMANN, P., CADULE, P., CAUBEL, A., CHERUY, F., CODRON, F., COZIC, A., CUGNET, D., D’ANDREA, F., DAVINI, P., LAVERGNE, C., DENVIL, S.,

- DESHAYES, J., DEVILLIERS, M., DUCHARNE, A., DUFRESNE, Jean-L., DUPONT, E., ÉTHÉ, C., FAIRHEAD, L., FALLETTI, L., FLAVONI, S., FOUJOLS, Marie-A., GARDOLL, S., GASTINEAU, G., GHATTAS, J., GRANDPEIX, Jean-Y., GUENET, B., GUEZ E., Lionel, GUILYARDI, E., GUIMBERTEAU, M., HAUGLUSTAINE, D., HOURDIN, F., IDELKADI, A., JOUSSAUME, S., KAGEYAMA, M., KHODRI, M., KRINNER, G., LEBAS, N., LEVAVASSEUR, G., LÉVY, C., LI, L., LOTT, F., LURTON, T., LUYSSAERT, S., MADEC, G., MADELEINE, Jean-B., MAIGNAN, F., MARCHAND, M., MARTI, O., MELLUL, L., MEURDESOF, Y., MIGNOT, J., MUSAT, I., OTTLÉ, C., PEYLIN, P., PLANTON, Y., POLCHER, J., RIO, C., ROCHETIN, N., ROUSSET, C., SEPULCHRE, P., SIMA, A., SWINGEDOUW, D., THIÉBLEMONT, R., TRAORE, Abdoul K., VANCOPPENOLLE, M., VIAL, J., VIALARD, J., VIOVY, N. & VUICHARD, N. (2020). “Presentation and Evaluation of the IPSL-CM6A-LR Climate Model”. en. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. Vol. 12. no. 7.
- BOUGADIS, J. & ADAMOWSKI, K. (2006). “Scaling model of a rainfall intensity-duration-frequency relationship”. en. *Hydrological Processes*. Vol. 20. no. 17, p. 3747-3757.
- BRACONNOT, P., CRÉTAT, J., MARTI, O., BALKANSKI, Y., CAUBEL, A., COZIC, A., FOUJOLS, M.-A. & SANOGO, S. (2019). “Impact of Multiscale Variability on Last 6,000 Years Indian and West African Monsoon Rain”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 46. no. 23, p. 14021-14029.
- BROWN, Patrick T., MING, Y., LI, W. & HILL, Spencer A. (2017). “Change in the magnitude and mechanisms of global temperature variability with warming”. en. *Nature Climate Change*. Vol. 7. no. 10, p. 743-748.
- BUISHAND, T. A. (1991). “Extreme rainfall estimation by combining data from several sites”. en. *Hydrological Sciences Journal*. Vol. 36. no. 4, p. 345-365.
- BURGUEÑO, A., MARTINEZ, Maria D., SERRA, C. & LANA, X. (2010). “Statistical distributions of daily rainfall regime in Europe for the period 1951–2000”. *Theoretical and applied climatology*. Vol. 102. no. 1, p. 213-226.
- BURPEE, Robert W. (1972). “The origin and structure of easterly waves in the lower troposphere of North Africa”. *Journal of the Atmospheric Sciences*. Vol. 29. no. 1, p. 77-90.
- CABON, A., KANNENBERG, Steven A., ARAIN, A., BABST, F., BALDOCCHI, D., BELMECHERI, S., DELPIERRE, N., GUERRIERI, R., MAXWELL, Justin T., MCKENZIE, S., MEINZER, Frederick C., MOORE, David J. P., PAPPAS, C., ROCHA, Adrian V., SZEJNER, P., UHEYAMA, M., ULRICH, D., VINCKE, C., VOELKER, Steven L., WEI, J., WOODRUFF, D. & ANDEREGG, William R. L. (2022). “Cross-biome synthesis of source versus sink limits to tree growth”. en. *Science*. Vol. 376. no. 6594, p. 758-761.
- CANNON, Alex J. (2010). “A flexible nonlinear modelling framework for nonstationary generalized extreme value analysis in hydroclimatology”. en. *Hydrological Processes*. Vol. 24. no. 6, p. 673-685.
- CANNON, Alex J. & INNOCENTI, S. (2019). “Projected intensification of sub-daily and daily rainfall extremes in convection-permitting climate model simulations over North America : implications for future intensity-duration-frequency curves”. en. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. Vol. 19. no. 2, p. 421-440.
- CARLSON, Colin J., ALBERY, Gregory F., MEROW, C., TRISOS, Christopher H., ZIPFEL, Casey M., ESKEW, Evan A., OLIVAL, Kevin J., ROSS, N. & BANSAL, S. (2022). “Climate change increases cross-species viral transmission risk”. *Nature*.
- CARRÉ, M., AZZOU, M., ZAHARIAS, P., CAMARA, A., CHEDDADI, R., CHEVALIER, M., FIORILLO, D., GAYE, Amadou T., JANICOT, S., KHODRI, M., LAZAR, A., LAZARETH, Claire E., MIGNOT, J., MITMA GARCÍA, N., PATRIS, N., PERROT, O. & WADE, M. (2019). “Modern drought conditions in western Sahel unprecedented in the past 1600 years”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 52. no. 3-4, p. 1949-1964.
- CEBALLOS, G., EHRLICH, Paul R., BARNOSKY, Anthony D., GARCÍA, A., PRINGLE, Robert M. & PALMER, Todd M. (2015). “Accelerated modern human-induced species losses : Entering the sixth mass extinction”. en. *Science Advances*. Vol. 1. no. 5, e1400253.
- CEBALLOS, G., EHRLICH, Paul R. & DIRZO, R. (2017). “Biological annihilation via the ongoing sixth mass extinction signaled by vertebrate population losses and declines”. en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 114. no. 30, E6089-E6096.

- CHADWICK, R., BOUTLE, I. & MARTIN, G. (2013). “Spatial Patterns of Precipitation Change in CMIP5 : Why the Rich Do Not Get Richer in the Tropics”. en. *Journal of Climate*. Vol. 26. no. 11, p. 3803-3822.
- CHAGNAUD, G., GALLÉE, H., LEBEL, T., PANTHOU, G. & VISCHEL, T. (2020). “A Boundary Forcing Sensitivity Analysis of the West African Monsoon Simulated by the Modèle Atmosphérique Régional”. en. *Atmosphere*. Vol. 11. no. 2, p. 191.
- CHAGNAUD, G., PANTHOU, G., VISCHEL, T., BLANCHET, J. & LEBEL, T. (2021). “A unified statistical framework for detecting trends in multi-timescale precipitation extremes : application to non-stationary intensity-duration-frequency curves”. en. *Theoretical and Applied Climatology*. Vol. 145. no. 1-2, p. 839-860.
- CHAGNAUD, G., PANTHOU, G., VISCHEL, T. & LEBEL, T. (2022). “A synthetic view of rainfall intensification in the West African Sahel”. en. *Environmental Research Letters*. Vol. 17. no. 4, p. 044005.
- CHAGNAUD, G., PANTHOU, G., VISCHEL, T. & LEBEL, T. (2023). “Capturing and Attributing the Rainfall Regime Intensification in the West African Sahel with CMIP6 Models”. en. *Journal of Climate*. Vol. 36. no. 6, p. 1823-1843.
- CHANG, C.-Y., CHIANG, J. C. H., WEHNER, M. F., FRIEDMAN, A. R. & RUEDY, R. (2011). “Sulfate Aerosol Control of Tropical Atlantic Climate over the Twentieth Century”. en. *Journal of Climate*. Vol. 24. no. 10, p. 2540-2555.
- CHARNEY, J. G. (1975). “Dynamics of deserts and drought in the Sahel”. en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 101. no. 428, p. 193-202.
- CHEN, Tsing-C. (2006). “Characteristics of African Easterly Waves Depicted by ECMWF Reanalyses for 1991–2000”. en. *Monthly Weather Review*. Vol. 134. no. 12, p. 3539-3566.
- CHEN, Tsing-Chang (2005). “Maintenance of the Midtropospheric North African Summer Circulation : Saharan High and African Easterly Jet”. en. *Journal of Climate*. Vol. 18. no. 15, p. 2943-2962.
- CHENG, L., ABRAHAM, J., HAUSFATHER, Z. & TRENBERTH, Kevin E. (2019). “How fast are the oceans warming?” en. *Science*. Vol. 363. no. 6423, p. 128-129.
- CHENG, L. & AGHAKOUCHAK, A. (2015). “Nonstationary Precipitation Intensity-Duration-Frequency Curves for Infrastructure Design in a Changing Climate”. en. *Scientific Reports*. Vol. 4. no. 1, p. 7093.
- CHIN, Edwin H. (1977). “Modeling daily precipitation occurrence process with Markov Chain”. en. *Water Resources Research*. Vol. 13. no. 6, p. 949-956.
- CHOU, C. & CHEN, Chao-A. (2010). “Depth of Convection and the Weakening of Tropical Circulation in Global Warming”. en. *Journal of Climate*. Vol. 23. no. 11, p. 3019-3030.
- CHOU, C., CHEN, Chao-A., TAN, Pei-H. & CHEN, Kuan T. (2012). “Mechanisms for Global Warming Impacts on Precipitation Frequency and Intensity”. en. *Journal of Climate*. Vol. 25. no. 9, p. 3291-3306.
- CHOU, C. & NEELIN, J. D. (2004). “Mechanisms of Global Warming Impacts on Regional Tropical Precipitation”. en. *Journal of Climate*. Vol. 17, p. 14.
- CHOU, C., NEELIN, J. D., CHEN, Chao-A. & TU, Jien-Y. (2009). “Evaluating the “Rich-Get-Richer” Mechanism in Tropical Precipitation Change under Global Warming”. en. *Journal of Climate*. Vol. 22. no. 8, p. 1982-2005.
- COLES, S. (2001). “An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values”. en. Springer Series in Statistics. London : Springer London.
- COOK, K. H. & VIZY, E. K. (2006). “Coupled Model Simulations of the West African Monsoon System : Twentieth- and Twenty-First-Century Simulations”. en. *Journal of Climate*. Vol. 19. no. 15, p. 3681-3703.
- COOK, Kerry H (1999). “Generation of the African Easterly Jet and Its Role in Determining West African Precipitation”. en. *Journal of Climate*. Vol. 12, p. 20.
- DAI, A. (2006). “Recent Climatology, Variability, and Trends in Global Surface Humidity”. en. *Journal of Climate*. Vol. 19. no. 15, p. 3589-3606.
- DAI, A. & BLOECKER, Christine E. (2019). “Impacts of internal variability on temperature and precipitation trends in large ensemble simulations by two climate models”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 52. no. 1-2, p. 289-306.

- DAI, A., LAMB, Peter J., TRENBERTH, Kevin E., HULME, M., JONES, Philip D. & XIE, P. (2004). "The recent Sahel drought is real". en. *International Journal of Climatology*. Vol. 24. no. 11, p. 1323-1331.
- DANABASOGLU, G. (2019). "NCAR CESM2 model output prepared for CMIP6 CMIP historical".
- DARDEL, C., KERGOAT, L., HIERNAUX, P., GRIPPA, M., MOUGIN, E., CIAIS, P. & NGUYEN, Cam-C. (2014). "Rain-Use-Efficiency : What it Tells us about the Conflicting Sahel Greening and Sahelian Paradox". *Remote Sensing*. Vol. 6. no. 4, p. 3446-3474.
- DE MICHELE, C., KOTTEGODA, N. & ROSSO, R. (2001). "The derivation of areal reduction factor of storm rainfall from its scaling properties". en. *Water Resources Research*. Vol. 37. no. 12, p. 3247-3252.
- DEE, D. P., UPPALA, S. M., SIMMONS, A. J., BERRISFORD, P., POLI, P., KOBAYASHI, S., ANDRAE, U., BALMASEDA, M. A., BALSAMO, G., BAUER, P., BECHTOLD, P., BELJAARS, A. C. M., BERG, L. van de, BIDLOT, J., BORMANN, N., DELSOL, C., DRAGANI, R., FUENTES, M., GEER, A. J., HAIMBERGER, L., HEALY, S. B., HERBACH, H., HÓLM, E. V., ISAKSEN, L., KÅLLBERG, P., KÖHLER, M., MATRICARDI, M., McNALLY, A. P., MONGE-SANZ, B. M., MORCRETTE, J.-J., PARK, B.-K., PEUBEY, C., ROSNAY, P. de, TAVOLATO, C., THÉPAUT, J.-N. & VITART, F. (2011). "The ERA-Interim reanalysis : configuration and performance of the data assimilation system". en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 137. no. 656, p. 553-597.
- DEFRANCE, D., RAMSTEIN, G., CHARBIT, S., VRAC, M., FAMIEN, A. M., SULTAN, B., SWINGEDOUW, D., DUMAS, C., GEMENNE, F., ALVAREZ-SOLAS, J. & VANDERLINDEN, J-P (2017). "Consequences of rapid ice sheet melting on the Sahelian population vulnerability". en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 114. no. 25, p. 6533-6538.
- DEPRAETERE, C., GOSSET, M., PLOIX, S. & LAURENT, H. (2009). "The organization and kinematics of tropical rainfall systems ground tracked at mesoscale with gages : First results from the campaigns 1999–2006 on the Upper Ouémé Valley (Benin)". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 375. no. 1-2, p. 143-160.
- DESCROIX, L., GUICHARD, F., GRIPPA, M., LAMBERT, L., PANTHOU, G., MAHÉ, G., GAL, L., DARDEL, C., QUANTIN, G., KERGOAT, L., BOUAÏTA, Y., HIERNAUX, P., VISCHEL, T., PELLARIN, T., FATY, B., WILCOX, C., MALAM ABDOU, M., MAMADOU, I., VANDERVAERE, J.-P., DIONGUE-NIANG, A., NDIAYE, O., SANÉ, Y., DACOSTA, H., GOSSET, M., CASSÉ, C., SULTAN, B., BARRY, A., AMOGU, O., NKA NNOMO, B., BARRY, A. & PATUREL, J.-E. (2018). "Evolution of Surface Hydrology in the Sahelo-Sudanian Strip : An Updated Review". en. *Water*. Vol. 10. no. 6, p. 748.
- DESCROIX, L., MAHÉ, G., LEBEL, T., FAVREAU, G., GALLE, S., GAUTIER, E., OLIVRY, J-C., ALBERGEL, J., AMOGU, O., CAPPELAERE, B., DESSOUASSI, R., DIEDHIOU, A., LE BRETON, E., MAMADOU, I. & SIGHOMNOU, D. (2009). "Spatio-temporal variability of hydrological regimes around the boundaries between Sahelian and Sudanian areas of West Africa : A synthesis". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 375. no. 1-2, p. 90-102.
- DESER, C., LEHNER, F., RODGERS, K. B., AULT, T., DELWORTH, T. L., DiNEZIO, P. N., FIORE, A., FRANKIGNOUL, C., FYFE, J. C., HORTON, D. E., KAY, J. E., KNUTTI, R., LOVENDUSKI, N. S., MAROTZKE, J., MCKINNON, K. A., MINOBE, S., RANDERSON, J., SCREEN, J. A., SIMPSON, I. R. & TING, M. (2020). "Insights from Earth system model initial-condition large ensembles and future prospects". en. *Nature Climate Change*. Vol. 10. no. 4, p. 277-286.
- DESER, C., PHILLIPS, A., BOURDETTE, V. & TENG, H. (2012). "Uncertainty in climate change projections : the role of internal variability". en. *Climate Dynamics*. Vol. 38. no. 3-4, p. 527-546.
- DI BALDASSARRE, G., MONTANARI, A., LINS, H., KOUTSOYIANNIS, D., BRANDIMARTE, L. & BLÖSCHL, G. (2010). "Flood fatalities in Africa : From diagnosis to mitigation". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 37. no. 22.
- DIEDHIOU, A., JANICOT, S., VILTARD, A., FELICE, P. de & LAURENT, H. (1999). "Easterly wave regimes and associated convection over West Africa and tropical Atlantic : results from the NCEP/NCAR and ECMWF reanalyses". en. *Climate Dynamics*. Vol. 15. no. 11, p. 795-822.

- DIFFENBAUGH, Noah S. & GIORGI, F. (2012). "Climate change hotspots in the CMIP5 global climate model ensemble". en. *Climatic Change*. Vol. 114. no. 3-4, p. 813-822.
- DOBLAS-REYES, F.J., A.A., Sörensson, M., Almazroui, A., Dosio, W.J., Gutowski, R., Haarsma, R., Hamdi, B., Hewitson, W.-T., Kwon, B.L., Lamptey, D., Maraun, T.S., Stephenson, I., Takayabu, L., Terray, A., Turner & Z., Zuo (2021). "IPCC, 2021 : Linking Global to Regional Climate Change. In Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V. and Zhai P. and Pirani A. and Connors S.L. and Péan C. and Berger S. and Caud N. and Chen Y. and Goldfarb L. and Gomis M.I. and Huang M. and Leitzell K. and Lonnoy E. and Matthews J.B.R. and Maycock T.K. and Waterfield T. and Yelekçi O. and Yu R. and Zhou B. (eds.)]" en. Cambridge, United Kingdom & New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- DONAT, M. G., ALEXANDER, L. V., YANG, H., DURRE, I., VOSE, R., DUNN, R. J. H., WILLETT, K. M., AGUILAR, E., BRUNET, M., CAESAR, J., HEWITSON, B., JACK, C., KLEIN TANK, A. M. G., KRUGER, A. C., MARENGO, J., PETERSON, T. C., RENOM, M., ORIA ROJAS, C., RUSTICUCCI, M., SALINGER, J., ELRAYAH, A. S., SEKELE, S. S., SRIVASTAVA, A. K., TREWIN, B., VILLARROEL, C., VINCENT, L. A., ZHAI, P., ZHANG, X. & KITCHING, S. (2013). "Updated analyses of temperature and precipitation extreme indices since the beginning of the twentieth century : The HadEX2 dataset". en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 118. no. 5, p. 2098-2118.
- DONAT, Markus G., LOWRY, Andrew L., ALEXANDER, Lisa V., O'GORMAN, Paul A. & MAHER, N. (2016). "More extreme precipitation in the world's dry and wet regions". en. *Nature Climate Change*. Vol. 6. no. 5, p. 508-513.
- DONG, B. & SUTTON, R. (2015). "Dominant role of greenhouse-gas forcing in the recovery of Sahel rainfall". en. *Nature Climate Change*. Vol. 5. no. 8, p. 757-760.
- DOSIO, A., JURY, Martin W., ALMAZROUI, M., ASHFAQ, M., DIALLO, I., ENGELBRECHT, Francois A., KLUTSE, Nana A. B., LENNARD, C., PINTO, I., SYLLA, Mouhamadou B. & TAMOFFO, Alain T. (2021). "Projected future daily characteristics of African precipitation based on global (CMIP5, CMIP6) and regional (CORDEX, CORDEX-CORE) climate models". en. *Climate Dynamics*. Vol. 57. no. 11-12, p. 3135-3158.
- DOUVILLE, H., RAGHAVAN, K., RENWICK, J., ALLAN, R.P., ARIAS, P.A., BARLOW, M., CEREZO-MOTA, R., CHERCHI, A., GAN, T.Y., GERGIS, J., JIANG, D., KHAN, A., POKAM MBA, W., ROSENFELD, D., TIERNEY, J. & O., Zolina (2021). "Water Cycle Changes. In Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change". en. Cambridge : Cambridge University Press.
- DROBINSKI, P., ALONZO, B., BASTIN, S., SILVA, N. Da & MULLER, C. (2016). "Scaling of precipitation extremes with temperature in the French Mediterranean region : What explains the hook shape?" en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 121. no. 7, p. 3100-3119.
- DUFFY, Katharyn A., SCHWALM, Christopher R., ARCUS, Vickery L., KOCH, George W., LIANG, Liyin L. & SCHIPPER, Louis A. (2021). "How close are we to the temperature tipping point of the terrestrial biosphere?" en. *Science Advances*. Vol. 7. no. 3, eaay1052.
- DUFRESNE, Jean-L. & BONY, S. (2008). "An Assessment of the Primary Sources of Spread of Global Warming Estimates from Coupled Atmosphere–Ocean Models". en. *Journal of Climate*. Vol. 21. no. 19, p. 5135-5144.
- DUNN, Robert J. H., ALEXANDER, L., DONAT, Markus G., ZHANG, X., BADOR, M., HEROLD, N., LIPPMANN, T., ALLAN, R., AGUILAR, E., BARRY, Abdoul A., BRUNET, M., CAESAR, J., CHAGNAUD, G., CHENG, V., CINCO, T., DURRE, I., GUZMAN, R., HTAY, Tin Mar, WAN IBADULLAH, Wan Maisarah, BIN IBRAHIM, Muhammad K. I., KHOSHKAM, M., KRUGER, A., KUBOTA, H., LENG, Tan Wee, LIM, G., LI-SHA, L., MARENGO, J., MBATHA, S., MCGREE, S., MENNE, M., MILAGROS SKANSI, M., NGWENYA, S., NKRUMAH, F., OONARIYA, C., PABON-CAICEDO, Jose D., PANTHOU, G., PHAM, C., RAHIMZADEH, F., RAMOS, A., SALGADO, E., SALINGER, J., SANÉ, Y., SOPAHEL UWAKAN, A., SRIVASTAVA, A., SUN, Y., TIMBAL, B., TRACHOW, N., TREWIN, B., SCHRIER, G., VAZQUEZ-AGUIRRE, J., VASQUEZ, R., VILLARROEL, C.,

- VINCENT, L., VISCHEL, T., VOSE, R. & BIN HJ YUSSOF, Mohd N. (2020). "Development of an Updated Global Land In Situ-Based Data Set of Temperature and Precipitation Extremes : HadEX3". en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 125. no. 16.
- DÍAZ, S., SETTELE, J., BRONDÍZIO, Eduardo S., NGO, Hien T., AGARD, J., ARNETH, A., BALVANERA, P., BRAUMAN, Kate A., BUTCHART, Stuart H. M., CHAN, Kai M. A., GARIBALDI, Lucas A., ICHII, K., LIU, J., SUBRAMANIAN, Suneetha M., MIDGLEY, Guy F., MILOSLAVICH, P., MOLNÁR, Z., OBURA, D., PFAFF, A., POLASKY, S., PURVIS, A., RAZZAQUE, J., REYERS, B., CHOWDHURY, Rinku R., SHIN, Yunne-J., VISSEREN-HAMAKERS, I., WILLIS, Katherine J. & ZAYAS, Cynthia N. (2019a). "Pervasive human-driven decline of life on Earth points to the need for transformative change". en. *Science*. Vol. 366. no. 6471, eaax3100.
- DÍAZ, S., SETTELE, J., BRONDÍZIO E.S. Ngo, H. T., GUÈZE, M., AGARD, J., ARNETH, A., BALVANERA, P., BRAUMAN, K. A., BUTCHART, S. H. M., CHAN, K. M. A., GARIBALDI, L. A., ICHII, K., LIU, J., SUBRAMANIAN, S. M., MIDGLEY, G. F., MILOSLAVICH, P., MOLNÁR, Z., OBURA, D., PFAFF, A., POLASKY, S., PURVIS, A., RAZZAQUE, J., REYERS, B., ROY CHOWDHURY, R., SHIN, Y. J., VISSEREN-HAMAKERS, I. J., WILLIS, K. J. & (EDS., Zayas C. N. (2019b). "IPBES, 2019 : Summary for policymakers of the global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services". en. Cambridge : IPBES secretariat, Bonn, Germany.
- EASTERLING, David R., ALEXANDER, Lisa V., MOKSSIT, A. & DETEMMERMAN, V. (2003). "CCI/CLIVAR workshop to develop priority climate indices". *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 84. no. 10, p. 1403-1407.
- EHLERT, D. & ZICKFELD, K. (2017). "What determines the warming commitment after cessation of CO₂ emissions?" en. *Environmental Research Letters*. Vol. 12. no. 1, p. 015002.
- EL ADLOUNI, S., OUARDA, T. B. M. J., ZHANG, X., ROY, R. & BOBÉE, B. (2007). "Generalized maximum likelihood estimators for the nonstationary generalized extreme value model". en. *Water Resources Research*. Vol. 43. no. 3.
- ELAGIB, Nadir A., ZAYED, Islam S. A., SAAD, Suhair A.G., MAHMOOD, Mohamad I., BASHEER, M. & FINK, Andreas H. (2021). "Debilitating floods in the Sahel are becoming frequent". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 599, p. 126362.
- ELTAHIR, E. A. B. & GONG, C. (1996). "Dynamics of wet and dry years in West Africa". *Journal of Climate*. Vol. 9. no. 5, p. 1030-1042.
- EMANUEL, Kerry A. (1995). "On thermally direct circulations in moist atmospheres". *Journal of Atmospheric Sciences*. Vol. 52. no. 9, p. 1529-1534.
- EMANUEL, Kerry A., NEELIN, J. D. & BRETHERTON, C. (1994). "On large-scale circulations in convecting atmospheres". en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 120. no. 519, p. 1111-1143.
- EMORI, S. & BROWN, S. J. (2005). "Dynamic and thermodynamic changes in mean and extreme precipitation under changed climate". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 32. no. 17.
- ENGEL, T., FINK, Andreas H., KNIPPERTZ, P., PANTE, G. & BLIEFERNICHT, J. (2017). "Extreme Precipitation in the West African Cities of Dakar and Ouagadougou : Atmospheric Dynamics and Implications for Flood Risk Assessments". en. *Journal of Hydrometeorology*. Vol. 18. no. 11, p. 2937-2957.
- EVAN, Amato T., FLAMANT, C., LAVAYSSE, C., KOCHA, C. & SACI, A. (2015). "Water Vapor-Forced Greenhouse Warming over the Sahara Desert and the Recent Recovery from the Sahelian Drought". en. *Journal of Climate*. Vol. 28. no. 1, p. 108-123.
- EVAN, Amato T., VIMONT, Daniel J., HEIDINGER, Andrew K., KOSSIN, James P. & BENNARTZ, R. (2009). "The Role of Aerosols in the Evolution of Tropical North Atlantic Ocean Temperature Anomalies". en. *Science*. Vol. 324. no. 5928, p. 778-781.
- EYRING, V., BONY, S., MEEHL, Gerald A., SENIOR, Catherine A., STEVENS, B., STOUFFER, Ronald J. & TAYLOR, Karl E. (2016). "Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization". en. *Geoscientific Model Development*. Vol. 9. no. 5, p. 1937-1958.
- FAO (2022). "Crop Prospects and Food Situation #1, March 2022". en. P. 46.

- FINK, Andreas H. & REINER, A. (2003). "Spatiotemporal variability of the relation between African Easterly Waves and West African Squall Lines in 1998 and 1999". en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 108. no. D11, p. 4332.
- FISCHER, E. M., BEYERLE, U. & KNUTTI, R. (2013). "Robust spatially aggregated projections of climate extremes". en. *Nature Climate Change*. Vol. 3. no. 12, p. 1033-1038.
- FISCHER, E. M. & KNUTTI, R. (2014). "Detection of spatially aggregated changes in temperature and precipitation extremes". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 41. no. 2, p. 547-554.
- FISCHER, E. M. & KNUTTI, R. (2016). "Observed heavy precipitation increase confirms theory and early models". en. *Nature Climate Change*. Vol. 6. no. 11, p. 986-991.
- FISCHER, E. M., SEDLÁČEK, J., HAWKINS, E. & KNUTTI, R. (2014). "Models agree on forced response pattern of precipitation and temperature extremes". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 41. no. 23, p. 8554-8562.
- FISHER, R. A. & TIPPETT, L. H. C. (1928). "Limiting forms of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample". en. *Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*. Vol. 24. no. 2, p. 180-190.
- FITZPATRICK, Rory G. J., PARKER, Douglas J., MARSHAM, John H., ROWELL, David P., GUICHARD, Françoise M., TAYLOR, Chris M., COOK, Kerry H., VIZY, Edward K., JACKSON, Lawrence S., FINNEY, Declan, CROOK, Julia, STRATTON, Rachel & TUCKER, Simon (2020). "What Drives the Intensification of Mesoscale Convective Systems over the West African Sahel under Climate Change?" en. *Journal of Climate*. Vol. 33. no. 8, p. 3151-3172.
- FLÄSCHNER, D., MAURITSEN, T. & STEVENS, B. (2016). "Understanding the Intermodel Spread in Global-Mean Hydrological Sensitivity". en. *Journal of Climate*. Vol. 29. no. 2, p. 801-817.
- FOLLAND, C. K., PALMER, T. N. & PARKER, D. E. (1986). "Sahel rainfall and worldwide sea temperatures, 1901-85". en. *Nature*. Vol. 320. no. 6063, p. 602-607.
- FONTAINE, B. & PHILIPPON, N. (2000). "Seasonal evolution of boundary layer heat content in the West African monsoon from the NCEP/NCAR reanalysis (1968-1998)". en. *Int. J. Climatol.*. P. 14.
- FONTAINE, B., ROUCOU, P. & MONERIE, Paul-A. (2011). "Changes in the African monsoon region at medium-term time horizon using 12 AR4 coupled models under the A1b emissions scenario". en. *Atmospheric Science Letters*. Vol. 12. no. 1, p. 83-88.
- FOSTER, Gavin L., ROYER, Dana L. & LUNT, Daniel J. (2017). "Future climate forcing potentially without precedent in the last 420 million years". en. *Nature Communications*. Vol. 8. no. 1, p. 14845.
- FOWLER, A. M. & HENNESSY, K. J. (1995). "Potential impacts of global warming on the frequency and magnitude of heavy precipitation". en. *Natural Hazards*. Vol. 11. no. 3, p. 283-303.
- FOWLER, Hayley J., LENDERINK, G., PREIN, Andreas F., WESTRA, S., ALLAN, Richard P., BAN, N., BARBERO, R., BERG, P., BLENKINSOP, S., DO, Hong X., GUERREIRO, S., HAERTER, Jan O., KENDON, Elizabeth J., LEWIS, E., SCHAER, C., SHARMA, A., VILLARINI, G., WASKO, C. & ZHANG, X. (2021). "Anthropogenic intensification of short-duration rainfall extremes". en. *Nature Reviews Earth & Environment*. Vol. 2. no. 2, p. 107-122.
- FOX, P. & ROCKSTRÖM, J. (2003). "Supplemental irrigation for dry-spell mitigation of rainfed agriculture in the Sahel". en. *Agricultural Water Management*. Vol. 61. no. 1, p. 29-50.
- FREI, C. & SCHÄR, C. (2001). "Detection Probability of Trends in Rare Events : Theory and Application to Heavy Precipitation in the Alpine Region". en. *Journal of Climate*. Vol. 14, p. 17.
- FRENKEN, K. (2005). "Irrigation in Africa in figures : AQUASTAT survey, 2005". Vol. 29. Food & Agriculture Org.
- FRIEDLINGSTEIN, P., JONES, Matthew W., O'SULLIVAN, M., ANDREW, Robbie M., HAUCK, J., PETERS, Glen P., PETERS, W., PONGRATZ, I., SITCH, S., LE QUÉRE, C., BAKKER, Dorothee C. E., CANADELL, Josep G., CIAIS, P., JACKSON, Robert B., ANTHONI, P., BARBERO, L., BASTOS, A., BASTRIKOV, V., BECKER, M., BOPP, L., BUITENHUIS, E., CHANDRA, N., CHEVALLIER, F., CHINI, Louise P., CURRIE, Kim I., FEELY, Richard A., GEHLEN, M., GILFILLAN, D., GKRTZALIS, T., GOLL, Daniel S., GRUBER, N., GUTEKUNST, S.,

- HARRIS, I., HAVERD, V., HOUGHTON, Richard A., HURTT, G., ILYINA, T., JAIN, Atul K., JOETZJER, E., KAPLAN, Jed O., KATO, E., KLEIN GOLDEWIJK, K., KORSBAKKEN, Jan I., LANDSCHÜTZER, P., LAUVSET, Siv K., LEFÈVRE, N., LENTON, A., LIENERT, S., LOMBARDOZZI, D., MARLAND, G., MCGUIRE, Patrick C., MELTON, Joe R., METZL, N., MUNRO, David R., NABEL, Julia E. M. S., NAKAOKA, Shin-I., NEILL, C., OMAR, Abdirahman M., ONO, T., PEREGON, A., PIERROT, D., POULTER, B., REHDER, G., RESPLANDY, L., ROBERTSON, E., RÖDENBECK, C., SÉFÉRIAN, R., SCHWINGER, J., SMITH, N., TANS, Pieter P., TIAN, H., TILBROOK, B., TUBIELLO, Francesco N., WERF, Guido R. van der, WILTSHIRE, Andrew J. & ZAEHLE, S. (2019). “Global Carbon Budget 2019”. en. *Earth System Science Data*. Vol. 11. no. 4, p. 1783-1838.
- FRIEDMAN, Andrew R., HEGERL, Gabriele C., SCHURER, Andrew P., LEE, Shih-Y., KONG, W., CHENG, W. & CHIANG, John C. H. (2020). “Forced and Unforced Decadal Behavior of the Interhemispheric SST Contrast during the Instrumental Period (1881–2012) : Contextualizing the Late 1960s–Early 1970s Shift”. en. *Journal of Climate*. Vol. 33. no. 9, p. 3487-3509.
- GABRIEL, K. R. & NEUMANN, J. (1962). “A Markov chain model for daily rainfall occurrence at Tel Aviv”. en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 88. no. 375, p. 90-95.
- GAETANI, M., FLAMANT, C., BASTIN, S., JANICOT, S., LAVAYSSE, C., HOURDIN, F., BRACONNOT, P. & BONY, S. (2017). “West African monsoon dynamics and precipitation : the competition between global SST warming and CO2 increase in CMIP5 idealized simulations”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 48. no. 3-4, p. 1353-1373.
- GAETANI, M., FONTAINE, B., ROUCOU, P. & BALDI, M. (2010). “Influence of the Mediterranean Sea on the West African monsoon : Intraseasonal variability in numerical simulations : INFLUENCE OF THE MEDITERRANEAN ON WAM”. en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 115. no. D24.
- GAL, L., GRIPPA, M., HIERNAUX, P., PONS, L. & KERGOAT, L. (2017). “The paradoxical evolution of runoff in the pastoral Sahel : analysis of the hydrological changes over the Agoufou watershed (Mali) using the KINEROS-2 model”. en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 21. no. 9, p. 4591-4613.
- GALLE, S., GRIPPA, M., PEUGEOT, C., MOUSSA, I. Bouzou, CAPPELAERE, B., DEMARTY, J., MOUGIN, E., PANTHOU, G., ADJOMAYI, P., AGBOSSOU, E.K., BA, A., BOUCHER, M., COHARD, J.-M., DESCLOITRES, M., DESCROIX, L., DIAWARA, M., DOSSOU, M., FAVREAU, G., GANGNERON, F., GOSSET, M., HECTOR, B., HIERNAUX, P., ISSOUFOU, B.-A., KERGOAT, L., LAWIN, E., LEBEL, T., LEGCHENKO, A., ABDOU, M. Malam, MALAM-ISSA, O., MAMADOU, O., NAZOUYOU, Y., PELLARIN, T., QUANTIN, G., SAMBOU, B., SEGHIERI, J., SÉGUI, L., VANDERVAERE, J.-P., VISCHEL, T., VOUILLAMOZ, J.-M., ZANNOU, A., AFOUDA, S., ALHASSANE, A., ARJOUNIN, M., BARRAL, H., BIRON, R., CAZENAVE, F., CHAFFARD, V., CHAZARIN, J.-P., GUYARD, H., KONÉ, A., MAINASSARA, I., MAMANE, A., OI, M., OUANI, T., SOUMAGUEL, N., WUBDA, M., AGO, E.E., ALLE, I.C., ALLIES, A., ARPIN-PONT, F., AWESSOU, B., CASSÉ, C., CHARVET, G., DARDEL, C., DEPEYRE, A., DIALLO, F.B., DO, T., FATRAS, C., FRAPPART, F., GAL, L., GASCON, T., GIBON, F., GUIRO, I., INGATAN, A., KEMPF, J., KOTCHONI, D.O.V., LAWSON, F.M.A., LEAUTHAUD, C., LOUVET, S., MASON, E., NGUYEN, C.C., PERRIMOND, B., PIERRE, C., RICHARD, A., ROBERT, E., ROMÁN-CASCÓN, C., VELLUET, C. & WILCOX, C. (2018). “AMMA-CATCH, a Critical Zone Observatory in West Africa Monitoring a Region in Transition”. en. *Vadose Zone Journal*. Vol. 17. no. 1, p. 0.
- GANGULI, P. & COULIBALY, P. (2017). “Does nonstationarity in rainfall require nonstationary intensity–duration–frequency curves?” en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 21. no. 12, p. 6461-6483.
- GATES, W. L., BOYLE, James S., COVEY, C., DEASE, Clyde G., DOUTRIAUX, Charles M., DRACH, Robert S., FIORINO, M., GLECKLER, Peter J., HNILO, Justin J., MARLAIS, Susan M., PHILLIPS, Thomas J., POTTER, Gerald L., SANTER, Benjamin D., SPERBER, Kenneth R., TAYLOR, Karl E. & WILLIAMS, Dean N. (1999). “An Overview of the Results of the Atmospheric Model Intercomparison Project (AMIP I)”. en. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 80. no. 1, p. 29-55.
- GEEN, R., BORDONI, S., BATTISTI, David S. & HUI, K. (2020). “Monsoons, ITCZs, and the concept of the global monsoon”. *Reviews of Geophysics*. Vol. 58. no. 4.

- GERBAUX, M., HALL, N., DESSAY, N. & ZIN, I. (2009). "The sensitivity of Sahelian runoff to climate change". en. *Hydrological Sciences Journal*. Vol. 54. no. 1, p. 5-16.
- GHIL, M. (1976). "Climate stability for a Sellers-type model". *Journal of Atmospheric Sciences*. Vol. 33. no. 1, p. 3-20.
- GHIL, M., CHEKROUN, Mickaël D. & SIMONNET, E. (2008). "Climate dynamics and fluid mechanics : Natural variability and related uncertainties". en. *Physica D : Nonlinear Phenomena*. Vol. 237. no. 14-17, p. 2111-2126.
- GIANNINI, A. (2003). "Oceanic Forcing of Sahel Rainfall on Interannual to Interdecadal Time Scales". en. *Science*. Vol. 302. no. 5647, p. 1027-1030.
- GIANNINI, A. (2010). "Mechanisms of Climate Change in the Semiarid African Sahel : The Local View". en. *Journal of Climate*. Vol. 23. no. 3, p. 743-756.
- GIANNINI, A. & KAPLAN, A. (2019). "The role of aerosols and greenhouse gases in Sahel drought and recovery". en. *Climatic Change*. Vol. 152. no. 3-4, p. 449-466.
- GIANNINI, A., SALACK, S., LODOUN, T., ALI, A., GAYE, A. T. & NDIAYE, O. (2013). "A unifying view of climate change in the Sahel linking intra-seasonal, interannual and longer time scales". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 8. no. 2, p. 024010.
- GILLET, Nathan P., SHIOGAMA, H., FUNKE, B., HEGERL, G., KNUTTI, R., MATTHES, K., SANTER, Benjamin D., STONE, D. & TEBALDI, C. (2016). "The Detection and Attribution Model Intercomparison Project (DAMIP v1.0) contribution to CMIP6". en. *Geoscientific Model Development*. Vol. 9. no. 10, p. 3685-3697.
- GIORGI, F., COPPOLA, E. & RAFFAELE, F. (2018). "Threatening levels of cumulative stress due to hydroclimatic extremes in the 21st century". en. *npj Climate and Atmospheric Science*. Vol. 1. no. 1, p. 18.
- GIORGI, F., IM, E.-S., COPPOLA, E., DIFFENBAUGH, N. S., GAO, X. J., MARIOTTI, L. & SHI, Y. (2011). "Higher Hydroclimatic Intensity with Global Warming". en. *Journal of Climate*. Vol. 24. no. 20, p. 5309-5324.
- GIORGI, F., RAFFAELE, F. & COPPOLA, E. (2019). "The response of precipitation characteristics to global warming from climate projections". en. *Earth System Dynamics*. Vol. 10. no. 1, p. 73-89.
- GIORGI, Filippo & BI, Xunqiang (2009). "Time of emergence (TOE) of GHG-forced precipitation change hot-spots". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 36. no. 6, p. L06709.
- GNEDENKO, B. (1943). "Sur La Distribution Limite Du Terme Maximum D'Une Serie Aleatoire". *Annals of Mathematics*. Vol. 44. no. 3, p. 423-453.
- GOUTORBE, Jean-P., LEBEL, T., TINGA, A., BESSEMOULIN, P., BROUWER, J., DOLMAN, A.J., ENGMAN, E.T., GASH, J.H.C., HOEPFFNER, M. & KABAT, P. (1994). "HAPEX-Sahel : a large-scale study of land-atmosphere interactions in the semi-arid tropics". Vol. 12. European Geosciences Union, p. 53-64.
- GRAVEN, H., KEELING, Ralph F. & ROGELJ, J. (2020). "Changes to Carbon Isotopes in Atmospheric CO2 Over the Industrial Era and Into the Future". *Global Biogeochemical Cycles*. Vol. 34. no. 11, e2019GB006170.
- GROISMAN, Pavel YA., KARL, Thomas R., EASTERLING, David R., KNIGHT, Richard W., JAMASON, Paul F., HENNESSY, Kevin J., SUPPIAH, R., PAGE, Cher M., WIBIG, J., FORTUNIAK, K., RAZUVAEV, Vyacheslav N., DOUGLAS, A., FØRLAND, E. & ZHAI, Pan-M. (1999). "Changes in the Probability of Heavy Precipitation : Important Indicators of Climatic Change". en. *Weather and Climate Extremes*. Sous la dir. de Thomas R. KARL, Neville NICHOLLS & Anver GHAZI. Dordrecht : Springer Netherlands, p. 243-283.
- GUAN, K., SULTAN, B., BIASUTTI, M., BARON, C. & LOBELL, David B. (2015). "What aspects of future rainfall changes matter for crop yields in West Africa?" en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 42. no. 19, p. 8001-8010.
- GUERREIRO, Selma B., FOWLER, Hayley J., BARBERO, R., WESTRA, S., LENDERINK, G., BLENKINSOP, S., LEWIS, E. & LI, X-F. (2018). "Detection of continental-scale intensification of hourly rainfall extremes". en. *Nature Climate Change*. Vol. 8. no. 9, p. 803-807.
- GUPTA, Vijay K. & WAYMIRE, E. (1990). "Multiscaling properties of spatial rainfall and river flow distributions". en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 95. no. D3, p. 1999.

- HAGOS, Samson M., LEUNG, L. Ruby, GARUBA, Oluwayemi A., DEMOTT, C., HARROP, B., LU, J. & AHN, Min-S. (2021). “The Relationship between Precipitation and Precipitable Water in CMIP6 Simulations and Implications for Tropical Climatology and Change”. en. *Journal of Climate*. Vol. 34. no. 5, p. 1587-1600.
- HALL, M. J., BOOGAARD, H. F. P van den, FERNANDO, R. C. & MYNETT, A. E. (2004). “The construction of confidence intervals for frequency analysis using resampling techniques”. en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 8. no. 2, p. 235-246.
- HALLEGATTE, S. (2009). “Strategies to adapt to an uncertain climate change”. en. *Global Environmental Change*. Vol. 19. no. 2, p. 240-247.
- HALLEY, E. (1753). “An historical account of the trade winds, and monsoons, observable in the seas between and near the Tropicks, with an attempt to assign the physical cause of the said winds”. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*. Vol. 16. no. 183, p. 153-168.
- HANEL, M., BUIHAND, T. Adri & FERRO, Christopher A. T. (2009). “A nonstationary index flood model for precipitation extremes in transient regional climate model simulations”. en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 114. no. D15, p. D15107.
- HANSEN, J., RUSSELL, G., RIND, D., STONE, P., LACIS, A., LEBEDEFF, S., RUEDY, R. & TRAVIS, L (1983). “Efficient three-dimensional global models for climate studies : Models I and II”. *Monthly Weather Review*. Vol. 111. no. 4, p. 609-662.
- HAUSFATHER, Z., MARVEL, K., SCHMIDT, Gavin A., NIELSEN-GAMMON, John W. & ZELINKA, M. (2022). “Climate simulations : recognize the ‘hot model’ problem”. en. *Nature*. Vol. 605. no. 7908, p. 26-29.
- HAUSFATHER, Z. & PETERS, Glen P. (2020). “Emissions – the ‘business as usual’ story is misleading”. en. *Nature*. Vol. 577. no. 7792, p. 618-620.
- HAWKINS, E., ANDERSON, Bruce, DIFFENBAUGH, Noah, MAHLSTEIN, Irina, BETTS, Richard, HEGERL, Gabi, JOSHI, Manoj, KNUTTI, Reto, MCNEALL, Doug, SOLOMON, Susan, SUTTON, Rowan, SYKTUS, Jozef & VECCHI, Gabriel (2014a). “Uncertainties in the timing of unprecedented climates”. en. *Nature*. Vol. 511. no. 7507, E3-E5.
- HAWKINS, E., EDWARDS, T. & MCNEALL, D. (2014b). “Pause for thought”. en. *Nature Climate Change*. Vol. 4. no. 3, p. 154-156.
- HAWKINS, E., FRAME, D., HARRINGTON, L., JOSHI, M., KING, A., ROJAS, M. & SUTTON, R. (2020). “Observed Emergence of the Climate Change Signal : From the Familiar to the Unknown”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 47. no. 6.
- HAWKINS, E. & SUTTON, R. (2009). “The Potential to Narrow Uncertainty in Regional Climate Predictions”. en. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 90. no. 8, p. 1095-1108.
- HAWKINS, E. & SUTTON, R. (2011). “The potential to narrow uncertainty in projections of regional precipitation change”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 37. no. 1-2, p. 407-418.
- HAWKINS, E. & SUTTON, R. (2012). “Time of emergence of climate signals”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 39. no. 1, n/a-n/a.
- HAYWOOD, Jim M., JONES, A., BELLOUIN, N. & STEPHENSON, D. (2013). “Asymmetric forcing from stratospheric aerosols impacts Sahelian rainfall”. en. *Nature Climate Change*. Vol. 3. no. 7, p. 660-665.
- HEGERL, G. C., HASSELMANN, K., CUBASCH, U., MITCHELL, J. F. B., ROECKNER, E., VOSS, R. & WASZKEWITZ, J. (1997). “Multi-fingerprint detection and attribution analysis of greenhouse gas, greenhouse gas-plus-aerosol and solar forced climate change”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 13. no. 9, p. 613-634.
- HEGERL, Gabriele C., BLACK, E., ALLAN, Richard P., INGRAM, William J., POLSON, D., TRENBERTH, Kevin E., CHADWICK, Robin S., ARKIN, Phillip A., SAROJINI, Beena B., BECKER, A., DAI, A., DURACK, Paul J., EASTERLING, D., FOWLER, Hayley J., KENDON, Elizabeth J., HUFFMAN, George J., LIU, C., MARSH, R., NEW, M., OSBORN, Timothy J., SKLIRIS, N., STOTT, Peter A., VIDALE, P.-L., WIJFFELS, Susan E., WILCOX, Laura J., WILLETT, Kate M. & ZHANG, X. (2015). “Challenges in Quantifying Changes in the Global Water Cycle”. en. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 96. no. 7, p. 1097-1115.

- HEGERL, Gabriele C., BRÖNNIMANN, S., COWAN, T., FRIEDMAN, Andrew R., HAWKINS, E., ILES, C., MÜLLER, W., SCHURER, A. & UNDORF, S. (2019). “Causes of climate change over the historical record”. en. *Environmental Research Letters*. Vol. 14. no. 12, p. 123006.
- HEGERL, Gabriele C., CROWLEY, Thomas J., ALLEN, Myles, HYDE, William T., POLLACK, Henry N., SMERDON, Jason & ZORITA, Eduardo (2007). “Detection of Human Influence on a New, Validated 1500-Year Temperature Reconstruction”. en. *Journal of Climate*. Vol. 20. no. 4, p. 650-666.
- HEINZE, C., BLENCKNER, T., MARTINS, H., RUSIECKA, D., DÖSCHER, R., GEHLEN, M., GRUBER, N., HOLLAND, E., HOV, Ø., JOOS, F., MATTHEWS, John B. R., RØDVEN, R. & WILSON, S. (2021). “The quiet crossing of ocean tipping points”. en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 118. no. 9, e2008478118.
- HELD, I. (2014). “Simplicity amid Complexity”. en. *Science*. Vol. 343. no. 6176, p. 1206-1207.
- HELD, Isaac M. & SODEN, Brian J. (2006). “Robust Responses of the Hydrological Cycle to Global Warming”. en. *Journal of Climate*. Vol. 19. no. 21, p. 5686-5699.
- HERMAN, Rebecca J., GIANNINI, A., BIASUTTI, M. & KUSHNIR, Y. (2020). “The effects of anthropogenic and volcanic aerosols and greenhouse gases on twentieth century Sahel precipitation”. en. *Scientific Reports*. Vol. 10. no. 1, p. 12203.
- HILL, S. A., MING, Y., HELD, I. M. & ZHAO, M. (2017). “A Moist Static Energy Budget–Based Analysis of the Sahel Rainfall Response to Uniform Oceanic Warming”. en. *Journal of Climate*. Vol. 30. no. 15, p. 5637-5660.
- HIRASAWA, H., KUSHNER, Paul J., SIGMOND, M., FYFE, J. & DESER, C. (2022). “Evolving Sahel Rainfall Response to Anthropogenic Aerosols Driven by Shifting Regional Oceanic and Emission Influences”. en. *Journal of Climate*. Vol. 35. no. 11, p. 3181-3193.
- HODSON, Daniel L. R., BRETONNIÈRE, Pierre-A., CASSOU, C., DAVINI, P., KLINGAMAN, Nicholas P., LOHMANN, K., LOPEZ-PARAGES, J., MARTÍN-REY, M., MOINE, Marie-P., MONERIE, Paul-A., PUTRASAHAN, Dian A., ROBERTS, Christopher D., ROBSON, J., RUPRICH-ROBERT, Y., SANCHEZ-GOMEZ, E., SEDDON, J. & SENAN, R. (2022). “Coupled climate response to Atlantic Multidecadal Variability in a multi-model multi-resolution ensemble”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 59. no. 3-4, p. 805-836.
- HOERLING, M., EISCHEID, J., PERLWITZ, J., QUAN, Xiao-W., WOLTER, K. & CHENG, L. (2016). “Characterizing Recent Trends in U.S. Heavy Precipitation”. en. *Journal of Climate*. Vol. 29. no. 7, p. 2313-2332.
- HOERLING, M., HURRELL, J., EISCHEID, J. & PHILLIPS, A. (2006). “Detection and Attribution of Twentieth-Century Northern and Southern African Rainfall Change”. en. *Journal of Climate*. Vol. 19. no. 16, p. 3989-4008.
- HOESLY, Rachel M., SMITH, Steven J., FENG, Leyang, KLIMONT, Zbigniew, JANSSENS-MAENHOUT, Greet, PITKANEN, Tyler, SEIBERT, Jonathan J., VU, Linh, ANDRES, Robert J., BOLT, Ryan M., BOND, Tami C., DAWIDOWSKI, Laura, KHOLOD, Nazar, KUOKAWA, June-ichi, LI, Meng, LIU, Liang, LU, Zifeng, MOURA, Maria Cecilia P., O’ROURKE, Patrick R. & ZHANG, Qiang (2018). “Historical (1750–2014) anthropogenic emissions of reactive gases and aerosols from the Community Emissions Data System (CEDS)”. en. *Geoscientific Model Development*. Vol. 11. no. 1, p. 369-408.
- HOLZ, C., ATHANASIOU, T. & KARTHA, S. (2022). “La part juste de la France dans la lutte contre les ch. . .” fr. P. 28.
- HORTON, Robert E. (1933). “The Role of infiltration in the hydrologic cycle”. *Eos, Transactions American Geophysical Union*. Vol. 14. no. 1, p. 446-460.
- HOSKING, J. R. M. (1985). “Algorithm as 215 : Maximum-likelihood estimation of the parameters of the generalized extreme-value distribution”. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*. Vol. 34. no. 3, p. 301-310.
- HOSKING, Jonathan R. M., WALLIS, J. R. & WOOD, E. F. (1985). “Estimation of the Generalized Extreme-Value Distribution by the Method of Probability-Weighted Moments”. *Technometrics*. Vol. 27. no. 3, p. 251-261.
- HOSKING, Jonathan R. M. & WALLIS, James R. (1997). “Regional frequency analysis”.

- HOSKING, Jonathan R.M. (1990). "L-moments : Analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics". *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological)*. Vol. 52. no. 1, p. 105-124.
- HOUZE, Robert A. (2004). "Mesoscale convective systems". en. *Reviews of Geophysics*. Vol. 42. no. 4, RG4003.
- HUBERT, P., CARBONNEL, Jean-P. & CHAOUCHE, A. (1989). "Segmentation des séries hydrométéorologiques—application à des séries de précipitations et de débits de l'Afrique de l'ouest". *Journal of hydrology*. Vol. 110. no. 3-4, p. 349-367.
- HULME, M. (2001). "Climatic perspectives on Sahelian desiccation : 1973}1998". en. *Global Environmental Change*. P. 11.
- HULME, M. (2020). "One Earth, Many Futures, No Destination". en. *One Earth*. Vol. 2. no. 4, p. 309-311.
- IBRAHIM, B., KARAMBIRI, H., POLCHER, J., YACOUBA, H. & RIBSTEIN, P. (2014). "Changes in rainfall regime over Burkina Faso under the climate change conditions simulated by 5 regional climate models". en. *Climate Dynamics*. Vol. 42. no. 5-6, p. 1363-1381.
- IM, E.-S., COPPOLA, E., GIORGI, F. & BI, X. (2010). "Local effects of climate change over the Alpine region : A study with a high resolution regional climate model with a surrogate climate change scenario". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 37. no. 5.
- INNOCENTI, Silvia, MAILHOT, Alain & FRIGON, Anne (2017). "Simple scaling of extreme precipitation in North America". en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 21. no. 11, p. 5823-5846.
- JAMES, R., WASHINGTON, R., ABIODUN, B., KAY, G., MUTEMI, J., POKAM, W., HART, N., ARTAN, G. & SENIOR, C. (2018). "Evaluating Climate Models with an African Lens". en. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 99. no. 2, p. 313-336.
- JANICOT, S., CANIAUX, G., CHAUVIN, F., COËTLOGON, G. de, FONTAINE, B., HALL, N., KILADIS, G., LAFORE, J.-P., LAVAYSSE, C., LAVENDER, S. L., LEROUX, S., MARTEAU, R., MOUNIER, F., PHILIPPON, N., ROEHRIG, R., SULTAN, B. & TAYLOR, C. M. (2011). "Intraseasonal variability of the West African monsoon". en. *Atmospheric Science Letters*. Vol. 12. no. 1, p. 58-66.
- KATZ, Richard W. (1977). "Precipitation as a chain-dependent process". *Journal of Applied Meteorology (1962-1982)*. P. 671-676.
- KATZ, Richard W. (1999). "Extreme value theory for precipitation : sensitivity analysis for climate change". en. *Advances in Water Resources*. Vol. 23. no. 2, p. 133-139.
- KATZ, Richard W. (2013). "Statistical Methods for Nonstationary Extremes". *Extremes in a Changing Climate : Detection, Analysis and Uncertainty*. Sous la dir. d'A. AGHAKOUCHAK, D. EASTERLING, K. HSU, S. SCHUBERT & S. SOROOSHIAN. Dordrecht : Springer Netherlands, p. 15-37.
- KATZ, Richard W. & BROWN, Barbara G. (1992). "Extreme events in a changing climate : Variability is more important than averages". en. *Climatic Change*. Vol. 21. no. 3, p. 289-302.
- KATZ, Richard W. & PARLANGE, Marc B. (1995). "Generalizations of Chain-Dependent Processes : Application to Hourly Precipitation". en. *Water Resources Research*. Vol. 31. no. 5, p. 1331-1341.
- KATZ, Richard W., PARLANGE, Marc B. & NAVEAU, P. (2002). "Statistics of extremes in hydrology". en. *Advances in Water Resources*. Vol. 25. no. 8-12, p. 1287-1304.
- KAWAMIYA, M., HAJIMA, T., TACHIIRI, K., WATANABE, S. & YOKOHATA, T. (2020). "Two decades of Earth system modeling with an emphasis on Model for Interdisciplinary Research on Climate (MIROC)". en. *Progress in Earth and Planetary Science*. Vol. 7. no. 1, p. 64.
- KEMP, L., XU, C., DEPLEDGE, J., EBI, Kristie L., GIBBINS, G., KOHLER, Timothy A., ROCKSTRÖM, J., SCHEFFER, M., SCHELLNHUBER, Hans J., STEFFEN, W. & LENTON, Timothy M. (2022). "Climate Endgame : Exploring catastrophic climate change scenarios". en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 119. no. 34, e2108146119.
- KENDALL, M. G. (1938). "A new measure of rank correlation". *Biometrika*. Vol. 30. no. 1-2, p. 81-93.
- KENDON, Elizabeth J., BLENKINSOP, S. & FOWLER, Hayley J. (2018). "When Will We Detect Changes in Short-Duration Precipitation Extremes?" en. *Journal of Climate*. Vol. 31. no. 7, p. 2945-2964.

- KENDON, Elizabeth J., STRATTON, Rachel A., TUCKER, Simon, MARSHAM, John H., BERTHOU, Ségolène, ROWELL, David P. & SENIOR, Catherine A. (2019). “Enhanced future changes in wet and dry extremes over Africa at convection-permitting scale”. en. *Nature Communications*. Vol. 10. no. 1, p. 1794.
- KENDREW, Wilfrid G. (1922). “The climates of the continents”. Clarendon Press.
- KHARIN, V. & ZWIERS, Francis W. (2005). “Estimating Extremes in Transient Climate Change Simulations”. en. *Journal of Climate*. Vol. 18. no. 8, p. 1156-1173.
- KHARIN, V., ZWIERS, Francis W., ZHANG, X. & HEGERL, G. (2007). “Changes in Temperature and Precipitation Extremes in the IPCC Ensemble of Global Coupled Model Simulations”. en. *Journal of Climate*. Vol. 20. no. 8, p. 1419-1444.
- KHARIN, V. V., FLATO, G. M., ZHANG, X., GILLETT, N. P., ZWIERS, F. & ANDERSON, K. J. (2018). “Risks from Climate Extremes Change Differently from 1.5°C to 2.0°C Depending on Rarity”. en. *Earth’s Future*. Vol. 6. no. 5, p. 704-715.
- KILADIS, George N., THORNCROFT, Chris D. & HALL, Nicholas M. J. (2006). “Three-Dimensional Structure and Dynamics of African Easterly Waves. Part I : Observations”. en. *Journal of the Atmospheric Sciences*. Vol. 63. no. 9, p. 2212-2230.
- KIM, Yeon-H., MIN, Seung-K., ZHANG, X., SILLMANN, J. & SANDSTAD, M. (2020). “Evaluation of the CMIP6 multi-model ensemble for climate extreme indices”. en. *Weather and Climate Extremes*. Vol. 29, p. 100269.
- KLEIN, C., JACKSON, Lawrence S., PARKER, Douglas J., MARSHAM, John H., TAYLOR, Christopher M., ROWELL, David P., GUICHARD, F., VISCHEL, T., FAMIEN, Adjoua M. & DIEDHIOU, A. (2021). “Combining CMIP data with a regional convection-permitting model and observations to project extreme rainfall under climate change”. en. *Environmental Research Letters*. Vol. 16. no. 10, p. 104023.
- KLEIN, C. & TAYLOR, Christopher M. (2020). “Dry soils can intensify mesoscale convective systems”. en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 117. no. 35, p. 21132-21137.
- KLEMEŠ, V. (2002). “Risk analysis : The unbearable cleverness of bluffing”. en. Risk, Reliability, Uncertainty, and Robustness of Water Resource Systems. Sous la dir. de Janos J. BOGARDI & Zbigniew W. KUNDZEWICZ. 1^{re} éd. Cambridge University Press, p. 22-29.
- KLUTSE, Nana A. B., QUAGRAINE, Kwesi A., NKRUMAH, F., QUAGRAINE, Kwesi T., BERKOH-OFORIWAA, R., DZROBI, Joshua F. & SYLLA, Mouhamadou B. (2021). “The Climatic Analysis of Summer Monsoon Extreme Precipitation Events over West Africa in CMIP6 Simulations”. en. *Earth Systems and Environment*. Vol. 5. no. 1, p. 25-41.
- KNUTTI, R. (2010). “The end of model democracy? : An editorial comment”. en. *Climatic Change*. Vol. 102. no. 3-4, p. 395-404.
- KOUTSOYIANNIS, D., KOZONIS, D. & MANETAS, A. (1998). “A mathematical framework for studying rainfall intensity-duration-frequency relationships”. en. *Journal of Hydrology*. Vol. 206. no. 1-2, p. 118-135.
- KRIEGLER, E., LUDERER, G., BAUER, N., BAUMSTARK, L., FUJIMORI, S., POPP, A., ROGELJ, J., STREFLER, J. & VUUREN, Detlef P. van (2018). “Pathways limiting warming to 1.5°C : a tale of turning around in no time?” en. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. Vol. 376. no. 2119, p. 20160457.
- KUNKEL, Kenneth E., ANDSAGER, K. & EASTERLING, David R. (1999). “Long-Term Trends in Extreme Precipitation Events over the Conterminous United States and Canada”. en. *Journal of Climate*. Vol. 12. no. 8, p. 2515-2527.
- KUPER, R. & KRÖPELIN, S. (2006). “Climate-Controlled Holocene Occupation in the Sahara : Motor of Africa’s Evolution”. en. *Science*. Vol. 313. no. 5788, p. 803-807.
- KYSELÝ, J. (2008). “A Cautionary Note on the Use of Nonparametric Bootstrap for Estimating Uncertainties in Extreme-Value Models”. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*. Vol. 47. no. 12, p. 3236-3251.

- KÖPPEN, W. (1884). “Die Wärmezonen der Erde, nach der Dauer der heissen, gemässigten und kalten Zeit und nach der Wirkung der Wärme auf die organische Welt betrachtet”. *Meteorologische Zeitschrift*. Vol. 1. no. 21, p. 5-226.
- LACIS, Andrew A., SCHMIDT, Gavin A., RIND, D. & RUEDY, Reto A. (2010). “Atmospheric CO₂ : Principal Control Knob Governing Earth’s Temperature”. en. Vol. 330, p. 6.
- LAFORE, Jean-P., BEUCHER, F., PEYRILLÉ, P., DIONGUE-NIANG, A., CHAPELON, N., BOUNIOL, D., CANIAUX, G., FAVOT, F., FERRY, F., GUICHARD, F., POAN, E., ROEHRIG, R. & VISCHEL, T. (2017). “A multi-scale analysis of the extreme rain event of Ouagadougou in 2009 : Extreme Rain Event in Burkina Faso”. en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 143. no. 709, p. 3094-3109.
- LAMB, P. J. (1978). “Large-scale Tropical Atlantic surface circulation patterns associated with Subsaharan weather anomalies”. en. *Tellus*. Vol. 30. no. 3, p. 240-251.
- LANGOUSIS, A. & VENEZIANO, D. (2007). “Intensity-duration-frequency curves from scaling representations of rainfall”. en. *Water Resources Research*. Vol. 43. no. 2.
- LANGOUSIS, A., VENEZIANO, D., FURCOLO, P. & LEPORÉ, C. (2009). “Multifractal rainfall extremes : Theoretical analysis and practical estimation”. en. *Chaos, Solitons & Fractals*. Vol. 39. no. 3, p. 1182-1194.
- LAURENT, H., D’AMATO, N. & LEBEL, T. (1998). “How important is the contribution of the mesoscale convective complexes to the Sahelian rainfall?” en. *Physics and Chemistry of the Earth*. Vol. 23. no. 5-6, p. 629-633.
- LAVAYSSE, C., FLAMANT, C., EVAN, A., JANICOT, S. & GAETANI, M. (2016). “Recent climatological trend of the Saharan heat low and its impact on the West African climate”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 47. no. 11, p. 3479-3498.
- LE BARBÉ, L. & LEBEL, T. (1997). “Rainfall climatology of the HAPEX-Sahel region during the years 1950–1990”. en. *Journal of Hydrology*. Vol. 188-189, p. 43-73.
- LE BARBÉ, L., LEBEL, T. & TAPSOBA, D. (2002). “Rainfall Variability in West Africa during the Years 1950–90”. en. *Journal of Climate*. Vol. 15, p. 16.
- LEADBETTER, M. R. (1974). “On extreme values in stationary sequences”. en. *Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und Verwandte Gebiete*. Vol. 28. no. 4, p. 289-303.
- LEBEL, T. & ALI, A. (2009). “Recent trends in the Central and Western Sahel rainfall regime (1990–2007)”. en. *Journal of Hydrology*. Vol. 375. no. 1-2, p. 52-64.
- LEBEL, T. & AMANI, A. (1999). “Rainfall Estimation in the Sahel : What Is the Ground Truth?” en. *Journal of Applied Meteorology*. Vol. 38. no. 5, p. 555-568.
- LEBEL, T., CAPPELAERE, B., GALLE, S., HANAN, N., KERGOAT, L., LEVIS, S., VIEUX, B., DESCROIX, L., GOSSET, M., MOUGIN, E., PEUGEOT, C. & SEGUI, L. (2009). “AMMA-CATCH studies in the Sahelian region of West-Africa : An overview”. en. *Journal of Hydrology*. Vol. 375. no. 1-2, p. 3-13.
- LEBEL, T., DIEDHOU, A. & LAURENT, H. (2003). “Seasonal cycle and interannual variability of the Sahelian rainfall at hydrological scales”. en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 108. no. D8, p. 8389.
- LEBEL, T., PARKER, D. J., FLAMANT, C., BOURLÈS, B., MARTICORENA, B., MOUGIN, E., PEUGEOT, C., DIEDHOU, A., HAYWOOD, J. M., NGAMINI, J. B., POLCHER, J., REDELSPERGER, J.-L. & THORNCROFT, C. D. (2010). “The AMMA field campaigns : multiscale and multidisciplinary observations in the West African region”. en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 136. no. S1, p. 8-33.
- LEBEL, T., SAUVAGEOT, H., HOEPPFNER, M., DESBOIS, M., GUILLOT, B. & HUBERT, P. (1992). “Rainfall estimation in the Sahel : the EPSAT-NIGER experiment”. *Hydrological Sciences Journal*. Vol. 37. no. 3, p. 201-215.
- LEHMANN, J., MEMPEL, F. & COUMOU, D. (2018). “Increased Occurrence of Record-Wet and Record-Dry Months Reflect Changes in Mean Rainfall”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 45. no. 24, p. 13,468-13,476.

- LEHNER, F., DESER, C., MAHER, N., MAROTZKE, J., FISCHER, Erich M., BRUNNER, L., KNUTTI, R. & HAWKINS, E. (2020). "Partitioning climate projection uncertainty with multiple large ensembles and CMIP5/6". en. *Earth System Dynamics*. Vol. 11. no. 2, p. 491-508.
- LENDERINK, G., BARBERO, R., LORIAUX, J. M. & FOWLER, H. J. (2017). "Super-Clausius–Clapeyron Scaling of Extreme Hourly Convective Precipitation and Its Relation to Large-Scale Atmospheric Conditions". en. *Journal of Climate*. Vol. 30. no. 15, p. 6037-6052.
- LENDERINK, Geert & MEIJGAARD, Erik van (2008). "Increase in hourly precipitation extremes beyond expectations from temperature changes". en. *Nature Geoscience*. Vol. 1. no. 8, p. 511-514.
- LENDERINK, Geert & MEIJGAARD, Erik van (2010). "Linking increases in hourly precipitation extremes to atmospheric temperature and moisture changes". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 5. no. 2, p. 025208.
- LENTON, Timothy M., ROCKSTRÖM, J., GAFFNEY, O., RAHMSTORF, S., RICHARDSON, K., STEFFEN, W. & SCHELLNHUBER, Hans J. (2019). "Climate tipping points — too risky to bet against". en. *Nature*. Vol. 575. no. 7784, p. 592-595.
- LEROY, P. & VAN TATENHOVE, J. (2000). "Political modernization theory and environmental politics". *Environment and global modernity*. Vol. 50, p. 187.
- L'HÔTE, Y., MAHÉ, G., SOMÉ, B. & TRIBOULET, Jean-P. (2002). "Analysis of a Sahelian annual rainfall index from 1896 to 2000; the drought continues". en. *Hydrological Sciences Journal*. Vol. 47. no. 4, p. 563-572.
- LI, Jingwan, SHARMA, Ashish, JOHNSON, Fiona & EVANS, Jason (2015). "Evaluating the effect of climate change on areal reduction factors using regional climate model projections". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 528, p. 419-434.
- LIMA, Cicero Z. de, BUZAN, Jonathan R., MOORE, Frances C., BALDOS, Uris Lantz C., HUBER, M. & HERTEL, Thomas W. (2021). "Heat stress on agricultural workers exacerbates crop impacts of climate change". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 16. no. 4, p. 044020.
- LINDSAY, Bruce G., KETTENRING, J. & SIEGMUND, David O. (2004). "A Report on the Future of Statistics". en. *Statistical Science*. Vol. 19. no. 3.
- LOCHBIHLER, Kai, LENDERINK, Geert & SIEBESMA, A. Pier (2019). "Response of Extreme Precipitating Cell Structures to Atmospheric Warming". en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 124. no. 13, p. 6904-6918.
- LODOUN, T., GIANNINI, A., TRAORÉ, Pierre S., SOMÉ, L., SANON, M., VAKSMANN, M. & RASOLODIMBY, Jeanne M. (2013). "Changes in seasonal descriptors of precipitation in Burkina Faso associated with late 20th century drought and recovery in West Africa". en. *Environmental Development*. Vol. 5, p. 96-108.
- LOHMANN, U., ROTSTAYN, L., STORELVMO, T., JONES, A., MENON, S., QUAAS, J., EKMAN, A. M. L., KOCH, D. & RUEDY, R. (2010). "Total aerosol effect : radiative forcing or radiative flux perturbation ?" en. *Atmos. Chem. Phys.* P. 12.
- LORENZ, Edward N. (1963). "Deterministic nonperiodic flow". *Journal of atmospheric sciences*. Vol. 20. no. 2, p. 130-141.
- LUND, Marianne T., MYHRE, G., HASLERUD, Amund S., SKEIE, B., GRIESFELLER, J., PLATT, Stephen M., KUMAR, R., MYHRE, Cathrine L. & SCHULZ, M. (2018). "Concentrations and radiative forcing of anthropogenic aerosols from 1750 to 2014 simulated with the Oslo CTM3 and CEDS emission inventory". en. *Geoscientific Model Development*. Vol. 11. no. 12, p. 4909-4931.
- LUND, Marianne T., MYHRE, G. & SAMSET, Bjørn H. (2019). "Anthropogenic aerosol forcing under the Shared Socioeconomic Pathways". en. *Atmospheric Chemistry and Physics*. Vol. 19. no. 22, p. 13827-13839.
- LYU, K. & YU, Jin-Y. (2017). "Climate impacts of the Atlantic Multidecadal Oscillation simulated in the CMIP5 models : A re-evaluation based on a revised index". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 44. no. 8, p. 3867-3876.

- MA, J., CHADWICK, R., SEO, Kyong-H., DONG, C., HUANG, G., FOLTZ, Gregory R. & JIANG, Jonathan H. (2018). "Responses of the Tropical Atmospheric Circulation to Climate Change and Connection to the Hydrological Cycle". en. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*. Vol. 46. no. 1, p. 549-580.
- MACDOUGALL, Andrew H., FRÖLICHER, Thomas L., JONES, Chris D., ROGELJ, J., MATTHEWS, H. Damon, ZICKFELD, K., ARORA, Vivek K., BARRETT, Noah J., BROVKIN, V., BURGER, Friedrich A., EBY, M., ELISEEV, Alexey V., HAJIMA, T., HOLDEN, Philip B., JELTSCH-THÖMMES, A., KOVEN, C., MENGIS, N., MENVIEL, L., MICHOU, M., MOKHOV, Igor I., OKA, A., SCHWINGER, J., SÉFÉRIAN, R., SHAFFER, G., SOKOLOV, A., TACHIIRI, K., TJIPUTRA, J., WILTSHIRE, A. & ZIEHN, T. (2020). "Is there warming in the pipeline? A multi-model analysis of the Zero Emissions Commitment from CO₂". en. *Biogeosciences*. Vol. 17. no. 11, p. 2987-3016.
- MADDOX, Robert A. (1980). "Mesoscale convective complexes". *Bulletin of the American Meteorological Society*. P. 1374-1387.
- MADSEN, H, RASMUSSEN, Peter F. & ROSBJERG, D. (1997). "Comparison of annual maximum series and partial duration series methods for modeling extreme hydrologic events : 1. At-site modeling". en. *Water Resources Research*. Vol. 33. no. 4, p. 747-757.
- MAHLSTEIN, I, KNUTTI, R, SOLOMON, S & PORTMANN, R W (2011). "Early onset of significant local warming in low latitude countries". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 6. no. 3, p. 034009.
- MAHÉ, G. & PATUREL, Jean-E. (2009). "1896–2006 Sahelian annual rainfall variability and runoff increase of Sahelian Rivers". en. *Comptes Rendus Geoscience*. Vol. 341. no. 7, p. 538-546.
- MANABE, S., SMAGORINSKY, J. & STRICKLER, Robert F. (1965). "Simulated climatology of a general circulation model with a hydrologic cycle". *Monthly Weather Review*. Vol. 93. no. 12, p. 769-798.
- MANABE, S. & STRICKLER, Robert F. (1964). "Thermal equilibrium of the atmosphere with a convective adjustment". *Journal of the Atmospheric Sciences*. Vol. 21. no. 4, p. 361-385.
- MANABE, S. & WETHERALD, Richard T. (1975). "The effects of doubling the CO₂ concentration on the climate of a general circulation model". *Journal of Atmospheric Sciences*. Vol. 32. no. 1, p. 3-15.
- MARAUN, D. (2013). "When will trends in European mean and heavy daily precipitation emerge?" en. *Environmental Research Letters*. Vol. 8. no. 1, p. 014004.
- MARAUN, D., WETTERHALL, F., IRESON, A. M., CHANDLER, R. E., KENDON, E. J., WIDMANN, M., BRIENEN, S., RUST, H. W., SAUTER, T., THEMESSEL, M., VENEMA, V. K. C., CHUN, K. P., GOODESS, C. M., JONES, R. G., ONOF, C., VRAC, M. & THIELE-EICH, I. (2010). "Precipitation downscaling under climate change : Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user". en. *Reviews of Geophysics*. Vol. 48. no. 3, RG3003.
- MARTEL, J-L., MAILHOT, A., BRISSETTE, F. & CAYA, D. (2018). "Role of Natural Climate Variability in the Detection of Anthropogenic Climate Change Signal for Mean and Extreme Precipitation at Local and Regional Scales". en. *Journal of Climate*. Vol. 31. no. 11, p. 4241-4263.
- MARTIN, Elinor R., THORNCROFT, Chris & BOOTH, Ben B. B. (2014). "The Multidecadal Atlantic SST—Sahel Rainfall Teleconnection in CMIP5 Simulations". en. *Journal of Climate*. Vol. 27. no. 2, p. 784-806.
- MARTINEZ-VILLALOBOS, C. & NEELIN, J. David (2019). "Why Do Precipitation Intensities Tend to Follow Gamma Distributions?" en. *Journal of the Atmospheric Sciences*. Vol. 76. no. 11, p. 3611-3631.
- MARVEL, K., BIASUTTI, M. & BONFILS, C. (2020). "Fingerprints of external forcings on Sahel rainfall : aerosols, greenhouse gases, and model-observation discrepancies". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 15. no. 8, p. 084023.
- MASSAZZA, G., BACCI, M., DESCROIX, L., IBRAHIM, Mohamed H., FIORILLO, E., KATIELLOU, Gaptia L., PANTHOU, G., PEZZOLI, A., ROSSO, M., SAUZEDDE, E., TEREZIANI, A., DE FILIPPIS, T., ROCCHI, L., BURRONE, S., TIEPOLO, M., VISCHEL, T. & TARCHIANI, V. (2021). "Recent Changes in Hydroclimatic Patterns over Medium Niger River Basins at the Origin of the 2020 Flood in Niamey (Niger)". en. *Water*. Vol. 13. no. 12, p. 1659.

- 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. & ZHOU, B. (eds.) (2021). "IPCC, 2021 : Summary for Policymakers. In Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change". en. Cambridge : Cambridge University Press.
- MASSON-DELMOTTE, V., ZHAI, P., PÖRTNER, H.-O., ROBERTS, D., SKEA, J., SHUKLA, P.R., PIRANI, A., MOUFOUMA-OKIA, W., PÉAN, C., PIDCOCK, R., CONNORS, S., MATTHEWS, J.B.R., CHEN, Y., ZHOU, X., GOMIS, M.I., LONNOY, E., MAYCOCK, T., TIGNOR, M. & WATERFIELD, T. (eds.) (2018). "IPCC, 2018 : Summary for Policymakers. In : Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty". en. Cambridge : Cambridge University Press.
- MATHON, V. & LAURENT, H. (2001). "Life cycle of Sahelian mesoscale convective cloud systems". en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 127. no. 572, p. 377-406.
- MATHON, V., LAURENT, H. & LEBEL, T. (2002). "Mesoscale Convective System Rainfall in the Sahel". en. *Journal of Applied Meteorology*. Vol. 41, p. 12.
- MATTHEWS, H. Damon, GILLETT, Nathan P., STOTT, Peter A. & ZICKFELD, Kirsten (2009). "The proportionality of global warming to cumulative carbon emissions". en. *Nature*. Vol. 459. no. 7248, p. 829-832.
- MATTHEWS, T. (2018). "Humid heat and climate change". en. *Progress in Physical Geography : Earth and Environment*. Vol. 42. no. 3, p. 391-405.
- MAURITSEN, T., BADER, J., BECKER, T., BEHRENS, J., BITTNER, M., BROKOPF, R., BROVKIN, V., CLAUSSEN, M., CRUEGER, T., ESCH, M., FAST, I., FIEDLER, S., FLÄSCHNER, D., GAYLER, V., GIORGETTA, M., GOLL, Daniel S., HAAK, H., HAGEMANN, S., HEDEMANN, C., HOHENEGGER, C., ILYINA, T., JAHNS, T., CUESTA, D. Jimenéz-de-la, JUNGCLAUS, J., KLEINEN, T., KLOSTER, S., KRACHER, D., KINNE, S., KLEBERG, D., LASSLOP, G., KORNBUEH, L., MAROTZKE, J., MATEI, D., MERANER, K., MIKOLAJEWICZ, U., MODALI, K., MÖBIS, B., MÜLLER, Wolfgang A., NABEL, Julia E. M. S., NAM, Christine C. W., NOTZ, D., NYAWIRA, Sarah-S., PAULSEN, H., PETERS, K., PINCUS, R., POHLMANN, H., PONGRATZ, J., POPP, M., RADDATZ, Thomas J., RAST, S., REDLER, R., REICK, Christian H., ROHRSCHEIDER, T., SCHEMANN, V., SCHMIDT, H., SCHNUR, R., SCHULZWEIDA, U., SIX, Katharina D., STEIN, Lukas, STEMMLER, I., STEVENS, B., STORCH, Jin-S. von, TIAN, F., VOIGT, A., VRESE, P., WIENERS, Karl-H., WILKENSJELD, S., WINKLER, A. & ROECKNER, R. (2019). "Developments in the MPI-M Earth System Model version 1.2 (MPI-ESM1.2) and Its Response to Increasing CO₂". *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. Vol. 11. no. 4, p. 998-1038.
- MEKONNEN, A., THORNCROFT, C. D. & AIYYER, A. R. (2006). "Analysis of Convection and Its Association with African Easterly Waves". en. *Journal of Climate*. Vol. 19. no. 20, p. 5405-5421.
- MEKONNEN, Mesfin M. & HOEKSTRA, Arjen Y. (2016). "Four billion people facing severe water scarcity". en. *Science Advances*. Vol. 2. no. 2, e1500323.
- MENABDE, M., SEED, A. & PEGRAM, G. (1999). "A simple scaling model for extreme rainfall". en. *Water Resources Research*. Vol. 35. no. 1, p. 335-339.
- MENARY, Matthew B., ROBSON, J., ALLAN, Richard P., BOOTH, Ben B. B., CASSOU, C., GASTINEAU, G., GREGORY, J., HODSON, D., JONES, C., MIGNOT, J., RINGER, M., SUTTON, R., WILCOX, L. & ZHANG, R. (2020). "Aerosol-Forced AMOC Changes in CMIP6 Historical Simulations". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 47. no. 14.
- MENSAH, E., ALMAS, Lal K., GUERRERO, Bridget L., LUST, David G. & IBRAHIMOV, M. (2016). "Agriculture and the state of food insecurity in Western Africa". Rapp. tech.

- MESSAGER, C., GALLÉE, H. & BRASSEUR, O. (2004). "Precipitation sensitivity to regional SST in a regional climate simulation during the West African monsoon for two dry years". en. *Climate Dynamics*. Vol. 22. no. 2-3, p. 249-266.
- MILLER, J., TAYLOR, C., GUICHARD, F., PEYRILLÉ, P., VISCHÉL, T., FOWE, T., PANTHOU, G., VISMAN, E., BOLOGO, M., TRAORE, K., COULIBALY, G., CHAPELON, N., BEUCHER, F., ROWELL, David P. & PARKER, Douglas J. (2022). "High-impact weather and urban flooding in the West African Sahel – A multidisciplinary case study of the 2009 event in Ouagadougou". en. *Weather and Climate Extremes*. Vol. 36, p. 100462.
- MILLY, P. C. D., BETANCOURT, J., FALKENMARK, M., HIRSCH, R. M., KUNDZEWICZ, Z. W., LETTENMAIER, D. P. & STOUFFER, R. J. (2008). "Stationarity Is Dead : Whither Water Management ?" en. *Science*. Vol. 319. no. 5863, p. 573-574.
- MIN, Seung-K., ZHANG, X., ZWIERS, Francis W. & HEGERL, Gabriele C. (2011). "Human contribution to more-intense precipitation extremes". en. *Nature*. Vol. 470. no. 7334, p. 378-381.
- MING, Y., RAMASWAMY, V. & PERSAD, G. (2010). "Two opposing effects of absorbing aerosols on global-mean precipitation". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 37. no. 13, n/a-n/a.
- MOHINO, E., JANICOT, S. & BADER, J. (2011). "Sahel rainfall and decadal to multi-decadal sea surface temperature variability". en. *Climate Dynamics*. Vol. 37. no. 3-4, p. 419-440.
- MOHINO, E., KEENLYSIDE, N. & POHLMANN, H. (2016). "Decadal prediction of Sahel rainfall : where does the skill (or lack thereof) come from ?" en. *Climate Dynamics*. Vol. 47. no. 11, p. 3593-3612.
- MONERIE, P-A., FONTAINE, B. & ROUCOU, P. (2012). "Expected future changes in the African monsoon between 2030 and 2070 using some CMIP3 and CMIP5 models under a medium-low RCP scenario". en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 117. no. D16, n/a-n/a.
- MONERIE, Paul-A., POHL, B. & GAETANI, M. (2021). "The fast response of Sahel precipitation to climate change allows effective mitigation action". en. *npj Climate and Atmospheric Science*. Vol. 4. no. 1, p. 24.
- MONERIE, Paul-A., SANCHEZ-GOMEZ, E., GAETANI, M., MOHINO, E. & DONG, B. (2020). "Future evolution of the Sahel precipitation zonal contrast in CESM1". en. *Climate Dynamics*. Vol. 55. no. 9-10, p. 2801-2821.
- MONTANARI, A. & KOUTSOYIANNIS, D. (2014). "Modeling and mitigating natural hazards : Stationarity is immortal!" en. *Water Resources Research*. Vol. 50. no. 12, p. 9748-9756.
- MONTFORT, Martin A.J. van (1990). "Sliding maxima". *Journal of Hydrology*. Vol. 118. no. 1, p. 77-85.
- MOORE, RJ (1987). "Combined regional flood frequency analysis and regression on catchment characteristics by maximum likelihood estimation".
- MORA, C., DOUSSET, B., CALDWELL, Iain R., POWELL, Farrah E., GERONIMO, Rollan C., BIELECKI, Coral R., COUNSELL, Chelsie W. W., DIETRICH, Bonnie S., JOHNSTON, Emily T., LOUIS, Leo V., LUCAS, Matthew P., MCKENZIE, Marie M., SHEA, Alessandra G., TSENG, H., GIAMBELLUCA, Thomas W., LEON, Lisa R., HAWKINS, E. & TRAUERNICHT, C. (2017). "Global risk of deadly heat". en. *Nature Climate Change*. Vol. 7. no. 7, p. 501-506.
- MORA, C., FRAZIER, Abby G., LONGMAN, Ryan J., DACKS, Rachel S., WALTON, Maya M., TONG, Eric J., SANCHEZ, Joseph J., KAISER, Lauren R., STENDER, Yuko O., ANDERSON, James M., AMBROSINO, Christine M., FERNANDEZ-SILVA, I., GIUSEFFI, Louise M. & GIAMBELLUCA, Thomas W. (2013). "The projected timing of climate departure from recent variability". en. *Nature*. Vol. 502. no. 7470, p. 183-187.
- MORTIMORE, M. (1989). "Adapting to drought : Farmers, famines and desertification in West Africa". Cambridge University Press.
- MULLER, C. J. & O'GORMAN, P. A. (2011). "An energetic perspective on the regional response of precipitation to climate change". en. *Nature Climate Change*. Vol. 1. no. 5, p. 266-271.
- MULLER, Caroline J., O'GORMAN, Paul A. & BACK, Larissa E. (2011). "Intensification of Precipitation Extremes with Warming in a Cloud-Resolving Model". en. *Journal of Climate*. Vol. 24. no. 11, p. 2784-2800.
- MÉLÈSE, V., BLANCHET, J. & MOLINIÉ, G. (2018). "Uncertainty estimation of Intensity–Duration–Frequency relationships : A regional analysis". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 558, p. 579-591.

- NEELIN, J. D., CHOU, C. & SU, H. (2003). “Tropical drought regions in global warming and El Niño teleconnections”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 30. no. 24.
- NEELIN, J. D. & HELD, I. M. (1987). “Modeling tropical convergence based on the moist static energy budget”. *Monthly Weather Review*. Vol. 115. no. 1, p. 3-12.
- NEELIN, J. D., MARTINEZ-VILLALOBOS, C., STECHMANN, Samuel N., AHMED, F., CHEN, G., NORRIS, Jesse M., KUO, Yi-H. & LENDERINK, G. (2022). “Precipitation Extremes and Water Vapor : Relationships in Current Climate and Implications for Climate Change”. en. *Current Climate Change Reports*. Vol. 8. no. 1, p. 17-33.
- NELDER, J. A. & MEAD, R. (1965). “A Simplex Method for Function Minimization”. *The Computer Journal*. Vol. 7. no. 4, p. 308-313.
- NICHOLSON, Sharon E. (2005). “On the question of the “recovery” of the rains in the West African Sahel”. en. *Journal of Arid Environments*. Vol. 63. no. 3, p. 615-641.
- NICHOLSON, Sharon E. (2013). “The West African Sahel : A Review of Recent Studies on the Rainfall Regime and Its Interannual Variability”. en. *ISRN Meteorology*. Vol. 2013, p. 1-32.
- NICHOLSON, Sharon E., FINK, Andreas H. & FUNK, C. (2018). “Assessing recovery and change in West Africa’s rainfall regime from a 161-year record”. en. *International Journal of Climatology*. Vol. 38. no. 10, p. 3770-3786.
- NORTH, Gerald R., CAHALAN, Robert F. & COAKLEY, James A. (1981). “Energy balance climate models”. en. *Reviews of Geophysics*. Vol. 19. no. 1, p. 91.
- NORTH, Gerald R. & COAKLEY JR, James A. (1979). “Differences between seasonal and mean annual energy balance model calculations of climate and climate sensitivity”. *Journal of Atmospheric Sciences*. Vol. 36. no. 7, p. 1189-1204.
- O’GORMAN, P. A. & SCHNEIDER, T. (2009). “The physical basis for increases in precipitation extremes in simulations of 21st-century climate change”. en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 106. no. 35, p. 14773-14777.
- O’NEILL, B. C., TEBALDI, C., VUUREN, D. P. van, 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”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 9. no. 9, p. 3461-3482.
- OUARDA, Taha B. M. J., CHARRON, C. & ST-HILAIRE, A. (2020). “Uncertainty of stationary and nonstationary models for rainfall frequency analysis”. en. *International Journal of Climatology*. Vol. 40. no. 4, p. 2373-2392.
- OUARDA, Taha B. M. J., YOUSEF, Latifa A. & CHARRON, C. (2019). “Non-stationary intensity-duration-frequency curves integrating information concerning teleconnections and climate change”. en. *International Journal of Climatology*. Vol. 39. no. 4, p. 2306-2323.
- PAIK, S., MIN, Seung-K., ZHANG, X., DONAT, Markus G., KING, Andrew D. & SUN, Q. (2020). “Determining the Anthropogenic Greenhouse Gas Contribution to the Observed Intensification of Extreme Precipitation”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 47. no. 12.
- PALL, P., ALLEN, M. R. & STONE, D. A. (2007). “Testing the Clausius–Clapeyron constraint on changes in extreme precipitation under CO2 warming”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 28. no. 4, p. 351-363.
- PANTHOU, G., LEBEL, T., VISCHÉL, T., QUANTIN, G., SANE, Y., BA, A., NDIAYE, O., DIONGUE-NIANG, A. & DIOPKANE, M. (2018). “Rainfall intensification in tropical semi-arid regions : the Sahelian case”. en. *Environmental Research Letters*. Vol. 13. no. 6, p. 064013.
- PANTHOU, G., MAILHOT, A., LAURENCE, E. & TALBOT, G. (2014a). “Relationship between Surface Temperature and Extreme Rainfalls : A Multi-Time-Scale and Event-Based Analysis”. en. *Journal of Hydrometeorology*. Vol. 15. no. 5, p. 1999-2011.
- PANTHOU, G., VISCHÉL, T. & LEBEL, T. (2014b). “Recent trends in the regime of extreme rainfall in the Central Sahel”. en. *International Journal of Climatology*. Vol. 34. no. 15, p. 3998-4006.

- PANTHOU, G., VISCHEL, T., LEBEL, T., BLANCHET, J., QUANTIN, G. & ALI, A. (2012). "Extreme rainfall in West Africa : A regional modeling". en. *Water Resources Research*. Vol. 48. no. 8.
- PANTHOU, G., VISCHEL, T., LEBEL, T., QUANTIN, G. & MOLINIÉ, G. (2014c). "Characterising the space–time structure of rainfall in the Sahel with a view to estimating IDAF curves". en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 18. no. 12, p. 5093-5107.
- PANTHOU, G., VISCHEL, T., LEBEL, T., QUANTIN, G., PUGIN, A-C., BLANCHET, J. & ALI, A. (2013). "From pointwise testing to a regional vision : An integrated statistical approach to detect nonstationarity in extreme daily rainfall. Application to the Sahelian region". en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 118. no. 15, p. 8222-8237.
- PAPALEXIOU, Simon M. & KOUTSOYIANNIS, D. (2012). "Entropy based derivation of probability distributions : A case study to daily rainfall". en. *Advances in Water Resources*. Vol. 45, p. 51-57.
- PAPALEXIOU, Simon M. & KOUTSOYIANNIS, D. (2013). "Battle of extreme value distributions : A global survey on extreme daily rainfall". en. *Water Resources Research*. Vol. 49. no. 1, p. 187-201.
- PAPALEXIOU, S.M. & MONTANARI, A. (2019). "Global and Regional Increase of Precipitation Extremes under Global Warming". en. *Water Resources Research*. 2018WR024067.
- PARK, Jong-Y., BADER, J. & MATEI, D. (2016). "Anthropogenic Mediterranean warming essential driver for present and future Sahel rainfall". en. *Nature Climate Change*. Vol. 6. no. 10, p. 941-945.
- PEEL, M. C., FINLAYSON, B. L. & MCMAHON, T. A. (2007). "Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification". en. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*. P. 12.
- PENDERGRASS, A. G. (2020). "The Global-Mean Precipitation Response to CO₂-Induced Warming in CMIP6 Models". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 47. no. 17.
- PENDERGRASS, Angeline G. (2018). "What precipitation is extreme?" : *Science*. Vol. 360. no. 6393, p. 1072-1073.
- PENDERGRASS, Angeline G. & HARTMANN, Dennis L. (2014a). "Changes in the Distribution of Rain Frequency and Intensity in Response to Global Warming*". en. *Journal of Climate*. Vol. 27. no. 22, p. 8372-8383.
- PENDERGRASS, Angeline G. & HARTMANN, Dennis L. (2014b). "The Atmospheric Energy Constraint on Global-Mean Precipitation Change". en. *Journal of Climate*. Vol. 27. no. 2, p. 757-768.
- PENDERGRASS, Angeline G. & HARTMANN, Dennis L. (2014c). "Two Modes of Change of the Distribution of Rain*". en. *Journal of Climate*. Vol. 27. no. 22, p. 8357-8371.
- PENDERGRASS, Angeline G. & KNUTTI, R. (2018). "The Uneven Nature of Daily Precipitation and Its Change". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 45. no. 21, p. 11,980-11,988.
- PENDERGRASS, Angeline G., KNUTTI, R., LEHNER, F., DESER, C. & SANDERSON, Benjamin M. (2017). "Precipitation variability increases in a warmer climate". en. *Scientific Reports*. Vol. 7. no. 1, p. 17966.
- PETERS, M. & TETZLAFF, G. (1988). "The structure of West African Squall Lines and their environmental moisture budget". en. *Meteorology and Atmospheric Physics*. Vol. 39. no. 2, p. 74-84.
- PFAHL, S., O'GORMAN, P. A. & FISCHER, E. M. (2017). "Understanding the regional pattern of projected future changes in extreme precipitation". en. *Nature Climate Change*. Vol. 7. no. 6, p. 423-427.
- PORKKA, M., WANG-ERLANDSSON, L., DESTOUNI, G., EKMAN, Annica M. L., ROCKSTRÖM, J. & GORDON, Line J. (2021). "Is wetter better? Exploring agriculturally-relevant rainfall characteristics over four decades in the Sahel". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 16. no. 3, p. 035002.
- PREIN, Andreas F., LIU, C., IKEDA, K., TRIER, Stanley B., RASMUSSEN, Roy M., HOLLAND, Greg J. & CLARK, Martyn P. (2017a). "Increased rainfall volume from future convective storms in the US". en. *Nature Climate Change*. Vol. 7. no. 12, p. 880-884.
- PREIN, Andreas F., RASMUSSEN, Roy M., IKEDA, K., LIU, C., CLARK, Martyn P. & HOLLAND, Greg J. (2017b). "The future intensification of hourly precipitation extremes". en. *Nature Climate Change*. Vol. 7. no. 1, p. 48-52.
- PREVIDI, M., SMITH, Karen L. & POLVANI, Lorenzo M. (2021). "Arctic amplification of climate change : a review of underlying mechanisms". *Environmental Research Letters*. Vol. 16. no. 9, p. 093003.

- PÖRTNER, H.-O., ROBERTS, D.C., TIGNOR, M., POLOCZANSKA, E.S., MINTENBECK, K., ALEGRÍA, A., CRAIG, M., LANGSDORF, S., LÖSCHKE, S., MÖLLER, V., OKEM, A. & RAMA, B. (eds.) (2022). "Climate Change 2022 : Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change". Cambridge University Press.
- RAMEL, R., GALLÉE, H. & MESSEGER, C. (2006). "On the northward shift of the West African monsoon". en. *Climate Dynamics*. Vol. 26. no. 4, p. 429-440.
- RAMESHWARAN, Ponnambalam, BELL, Victoria A., DAVIES, Helen N. & KAY, Alison L. (2021). "How might climate change affect river flows across West Africa?" en. *Climatic Change*. Vol. 169. no. 3-4, p. 21.
- RAVISHANKARA, A. R., RANDALL, David A. & HURRELL, James W. (2022). "Complex and yet predictable : The message of the 2021 Nobel Prize in Physics". en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 119. no. 2, e2120669119.
- RENARD, B., GARRETA, V. & LANG, M. (2006). "An application of Bayesian analysis and Markov chain Monte Carlo methods to the estimation of a regional trend in annual maxima". en. *Water Resources Research*. Vol. 42. no. 12.
- RENARD, B., LANG, M., BOIS, P., DUPEYRAT, A., MESTRE, O., NIEL, H., SAUQUET, E., PRUDHOMME, C., PAREY, S., PAQUET, E., NEPPEL, L. & GAILHARD, J. (2008). "Regional methods for trend detection : Assessing field significance and regional consistency". en. *Water Resources Research*. Vol. 44. no. 8.
- RIBSTEIN, P. (1983). "Loi des fuites". *Cah. ORSTOM, Série Hydrol.* Vol. XX. no. 2, p. 117-145.
- RICHTER, I. & TOKINAGA, H. (2020). "An overview of the performance of CMIP6 models in the tropical Atlantic : mean state, variability, and remote impacts". en. *Climate Dynamics*. Vol. 55. no. 9-10, p. 2579-2601.
- RICHTER, I. & XIE, Shang-P. (2008). "On the origin of equatorial Atlantic biases in coupled general circulation models". *Climate Dynamics*. Vol. 31. no. 5, p. 587-598.
- RICHTER, I., XIE, Shang-P., BEHERA, Swadhin K., DOI, T. & MASUMOTO, Y. (2014). "Equatorial Atlantic variability and its relation to mean state biases in CMIP5". en. *Climate Dynamics*. Vol. 42. no. 1-2, p. 171-188.
- RIGAUD, Kanta K., SHERBININ, A. de, JONES, B., ADAMO, S., MALEKI, D., ABU-ATA, Nathalie E., TAEKO CASALS FERNANDEZ, A., ARORA, A., CHAI-ONN, T. & MILLS, B. (2021). "Groundswell Afrique : Migrations climatiques internes dans les pays d'Afrique de l'Ouest". fr.
- RIND, D., GOLDBERG, R. & RUEDY, R. (1989). "Change in climate variability in the 21st century". en. *Climatic Change*. Vol. 14. no. 1, p. 5-37.
- RIO, C., DEL GENIO, Anthony D. & HOURDIN, F. (2019). "Ongoing Breakthroughs in Convective Parameterization". en. *Current Climate Change Reports*. Vol. 5. no. 2, p. 95-111.
- ROCA, R., AUBLANC, J., CHAMBON, P., FIOLEAU, T. & VILTARD, N. (2014). "Robust Observational Quantification of the Contribution of Mesoscale Convective Systems to Rainfall in the Tropics". en. *Journal of Climate*. Vol. 27. no. 13, p. 4952-4958.
- ROCA, R. & FIOLEAU, T. (2020). "Extreme precipitation in the tropics is closely associated with long-lived convective systems". en. *Communications Earth & Environment*. Vol. 1. no. 1, p. 18.
- ROCKSTRÖM, J., STEFFEN, W., NOONE, K., PERSSON, A., CHAPIN, F. S., LAMBIN, Eric F., LENTON, Timothy M., SCHEFFER, M., FOLKE, C., SCHELLNHUBER, H.S., NYKVIST, B., WIT, Cynthia A. de, HUGHES, T., LEEUW, S. van der, RODHE, H., SÖRLIN, S., SNYDER, Peter K., COSTANZA, R., SVEDIN, U., FALKENMARK, M., KARLBERG, L., CORELL, Robert W., FABRY, Victoria J., HANSEN, J., WALKER, B., LIVERMAN, D., RICHARDSON, K., CRUTZEN, P. & FOLEY, Jonathan A. (2009). "A safe operating space for humanity". *Nature*. Vol. 461. no. 7263, p. 472-475.
- RODRÍGUEZ-FONSECA, B., MOHINO, E., MECHOSO, Carlos R., CAMINADE, C., BIASUTTI, M., GAETANI, M., GARCIA-SERRANO, J., VIZY, Edward K., COOK, K., XUE, Y., POLO, I., LOSADA, T., DRUYAN, L., FONTAINE, B., BADER, J., DOBLAS-REYES, Francisco J., GODDARD, L., JANICOT, S., ARRIBAS, A., LAU, W., COLMAN, A., VELLINGA, M., ROWELL, David P., KUCHARSKI, F. & VOLDOIRE, A. (2015).

- “Variability and Predictability of West African Droughts : A Review on the Role of Sea Surface Temperature Anomalies”. en. *Journal of Climate*. Vol. 28. no. 10, p. 4034-4060.
- ROEHRIG, R., BOUNIOL, D., GUICHARD, F., HOURDIN, F. & REDELSPERGER, Jean-L. (2013). “The Present and Future of the West African Monsoon : A Process-Oriented Assessment of CMIP5 Simulations along the AMMA Transect”. en. *Journal of Climate*. Vol. 26. no. 17, p. 6471-6505.
- ROGELJ, J., ELZEN, M. den, HÖHNE, N., FRANSEN, T., FEKETE, H., WINKLER, H., SCHAEFFER, R., SHA, F., RIAHI, K. & MEINSHAUSEN, M. (2016). “Paris Agreement climate proposals need a boost to keep warming well below 2 °C”. en. *Nature*. Vol. 534. no. 7609, p. 631-639.
- ROGELJ, J., FORSTER, Piers M., KRIEGLER, E., SMITH, Christopher J. & SÉFÉRIAN, R. (2019). “Estimating and tracking the remaining carbon budget for stringent climate targets”. en. *Nature*. Vol. 571. no. 7765, p. 335-342.
- ROMPS, D. M. (2011). “Response of Tropical Precipitation to Global Warming”. en. *Journal of the Atmospheric Sciences*. Vol. 68. no. 1, p. 123-138.
- ROOTZÉN, H. & KATZ, Richard W. (2013). “Design Life Level : Quantifying risk in a changing climate : Design Life Level”. en. *Water Resources Research*. Vol. 49. no. 9, p. 5964-5972.
- ROSENZWEIG, C., ELLIOTT, J., DERYNG, D., RUANE, Alex C., MÜLLER, C., ARNETH, A., BOOTE, Kenneth J., FOLBERTH, C., GLOTTER, M., KHABAROV, N., NEUMANN, K., PIONTEK, F., PUGH, Thomas A. M., SCHMID, E., STEHFEST, E., YANG, H. & JONES, James W. (2014). “Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison”. en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 111. no. 9, p. 3268-3273.
- ROTSTAYN, Leon D. & LOHMANN, U. (2002). “Tropical Rainfall Trends and the Indirect Aerosol Effect”. en. *Journal of Climate*. Vol. 15, p. 14.
- ROUDIER, P., DUCHARNE, A. & FEYEN, L. (2014). “Climate change impacts on runoff in West Africa : a review”. en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 18. no. 7, p. 2789-2801.
- ROWELL, D. P. (2001). “Teleconnections between the tropical Pacific and the Sahel”. en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 127. no. 575, p. 1683-1706.
- RÄISÄNEN, J. (2001). “CO₂-Induced Climate Change in CMIP2 Experiments : Quantification of Agreement and Role of Internal Variability”. en. *Journal of Climate*. Vol. 14. no. 9, p. 2088-2104.
- SALACK, S. (2012). “Multi-scale analyses of dry spells across Niger and Senegal”. fr. Vol. 23, p. 13.
- SALACK, S., GIANNINI, A., DIAKHATÉ, M., GAYE, Amadou. T. & MULLER, B. (2014). “Oceanic influence on the sub-seasonal to interannual timing and frequency of extreme dry spells over the West African Sahel”. en. *Climate Dynamics*. Vol. 42. no. 1-2, p. 189-201.
- SALACK, S., KLEIN, C., GIANNINI, A., SARR, B., WOROU, Omonlola N., BELKO, N., BLIEFERNICHT, Jan & KUNSTMAN, H. (2016). “Global warming induced hybrid rainy seasons in the Sahel”. en. *Environmental Research Letters*. Vol. 11. no. 10, p. 104008.
- SALAS, Jose D. & OBEYSEKERA, J. (2014). “Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events”. en. *Journal of Hydrologic Engineering*. Vol. 19. no. 3, p. 554-568.
- SALZMANN, M. (2016). “Global warming without global mean precipitation increase?” en. *Science Advances*. Vol. 2. no. 6, e1501572.
- SANE, Y., PANTHOU, G., BODIAN, A., VISCHER, T., LEBEL, T., DACOSTA, H., QUANTIN, G., WILCOX, C., NDIAYE, O., DIONGUE-NIANG, A. & DIOP KANE, M. (2018). “Intensity–duration–frequency (IDF) rainfall curves in Senegal”. en. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. Vol. 18. no. 7, p. 1849-1866.
- SANOGO, S., FINK, Andreas H., OMOTOSHO, Jerome A., BA, A., REDL, R. & ERMERT, V. (2015). “Spatio-temporal characteristics of the recent rainfall recovery in West Africa”. en. *International Journal of Climatology*. Vol. 35. no. 15, p. 4589-4605.
- SANTER, B. D., PAINTER, J. F., BONFILS, C., MEARS, C. A., SOLOMON, S., WIGLEY, T. M. L., GLECKLER, P. J., SCHMIDT, G. A., DOUTRIAUX, C., GILLETT, N. P., TAYLOR, K. E., THORNE, P. W. & WENTZ,

- F. J. (2013). "Human and natural influences on the changing thermal structure of the atmosphere". en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 110. no. 43, p. 17235-17240.
- SANTER, Benjamin D., BONFILS, C., PAINTER, Jeffrey F., ZELINKA, Mark D., MEARS, C., SOLOMON, S., SCHMIDT, Gavin A., FYFE, John C., COLE, Jason N. S., NAZARENKO, L., TAYLOR, Karl E. & WENTZ, Frank J. (2014). "Volcanic contribution to decadal changes in tropospheric temperature". en. *Nature Geoscience*. Vol. 7. no. 3, p. 185-189.
- SARHADI, A. & SOULIS, Eric D. (2017). "Time-varying extreme rainfall intensity-duration-frequency curves in a changing climate". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 44. no. 5, p. 2454-2463.
- SAROJINI, Beena B., STOTT, Peter A. & BLACK, E. (2016). "Detection and attribution of human influence on regional precipitation". en. *Nature Climate Change*. Vol. 6. no. 7, p. 669-675.
- SCHERTZER, D. & LOVEJOY, S. (1987). "Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic scaling multiplicative processes". en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 92. no. D8, p. 9693.
- SCHNEIDER, T., O'GORMAN, Paul A. & LEVINE, Xavier J. (2010). "Water vapor and the dynamics of climate changes". en. *Reviews of Geophysics*. Vol. 48. no. 3, RG3001.
- SCHOLES, Robert J. (2020). "The Future of Semi-Arid Regions : A Weak Fabric Unravels". en. *Climate*. Vol. 8. no. 3, p. 43.
- SCHÄR, C., FREI, C., LÜTHI, D. & DAVIES, H. C. (1996). "Surrogate climate-change scenarios for regional climate models". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 23. no. 6, p. 669-672.
- SEBILLE, Q., FOUGÈRES, A.-L. & MERCADIER, C. (2017). "Modeling extreme rainfall A comparative study of spatial extreme value models". en. *Spatial Statistics*. Vol. 21, p. 187-208.
- SELAND, O., BENTSEN, M., OLIVIÈ, Dirk J. L., TONIAZZO, T., GJERMUNDSEN, A., GRAFF, Lise Sel., DEBERNARD, Jens B., GUPTA, Alok K., HE, Y., KIRKEVÅG, A., SCHWINGER, J., TJIPUTRA, J., AAS, Kjetil S., BETHKE, I., FAN, Y., GRIESFELLER, J., GRINI, A., GUO, C., ILICAK, M., KARSET, Inger H. H., LANDGREN, Oskar A., LIAKKA, J., MOSEID, Kine O., NUMMELIN, A., SPENSBERGER, C., TANG, H., ZHANG, Z., HEINZE, C., IVERSEN, T. & SCHULZ, M. (2019). "NCC NorESM2-LM model output prepared for CMIP6 CMIP historical".
- SELLAR, Alistair A., JONES, Colin G., MULCAHY, Jane P., TANG, Y., YOOL, A., WILTSHIRE, A., O'CONNOR, Fiona M., STRINGER, M., HILL, R., PALMIERI, J., WOODWARD, S., MORA, L., KUHLBRODT, T., RUMBOLD, Steven T., KELLEY, Douglas I., ELLIS, R., JOHNSON, Colin E., WALTON, J., ABRAHAM, Nathan L., ANDREWS, Martin B., ANDREWS, T., ARCHIBALD, Alex T., BERTHOU, S., BURKE, E., BLOCKLEY, E., CARSLAW, K., DALVI, M., EDWARDS, J., FOLBERTH, Gerd A., GEDNEY, N., GRIFFITHS, Paul T., HARPER, Anna B., HENDRY, Maggie A., HEWITT, Alan J., JOHNSON, B., JONES, A., JONES, Chris D., KEEBLE, J., LIDDICOAT, S., MORGENSTERN, O., PARKER, Robert J., PREDOI, V., ROBERTSON, E., SIAHAAN, A., SMITH, Robin S., SWAMINATHAN, R., WOODHOUSE, Matthew T., ZENG, G. & ZERROUKAT, M. (2019). "UKESM1 : Description and Evaluation of the U.K. Earth System Model". en. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. Vol. 11. no. 12, p. 4513-4558.
- SEN, Pranab K. (1968). "Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau". *Journal of the American statistical association*. Vol. 63. no. 324, p. 1379-1389.
- SENEVIRATNE, S.I., ZHANG, X., ADNAN, M., BADI, W., DERECHYNSKI, C., DI LUCA, A., GHOSH, S., ISKANDAR, I., KOSSIN, J., LEWIS, S., OTTO, F., PINTO, I., SATOH, M., VICENTE-SERRANO, S.M., WEHNER, M. & ZHOU, B. (2021). "Weather and Climate Extreme Events in a Changing Climate. In Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change". en. Cambridge : Cambridge University Press.
- SENEVIRATNE, Sonia I. & HAUSER, Mathias (2020). "Regional Climate Sensitivity of Climate Extremes in CMIP6 Versus CMIP5 Multimodel Ensembles". en. *Earth's Future*. Vol. 8. no. 9.
- SENIOR, Catherine A., MARSHAM, John H., BERTHOU, S., BURGIN, Laura E., FOLWELL, Sonja S., KENDON, Elizabeth J., KLEIN, Cornelia M., JONES, Richard G., MITTAL, N., ROWELL, David P., TOMASSINI, L., VISCHER, T., BECKER, B., BIRCH, Cathryn E., CROOK, J., DOUGILL, Andrew J., FINNEY, Declan L.,

- GRAHAM, Richard J., HART, Neil C. G., JACK, Christopher D., JACKSON, Lawrence S., JAMES, R., KOELLE, B., MISIANI, H., MWALUKANGA, B., PARKER, Douglas J., STRATTON, Rachel A., TAYLOR, Christopher M., TUCKER, Simon O., WAINWRIGHT, Caroline M., WASHINGTON, R. & WILLET, Martin R. (2021). "Convection-Permitting Regional Climate Change Simulations for Understanding Future Climate and Informing Decision-Making in Africa". en. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 102. no. 6, E1206-E1223.
- SERDECZNY, O., ADAMS, S., BAARSCH, F., COUMOU, D., ROBINSON, A., HARE, W., SCHAEFFER, M., PERRETTE, M. & REINHARDT, J. (2017). "Climate change impacts in Sub-Saharan Africa : from physical changes to their social repercussions". en. *Regional Environmental Change*. Vol. 17. no. 6, p. 1585-1600.
- SERINALDI, F. & KILSBY, Chris G. (2015). "Stationarity is undead : Uncertainty dominates the distribution of extremes". en. *Advances in Water Resources*. Vol. 77, p. 17-36.
- SETH, A., RAUSCHER, Sara A., BIASUTTI, M., GIANNINI, A., CAMARGO, Suzana J. & ROJAS, M. (2013). "CMIP5 Projected Changes in the Annual Cycle of Precipitation in Monsoon Regions". en. *Journal of Climate*. Vol. 26. no. 19, p. 7328-7351.
- SETH, A., RAUSCHER, Sara A., ROJAS, M., GIANNINI, A. & CAMARGO, Suzana J. (2011). "Enhanced spring convective barrier for monsoons in a warmer world? : A letter". en. *Climatic Change*. Vol. 104. no. 2, p. 403-414.
- SHARMA, A., HETTIARACHCHI, S. & WASKO, C. (2021). "Estimating design hydrologic extremes in a warming climate : alternatives, uncertainties and the way forward". en. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. Vol. 379. no. 2195, p. 20190623.
- SHARMA, A., WASKO, C. & LETTENMAIER, Dennis P. (2018). "If Precipitation Extremes Are Increasing, Why Aren't Floods?" en. *Water Resources Research*. Vol. 54. no. 11, p. 8545-8551.
- SHEKHAR, R. & BOOS, William R. (2017). "Weakening and Shifting of the Saharan Shallow Meridional Circulation during Wet Years of the West African Monsoon". en. *Journal of Climate*. Vol. 30. no. 18, p. 7399-7422.
- SHEPHERD, Theodore G. (2014). "Atmospheric circulation as a source of uncertainty in climate change projections". en. *Nature Geoscience*. Vol. 7. no. 10, p. 703-708.
- SHERWOOD, S. C., WEBB, M. J., ANNAN, J. D., ARMOUR, K. C., FORSTER, P. M., HARGREAVES, J. C., HEGERL, G., KLEIN, S. A., MARVEL, K. D., ROHLING, E. J., WATANABE, M., ANDREWS, T., BRACONNOT, P., BRETHERTON, C. S., FOSTER, G. L., HAUSFATHER, Z., HEYDT, A. S., KNUTTI, R., MAURITSEN, T., NORRIS, J. R., PROISTOESCU, C., RUGENSTEIN, M., SCHMIDT, G. A., TOKARSKA, K. B. & ZELINKA, M. D. (2020). "An Assessment of Earth's Climate Sensitivity Using Multiple Lines of Evidence". en. *Reviews of Geophysics*. Vol. 58. no. 4.
- SHIN, Sang-I. & SARDESHMUKH, Prashant D. (2011). "Critical influence of the pattern of Tropical Ocean warming on remote climate trends". en. *Climate Dynamics*. Vol. 36. no. 7-8, p. 1577-1591.
- SIGHOMNOU, D., DESCROIX, L., GENTHON, P., MAHÉ, G., BOUZOU MOUSSA, I., GAUTIER, E., MAMADOU, I., VANDERVAERE, Jean-P., BACHIR, T., COULIBALY, B., RAJOT, Jean-L., MALAM ISSA, O., MALAM ABDOU, M., DESSAY, N., DELAITRE, E., MAIGA, Oumarou F., DIEDHIOU, A., PANTHOU, G., VISCHEL, T., YACOUBA, H., KARAMBIRI, H., PATUREL, Jean-E., DIELO, P., MOUGIN, E., KERGOAT, L. & HIERNAUX, P. (2013). "The Niger River Niamey flood of 2012 : The paroxysm of the Sahelian paradox?" fr. *Sécheresse*. Vol. 24. no. 1, p. 3-13.
- SILLMANN, J., KHARIN, V. V., ZWIERS, F. W., ZHANG, X. & BRONAUGH, D. (2013). "Climate extremes indices in the CMIP5 multimodel ensemble : Part 2. Future climate projections". en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 118. no. 6, p. 2473-2493.
- SLANGEN, Aimée B. A., CHURCH, John A., ZHANG, X. & MONSELESAN, D. (2014). "Detection and attribution of global mean thermohaline sea level change". *Geophysical Research Letters*. Vol. 41. no. 16, p. 5951-5959.

- SOLOMON, S., PLATTNER, G-K., KNUTTI, R. & FRIEDLINGSTEIN, P. (2009). "Irreversible climate change due to carbon dioxide emissions". en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 106. no. 6, p. 1704-1709.
- STATEN, Paul W., LU, Jian, GRISE, Kevin M., DAVIS, Sean M. & BIRNER, Thomas (2018). "Re-examining tropical expansion". en. *Nature Climate Change*. Vol. 8. no. 9, p. 768-775.
- STEFFEN, W., ROCKSTRÖM, J., RICHARDSON, K., LENTON, Timothy M., FOLKE, C., LIVERMAN, D., SUMMERHAYES, Colin P., BARNOSKY, Anthony D., CORNELL, Sarah E., CRUCIFIX, M., DONGES, Jonathan F., FETZER, I., LADE, Steven J., SCHEFFER, M., WINKELMANN, R. & SCHELLNHUBER, Hans J. (2018). "Trajectories of the Earth System in the Anthropocene". en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 115. no. 33, p. 8252-8259.
- STEPHENS, Graeme L. & ELLIS, Todd D. (2008). "Controls of Global-Mean Precipitation Increases in Global Warming GCM Experiments". en. *Journal of Climate*. Vol. 21. no. 23, p. 6141-6155.
- SULTAN, B., DEFRANCE, D. & IZUMI, T. (2019). "Evidence of crop production losses in West Africa due to historical global warming in two crop models". en. *Scientific Reports*. Vol. 9. no. 1, p. 12834.
- SULTAN, B., GUAN, K., KOURESSY, M., BIASUTTI, M., PIANI, C., HAMMER, G. L., MCLEAN, G. & LOBELL, D. B. (2014). "Robust features of future climate change impacts on sorghum yields in West Africa". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 9. no. 10, p. 104006.
- SULTAN, B., JANICOT, S. & DIEDHIOU, A. (2003). "The West African Monsoon Dynamics. Part I : Documentation of Intraseasonal Variability". en. *Journal of Climate*. Vol. 16, p. 18.
- SVENSSON, C. & JONES, D.A. (2010). "Review of rainfall frequency estimation methods". en. *Journal of Flood Risk Management*. Vol. 3. no. 4, p. 296-313.
- SWINGEDOUW, D., MIGNOT, J., LABETOULLE, S., GUILYARDI, E. & MADEC, G. (2013). "Initialisation and predictability of the AMOC over the last 50 years in a climate model". en. *Climate Dynamics*. Vol. 40. no. 9-10, p. 2381-2399.
- SYLLA, Mouhamadou B., FAYE, A., GIORGI, F., ZANNOU, A. & KUNSTMANN, H. (2018). "Projected Heat Stress Under 1.5 °C and 2 °C Global Warming Scenarios Creates Unprecedented Discomfort for Humans in West Africa". en. *Earth's Future*. Vol. 6. no. 7, p. 1029-1044.
- TATEBE, H., OGURA, T., NITTA, T., KOMURO, Y., OGOCHI, K., TAKEMURA, T., SUDO, K., SEKIGUCHI, M., ABE, M. & SAITO, F. (2019). "Description and basic evaluation of simulated mean state, internal variability, and climate sensitivity in MIROC6". *Geoscientific Model Development*. Vol. 12. no. 7, p. 2727-2765.
- TAYLOR, C. M., BELUŠIĆ, D., GUICHARD, F., PARKER, D. J., VISCHER, T., BOCK, O., HARRIS, P. P., JANICOT, S., KLEIN, C. & PANTHOU, G. (2017). "Frequency of extreme Sahelian storms tripled since 1982 in satellite observations". en. *Nature*. Vol. 544. no. 7651, p. 475-478.
- TAYLOR, Christopher M., GOUNOU, A., GUICHARD, F., HARRIS, Phil P., ELLIS, Richard J., COUVREUX, F. & DE KAUWE, M. (2011). "Frequency of Sahelian storm initiation enhanced over mesoscale soil-moisture patterns". en. *Nature Geoscience*. Vol. 4. no. 7, p. 430-433.
- TAZEN, F., DIARRA, A., KABORE, Rodrigue F.W., IBRAHIM, B., BOLOGO/TRAORÉ, M., TRAORÉ, K. & KARAMBIRI, H. (2019). "Trends in flood events and their relationship to extreme rainfall in an urban area of Sahelian West Africa : The case study of Ouagadougou, Burkina Faso". en. *Journal of Flood Risk Management*. Vol. 12. no. S1.
- THACKERAY, Chad W., DEANGELIS, Anthony M., HALL, A., SWAIN, Daniel L. & QU, X. (2018). "On the Connection Between Global Hydrologic Sensitivity and Regional Wet Extremes". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 45. no. 20.
- THEIL, H. (1950). "A rank-invariant method of linear and polynomial regression analysis". *Indagationes mathematicae*. Vol. 12. no. 85, p. 173.
- THORNCROFT, C. D. & BLACKBURN, M. (1999). "Maintenance of the African easterly jet". en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 125. no. 555, p. 763-786.

- TING, M., KUSHNIR, Y., SEAGER, R. & LI, C. (2009). “Forced and Internal Twentieth-Century SST Trends in the North Atlantic*”. en. *Journal of Climate*. Vol. 22. no. 6, p. 1469-1481.
- TING, M., KUSHNIR, Y., SEAGER, R. & LI, C. (2011). “Robust features of Atlantic multi-decadal variability and its climate impacts”. en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 38. no. 17, n/a-n/a.
- TODOROVIC, P. & WOOLHISER, David A. (1975). “A Stochastic Model of n -Day Precipitation”. en. *Journal of Applied Meteorology*. Vol. 14. no. 1, p. 17-24.
- TOMASSINI, L. (2018). “Mesoscale Circulations and Organized Convection in African Easterly Waves”. en. *Journal of the Atmospheric Sciences*. Vol. 75. no. 12, p. 4357-4381.
- TRAMBLAY, Y., VILLARINI, G. & ZHANG, W. (2020). “Observed changes in flood hazard in Africa”. en. *Environmental Research Letters*. Vol. 15. no. 10, 1040b5.
- TRAXL, D., BOERS, N., RHEINWALT, A. & BOOKHAGEN, B. (2021). “The role of cyclonic activity in tropical temperature-rainfall scaling”. en. *Nature Communications*. Vol. 12. no. 1, p. 6732.
- TRENBERTH, K. E. (1998). “Atmospheric Moisture Residence Times and Cycling : Implications for Rainfall Rates and Climate Change”. en. P. 28.
- TRENBERTH, K. E. (2011). “Changes in precipitation with climate change”. en. *Climate Research*. Vol. 47. no. 1, p. 123-138.
- TRENBERTH, K. E., DAI, A., RASMUSSEN, R. M. & PARSONS, D. B. (2003). “The Changing Character of Precipitation”. en. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 84. no. 9, p. 1205-1218.
- TRENBERTH, K. E., JONES, P.D., AMBENJE, P., BOJARIU, R., EASTERLING, D., KLEIN TANK, A., PARKER, D., RAHIMZADEH, F., RENWICK, J.A. & RUSTICUCCI, M. (2007). “Observations : surface and atmospheric climate change. Climate change 2007 : the physical science basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change”. *Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA*.
- TRENBERTH, K. E. & STEPANIAK, D. P. (2004). “The flow of energy through the earth’s climate system”. en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 130. no. 603, p. 2677-2701.
- TRENBERTH, K. E., STEPANIAK, D. P. & CARON, J. M. (2000). “The Global Monsoon as Seen through the Divergent Atmospheric Circulation”. en. *Journal of Climate*. Vol. 13, p. 25.
- TRENBERTH, Kevin E. (1999). “Conceptual framework for changes of extremes of the hydrological cycle with climate change”. *Weather and climate extremes*. Springer, p. 327-339.
- TRENBERTH, Kevin E. & FASULLO, John T. (2013). “An apparent hiatus in global warming?” en. *Earth’s Future*. Vol. 1. no. 1, p. 19-32.
- TRENBERTH, Kevin E., FASULLO, John T. & BALMASEDA, Magdalena A. (2014). “Earth’s Energy Imbalance”. en. *Journal of Climate*. Vol. 27. no. 9, p. 3129-3144.
- TSCHAKERT, P., SAGOE, R., OFORI-DARKO, G. & CODJOE, Samuel N. (2010). “Floods in the Sahel : an analysis of anomalies, memory, and anticipatory learning”. en. *Climatic Change*. Vol. 103. no. 3-4, p. 471-502.
- TYRALIS, H. & LANGOUSIS, A. (2019). “Estimation of intensity–duration–frequency curves using max-stable processes”. en. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. Vol. 33. no. 1, p. 239-252.
- UNDORF, S., POLSON, D., BOLLASINA, M. A., MING, Y., SCHURER, A. & HEGERL, G. C. (2018). “Detectable Impact of Local and Remote Anthropogenic Aerosols on the 20th Century Changes of West African and South Asian Monsoon Precipitation”. en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 123. no. 10, p. 4871-4889.
- UNEP, United Nations Environment Programme (2021). “Emissions Gap Report 2021 : The Heat Is On – A World of Climate Promises Not Yet Delivered”. en. Nairobi.
- UNITED NATIONS, DEPARTMENT OF ECONOMIC AND SOCIAL AFFAIRS & POPULATION DIVISION (2019). “World population prospects Highlights, 2019 revision”. en. OCLC : 1110010089.
- UTSUMI, Nobuyuki, SETO, Shinta, KANAE, Shinjiro, MAEDA, Eduardo Eiji & OKI, Taikan (2011). “Does higher surface temperature intensify extreme precipitation?” en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 38. no. 16, n/a-n/a.

- VECCHI, Gabriel A. & SODEN, Brian J. (2007). "Global Warming and the Weakening of the Tropical Circulation". en. *Journal of Climate*. Vol. 20. no. 17, p. 4316-4340.
- VECCHI, Gabriel A., SODEN, Brian J., WITTENBERG, Andrew T., HELD, Isaac M., LEETMAA, Ants & HARRISON, Matthew J. (2006). "Weakening of tropical Pacific atmospheric circulation due to anthropogenic forcing". en. *Nature*. Vol. 441. no. 7089, p. 73-76.
- VENEZIANO, D. & FURCOLO, P. (2002). "Multifractality of rainfall and scaling of intensity-duration-frequency curves". en. *Water Resources Research*. Vol. 38. no. 12, p. 42-1-42-12.
- VENEZIANO, D. & YOON, S. (2013). "Rainfall extremes, excesses, and intensity-duration-frequency curves : A unified asymptotic framework and new nonasymptotic results based on multifractal measures : Rainfall Extremes, Excesses, and IDF Curves". en. *Water Resources Research*. Vol. 49. no. 7, p. 4320-4334.
- VISCHEL, T., QUANTIN, G., LEBEL, T., VIARRE, J., GOSSET, M., CAZENAVE, F. & PANTHOU, G. (2011). "Generation of High-Resolution Rain Fields in West Africa : Evaluation of Dynamic Interpolation Methods". en. *Journal of Hydrometeorology*. Vol. 12. no. 6, p. 1465-1482.
- VISCHEL, Théo & LEBEL, Thierry (2007). "Assessing the water balance in the Sahel : Impact of small scale rainfall variability on runoff. Part 2 : Idealized modeling of runoff sensitivity". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 333. no. 2-4, p. 340-355.
- VIZY, E. K. & COOK, K. H. (2002). "Development and application of a mesoscale climate model for the tropics : Influence of sea surface temperature anomalies on the West African monsoon". en. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 107. no. D3, p. 4023.
- VIZY, Edward K. & COOK, Kerry H. (2012). "Mid-Twenty-First-Century Changes in Extreme Events over Northern and Tropical Africa". en. *Journal of Climate*. Vol. 25. no. 17, p. 5748-5767.
- VIZY, Edward K. & COOK, Kerry H. (2022). "Distribution of extreme rainfall events and their environmental controls in the West African Sahel and Soudan". en. *Climate Dynamics*.
- VOLDOIRE, A., SAINT-MARTIN, D., SÉNÉSI, S., DECHARME, B., ALIAS, A., CHEVALLIER, M., COLIN, J., GUÉRÉMY, J.-F., MICHOU, M., MOINE, M.-P., NABAT, P., ROEHRIG, R., MÉLIA, D. Salas y, SÉFÉRIAN, R., VALCKE, S., BEAU, I., BELAMARI, S., BERTHET, S., CASSOU, C., CATTIAUX, J., DESHAYES, J., DOUVILLE, H., ETHÉ, C., FRANCHISTÉGUY, L., GEOFFROY, O., LÉVY, C., MADEC, G., MEURDESOF, Y., MSADEK, R., RIBES, A., SANCHEZ-GOMEZ, E., TERRAY, L. & WALDMAN, R. (2019). "Evaluation of CMIP6 DECK Experiments With CNRM-CM6-1". en. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. Vol. 11. no. 7, p. 2177-2213.
- VOLODIN, E. M., MORTIKOV, E. V., KOSTRYKIN, S. V., GALIN, V. Ya, LYKOSOV, V. N., GRITSUN, A. S., DIANSKY, N. A., GUSEV, A. V. & YAKOVLEV, N. G. (2017). "Simulation of modern climate with the new version of the INM RAS climate model". *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*. Vol. 53. no. 2, p. 142-155.
- VON SCHUCKMANN, K., PALMER, M. D., TRENBERTH, K. E., CAZENAVE, A., CHAMBERS, D., CHAMPOLLION, N., HANSEN, J., JOSEY, S. A., LOEB, N., MATHIEU, P.-P., MEYSSIGNAC, B. & WILD, M. (2016). "An imperative to monitor Earth's energy imbalance". en. *Nature Climate Change*. Vol. 6. no. 2, p. 138-144.
- WAINWRIGHT, Caroline M., BLACK, E. & ALLAN, Richard P. (2021). "Future Changes in Wet and Dry Season Characteristics in CMIP5 and CMIP6 simulations". en. *Journal of Hydrometeorology*.
- WALLACE, John M. & HOBBS, Peter V. (2006). "Climate Dynamics". en. *Atmospheric Science*. Elsevier, p. 419-465.
- WASKO, C. & SHARMA, A. (2015). "Steeper temporal distribution of rain intensity at higher temperatures within Australian storms". en. *Nature Geoscience*. Vol. 8. no. 7, p. 527-529.
- WASKO, C., SHARMA, A. & WESTRA, S. (2016). "Reduced spatial extent of extreme storms at higher temperatures : Reduced Spatial Extent of Extreme Storms". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 43. no. 8, p. 4026-4032.
- WATTERSON, I. G. & DIX, M. R. (2003). "Simulated changes due to global warming in daily precipitation means and extremes and their interpretation using the gamma distribution". en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 108. no. D13, n/a-n/a.

- WATTERSON, I.G. (2005). "Simulated changes due to global warming in the variability of precipitation, and their interpretation using a gamma-distributed stochastic model". en. *Advances in Water Resources*. Vol. 28. no. 12, p. 1368-1381.
- WEBSTER, Peter J. (1981). "Monsoons". *Scientific American*. Vol. 245. no. 2, p. 108-119.
- WEBSTER, Peter J. & LAU, Ka M. W. (1977). "A simple ocean-atmosphere climate model : Basic model and a simple experiment". *Journal of Atmospheric Sciences*. Vol. 34. no. 7, p. 1063-1084.
- WEHNER, Michael F., SMITH, Richard L., BALA, G. & DUFFY, P. (2010). "The effect of horizontal resolution on simulation of very extreme US precipitation events in a global atmosphere model". en. *Climate Dynamics*. Vol. 34. no. 2-3, p. 241-247.
- WEISS LEONARD L. (1964). "Ratio of True to Fixed-Interval Maximum Rainfall". *Journal of the Hydraulics Division*. Vol. 90. no. 1, p. 77-82.
- WENDLING, V., PEUGEOT, C., MAYOR, Angeles G., HIERNAUX, P., MOUGIN, E., GRIPPA, M., KERGOAT, L., WALCKER, R., GALLE, S. & LEBEL, T. (2019). "Drought-induced regime shift and resilience of a Sahelian ecohydrosystem". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 14. no. 10, p. 105005.
- WESTRA, S., ALEXANDER, L. V. & ZWIERS, Francis W. (2013). "Global Increasing Trends in Annual Maximum Daily Precipitation". en. *Journal of Climate*. Vol. 26. no. 11, p. 3904-3918.
- WESTRA, S., FOWLER, H. J., EVANS, J. P., ALEXANDER, L. V., BERG, P., JOHNSON, F., KENDON, E. J., LENDERINK, G. & ROBERTS, N. M. (2014). "Future changes to the intensity and frequency of short-duration extreme rainfall". en. *Reviews of Geophysics*. Vol. 52. no. 3, p. 522-555.
- WILCOX, C., VISCHEL, T., PANTHOU, G., BODIAN, A., BLANCHET, J., DESCROIX, L., QUANTIN, G., CASSÉ, C., TANIMOUN, B. & KONE, S. (2018). "Trends in hydrological extremes in the Senegal and Niger Rivers". en. *Journal of Hydrology*. Vol. 566, p. 531-545.
- WILLETT, Katharine M., GILLETT, Nathan P., JONES, Philip D. & THORNE, Peter W. (2007). "Attribution of observed surface humidity changes to human influence". en. *Nature*. Vol. 449. no. 7163, p. 710-712.
- WILLS, Robert C. J., ARMOUR, Kyle C., BATTISTI, David S. & HARTMANN, Dennis L. (2019). "Ocean-Atmosphere Dynamical Coupling Fundamental to the Atlantic Multidecadal Oscillation". en. *Journal of Climate*. Vol. 32. no. 1, p. 251-272.
- WOOD, Raul R., LEHNER, Flavio, PENDERGRASS, Angeline G & SCHLUNEGGER, Sarah (2021). "Changes in precipitation variability across time scales in multiple global climate model large ensembles". en. *Environmental Research Letters*. Vol. 16. no. 8, p. 084022.
- WU, P., CHRISTIDIS, N. & STOTT, P. (2013). "Anthropogenic impact on Earth's hydrological cycle". en. *Nature Climate Change*. Vol. 3. no. 9, p. 807-810.
- XU, C., KOHLER, Timothy A., LENTON, Timothy M., SVENNING, J.-C. & SCHEFFER, M. (2020). "Future of the human climate niche". en. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. P. 201910114.
- XUE, Y., JANJIC, Z., DUDHIA, J., VASIC, R. & DE SALES, F. (2014). "A review on regional dynamical downscaling in intraseasonal to seasonal simulation/prediction and major factors that affect downscaling ability". en. *Atmospheric Research*. Vol. 147-148, p. 68-85.
- YAN, X., ZHANG, R. & KNUTSON, Thomas R. (2018). "Underestimated AMOC Variability and Implications for AMV and Predictability in CMIP Models". en. *Geophysical Research Letters*. Vol. 45. no. 9, p. 4319-4328.
- YE, L., HANSON, Lars S., DING, P., WANG, D. & VOGEL, Richard M. (2018). "The probability distribution of daily precipitation at the point and catchment scales in the United States". en. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 22. no. 12, p. 6519-6531.
- YEO, M-H., NGUYEN, V-T-V. & KPODONU, T. (2020). "Characterizing extreme rainfalls and constructing confidence intervals for IDF curves using Scaling-GEV distribution model". en. *International Journal of Climatology*. joc.6631.
- YUKIMOTO, S., KAWAI, H., KOSHIRO, T., OSHIMA, N., YOSHIDA, K., URAKAWA, S., TSUJINO, H., DEUSHI, M., TANAKA, T., HOSAKA, M., YABU, S., YOSHIMURA, H., SHINDO, E., MIZUTA, R., OBATA, A., ADACHI, Y. & ISHII, M. (2019a). "The Meteorological Research Institute Earth System Model Version 2.0, MRI-ESM2.0 :

- Description and Basic Evaluation of the Physical Component”. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II.* Vol. 97. no. 5, p. 931-965.
- YUKIMOTO, S., KOSHIRO, T., KAWAI, H., OSHIMA, N., YOSHIDA, K., URAKAWA, S., TSUJINO, H., DEUSHI, M., TANAKA, T., HOSAKA, M., YOSHIMURA, H., SHINDO, E., MIZUTA, R., ISHII, M., OBATA, A. & ADACHI, Y. (2019b). “MRI MRI-ESM2.0 model output prepared for CMIP6 CMIP historical”.
- ZHANG, R. & DELWORTH, Thomas L. (2006). “Impact of Atlantic multidecadal oscillations on India/Sahel rainfall and Atlantic hurricanes”. en. *Geophysical Research Letters.* Vol. 33. no. 17, p. L17712.
- ZHANG, R., DELWORTH, Thomas L., SUTTON, R., HODSON, Daniel L. R., DIXON, Keith W., HELD, Isaac M., KUSHNIR, Y., MARSHALL, J., MING, Y., MSADEK, R., ROBSON, J., ROSATI, Anthony J., TING, M. & VECCHI, Gabriel A. (2013a). “Have Aerosols Caused the Observed Atlantic Multidecadal Variability?” en. *Journal of the Atmospheric Sciences.* Vol. 70. no. 4, p. 1135-1144.
- ZHANG, X., WAN, H., ZWIERS, Francis W., HEGERL, Gabriele C. & MIN, Seung-K. (2013b). “Attributing intensification of precipitation extremes to human influence”. en. *Geophysical Research Letters.* Vol. 40. no. 19, p. 5252-5257.
- ZHANG, X., ZWIERS, Francis W., HEGERL, Gabriele C., LAMBERT, F. Hugo, GILLETT, Nathan P., SOLOMON, S., STOTT, Peter A. & NOZAWA, T. (2007). “Detection of human influence on twentieth-century precipitation trends”. en. *Nature.* Vol. 448. no. 7152, p. 461-465.
- ZHAO, W., ABHISHEK & KINOCHI, T. (2022). “Uncertainty quantification in intensity-duration-frequency curves under climate change : Implications for flood-prone tropical cities”. en. *Atmospheric Research.* Vol. 270, p. 106070.
- ZHENG, X., ELTAHIR, Elfatih A. B. & EMANUEL, Kerry A. (1999). “A mechanism relating tropical Atlantic spring sea surface temperature and west African rainfall”. en. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society.* Vol. 125. no. 556, p. 1129-1163.
- ZHOU, T., LU, J., ZHANG, W. & CHEN, Z. (2020). “The Sources of Uncertainty in the Projection of Global Land Monsoon Precipitation”. en. *Geophysical Research Letters.* Vol. 47. no. 15.
- ZIEHN, T., CHAMBERLAIN, Matthew A., LAW, Rachel M., LENTON, A., BODMAN, Roger W., DIX, M., STEVENS, L., WANG, Ying-P. & SRBINOVSKY, J. (2020). “The Australian Earth System Model : ACCESS-ESM1.5”. *Journal of Southern Hemisphere Earth Systems Science.* Vol. 70. no. 1, p. 193-214.
- ZIPSER, E. J., CECIL, Daniel J., LIU, C., NESBITT, Stephen W. & YORTY, David P. (2006). “Where are the most intense thunderstorms on Earth?” en. *Bulletin of the American Meteorological Society.* Vol. 87. no. 8, p. 1057-1072.

ANNEXES

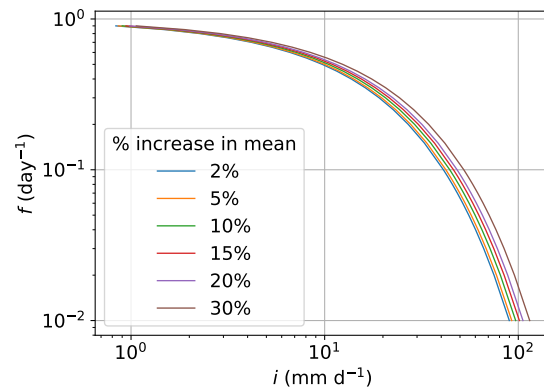
Etude des changements de caractéristiques des précipitations

1. Influence de l'intensité moyenne à partir d'une loi gamma

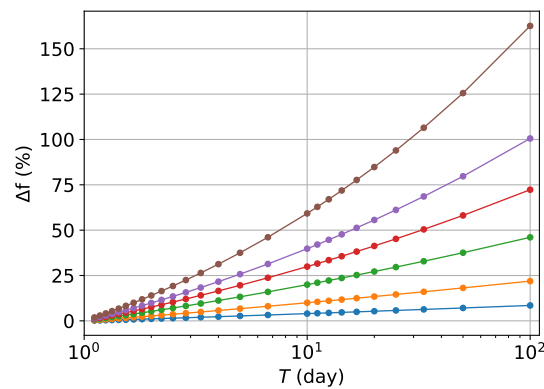
Cette annexe est une analyse des changements dans la fréquence et l'intensité des jours pluvieux provoqués par une augmentation de la moyenne mensuelle due à un changement d'intensité moyenne seule, afin d'illustrer l'impact d'une telle modification sur les extrêmes. Les données du mois de juillet entre 1990 et 1999 à la station de Niamey sont utilisées (moyenne mensuelle de 146 mm, pluie journalière moyenne de 16 mm j^{-1} et fréquence moyenne des jours pluvieux de 29 %).

Sur la figure A.1 sont représentées les distributions gamma correspondant à une augmentation de la moyenne mensuelle allant de 2 % à 30 % en supposant que cette augmentation vient d'une augmentation de l'intensité moyenne seule (a) ; un décalage vers des valeurs de pluie journalière plus élevées s'opère avec l'augmentation de l'intensité moyenne.

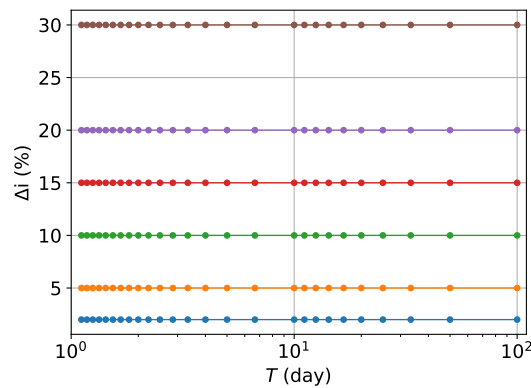
Sont également illustrés sur la figure A.1 les changements de fréquence (b) et d'intensité (c) de pluies journalières correspondant à des probabilités d'occurrence comprises entre 1 et 0.01 (exprimées en périodes de retour T , de 1 à 100 jours). L'augmentation relative de la fréquence est plus forte pour les pluies les plus rares : une augmentation de 20 % de la moyenne (courbe violette) entraîne par exemple un doublement de la fréquence du cumul journalier ayant un temps de retour de 100 jours alors que la fréquence du niveau de retour 2 ans n'augmente que de 10 %. Enfin, tous les quantiles subissent la même augmentation de l'intensité, pour une augmentation de l'intensité moyenne donnée.



(a)



(b)



(c)

FIGURE A.1 – (a) Fréquence f (jour⁻¹) pour différentes intensités de pluie journalière (mm) issues de distributions gamma ajustées sur les pluies journalières (> 1 mm) du mois de juillet entre 1990 et 1999 à la station de Niamey. Une augmentation de la précipitation mensuelle moyenne due à une augmentation de l'intensité moyenne seule est simulée. Changements relatifs (%) de fréquence (b) et d'intensité (c) de divers quantiles q (exprimés en période de retour $T = 1/(1 - q) = 1/f$) pour différentes valeurs d'augmentation de la pluie moyenne.

2. Influence de l'intensité et de l'occurrence sur les extrêmes dans un cadre idéalisé

Dans cette section on suppose que l'occurrence des jours pluvieux est un processus issu d'une loi de Poisson de paramètre λ et que les cumuls journaliers suivent une loi exponentielle de paramètre α . Sous ces deux hypothèses, il est possible de passer des paramètres de la loi des extrêmes (Loi de Gumbel, $\{\mu, \sigma, \xi = 0\}$) aux paramètres de la loi des fuites, qui renseignent sur l'occurrence et l'intensité moyennes des jours pluvieux (cf. ÉQUATION V.10). Bien que très idéalisé, ce formalisme permet d'estimer l'importance de ces deux termes dans l'évolution des extrêmes. La pluie journalière de période de retour T issue d'une loi de Gumbel s'exprime :

$$i = \sigma \times A + \mu \quad (\text{A.1})$$

avec $A = -\log[-\log(F)]$ où $F = \Pr\{I \leq i\} = 1 - 1/T$ est la probabilité de non-dépassement de Gumbel correspondant à T . D'où, en utilisant l'équation V.10 :

$$i = \sigma(A + \ln\lambda) \quad (\text{A.2})$$

La période de retour d'un cumul de pluie i issue d'une loi de Gumbel est :

$$T = \frac{1}{1 - \exp[-\exp(-\frac{i-\mu}{\sigma})]} \quad (\text{A.3})$$

2.1. Sensibilité à un changement d'intensité moyenne

Supposons dans un premier temps que seule l'intensité moyenne α change au cours de la période d'étude, soit $\Delta\lambda = 0$ et $\Delta\alpha = \Delta\sigma$. La figure A.2 montre les changements absolus de niveaux de retour et les changements relatif de périodes de retour pour des événements de différentes raretés, dans le cas où l'intensité moyenne des jours pluvieux augmente (les différentes lignes correspondent à différentes valeurs de l'occurrence moyenne). Les niveaux de retour les plus rares sont ceux qui augmentent le plus en absolu, traduisant une augmentation relative similaire, en cohérence avec la figure A.1c. Le comportement est différent en terme de période de retour, avec les événements les plus rares qui voient leur fréquence augmenter davantage.

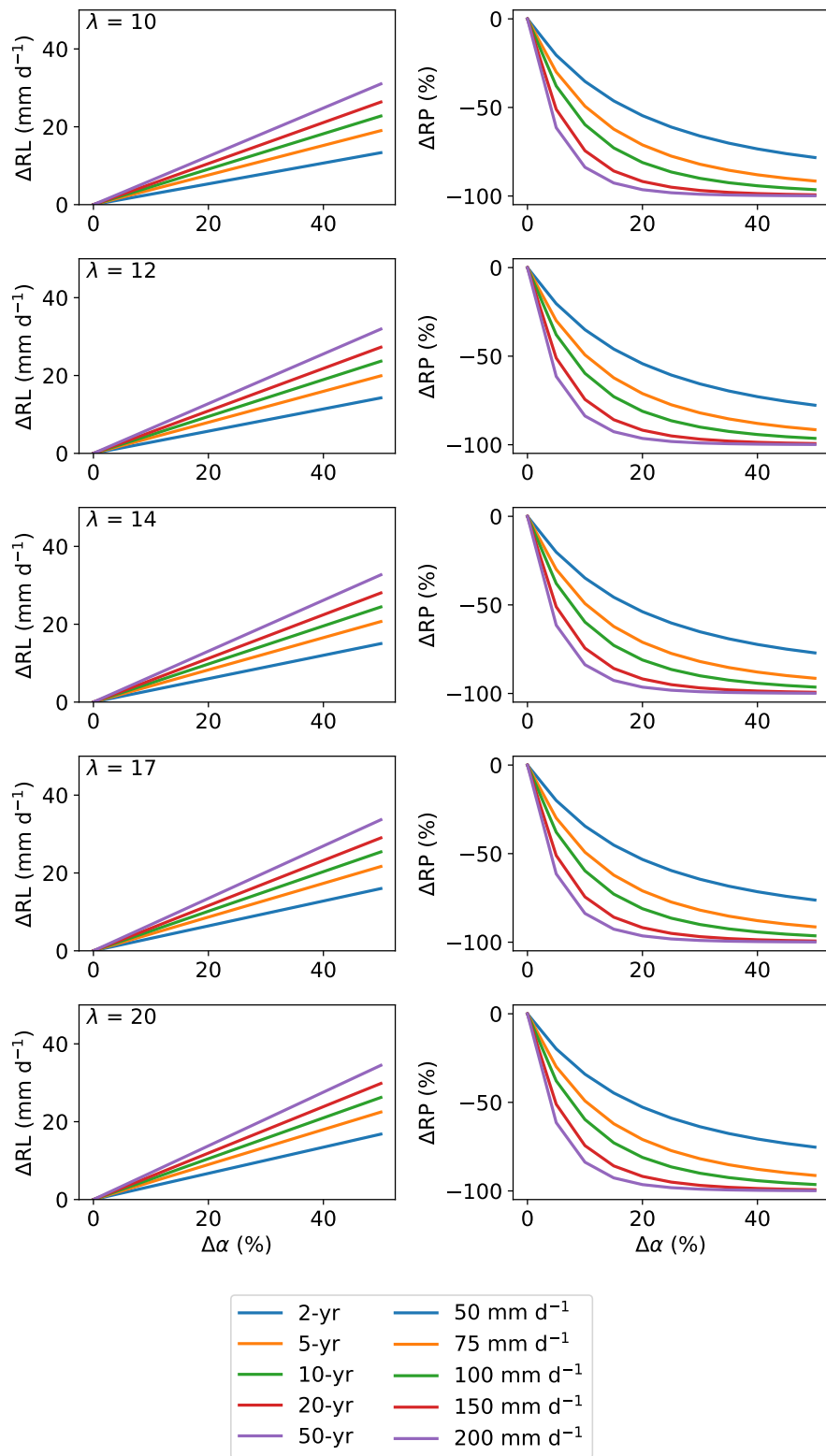


FIGURE A.2 – Changement absolu de niveau retour (mm d^{-1} , gauche) et changement relatif de période de retour (% , droite), en fonction du changement relatif d'intensité moyenne $\Delta\alpha$ (%), pour différentes raretés d'événements (cf légende). Différentes valeurs d'occurrence moyenne λ sont considérées.

2.2. Sensibilité à un changement d'occurrence moyenne

On considère à présent un changement de l'occurrence moyenne seule, $\Delta\lambda = \lambda' - \lambda$ et $\Delta\sigma = \Delta\alpha = 0$. La figure A.3 montre les changements de niveaux retour et période de retour obtenus : l'augmentation des niveaux de retour est la même en absolu, tandis que les périodes de retour diminuent toutes dans les mêmes proportions, avec une légère tendance à une diminution plus grande pour les événements les plus rares à mesure que l'intensité moyenne augmente.

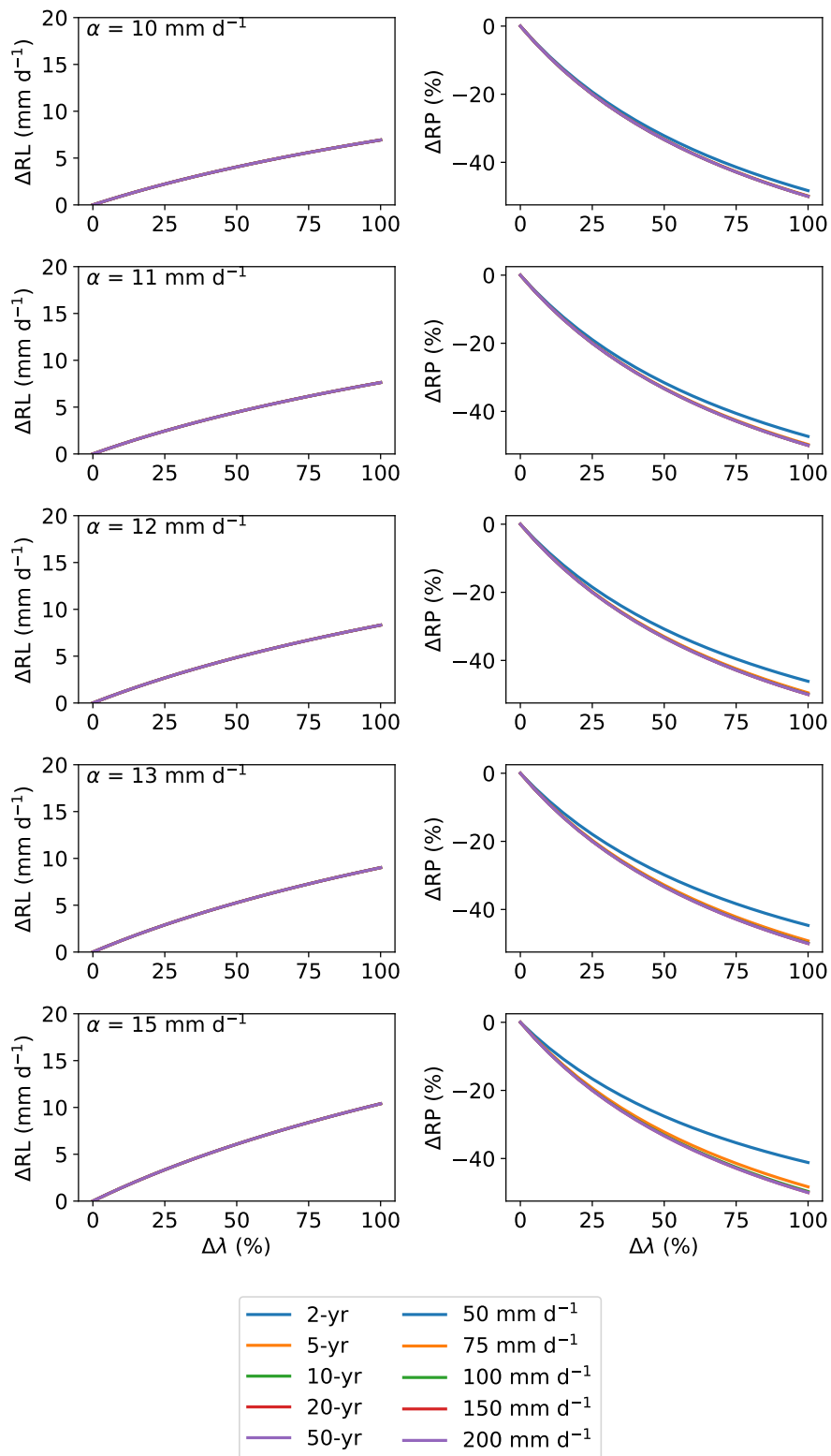


FIGURE A.3 – Idem que la figure A.2 avec les changements de niveaux et périodes de retour exprimés en fonction du changement relatif d'occurrence $\Delta\lambda$ (%), pour différentes valeurs d'intensité moyenne α .



Données BADOPLU

1. Années–stations

Cette annexe indique, pour chaque station des pays montrés en figure III.4, les années avec des données de pluies journalières (à l'exception de la Mauritanie dont la seule station, Bakel, a une série complète allant de 1950 à 2014).

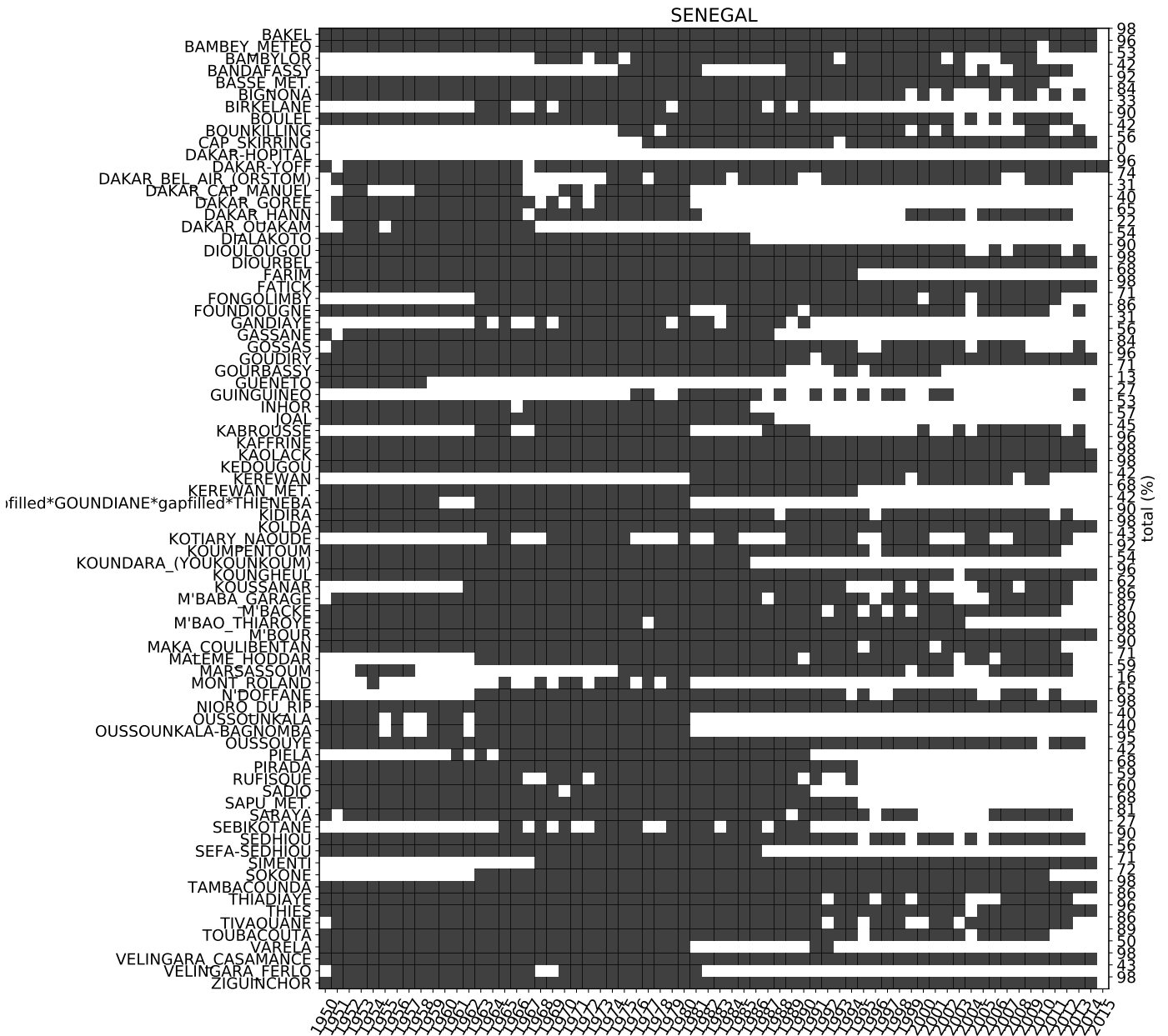


FIGURE B.1 – Années valides (couleur) à chaque station pour le Sénégal, entre 1950 et 2015. Le nombre à droite indique la proportion d’années valides sur la période.

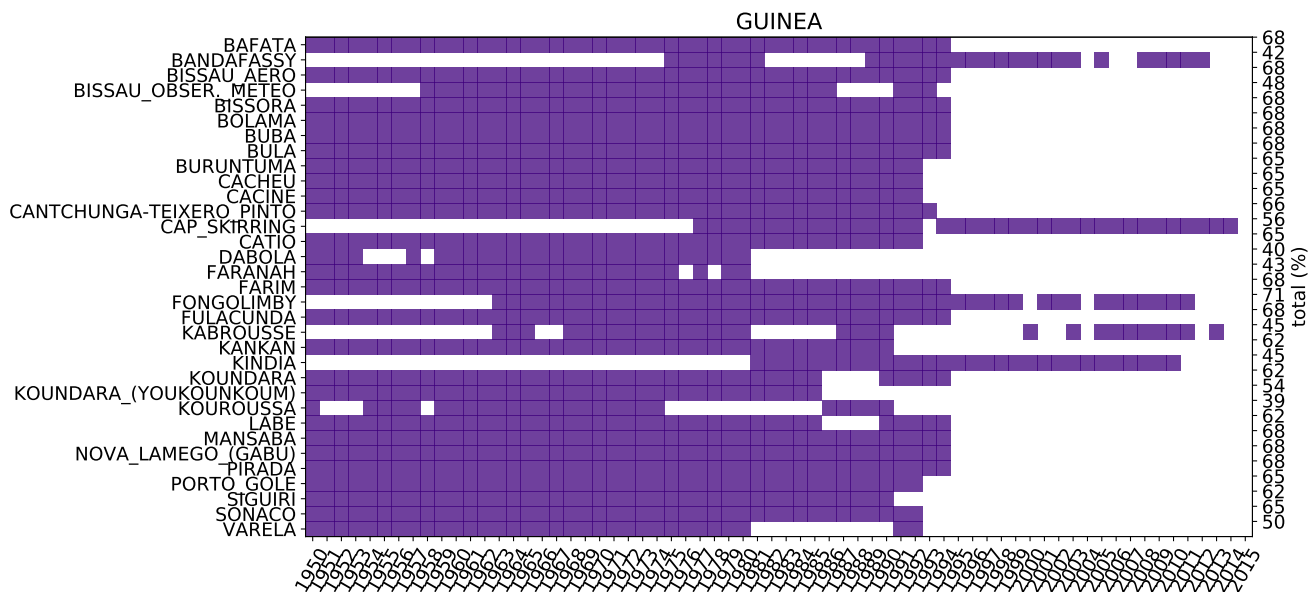


FIGURE B.2 – Idem que la figure B.1 pour la Guinée.

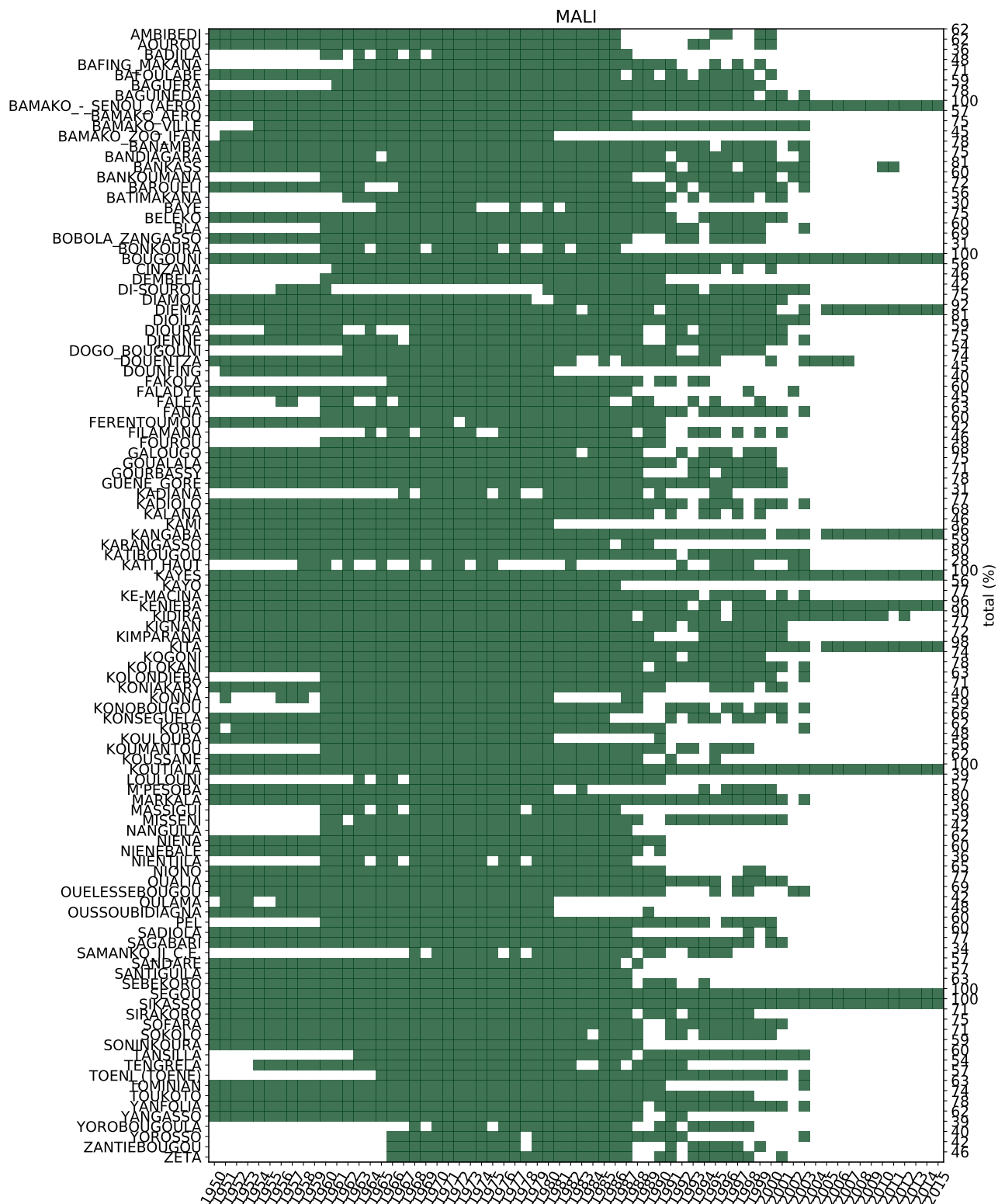


FIGURE B.3 – Idem que la figure B.1 pour le Mali.

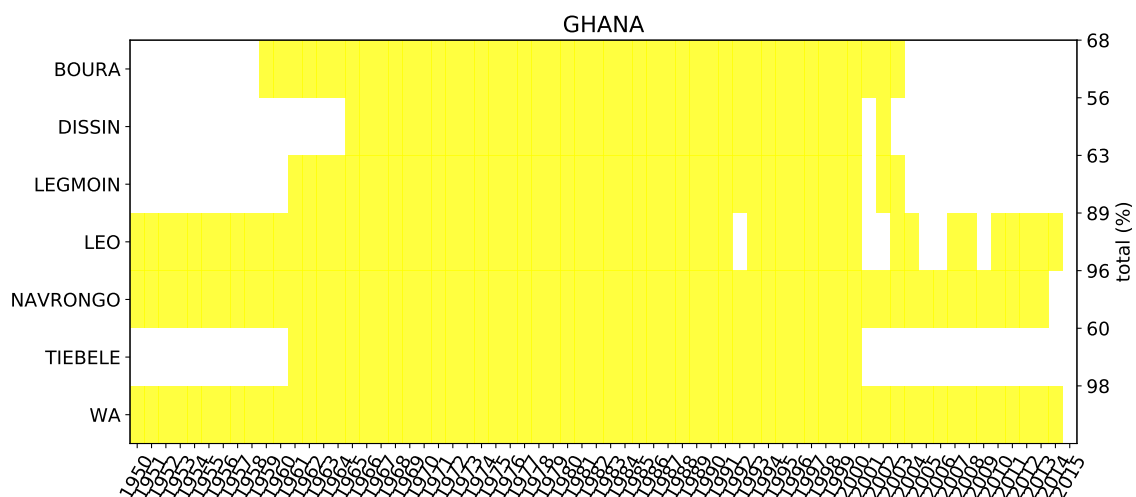


FIGURE B.5 – Idem que la figure B.1 pour le Ghana.

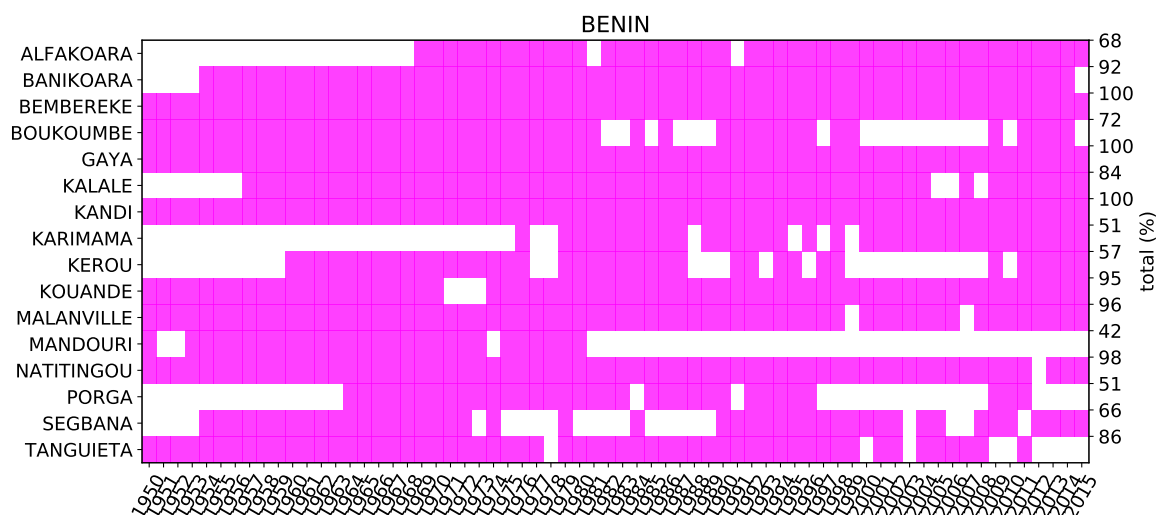


FIGURE B.6 – Idem que la figure B.1 pour le Bénin.

2. Evolution de la distribution spatiale des stations

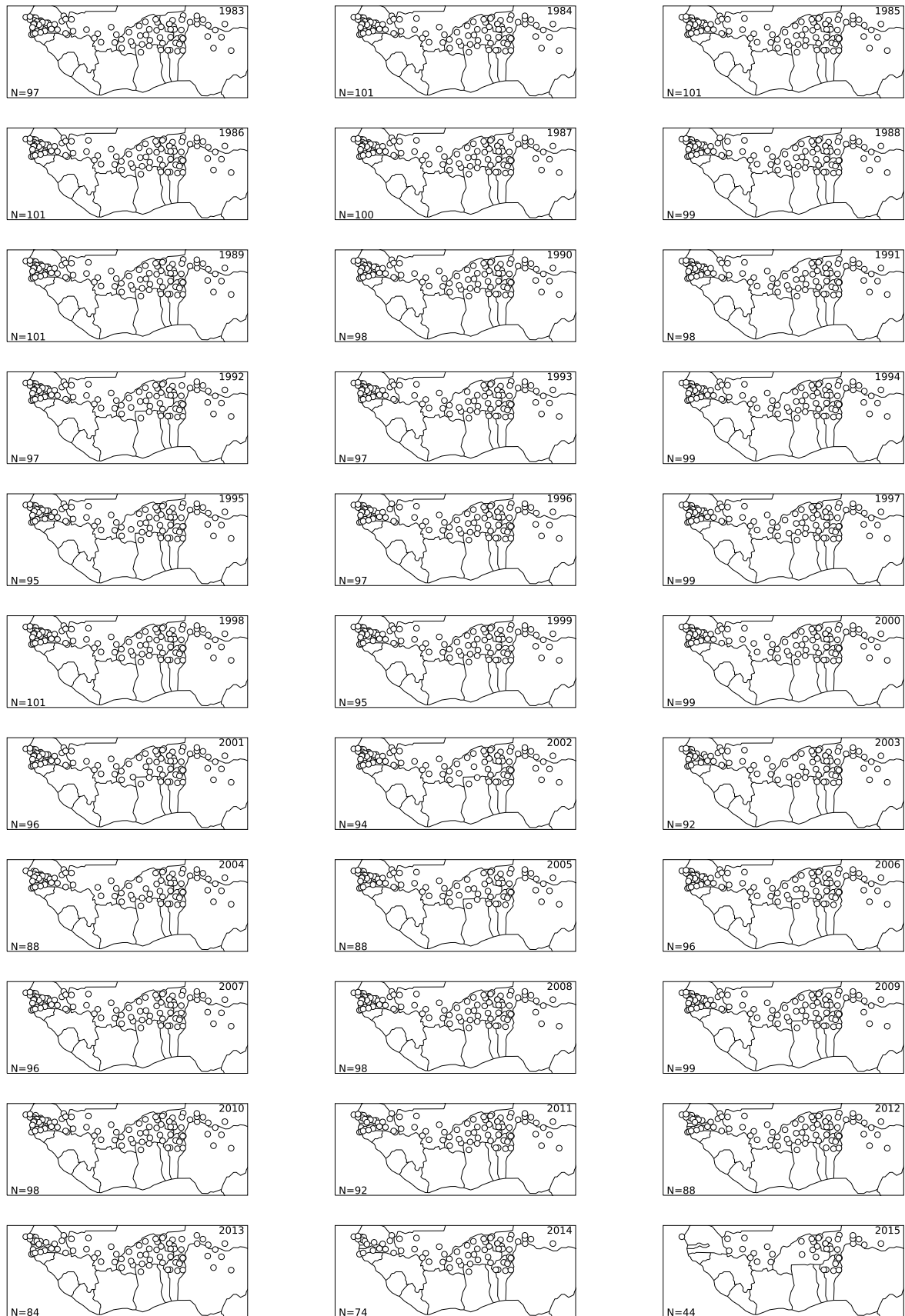


FIGURE B.9 – Cartes des stations ayant 80 % de données annuelles de pluie sur la période 1983–2015, pour chaque année.



Courbes IDF non-stationnaires aux pas de temps infra-horaires sur le Bénin

Cette annexe vient en complément des analyses effectuées au CHAPITRE VII, avec les résultats obtenus sur les pluies infra-horaires au Bénin. La figure C.1 montre les tendances sur les paramètres de modèles GEV non-stationnaires ajustés ponctuellement et sur chaque durée (5', 10', 15', 30', 1 h).

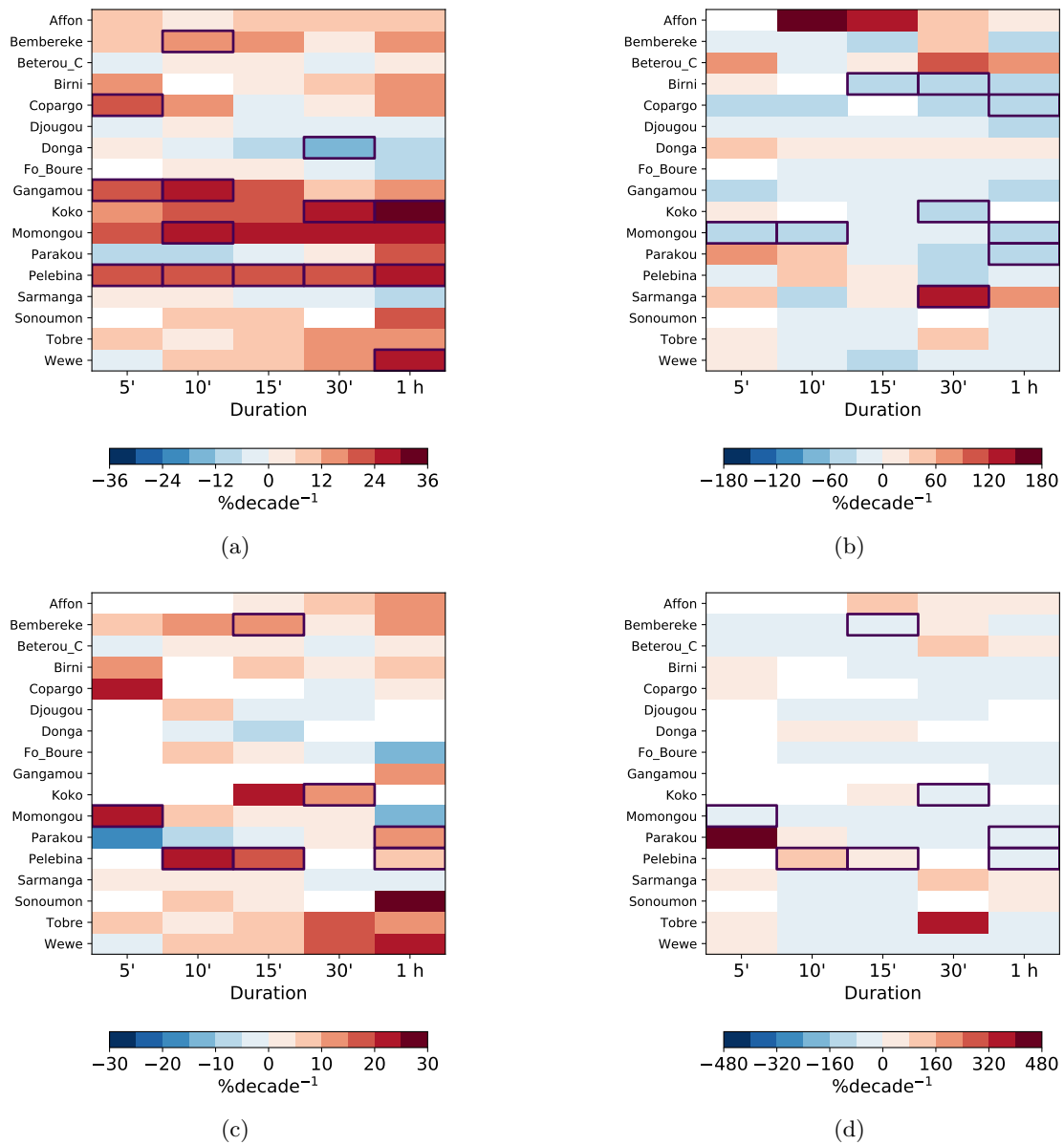


FIGURE C.1 – Idem que la figure VII.20 pour les données aux pas de temps infra-horaires.

La significativité des 3 modèles NS-IDF M1, M2 et M3 par rapport au modèle IDF stationnaire M0 et de M3 par rapport aux modèles M1 et M2 est illustrée par la figure C.2.

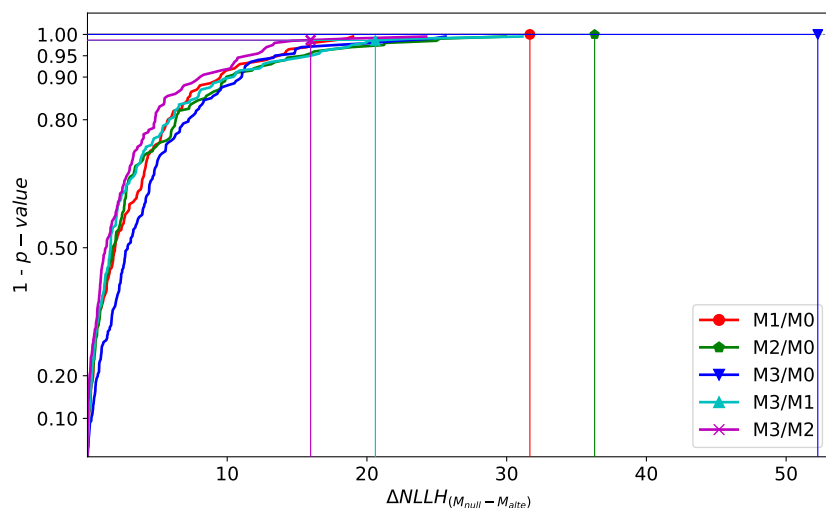


FIGURE C.2 – Idem que la figure VII.21 pour les données aux pas de temps infra-horaires.

La figure C.3 montre que les seuls les niveaux retours de période de retour ≥ 10 ans diffèrent des niveaux retours stationnaires, et à un niveau de 80% seulement ; la prise en compte de la non-stationnarité sur les données infra-horaires du Bénin ne semble donc pas nécessaire sur la période considérée (1999–2017).

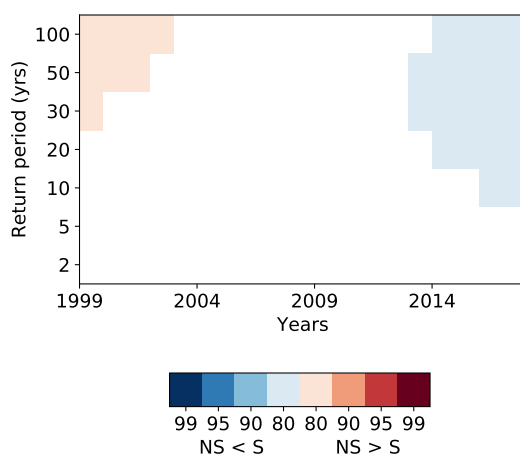


FIGURE C.3 – Idem que la figure VII.19 pour les données AMMA-CATCH Bénin.



Matériel supplémentaire du Chapitre IX

Cette annexe fournit le matériel supplémentaire de l'étude de CHAGNAUD et al. [2023]. Elle comporte :

- Une évaluation de la représentativité de l'échantillon de modèles considéré dans l'étude au regard d'autres GCMs pour lesquels les données disponibles à la date de l'étude sont insuffisantes. (SECTION 1).
- Les séries temporelles de l'occurrence de jours pluvieux régionale moyenne, permettant de déterminer le seuil de jour pluvieux (mm d^{-1}) de chaque GCM (SECTION 2).
- Les cartes d'intensité journalière moyenne (SECTION 3).
- Une évaluation de la sensibilité des résultats au nombre de membres (SECTION 4).
- Une analyse de sensibilité de l'évolution des extrêmes secs (i) au seuil de jour pluvieux et (ii) aux simulations AOGCM vs AMIP (SECTION 5).

1. DAMIP ensemble representativity

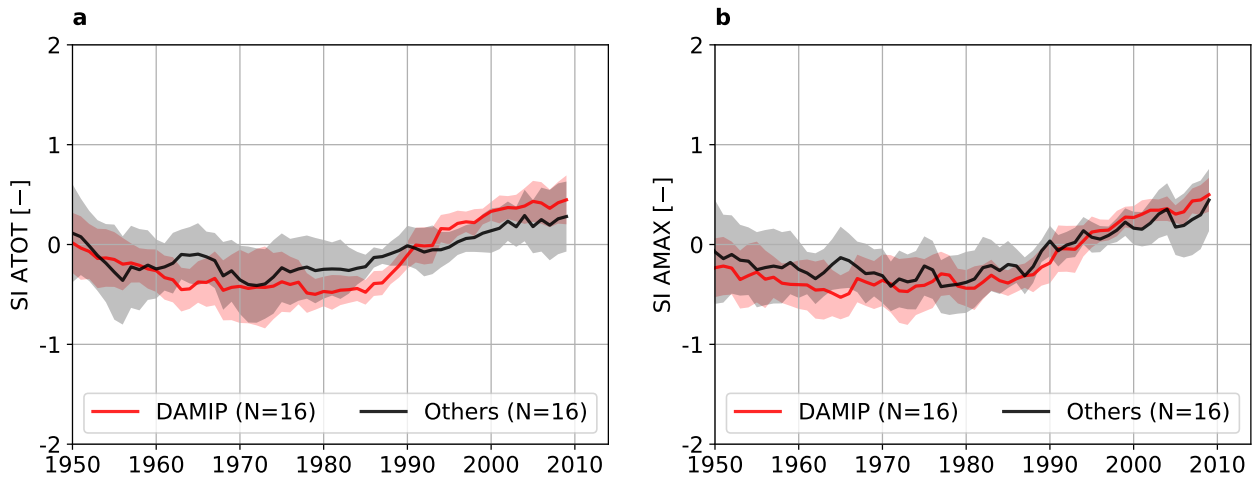


FIGURE D.1 – (a) SI ATOT and (b) SI AMAX for the DAMIP model ensemble (red) and the Others ensemble with 9 models (see Table S1). The lines and shadings correspond to the medians and \pm one standard deviation across multi-member ensemble medians. Only historical simulations with all forcings are shown due to data availability. Each ensemble totalizes 16 members.

DAMIP	Others
ACCESS-ESM1-5 (2)	BCC-CSM2-MR (2)
CESM2 (2)	FGOALS-F3-L (2)
CNRM-CM6-1 (2)	FGOALS-G3 (2)
HadGEM3-GC31-LL (2)	GFDL-CM4 (1)
IPSL-CM6A-LR (2)	GFDL-ESM4 (2)
MIROC6 (2)	INM-CM5-0 (2)
MRI-ESM2-0 (2)	MPI-ESM1-2-LR (2)
NorESM2-LM (2)	SAM0-UNICON (1)
	UKESM1-0-LL (2)

TABLEAU D.1 – DAMIP and Others model ensembles. The number of members for each model is indicated in parenthesis.

2. Historical number of wet days

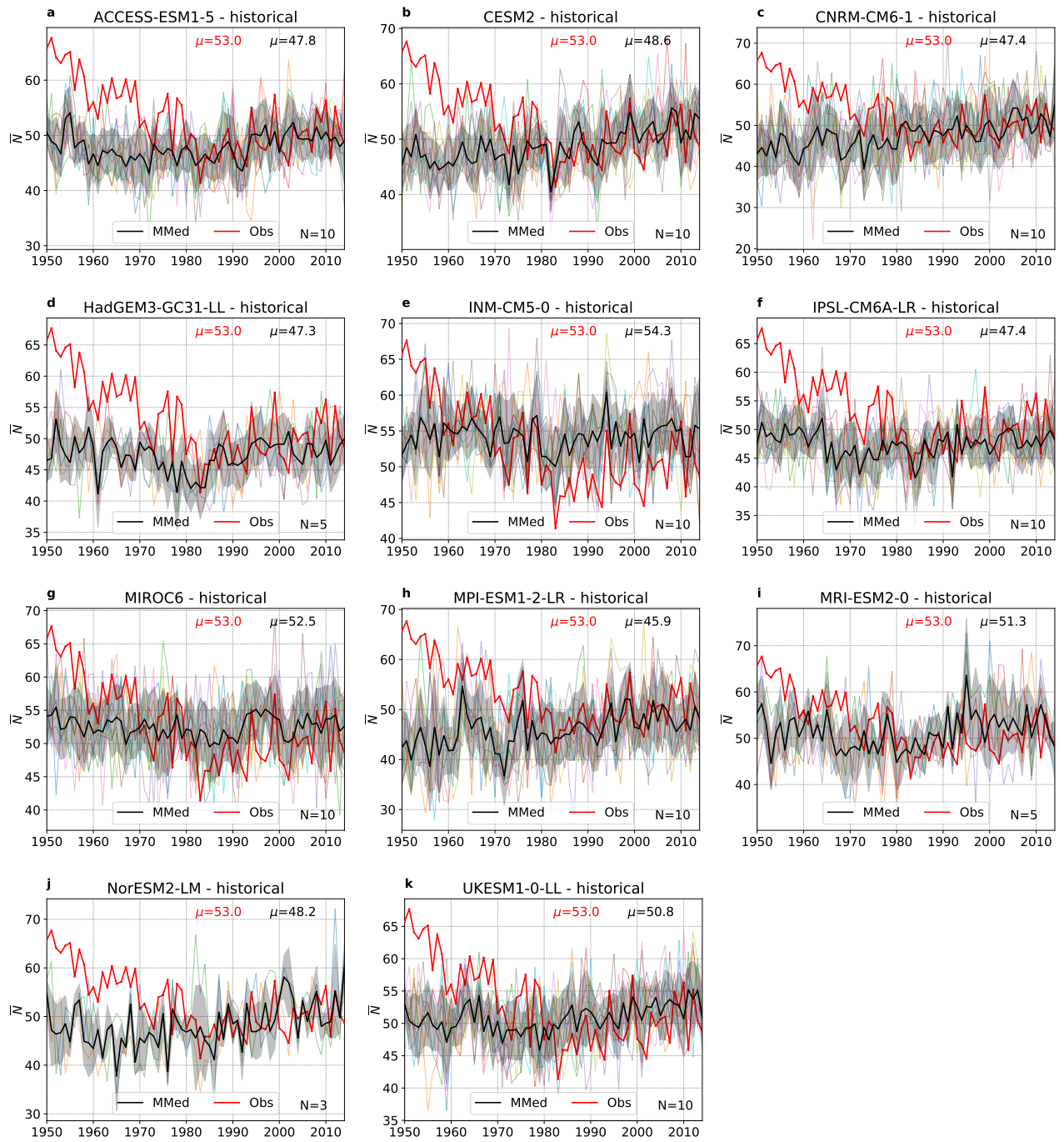


FIGURE D.2 – Regional mean number of wet days (N), with each model specific wet day threshold (see Table 1 in the main material). μ stand for the 1950–2014 mean of observations (red) and multi-model median (black). Black line and shading are median and \pm one standard deviation (s.d.) across members (number of members indicated in the bottom right corner).

3. Historical mean intensity of wet days

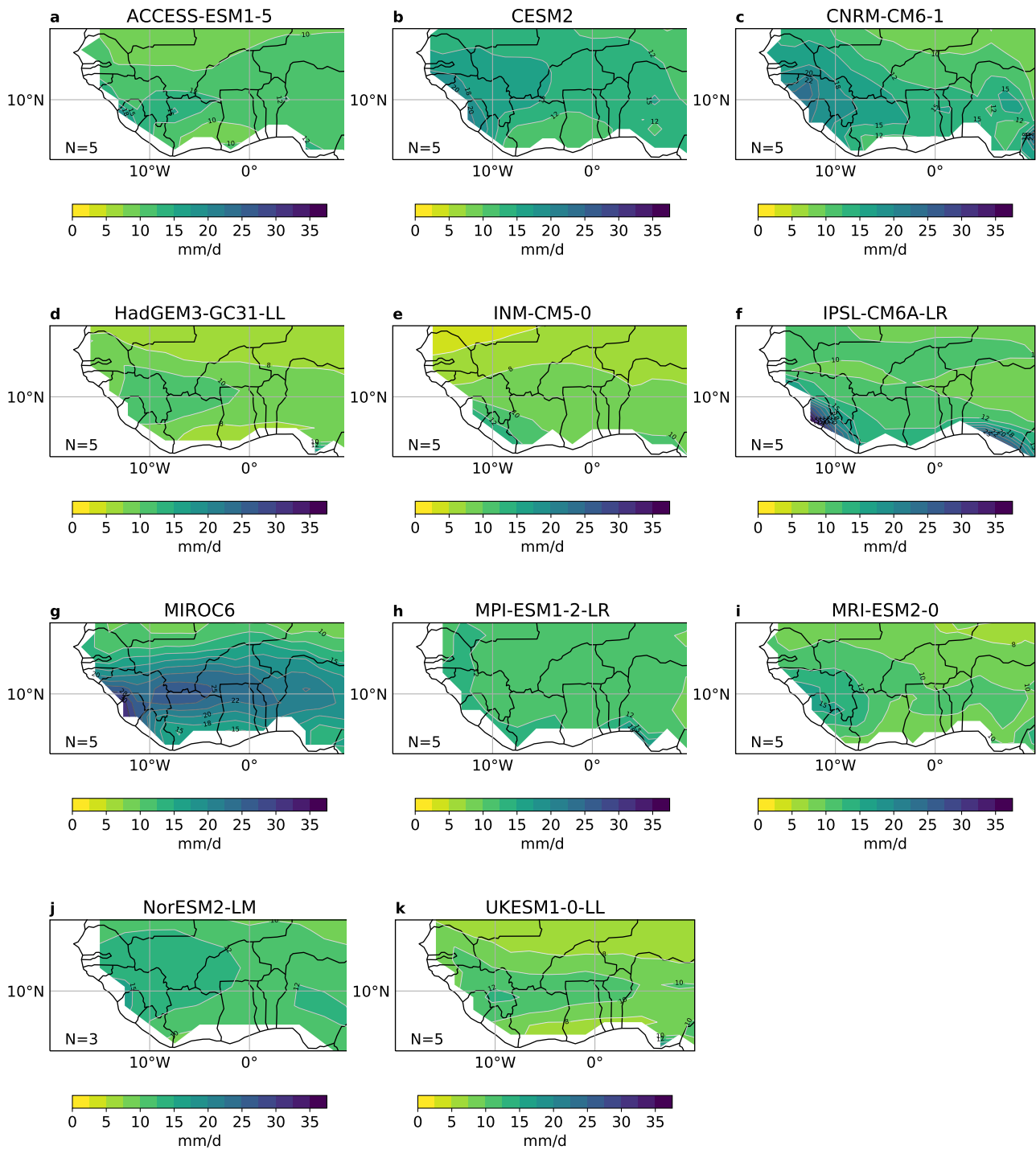


FIGURE D.3 – 1980–2009 mean wet days intensity. All fields are 5-member ensemble averages (except for NorESM2-LM where N=3).

4. Sensitivity to the number of members

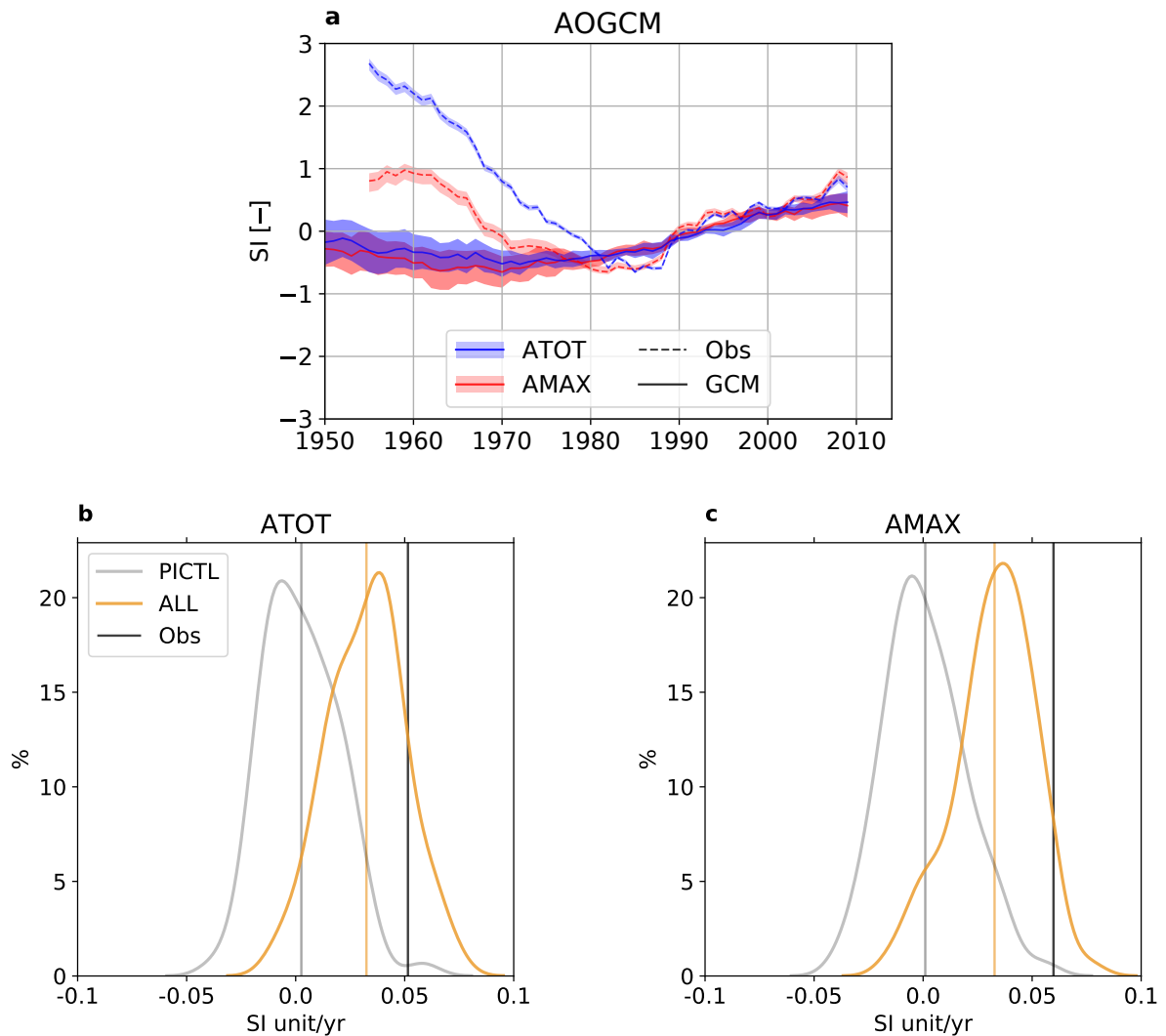


FIGURE D.4 – (a) SI AMAX (red) and SI ATOT (blue) median across 8 models 10-member ensemble medians (solid lines) and \pm one standard deviation (shading) for ALL simulations. Dashed lines are for observations, with shading showing uncertainty due to network configuration. All time series are smoothed with a 11-yr running mean. (b) and (c) Same as Fig.3 of the main material obtained with 8 models with a 10-member ensemble of ALL simulation and 8×10 35-year PICTL time slices.

5. Dry extremes evolution

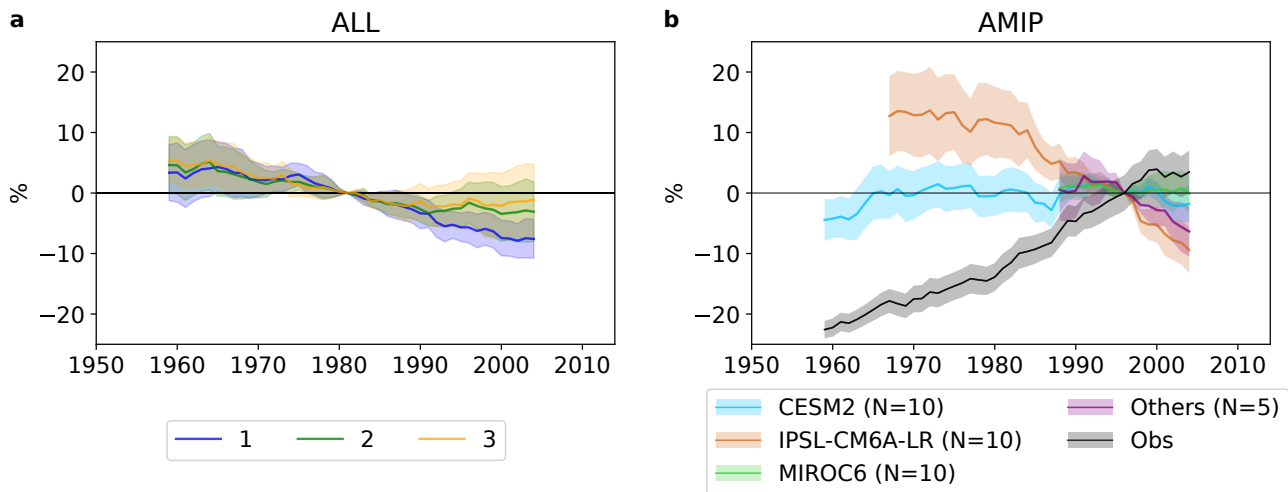


FIGURE D.5 – (a) Same as Fig.6a of the main material with various wet day threshold values : the numbers in the legend stand for the dividing factors used to reduce the original wet day threshold (see Table 2 in the main material). (b) CDD 10-yr return level change (%) relative to the 1987–2006 value in observations (black) and AMIP runs over 1950–2014 for CESM2 (blue), 1958–2014 for IPSL-CM6A-LR (brown) and 1979–2014 for MIROC6 (green) and the 5 others models with one member (purple). The color lines and shadings show median and \pm one s.d. across member/model ensembles. The grey shading corresponds to the uncertainty due to network configuration.



Analyse de l'évolution du cycle saisonnier à l'échelle sous-régionale

Cette annexe complète l'analyse de l'évolution du cycle saisonnier effectuée à la SECTION 2.2, avec une analyse à l'échelle du Sahel Ouest et du Sahel Est.

1. Intensité moyenne

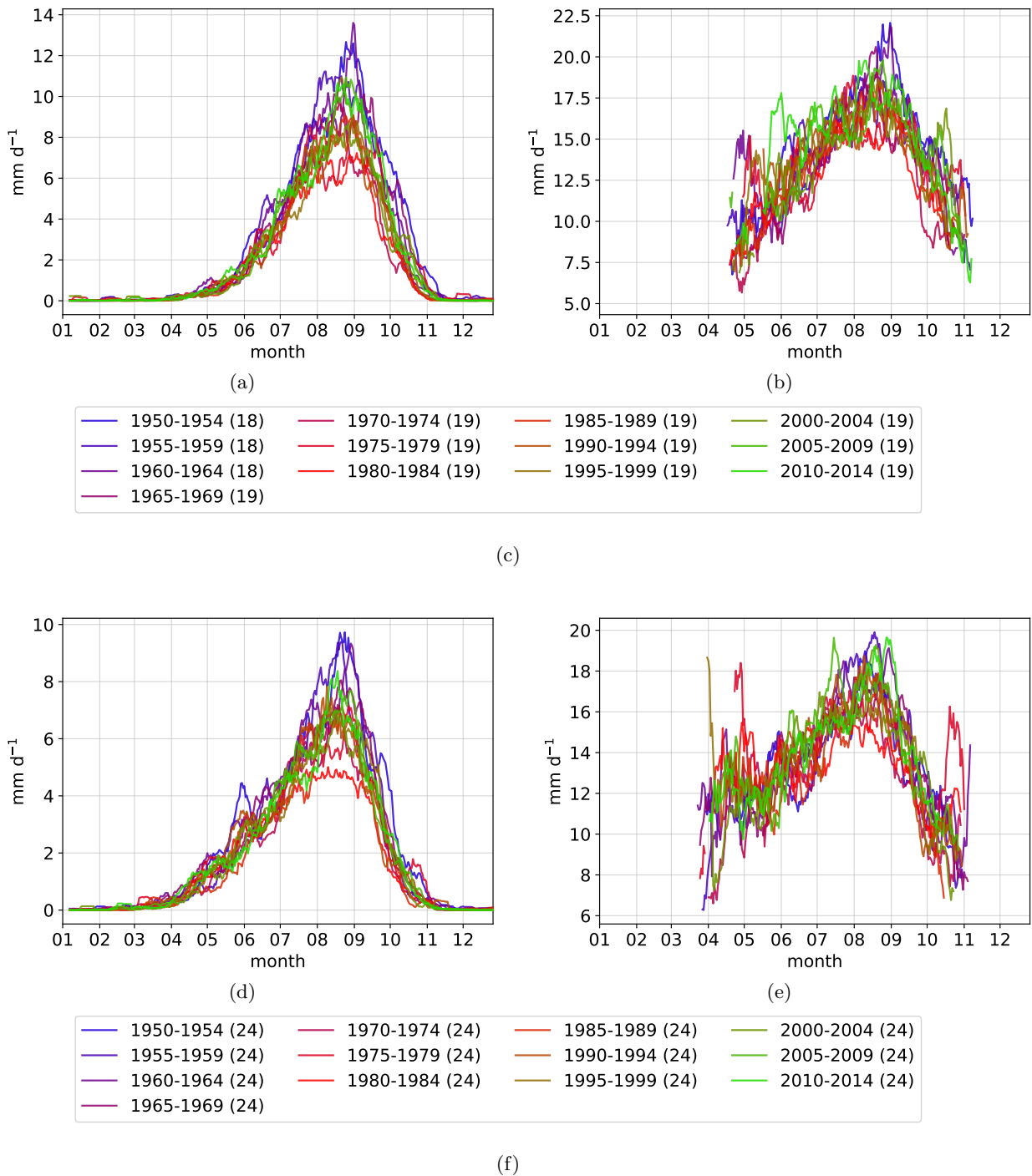


FIGURE E.1 – Idem que la figure VIII.8 pour (a, b) le Sahel Ouest (10 °–15 °N, 20 °W–5 °W) et (c, d) le Sahel Est (10 °–15 °N, 5 °W–10 °E).

2. Occurrence moyenne

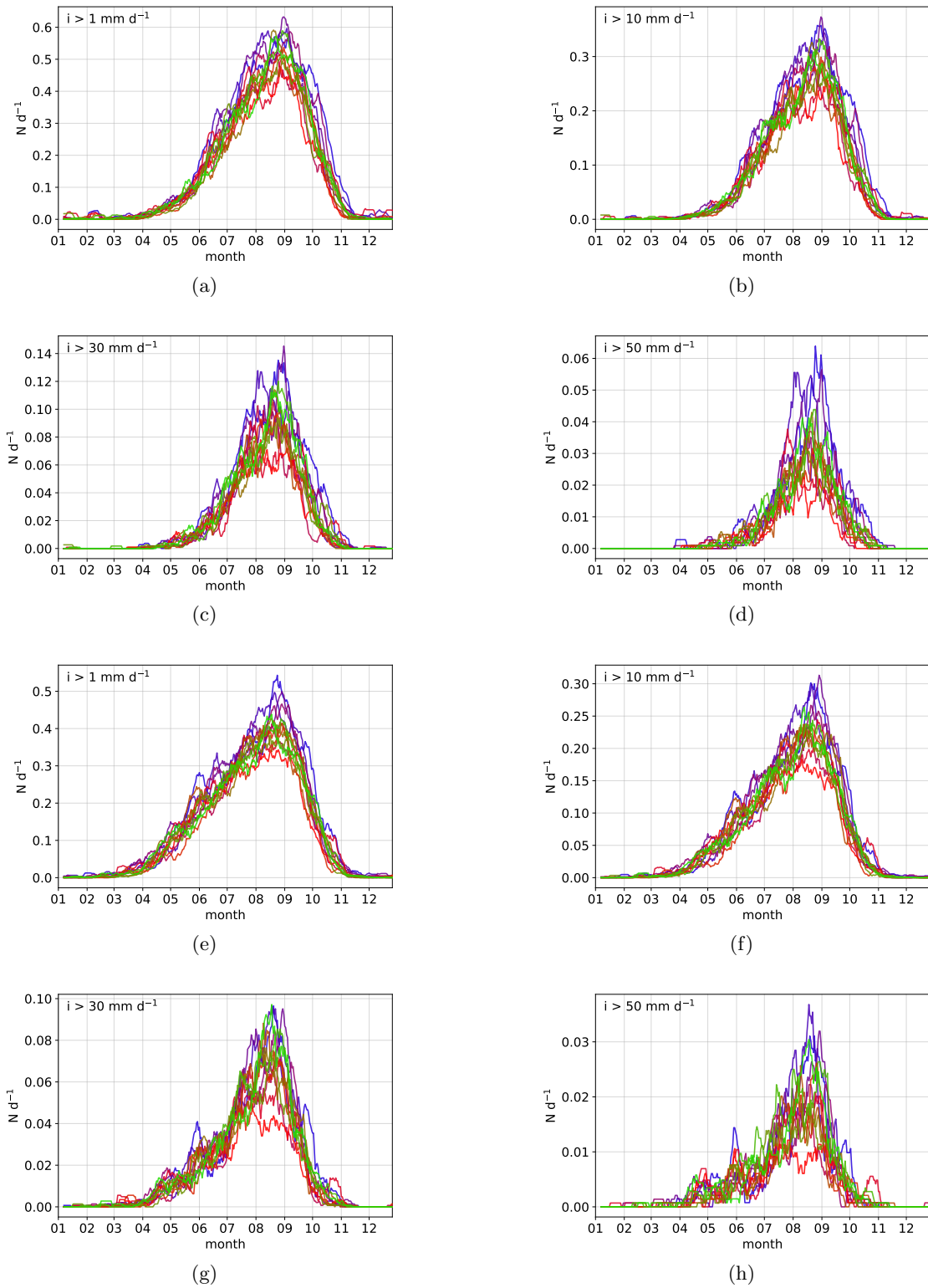


FIGURE E.2 – Idem que la figure VIII.9 pour (a, b, c, d) le Sahel Ouest et (e, f, g, h) le Sahel Est.

Projections futures des pluies au Sahel

1. Vision globale : compléments

1.1. Cumuls et maxima annuels : le dipôle Sahel Ouest–Est

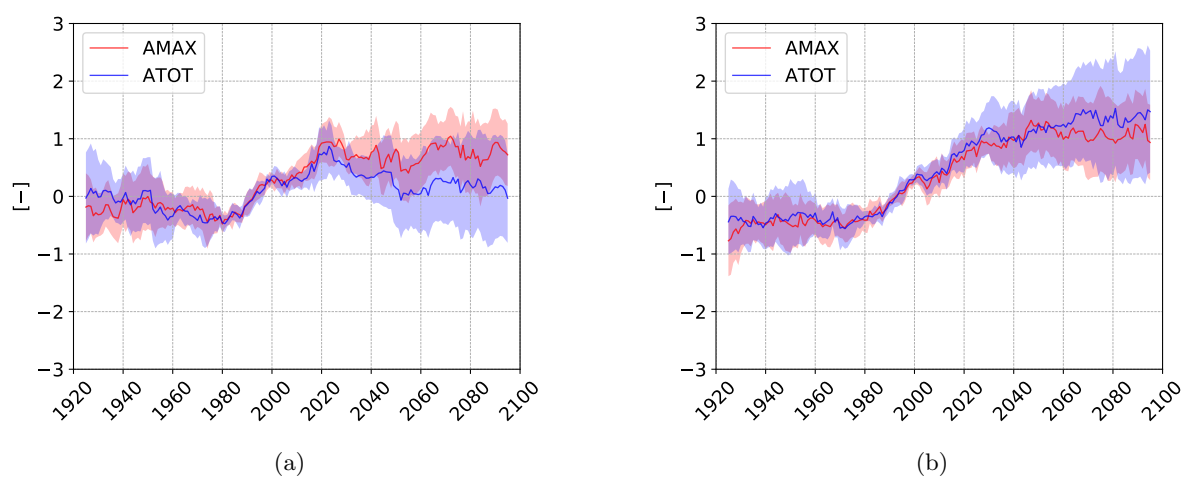


FIGURE F.1 – Indices standardisés de précipitation annuelle totale (ATOT) et de maxima annuel de pluie journalière (AMAX) pour le Sahel en scénario SSP245 sur le Sahel Ouest (a) et le Sahel Est (b).

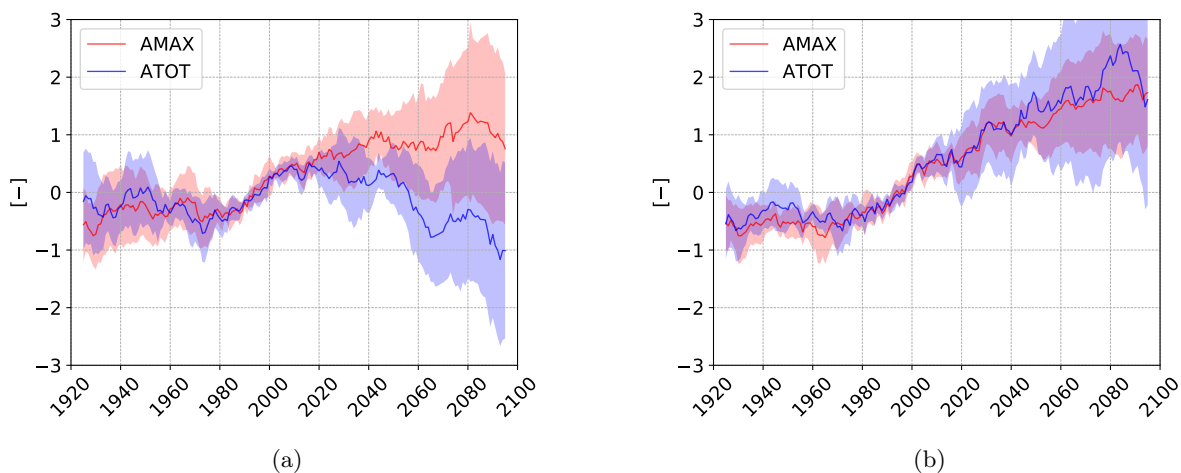


FIGURE F.2 – Idem que la figure F.1 pour le scénario SSP585.

1.2. Extrêmes : dispersion entre modèles

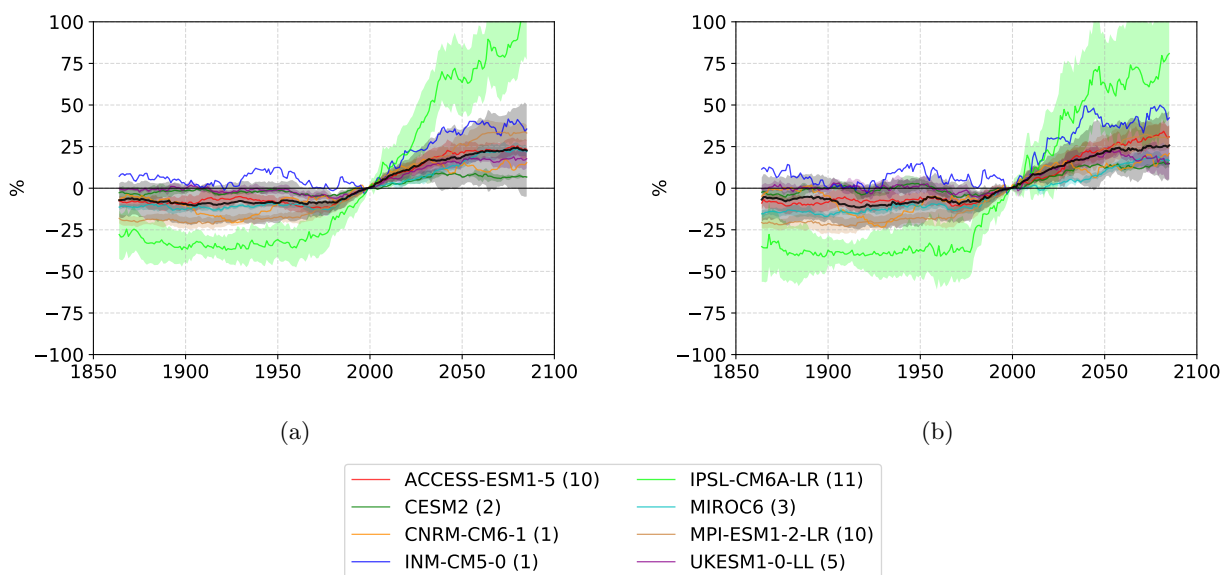


FIGURE F.3 – Idem que la figure X.11 pour le niveau retour (a) 10 ans et (b) 50 ans en scénario SSP245. Le nombre de membres par modèle est indiqué dans la légende. Les enveloppes de couleur indiquent +/- un écart-type de la dispersion entre membres, les traits pleins représentent la médiane parmi les membres. La courbe noire et l'enveloppe grise représentent la moyenne et la dispersion entre moyennes multi-membres.

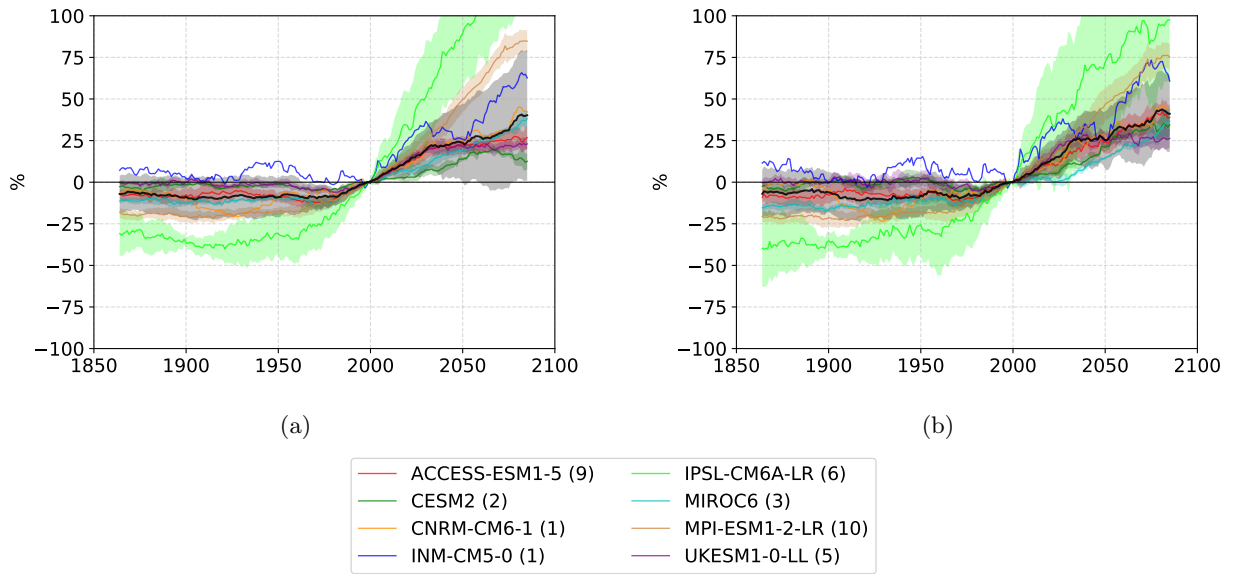


FIGURE F.4 – Idem que la figure F.3 pour le scénario SSP585.

2. Temps d'émergence : influence du scénario

Cette annexe complète l'étude du temps d'émergence effectuée au CHAPITRE X.

2.1. Cumuls annuels

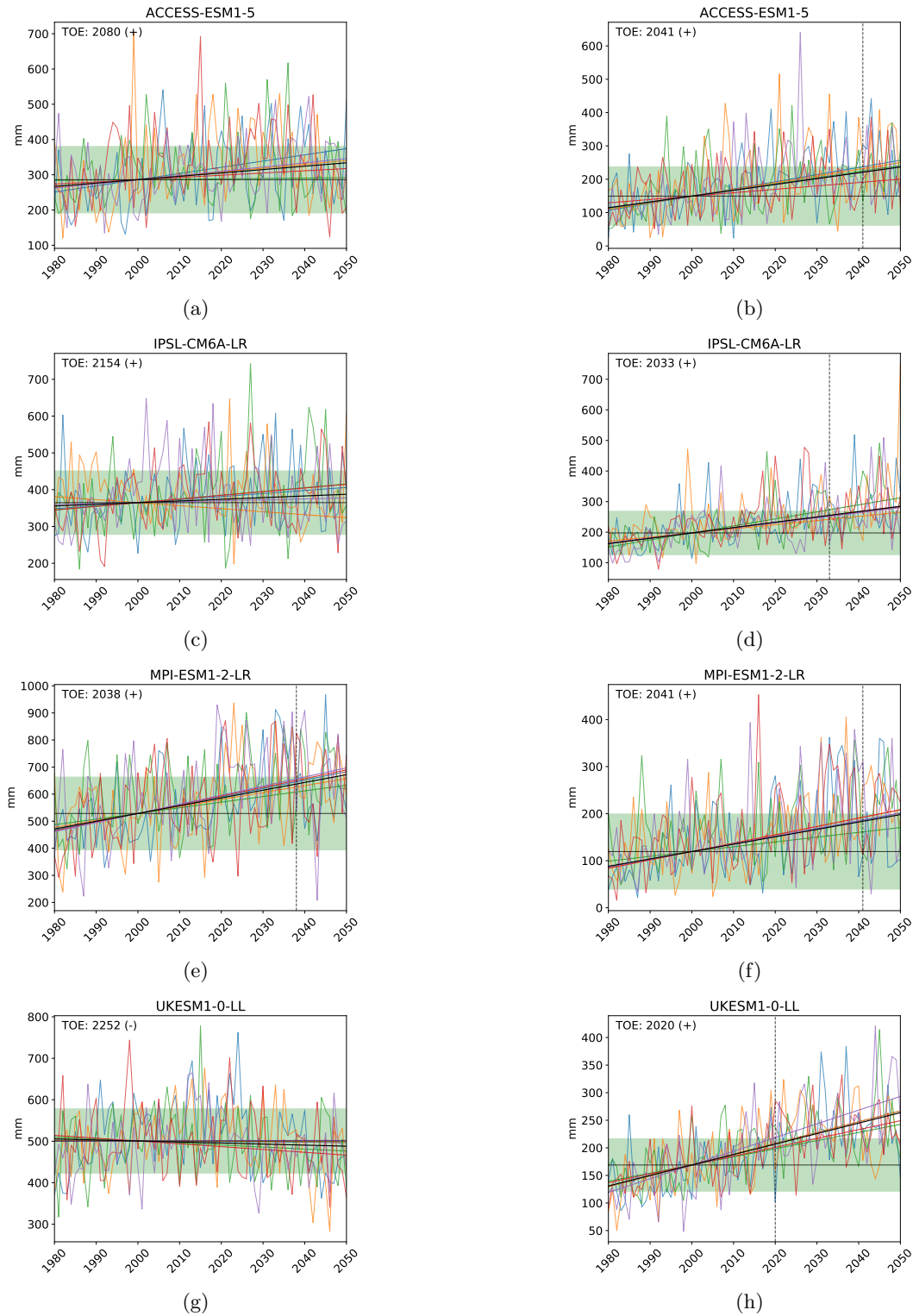


FIGURE F.5 – Idem que la figure X.12 pour le scénario SSP585.

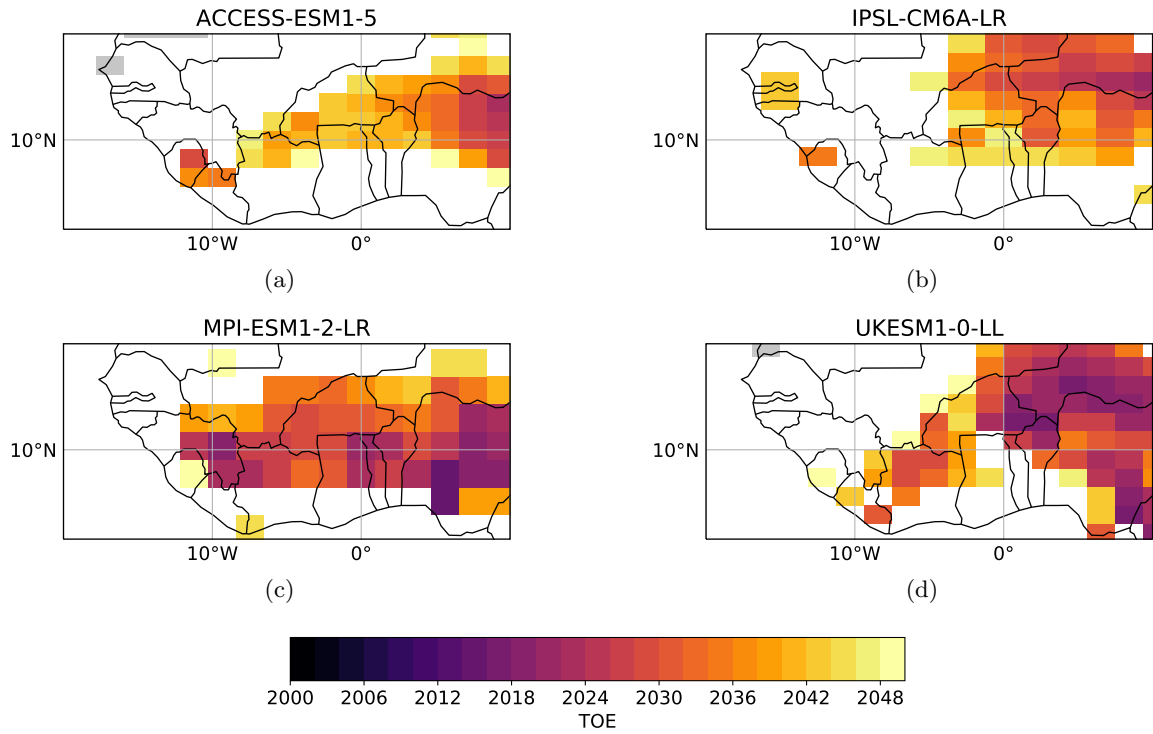


FIGURE F.6 – Idem que la figure X.13 pour le scénario SSP585.

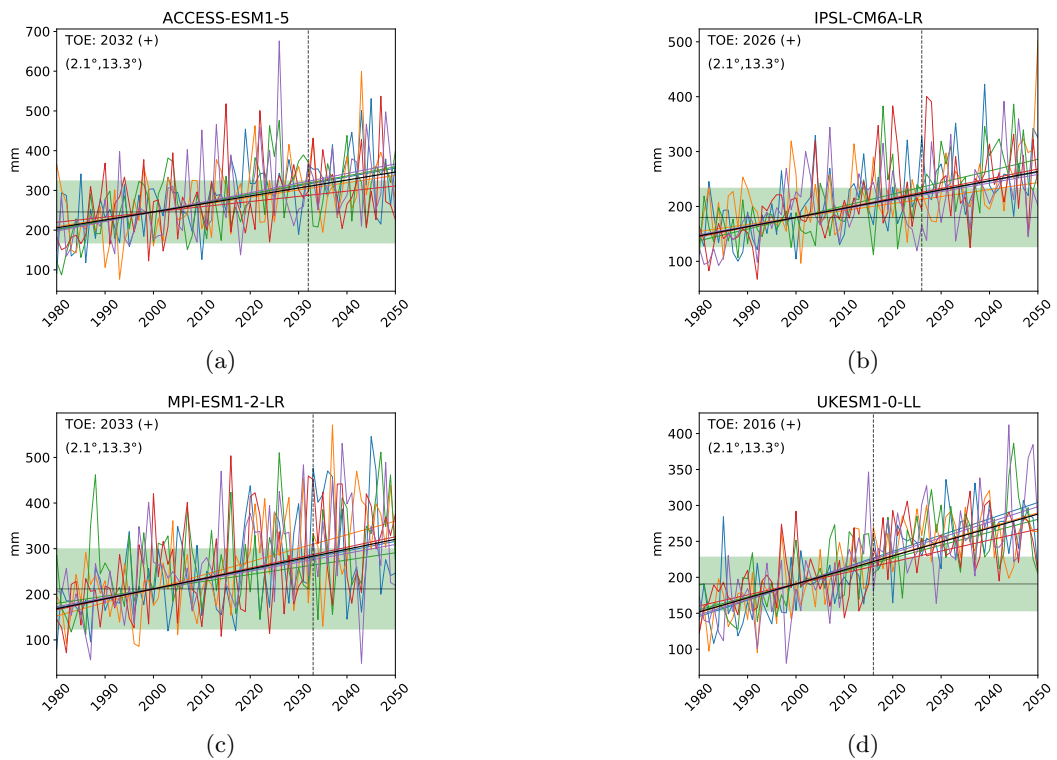


FIGURE F.7 – Idem que la figure X.14 pour le scénario SSP585.

2.2. Extrêmes

2.2.1. Moyenne : influence du scénario

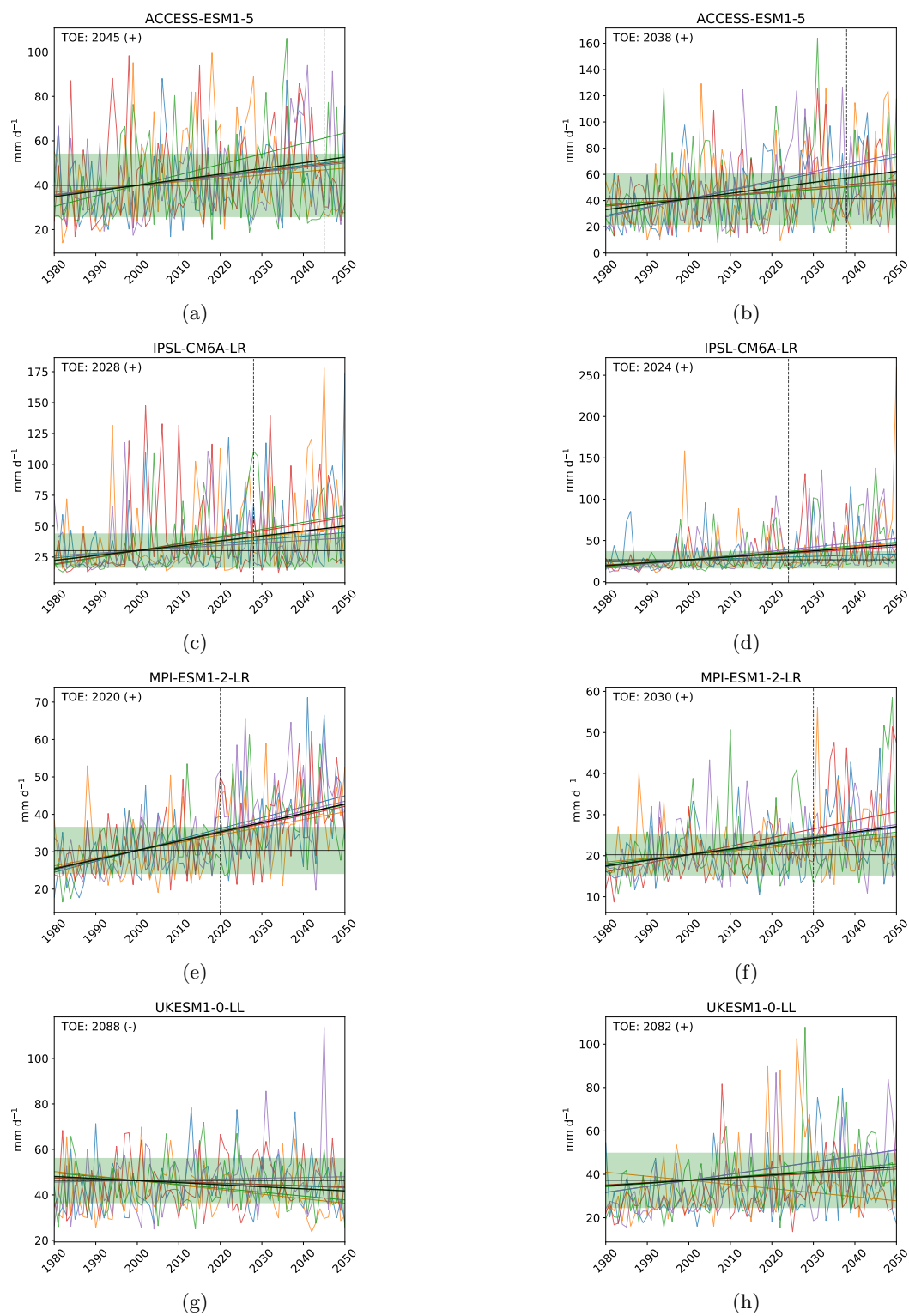


FIGURE F.8 – Idem que la figure X.15 pour le scénario SSP585.

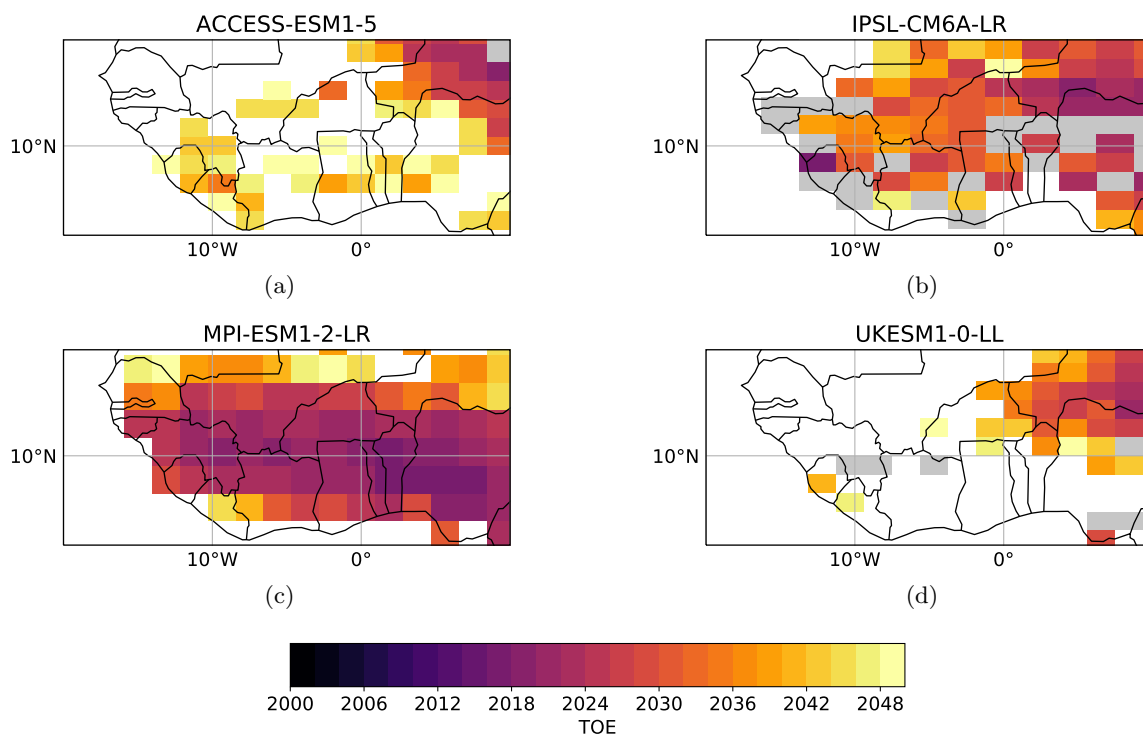


FIGURE F.9 – Idem que la figure X.16 pour le scénario SSP585.

2.2.2. Niveaux de retour

2.2.2.a. Influence de la période de retour

La figure F.10 montre le TOE du niveau de retour 2 ans en scénario SSP245.

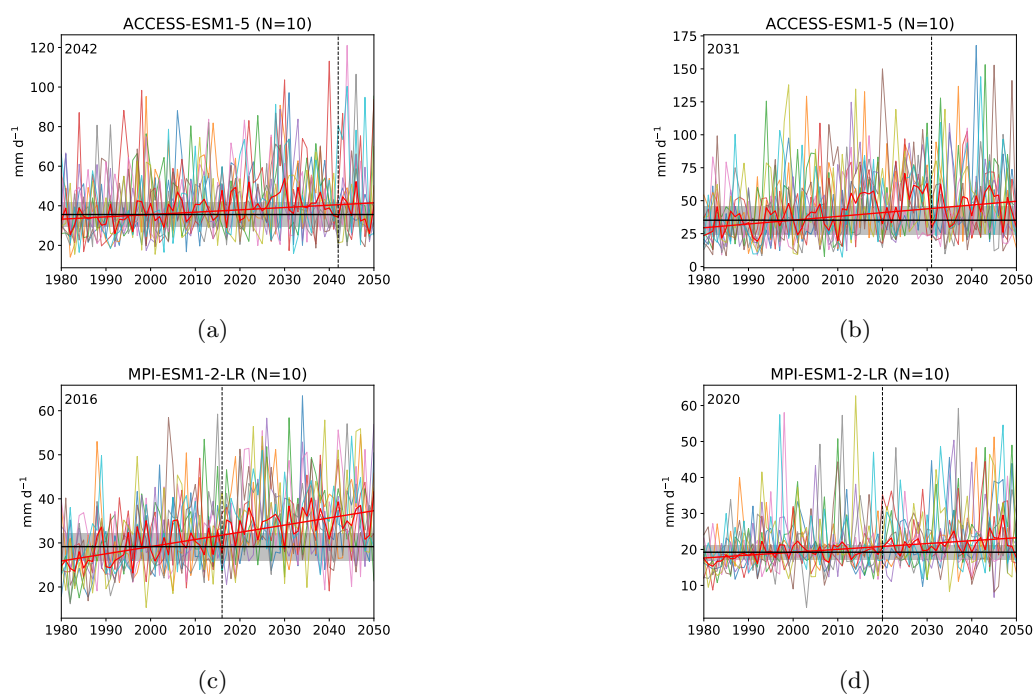


FIGURE F.10 – Idem que la figure X.19 pour le niveau de retour 2 ans.

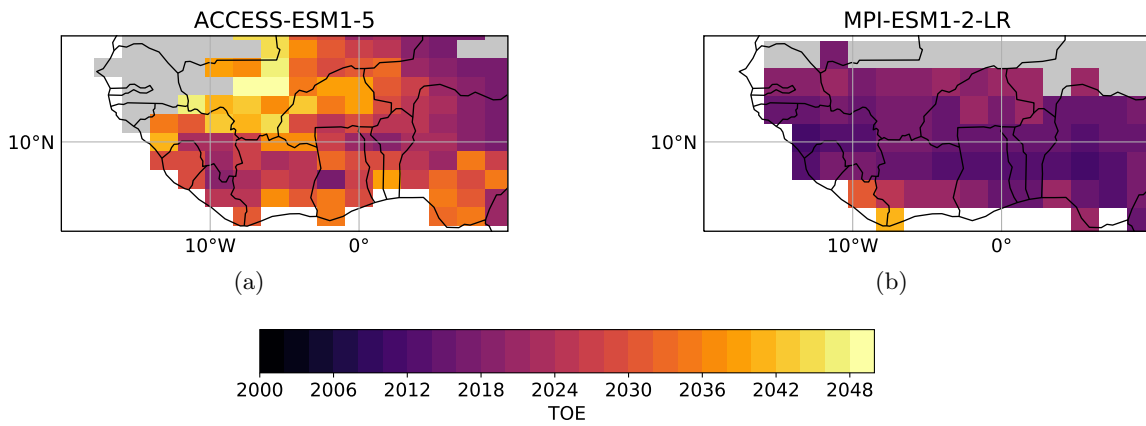


FIGURE F.11 – Idem que la figure X.20 pour le niveau de retour 2 ans.

2.2.2.b. Influence du scénario

La figure F.12 montre le TOE du niveau de retour 10 ans en scénario SSP585 pour les modèles ACCESS-ESM1-5 et MPI-ESM1-2-LR.

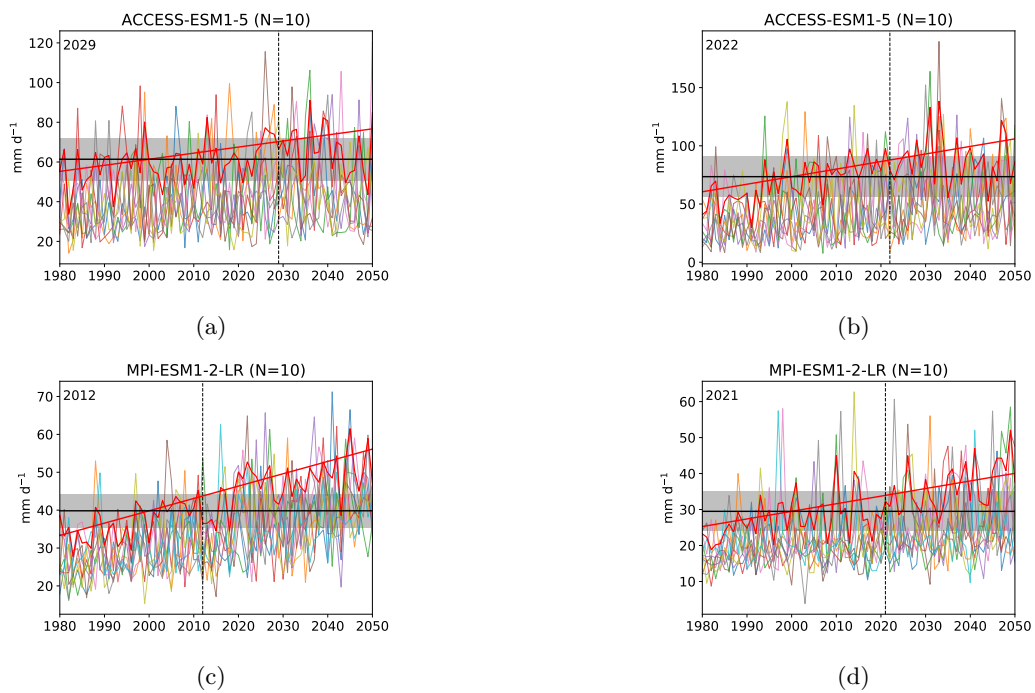


FIGURE F.12 – Idem que la figure X.19 pour le scénario SSP585.

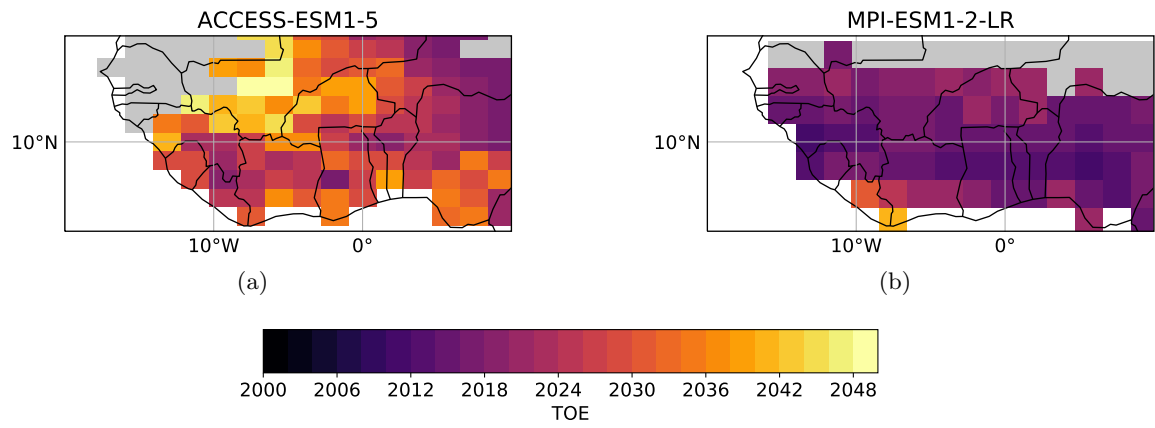


FIGURE F.13 – Idem que la figure X.20 pour le scénario SSP585.