



HAL
open science

Prévisibilité des fortes précipitations aux échéances infra-saisonniers sur le Pacifique Sud-Ouest tropical

Damien Specq

► **To cite this version:**

Damien Specq. Prévisibilité des fortes précipitations aux échéances infra-saisonniers sur le Pacifique Sud-Ouest tropical. Océan, Atmosphère. Institut National Polytechnique de Toulouse, 2020. Français. NNT: . tel-03353008v1

HAL Id: tel-03353008

<https://theses.hal.science/tel-03353008v1>

Submitted on 23 Sep 2021 (v1), last revised 26 Jan 2024 (v2)

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

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



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par : *l'Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)*

Présentée et soutenue le 6 novembre 2020 par :

Damien Specq

**Prévisibilité des fortes précipitations aux échéances infra-saisonnnières sur
le Pacifique Sud-Ouest tropical**

LAURENT TERRAY
FRANCISCO J. DOBLAS-REYES
VINCENT MORON
FRÉDÉRIC VITART
LAURIANE BATTÉ
MICHEL DÉQUÉ

JURY
Président
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Directrice
Co-directeur

CERFACS
BSC-CNS
CEREGE
ECMWF
CNRM
CNRM

École doctorale et spécialité :

SDU2E : Océan, Atmosphère, Climat

Unité de Recherche :

CNRM UMR 3589, Météo-France/CNRS, Toulouse, France

Directeurs de Thèse :

Lauriane BATTÉ et Michel DÉQUÉ

Rapporteurs :

Francisco J. DOBLAS-REYES, Vincent MORON

REMERCIEMENTS

La thèse, c'est l'aventure au long cours que l'on aborde avec l'insouciance de la jeunesse, avide d'explorer de nouveaux espaces et nullement intimidée par l'absence de chemin balisé. Allons-y sans nous retourner, l'ami, le ciel est clair et l'horizon dégagé! Mais la science est taquine, et l'aspirant docteur aura tôt fait de réaliser que ce qu'il prenait pour une terre en friche dissimule de multiples ornières dont l'enchevêtrement labyrinthique ne demande qu'à l'aspirer. Pour en sortir la tête haute, il devra tout autant compter sur ses propres ressources — ingéniosité, persévérance ou tout simplement culot — que sur les multiples présences bienveillantes qui, chacune à leur manière, rendront possible l'aboutissement de l'expédition. Les mots qui suivent sont là pour leur exprimer toute ma reconnaissance et tout l'attachement que je porte à leur contribution, directe ou indirecte, dans mes travaux de recherche.

L'usage veut que les directeurs de thèse occupent la première place des remerciements préliminaires d'un manuscrit. En ce qui vous concerne, Lauriane et Michel, nul besoin que cet usage ait cours pour que je vous y mette tout naturellement. Vous avez accepté de m'accueillir dans votre équipe et d'encadrer cette thèse lorsque je vous contactai de manière imprévue pour monter un sujet à partir de zéro. Vous avez eu la patience de poser avec moi les grands axes de ce travail en attendant que j'arrive, et je suis conscient que ma venue a quelque peu bouleversé vos prévisions de carrière pour les années qui ont suivi, en rajoutant un doctorant supplémentaire à l'approche de la retraite pour toi Michel, et en te faisant utiliser ton « joker HDR » pour toi Lauriane. Je ne peux qu'exprimer ma gratitude pour votre encadrement irréprochable pendant ces trois ans. Non seulement il m'a permis de disposer de la juste dose d'autonomie et du cadrage scientifique nécessaire pour progresser, mais il m'a aussi offert un environnement de travail agréable et serein dans lequel je me suis toujours bien senti. Votre disponibilité à toute épreuve y est pour beaucoup dans la réussite de cette thèse, et j'adresse une mention spéciale à Lauriane qui a endossé l'entière responsabilité de directrice — avec toutes les tracasseries administratives et logistiques que cela comporte — durant cette troisième année décisive perturbée par le contexte pandémique.

La recherche scientifique ne serait rien sans le regard des pairs, et c'est pourquoi je tiens aussi à remercier les membres du jury qui ont accepté d'évaluer mon travail malgré leurs emplois du temps inévitablement chargés. Un grand merci donc à Paco Doblaz-Reyes et Vincent Moron pour avoir lu ma prose et rédigé leurs rapports, avec un regard critique et constructif qui enrichira les suites que je donnerai à ce travail. Un grand merci également à Frédéric Vitart et Laurent Terray pour leur participation à la soutenance qui fut riche en échanges. Je mesure à quel point j'ai pu bénéficier d'un jury de premier plan pour mes thématiques de recherche, et je lui suis reconnaissant d'avoir témoigné cet intérêt pour mes travaux de chercheur débutant.

Je n'aurais sans doute jamais eu l'idée de m'intéresser au climat des antipodes si je n'avais pas effectué il y a quatre ans un stage au sein de l'Institut de Recherche pour le Développement de Nouméa en Nouvelle-Calédonie. Puisque c'est à l'autre bout du monde que se situent les prémices de cette aventure, je tiens à saluer ceux avec qui j'y ai fait mes premiers pas dans le métier et qui ont continué à suivre mes travaux durant ces trois ans : Christophe Menkes de l'IRD, Alexandre Peltier de Météo-France Nouvelle-Calédonie, et Gilles Bellon de l'université d'Auckland. Conjointement à Christophe, je remercie également Thierry Lefort, professeur à l'École Nationale de la Météorologie, pour sa participation à mon comité de thèse. Sa grande connaissance de la région Pacifique Sud et son approche « prévisionniste » m'ont apporté un éclairage précieux sur les mécanismes conduisant à de fortes précipitations en Nouvelle-Calédonie.

Bien entendu, cette thèse n'aurait pas eu la même saveur si elle ne s'était pas déroulée dans un environnement humain aussi accueillant, au CNRM et plus généralement à Toulouse. J'exprime ma plus chaleureuse gratitude envers toute l'équipe PASTEL dans laquelle je me suis immédiatement senti intégré et dont le soutien fut sans faille : je suis très heureux de rester votre collègue ! En élargissant un peu, je tiens aussi à remercier tous les membres du GMGEC que j'ai eu l'occasion de mieux connaître lors des nombreuses discussions autour du café matinal. Parmi ces derniers, mention particulière à Sébastien, mon cher « co-burô » pendant deux ans, avec qui les discussions (scientifiques et moins scientifiques) se sont prolongées bien au-delà du périmètre des pauses café. Merci en particulier pour m'avoir initié au thé au jasmin et aux légumes de l'AMAB.

Les affinités ne s'arrêtant pas aux frontières des groupes de recherche, je tiens aussi à remercier sur un plan plus personnel toute la joyeuse bande des doctorants et post-doctorants du laboratoire, qui fut une pépinière d'amitiés si importante alors que je débarquai dans une vie nouvelle. J'espère n'oublier personne dans les lignes qui suivent, même si je le crains fort car il faudrait plusieurs pages pour revenir sur tout ce que j'ai pu vivre grâce à vous. Clément, je commence par toi puisque tu es à coup sûr celui que j'ai le plus fréquenté en trois ans à Toulouse, que ce soit autour d'une bière, pour faire du sport le week-end, pour explorer les multiples possibilités culturelles de la Ville Rose ou tout simplement pour re-discuter à l'infini du sens de la vie. Tu peux être fier de tout ça, et je suis sûr que les vents te porteront vers les rivages que tu souhaites atteindre. À bientôt, l'ami ! Iris, c'était super chouette de t'avoir à nos côtés, avec ta joyeuse énergie bohème et toujours pleine de bons plans. Merci aussi Axelle pour ta délicatesse et pour les perspectives nouvelles sur lesquelles tu m'as ouvert les yeux. Merci Mary, toujours attentionnée et toujours présente pour bavarder, pour passer une bonne soirée ou pour partir une journée au ski. Thomas B., Mayeul, Valentin, Sabine, merci pour les escapades montagnardes, j'ai hâte d'en refaire de nouvelles. Un grand merci aussi à tous ceux qui ont été des habitués réguliers de cette bande, à midi pour le repas ou le ping-pong, ou lors de retrouvailles le week-end : Alexane, Zied, César, Marc, Hugo, Matteo, Thomas D., Léo, Yann, Quentin, Martin, Thibault et bien d'autres encore. Sans oublier Guillaume qui m'a donné envie de me tenir sur les mains de temps en temps pour changer un peu de perspective. Je vous souhaite à tous le meilleur pour la suite.

Je tiens aussi à remercier très chaleureusement mes compagnons de danse avec lesquels je suis rentré dans un nouvel univers depuis plus d'un an : Étienne, Laurène et bien sûr Célia, sans laquelle ce petit groupe n'existerait pas. Célia, je félicite le hasard de m'avoir fait croiser ta route, semant les graines d'une amitié faite pour durer longtemps. Je ne résiste pas à la tentation de mentionner ici ta célébration de mon rendu de manuscrit par trois gâteaux et

trois bougies d'anniversaire pour ces trois ans de travail. Merci également pour toutes les personnes formidables que tu m'as permis de rencontrer depuis, parmi lesquelles Clémentine que je remercie pour tous ses encouragements à l'approche de la soutenance.

Enfin, la réussite académique eût été beaucoup plus difficile si je n'avais pas été entouré, dès mes premiers pas, d'une famille aimante et toujours là derrière moi. La visio-conférence vous a permis d'assister à la soutenance encore plus nombreux que cela n'aurait été physiquement possible, et j'en suis ravi. Votre intérêt pour ce travail me touche beaucoup, et j'espère vous le rendre suffisamment en redisant ici que je vous aime très fort.

SOMMAIRE

Résumé	ix
Abstract	xi
I Introduction	1
1 La prévision infra-saisonnière : état de l'art et enjeux	3
1.1 Qu'est-ce que la prévision infra-saisonnière ?	3
1.1.1 Le chaos atmosphérique	3
1.1.2 Météo et climat	4
1.1.3 La prévision infra-saisonnière, un positionnement intermédiaire	4
1.1.4 Le projet S2S	5
1.1.5 Applications potentielles	6
1.1.6 Limites et enjeux de recherche	7
1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?	7
1.2.1 L'oscillation de Madden-Julian (MJO)	8
1.2.2 Les conditions aux limites variant lentement	16
1.2.3 Les fenêtres d'opportunité	20
1.3 La prévision infra-saisonnière des précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical	23
1.3.1 Contexte climatique	23
1.3.2 Pourquoi s'intéresser à la prévision infra-saisonnière des précipitations dans cette région ?	25
1.3.3 Un territoire d'étude : la Nouvelle-Calédonie	27
1.4 La prévision numérique des précipitations : limitations et enjeux	29
1.4.1 De la difficulté à représenter correctement les précipitations	30
1.4.2 Prise en compte des incertitudes de la prévision <i>a priori</i>	31
1.4.3 Correction des prévisions de précipitations <i>a posteriori</i>	32
1.4.4 Application aux précipitations du projet S2S	33
1.5 Problématiques abordées dans cette thèse	33
2 Outils et modèles	37
2.1 Les systèmes de prévision infra-saisonnière du projet S2S	37
2.2 Le système de prévision S2S de Météo-France	38
2.2.1 Le modèle de climat couplé CNRM-CM	38
2.2.2 Mise en place du système de prévision S2S	41
2.3 Le système de prévision S2S de l'ECMWF	43

2.3.1	Le modèle global couplé	44
2.3.2	Initialisation et génération des ensembles	44
2.4	Évaluation des prévisions	45
2.4.1	Données de référence	45
2.4.2	La procédure de vérification	47
2.4.3	Incertitude et significativité	55
2.5	Synthèse	57
II La prévision multi-modèle		59
3	Apport d'une approche multi-modèle à la prévision infra-saisonnière des précipitations	61
3.1	Introduction	61
3.2	Construction des multi-modèles	62
3.2.1	Les re-prévisions S2S utilisées	62
3.2.2	Multi-modèle équilibré	64
3.2.3	Multi-modèle pondéré	65
3.2.4	Multi-modèle tous membres	66
3.3	Évaluation des prévisions S2S	66
3.3.1	Prévisions déterministes	66
3.3.2	Prévisions probabilistes	70
3.3.3	Bilan	74
3.4	Taille d'ensemble et scores de prévision	74
3.4.1	Quel est l'impact de la taille d'ensemble sur les scores des modèles individuels ?	74
3.4.2	Comment expliquer les améliorations du multi-modèle : taille d'ensemble ou diversité ?	75
3.5	Quelle est la meilleure approche multi-modèle ?	78
3.6	Focus sur cinq zones	82
3.7	Synthèse	85
III Utilisation de la prévisibilité grande échelle		87
4	La prévision infra-saisonnière statistico-dynamique	89
4.1	Introduction	89
4.2	Influence de la grande échelle sur l'occurrence de fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical	91
4.2.1	Éléments de méthodologie	91
4.2.2	Résultats	91
4.3	Quelle est la capacité des systèmes S2S à prévoir l'ENSO et la MJO ?	94
4.3.1	Prévision des anomalies de TSO dans la boîte Niño 3.4	94
4.3.2	Prévision de la MJO	94
4.4	Les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations sont-ils correctement représentés par les modèles numériques ?	97
4.4.1	Représentation des impacts de l'ENSO	97
4.4.2	Représentation des impacts de la MJO	100
4.4.3	Bilan	103

4.5	Développement et évaluation d'une approche statistico-dynamique bayésienne	106
4.5.1	Aperçu des approches mathématiques existantes	106
4.5.2	Résumé de l'article paru dans <i>Climate Dynamics</i>	108
4.5.3	Article : Improving subseasonal precipitation forecasts through a statistical-dynamical approach : application to the southwest tropical Pacific	109
4.6	L'approche statistico-dynamique améliore-t-elle la représentation des impacts de l'ENSO et de la MJO dans les modèles ?	131
4.6.1	Représentation des impacts de l'ENSO	131
4.6.2	Représentation des impacts de la MJO	131
4.6.3	Bilan	133
4.7	Quelle est la prévisibilité théorique apportée par les indices liés à l'ENSO et à la MJO ?	134
4.8	Synthèse	137
5	Fenêtres d'opportunité et études de cas sur la Nouvelle-Calédonie	139
5.1	Introduction	139
5.2	Méthodologie	140
5.2.1	Paires observation/membre	140
5.2.2	Phases de l'ENSO et de la MJO	141
5.2.3	Pourcentage de bonnes prévisions	142
5.2.4	Significativité et robustesse	142
5.3	Conditions de grande échelle <i>a posteriori</i> favorables à l'anticipation de fortes pluies	143
5.3.1	L'influence de l'ENSO	143
5.3.2	L'influence de la MJO	144
5.3.3	Bilan	146
5.4	Les opportunités liées aux conditions de grande échelle en Nouvelle-Calédonie	147
5.4.1	Les opportunités liées à l'ENSO	147
5.4.2	Les opportunités liées à la MJO prévue	148
5.4.3	Les opportunités liées aux conditions MJO initiales	148
5.4.4	Bilan	150
5.5	Études de cas	151
5.5.1	Présentation des cas retenus	151
5.5.2	Cas n°1 : 6-8 février 2001	153
5.5.3	Cas n°2 : du 11 au 15 mars 2012	157
5.5.4	Cas n°3 : 27 février-1 ^{er} mars 2006	160
5.5.5	Cas n°4 : 29-30 décembre 2003	163
5.5.6	Bilan des cas présentés	166
5.6	Synthèse	167
	Conclusion	169
6	Conclusions et perspectives	171
6.1	Synthèse générale et discussions	171
6.1.1	Quelles sont les capacités actuelles des systèmes S2S pour prévoir les précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical ?	171
6.1.2	Comment les capacités des systèmes de prévision infra-saisonniers peuvent-elles être améliorées <i>a posteriori</i> ?	173

6.1.3	Quel rôle les modes de variabilité grande échelle que sont l'ENSO et la MJO jouent-ils sur la prévisibilité ? Les systèmes de prévision en tirent-ils parti de manière optimale ?	175
6.1.4	Les prévisions S2S permettent-elles d'anticiper les événements de fortes pluies en Nouvelle-Calédonie à plusieurs semaines d'échéance ?	176
6.2	Perspectives	176
6.2.1	Des re-prévisions aux prévisions en temps réel	177
6.2.2	Quels sont les niveaux d'agrégation spatiale et temporelle optimaux ?	177
6.2.3	Identification et évaluation des fenêtres d'opportunité	178
6.2.4	La représentation des impacts de l'ENSO et de la MJO	178
6.2.5	Vers les applications opérationnelles	179
	Liste des Figures	181
	Liste des Tableaux	187
	Acronymes	189
	Bibliographie	193
	Annexes	215
	A Comparaisons pour différentes combinaisons multi-modèle	217
	B Article publié dans <i>Earth and Space Science</i>	221
	C Impacts de la MJO dans les modèles : phases 2-3 et 6-7	223
	D Études de cas : prévisions multi-modèles	227
D.1	Cas n°1 : 6-8 février 2001	227
D.2	Cas n°2 : du 11 au 15 mars 2012	228
D.3	Cas n°3 : 27 février-1er mars 2006	228
D.4	Cas n°4 : 29-30 décembre 2003	229

RÉSUMÉ

Les prévisions numériques aux échéances infra-saisonniers connaissent un intérêt grandissant depuis une dizaine d'années, dans le sillage du projet Subseasonal-to-Seasonal (S2S) et de sa base de données de prévisions. Cet engouement est dû aux progrès réalisés dans deux directions : la meilleure compréhension théorique des phénomènes sources de prévisibilité à ces échéances, et la meilleure représentation de ces phénomènes dans les modèles numériques. Toutefois, la possibilité de prévoir des événements climatiques au-delà de deux semaines reste limitée et intermittente. Dans le Pacifique Sud-Ouest tropical (110°E - 200°E ; 30°S - 0°), la modulation des pluies par l'oscillation de Madden-Julian (MJO) — principal mode planétaire de variabilité infra-saisonnier — ainsi que la variabilité basse fréquence liée à El Niño Southern Oscillation (ENSO), laissent cependant entrevoir une possible anticipation des précipitations aux échelles infra-saisonniers.

Cette thèse cherche à caractériser la prévisibilité des périodes de fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical avec les systèmes de prévision S2S actuels. Elle propose un cadre d'évaluation appliqué aux re-prévisions de six systèmes de la base S2S sur une période de 18 ans (1996-2013) durant l'été austral (décembre-janvier-février), saison pour laquelle les pluies intenses sont les plus fréquentes dans la région. Deux approches parallèles sont ensuite développées pour améliorer les performances des prévisions par rapport à celles initialement obtenues. D'une part, des approches multi-modèles sont mises en œuvre et permettent de produire des prévisions infra-saisonniers déterministes et probabilistes de meilleure qualité. D'autre part, une méthode de prévision statistique à partir des sorties des modèles est développée. Cette prévision statistico-dynamique part du principe que les modèles numériques prévoient mieux les indicateurs climatiques de grande échelle agissant sur les précipitations (ENSO et MJO) que les précipitations elles-mêmes. Lorsqu'on recalibre les précipitations prévues tout en incluant l'information liée à l'ENSO et à la MJO, l'approche statistico-dynamique est source d'améliorations notables des prévisions probabilistes de fortes pluies.

Au-delà de l'évaluation systématique par des scores, ces travaux rendent aussi compte des capacités de prévision d'événements référencés de fortes pluies plusieurs semaines à l'avance. L'accent est mis sur la Nouvelle-Calédonie (163°E - 169°E ; 23°S - 18°S), territoire situé dans la partie méridionale du domaine où la prévisibilité infra-saisonnier est modérée. Les performances ponctuelles des systèmes S2S sur les événements sélectionnés sont mises en regard avec le contexte de grande échelle lié à l'ENSO et la MJO. Ce contexte permet en outre d'identifier des fenêtres d'opportunité, où l'on peut accorder une confiance accrue aux prévisions annonçant des précipitations intenses.

ABSTRACT

Numerical subseasonal forecasting has met growing interest in the last decade, in the wake of the Subseasonal-to-seasonal (S2S) prediction project and its forecast database. This is due to recent and significant progress in two directions : a better understanding of the sources of predictability at subseasonal timescales, and a better representation of these phenomena in numerical models. However, the ability to forecast specific climate events beyond two weeks remains quite limited and sporadic. Yet, in the southwest tropical Pacific (110°E-200°E ; 30°S-0°), rainfall is expected to exhibit some subseasonal predictability, thanks to the influence of the Madden-Julian oscillation (MJO) — which is the main driver of subseasonal climate variability at the global scale — and El Niño Southern Oscillation (ENSO) — which provides low-frequency signals.

The aim of this thesis is to document the subseasonal predictability of heavy rainfall periods in the southwest tropical Pacific with state-of-the-art S2S forecasting systems. A verification framework is applied to six systems from the S2S database on a common 18-year reforecast period (1996-2013) in the austral summer season (December-January-February), when heavy rainfall is the most frequent in the region of interest. Then, two approaches are developed in order to improve the verification scores compared to those obtained initially. On the one hand, various multimodel combination methods are implemented and improve deterministic and probabilistic forecast quality. On the other hand, statistical forecasts are produced using the dynamical models' output variables. The underlying assumption of this statistical-dynamical approach is that numerical models are better at forecasting large-scale climate drivers affecting rainfall, such as ENSO and the MJO, than rainfall itself. Provided that it includes both calibration of forecast precipitation along with ENSO and MJO information, this approach leads to a significant improvement of probabilistic forecasts of heavy rainfall events.

Beyond a systematic evaluation with verification scores, this thesis also assesses the ability to forecast specific heavy rainfall events several weeks in advance. For this purpose, the emphasis is laid on referenced events that occurred in New Caledonia (163°E-169°E ; 23°S-18°S). Located in the southern part of the domain, this archipelago exhibits limited subseasonal predictability of precipitation in the S2S systems. Their specific performance on the selected single events is evaluated in light of the large-scale ENSO and MJO context. This large-scale context also enables to identify windows of opportunity, when there is increased confidence that heavy precipitation will actually occur if forecast.

PREMIÈRE PARTIE

INTRODUCTION

LA PRÉVISION INFRA-SAISONNIÈRE : ÉTAT DE L'ART ET ENJEUX

1.1 Qu'est-ce que la prévision infra-saisonnière ?

1.1.1 Le chaos atmosphérique

L'échéance de validité des prévisions météorologiques communément admise par le grand public est de quelques jours. Prévoir l'état de l'atmosphère au-delà de ces échéances, comme nous proposons de le faire dans cette thèse, semblera dès lors une entreprise audacieuse. En effet, depuis les travaux fondateurs d'Edward Lorenz dans les années 1960, il existe un consensus pour affirmer que l'atmosphère est régie par une dynamique chaotique : même avec des équations décrivant aussi précisément que possible son évolution, leur résolution numérique à partir d'un état initial réaliste mène toujours en temps fini à un état simulé très éloigné de la réalité correspondante.

Or il est impossible de disposer de l'état initial « exact » au lancement d'une prévision : aucun réseau d'observation n'est assez dense pour connaître en tous points les valeurs des variables physiques requises, les observations disponibles sont entachées d'incertitudes inhérentes aux appareils de mesure, et même la précision utilisée par les ordinateurs pour le calcul influe sur la solution obtenue. Dès lors, les erreurs entre l'état de l'atmosphère simulé et celui dans lequel elle se trouve réellement vont croissant au fur et à mesure que l'on s'éloigne de l'initialisation, jusqu'à rendre la prévision inutilisable.

Lorenz (1963) a tiré cette conclusion avec un système de trois équations représentant de manière simplifiée la convection atmosphérique. Elle fut ensuite confirmée avec un autre système d'équations décrivant plus précisément la dynamique de l'atmosphère, pour lequel la limite de prévisibilité est de 17 jours (Lorenz, 1969). Dans le cadre d'une prévision météorologique opérationnelle, le modèle physique sous-jacent est plus complexe et nécessite plus de données pour son état initial : les échéances de validité des prévisions y sont encore inférieures et ne dépassent pas 10 ou 12 jours. Cette limite correspond à la prévision météorologique à moyen terme, dont l'amélioration est la vocation principale du Centre Européen de Prévisions

Météorologiques à Moyen Terme, qui sera désigné dans toute cette thèse par son acronyme anglophone ECMWF (European Centre for Medium-range Weather Forecasts).

1.1.2 Météo et climat

Pourtant, nous sommes régulièrement exposés à des prévisions de l'état de l'atmosphère au-delà de cette limite théorique. Par exemple, des prévisions de températures ou de pluviométrie moyennes durant les trois mois à venir sont fournies par un certain nombre de services météorologiques, dont Météo-France (<http://www.meteofrance.com/accueil/previsions-saisonnieres>). On parle alors de prévisions saisonnières. La production d'informations à ces échéances plus lointaines repose sur des connaissances scientifiques tout aussi solides que le comportement chaotique de l'atmosphère. Cependant, ces connaissances ne se rapportent pas à la météorologie mais au climat. Alors que la météorologie cherche à décrire la succession chronologique des états de l'atmosphère à fine résolution temporelle et spatiale, le climat se définit de manière statistique sur des fenêtres temporelles beaucoup plus longues, et souvent à plus large échelle spatiale.

Dans un cadre de travail climatologique, on s'intéressera par exemple aux anomalies moyennes par rapport à une référence, ou encore à des statistiques d'événements sur la période considérée. Une prévision réaliste de ces indicateurs est rendue possible par des contraintes, qui restreignent l'évolution de l'atmosphère à une portion de l'ensemble des états qu'elle peut occuper. Pour les projections de changement climatique, l'augmentation de la concentration des gaz à effets de serre est responsable d'un changement du bilan radiatif terrestre entraînant nécessairement une température de surface plus chaude en moyenne. En prévision saisonnière, l'état de l'atmosphère à l'échelle de la saison cible est contraint par d'autres mécanismes que nous aborderons à la Section 1.2.2.

1.1.3 La prévision infra-saisonnière, un positionnement intermédiaire

Nous venons d'évoquer les prévisions météorologiques qui permettent de décrire l'évolution du temps sensible sur une à deux semaines, et les prévisions saisonnières qui renseignent sur les anomalies climatiques de la prochaine saison. Les prévisions infra-saisonnières portent quant à elles sur la fenêtre intermédiaire entre les deux échéances précédentes. Bien que les limites séparant ces trois types de prévisions ne fassent pas l'objet d'une nomenclature stricte, on parle généralement d'échéance infra-saisonnière **entre deux semaines et deux mois** à compter du lancement de la prévision. Chaque prévision infra-saisonnière doit être intégrée sur une période suffisamment longue pour couvrir ces échéances. Il convient cependant de préciser que, même si le second mois est théoriquement inclus, la plupart des études qui sont consacrées à l'infra-saisonnier se focalisent sur le premier mois de prévision, jusqu'à la quatrième semaine (par exemple de Andrade et al., 2019; Pegion et al., 2019; Vignaud et al., 2017a; Wang et Robertson, 2019). On parle donc aussi de prévision mensuelle. Ce choix est dû en partie à la faible performance des systèmes de prévision infra-saisonnière sur le deuxième mois. Nous l'adoptons ici afin de nous focaliser sur les échéances les plus couramment utilisées par la communauté.

Compte tenu de ses incertitudes, une prévision infra-saisonnière sera fréquemment présentée **sous forme probabiliste** et se focalisera sur des fenêtres temporelles plus longues

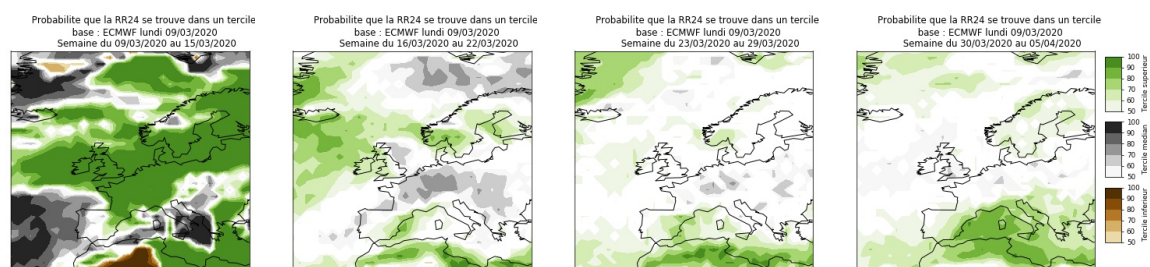


FIGURE 1.1 – Cartes de synthèse de la prévision probabiliste infra-saisonnière des précipitations hebdomadaires sur l’Europe produite par l’ECMWF et initialisée le 9 mars 2020 (Source : S. Antoine).

que la journée. L’unité temporelle généralement choisie est **la semaine**. Cependant, à l’instar de la prévision météorologique, la prévision infra-saisonnière visera tout de même à décrire l’évolution des variables prévues avec l’échéance, par exemple semaine 2, puis semaine 3, puis semaine 4.

Enfin, une autre caractéristique de la prévision infra-saisonnière est sa nature **ensembliste** : chaque prévision est un jeu de plusieurs prévisions (appelées membres) faites avec le même modèle pour la même période. Celles-ci diffèrent par de petites perturbations des conditions initiales ou de la physique du modèle. La prévision d’ensemble permet de tenir compte des trajectoires possibles du système étant donné son comportement chaotique. Ce cadre ensembliste est commun avec la prévision saisonnière, et tend à se généraliser pour les prévisions météorologiques à court et moyen terme. Il permet de disposer de prévisions d’événements sous forme probabiliste, comme illustré par la Figure 1.1.

1.1.4 Le projet S2S

L’intérêt pour la prévision infra-saisonnière est relativement récent. Ce n’est qu’à partir des années 2000 qu’apparaissent des systèmes de prévision numérique spécifiquement dédiés à ces échéances, en particulier celui de l’ECMWF (Vitart, 2004). Ce développement tardif s’explique par le fait que les échelles infra-saisonnières ont longtemps été considérées comme un « désert » de prévisibilité, le temps que certaines sources d’information, qui seront détaillées Section 1.2, soient connues, comprises et suffisamment bien représentées par les modèles numériques de climat. En retour, ces progrès ont motivé l’intensification des efforts de recherche, qui se sont traduits en 2013 par le lancement du projet international Subseasonal-to-Seasonal (S2S, Vitart et al., 2017).

Le projet S2S est piloté conjointement par deux programmes de l’Organisation Météorologique Mondiale : le WWRP (World Weather Research Program) dédié aux échéances météorologiques et le WCRP (World Climate Research Program), dédié à toutes les échéances climatiques à partir du saisonnier. Ce double pilotage témoigne de la double filiation des prévisions infra-saisonnières et de leur rôle de passerelle¹ entre prévision météorologique à court terme et prévision saisonnière. L’un des apports de S2S à la recherche sur l’infra-saisonnier est la mise à disposition en accès libre de prévisions numériques réalisées par divers organismes, qui ont servi de base aux travaux de cette thèse. Soulignons qu’un second projet de ce type, intitulé SubX et regroupant des modèles nord-américains, a depuis vu le jour (Pegion et al.,

1. Le sous-titre du projet est « Bridging the gap between weather and climate ».

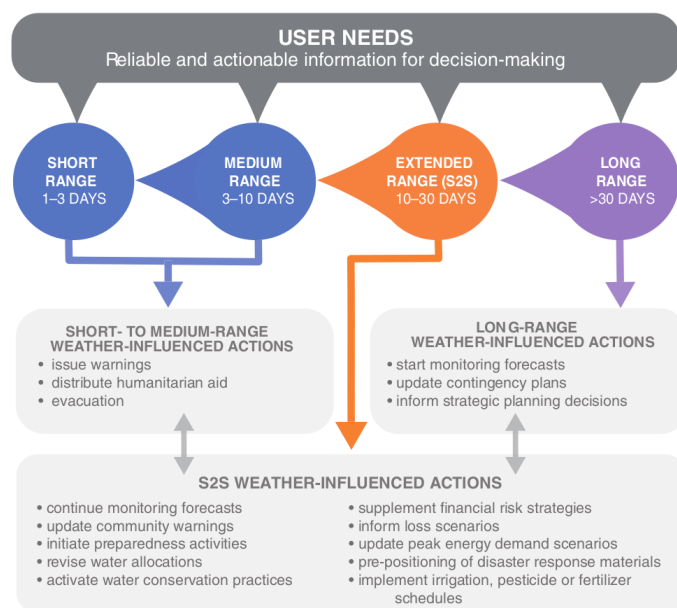


FIGURE 1.2 – Utilisation des prévisions S2S dans un cadre de travail intégré avec d'autres échelles temporelles. Figure tirée de White et al. (2017).

2019), preuve de l'engouement actuel de la communauté pour l'infra-saisonnier.

1.1.5 Applications potentielles

Cet engouement est justifié par les besoins de nombreux acteurs socio-économiques en terme d'informations aux échelles de temps infra-saisonniers. White et al. (2017) soulignent qu'un certain nombre de décisions importantes se prennent quelques semaines à l'avance dans des secteurs aussi divers que l'aide humanitaire, la production d'énergie, la veille sanitaire, la gestion des ressources en eau, l'agriculture mais aussi la sécurité des personnes et des biens ou encore la finance et l'assurance. L'utilisation de ces échéances par les utilisateurs peut s'inscrire en complément de celles déjà plus utilisées que sont la prévision court terme et la prévision saisonnière, dans un cadre de travail intégré que l'on peut qualifier de « sans couture » (« seamless » en anglais).

La Figure 1.2 illustre bien le positionnement des prévisions S2S dans ce cadre. L'intégration de toutes les échéances est traduite par les expressions « start monitoring forecasts » pour la prévision saisonnière et « continue monitoring forecasts » pour la prévision infra-saisonnaire. Autrement dit, un signal particulièrement notable apparaissant dans une prévision d'échéance plus longue donnera lieu à une attention accrue aux prévisions d'échéances plus courtes pour affiner ce signal. L'information de la prévision saisonnière est affinée par la prévision infra-saisonnaire, elle-même complétée par les prévisions à court et moyen terme.

L'intégration de toutes les échelles temporelles est d'ores et déjà utilisée par la Croix-Rouge avec la séquence « Ready-Set-Go », conçue pour la préparation face à des catastrophes météorologiques (Goddard et al., 2014). Le secteur agricole offre lui aussi un exemple d'utilisation combinée des échéances de prévision : la prévision saisonnière permet de faire les choix de semences pour la saison alors que la prévision infra-saisonnaire peut permettre d'ajuster le

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?

calendrier de semis ou d'irrigation (White et al., 2017).

Le transfert vers les usagers fait actuellement l'objet de tout un volet de la deuxième phase du projet S2S initiée en 2018 : 16 projets sectoriels ont été sélectionnés afin d'utiliser les prévisions S2S en temps réel pour en mesurer l'utilité (S2S Project Phase II proposal, 2018). On citera par exemple S2S for Energy (S2S4E), dont le but est de fournir aux acteurs de la production d'électricité renouvelable des informations infra-saisonnières adaptées à leur nécessité de faire face à l'intermittence de la ressource.

1.1.6 Limites et enjeux de recherche

Toutefois, ces fortes attentes sont à mettre en regard avec les performances actuellement limitées des systèmes de prévision infra-saisonnières dans les échéances allant au-delà de la prévision météorologique à moyen terme. Mis à part quelques cas emblématiques que certaines prévisions sont raisonnablement parvenues à anticiper trois ou quatre semaines à l'avance, comme la canicule de début juillet 2015 sur l'Europe de l'Ouest (Ardilouze et al., 2017) ou la vague de froid qui a frappé cette même région fin février 2018 (Antoine, 2019; Kautz et al., 2020), les études procédant à une évaluation systématique de re-prévisions sur des périodes passées concluent assez souvent à une qualité très modeste des prévisions au-delà de la deuxième semaine, et ce sur de nombreuses régions du globe.

C'est le cas pour les précipitations sur l'Amérique du Nord (Vigaud et al., 2017a; Wang et Robertson, 2019) et sur les continents aux moyennes latitudes en général (de Andrade et al., 2019). C'est aussi le cas pour les prévisions de température dans certaines zones du continent australien (Hudson et al., 2011, 2016) ou sur l'est de l'Asie (Liang et Lin, 2018). Ces limitations soulignent que la généralisation des prévisions S2S à un cadre opérationnel nécessite encore des efforts de recherche, aussi bien dans le **développement des modèles numériques** de prévision que dans leur **exploitation post-intégration**, que ce soit par l'extraction de l'information utile, la quantification des incertitudes ou la vérification (White et al., 2017). C'est à ce second volet que cette thèse propose d'apporter une contribution.

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?

En prévision météorologique à court et moyen terme, les systèmes de prévision parviennent à fournir une information réaliste en raison de leur proximité avec l'initialisation. Les erreurs croissantes de prévision n'atteignent pas encore un niveau rédhibitoire et on considère donc que l'information provient essentiellement des **conditions initiales**. En prévision saisonnière, des mécanismes liés à d'autres composantes du système climatique contraignent l'évolution de l'atmosphère. L'atmosphère est une enveloppe fluide en contact avec la surface terrestre, avec laquelle elle échange des flux d'énergie et d'humidité. En raison de l'inertie de l'océan et des surfaces continentales, une partie de ces flux présente une variabilité faible aux échéances saisonnières et représente pour l'atmosphère des conditions aux limites variant lentement qui influencent sa dynamique. C'est pourquoi on considère que l'information en prévision saisonnière provient essentiellement des **conditions aux limites**, ce qui a été désigné par Lorenz (1975) sous le terme de « prévisibilité de second ordre ».

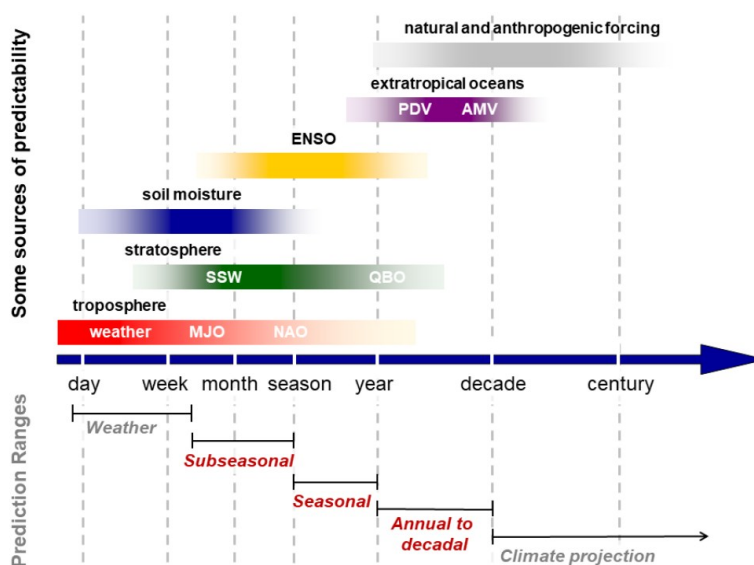


FIGURE 1.3 – Principales sources de prévisibilité selon les échéances. Figure tirée de Merryfield et al. (2020).

Les échéances infra-saisonnières, quant à elles, sont déjà éloignées des conditions initiales, tout en ne couvrant pas des fenêtres temporelles suffisamment longues pour que les conditions aux limites soient complètement prépondérantes (Vitart, 2004). Ceci est illustré par la Figure 1.3 : l'échelle mensuelle est concernée entre autres par les informations de la troposphère (en rouge) qui sont liées aux conditions initiales, par « ENSO » (en jaune) qui est lié aux conditions aux limites, et par « soil moisture » (en bleu) qui relève à la fois des conditions initiales et aux limites. La prévision infra-saisonnière tire donc parti de ces deux catégories d'information à la fois, mais de manière limitée pour chacune d'entre elles. Nous détaillons les mécanismes associés dans les paragraphes qui suivent.

1.2.1 L'oscillation de Madden-Julian (MJO)

1.2.1.1 Description

L'Oscillation de Madden-Julian (MJO) est le principal **mode de variabilité infra-saisonnier** intervenant dans l'atmosphère tropicale, et plus généralement dans l'ensemble du système climatique. Elle se manifeste par une perturbation du vent zonal et de la convection dans la bande équatoriale qui se propage d'ouest en est à l'échelle du globe. C'est un **phénomène intermittent** avec des périodes de forte activité, appelées « événements MJO », séparées par des périodes sans signal notable (Hendon et al., 2000; Wheeler et Hendon, 2004). Son effet le plus marquant est le déplacement d'une zone pour laquelle la convection est fortement intensifiée, appelée enveloppe convective, suivie d'une zone où la convection est inhibée.

La MJO fut d'abord mise en évidence par Madden et Julian (1971) à travers des oscillations concomitantes du vent zonal de la haute et de la basse troposphère en un point précis de la bande équatoriale au milieu du Pacifique, l'île de Canton (3°S, 172°W). Madden et Julian (1972) démontrèrent ensuite que cette oscillation était le résultat de la propagation de cellules de circulation zonale d'échelle planétaire entre la surface et le haut de la troposphère, telles

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?

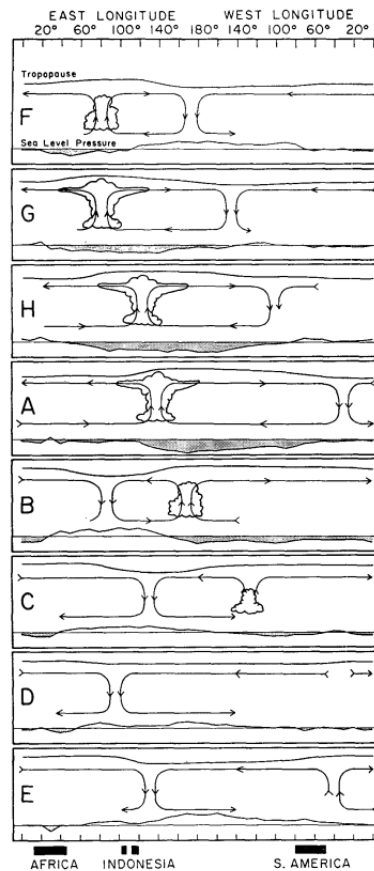


FIGURE 1.4 – Structures de grande échelle associées à la MJO. Les nuages représentent l’enveloppe convective et les flèches la circulation zonale. Figure tirée de Madden et Julian (1972).

que représentées sur la Figure 1.4. À certaines étapes de son cycle de vie, la MJO présente une zone de convergence des vents en basse troposphère, ce qui provoque de l’ascendance et explique l’apparition de la zone convective. Au contraire, les vents en altitude divergent pour refermer les cellules de circulation par subsidence.

Dans un cycle MJO complet, l’enveloppe apparaît dans l’ouest de l’océan Indien et se déplace jusqu’au milieu du bassin Pacifique, en passant par le Continent Maritime. Passé le centre du bassin Pacifique, la signature de la MJO sur la convection disparaît, tandis que la signature sur le vent zonal peut terminer le tour de la circonférence terrestre. Cette propagation s’effectue avec un nombre d’onde proche de 1, une vitesse d’environ 5 m/s et une durée comprise dans une fourchette large de 30 à 90 jours (Zhang, 2005). Ainsi, son pic spectral couvre des périodes allant de 40 à 60 jours, d’où sa nature typiquement infra-saisonnière (Woolnough, 2019).

Cependant, le cycle ne se déroule pas toujours entièrement lors d’un événement MJO : le signal peut effectuer de légers retours en arrière vers l’ouest, stagner sur une zone particulière ou même s’interrompre avant d’avoir effectué un tour complet. En particulier, au niveau du Continent Maritime, la propagation de l’enveloppe convective est parfois stoppée (Kerns et Chen, 2016; Rui et Wang, 1990; Zhang et Ling, 2017) ou déviée (Zhou et Murtugudde, 2020).

L’activité de la MJO est beaucoup plus marquée en hiver boréal (Salby et Hendon, 1994).

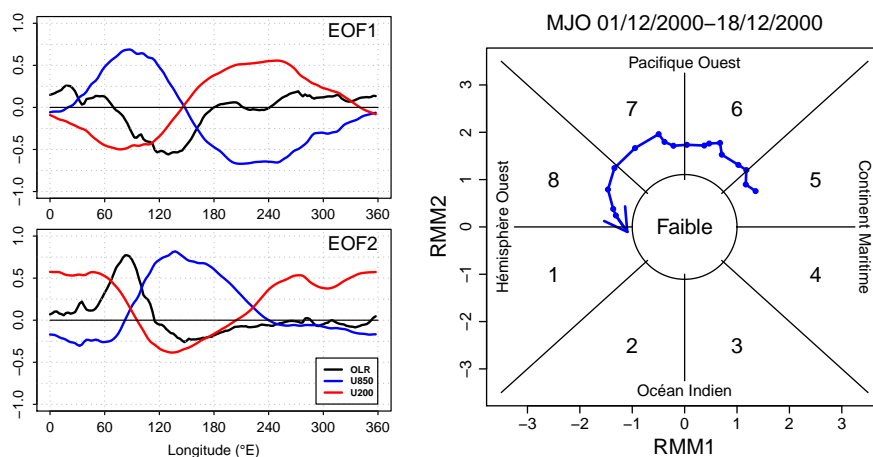


FIGURE 1.5 – Gauche : Structure des deux vecteurs propres ou EOF (Empirical Orthogonal Function) utilisés pour le calcul des indices RMM1 et RMM2. Droite : Diagramme de la propagation de la MJO dans le plan ($RMM1$, $RMM2$) pour la période du 1^{er} au 18 décembre 2000 (données ERA-Interim). Les numéros indiquent les 8 phases de la MJO, le cercle central délimite l'espace du plan où l'amplitude est inférieure à 1 (MJO inactive ou faible).

Durant l'été boréal, la convection tropicale se propage aussi aux échelles infra-saisonnnières, à la fois vers l'est mais également vers le nord, dans les zones de mousson. Ainsi, la variabilité infra-saisonnaire tropicale est souvent considérée comme bimodale, avec le mode MJO dominant durant l'hiver boréal et le mode BSISO (pour Boreal Summer Intraseasonal Oscillation) dominant durant l'été boréal (Kikuchi et al., 2012). La zone d'étude de cette thèse étant située dans l'hémisphère Sud, elle n'est pas impactée par la BSISO et cette section se limite donc à la MJO telle qu'observée en hiver boréal.

1.2.1.2 Caractérisation

Wheeler et Hendon (2004) ont développé une paire d'indices permettant de décrire la situation et l'évolution de la MJO. Ils reposent sur des champs d'anomalies moyennés sur la bande de latitude 15°S - 15°N : vent zonal à 850 hPa et 200 hPa (U850 et U200), et flux de rayonnement infrarouge sortant au sommet de l'atmosphère, noté par la suite OLR². Directement disponible grâce aux observations satellitaires, le flux OLR est un bon indicateur de l'activité convective car il diminue avec l'augmentation de la couverture nuageuse, celle-ci absorbant les radiations infrarouges émises par la surface terrestre.

Les indices de Wheeler et Hendon (2004), notés **RMM1** et **RMM2**³, sont obtenus par une Analyse en Composantes Principales (ACP) du champ multivarié incluant U850, U200 et l'OLR à toutes les longitudes. Ils correspondent aux deux premières composantes principales et leur calcul en temps réel nécessite une simple projection des anomalies liées aux champs observés ou prévus sur des vecteurs propres prédéfinis, qui sont représentés sur la Figure 1.5 (à gauche).

L'évolution des indices MJO est souvent représentée par une succession de points dans

2. *Outgoing Longwave Radiation*

3. Real-time Multivariate MJO index

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?

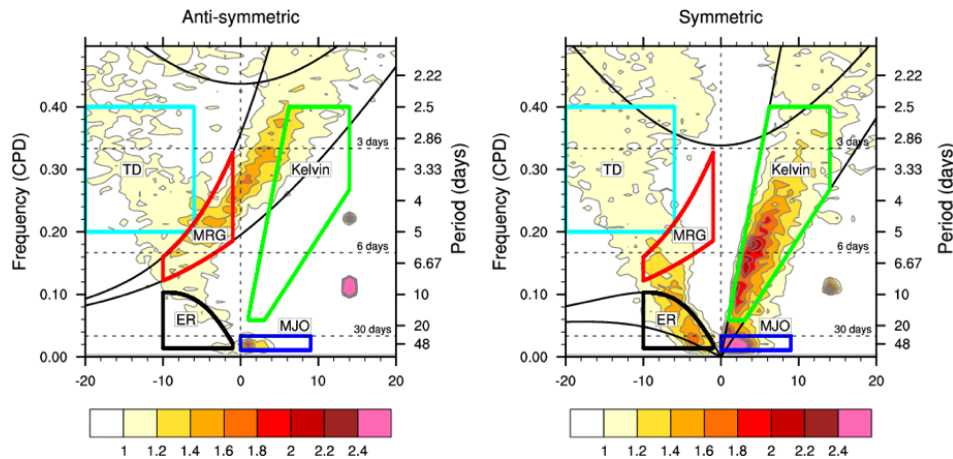


FIGURE 1.6 – Diagramme spectral nombre d’onde-fréquence de l’OLR dans la bande tropicale, en séparant les composantes anti-symétrique (à gauche) et symétrique (à droite) par rapport à l’équateur. La couleur indique la valeur de l’amplitude spectrale. Les signaux spectraux de la MJO ainsi que des ondes de Kelvin et équatoriales Rossby (ER) sont présents essentiellement dans le diagramme de droite car la structure de ces ondes est symétrique. MRG : ondes mixtes Rossby-gravité. TD : dépressions tropicales. Figure tirée du site de Carl Schreck : <https://ncis.org/portfolio/monitor/mjo/v1/>.

un plan ($RMM1$, $RMM2$) (Figure 1.5, droite). La propagation de la MJO correspond à une rotation anti-horaire dans ce plan. Le plan est aussi découpé en huit quadrants correspondant à **huit phases de la MJO**, chaque phase étant associée à une localisation particulière de l’enveloppe convective qui est indiquée sur les côtés du diagramme. L’intensité du phénomène est quant à elle fournie par l’amplitude $\sqrt{RMM1^2 + RMM2^2}$. Un seuil d’amplitude, généralement fixé à 1, sert à séparer les jours où un événement MJO est en cours (MJO active) de ceux où la MJO est inactive.

1.2.1.3 Structure et origine

La MJO est un mode de variabilité climatique complexe : au contraire des ondes équatoriales avec couplage convectif, mises en évidence par le travail théorique de Matsuno (1966) et Lindzen (1967, 1974), la MJO n’est pas un mode normal des équations simplifiées de la dynamique des fluides dans le plan β équatorial, comme peuvent l’être entre autres les ondes de Kelvin et de Rossby équatoriales. Du fait de leur propagation vers l’est et de leur influence sur le vent zonal, on a eu tendance à associer, voire à assimiler, ondes de Kelvin équatoriales et MJO dès la découverte de cette dernière. Toutefois, leurs signatures spectrales en nombre d’onde et fréquence diffèrent (Wheeler et Kiladis, 1999), comme illustré par la Figure 1.6. Cela se traduit par une vitesse de propagation plus lente de la MJO (~ 5 m/s) par rapport aux ondes de Kelvin (~ 15 m/s).

L’association entre onde de Kelvin et MJO n’est cependant pas complètement erronée dans la mesure où la MJO présente en fait une structure mixte entre une onde de Kelvin et une onde de Rossby équatoriale (Wang, 2005, Figure 1.7). L’enveloppe convective de la MJO où a lieu la convergence de l’air correspond à la zone de basse pression de l’onde de Kelvin, tandis que la zone où la convection est inhibée correspond à la zone de haute pression de l’onde de Rossby, flanquée au nord et au sud par des zones de basse pression avec anomalies de circulation cycloniques.

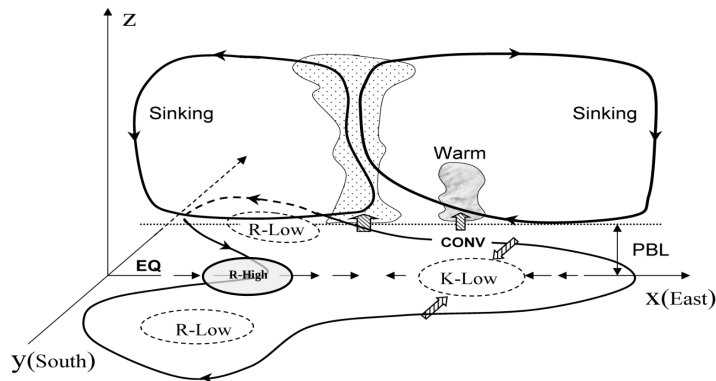


FIGURE 1.7 – Structure tridimensionnelle de la MJO, tirée de Wang (2005). « K-Low » désigne une anomalie négative de pression liée à l’onde de Kelvin, tandis que « R-Low » (« R-High ») désigne une anomalie négative (positive) liée à l’onde de Rossby équatoriale. PBL : Planetary Boundary Layer (couche limite atmosphérique).

En raison de cette complexité, il n’existe pas à ce jour de consensus théorique pour expliquer l’apparition et la propagation d’un événement MJO. Ce phénomène implique des rétroactions entre la circulation dynamique, les effets thermodynamiques liés à la vapeur d’eau et les flux de surface, qui le rapprochent du « problème de l’œuf et de la poule ». Une première approche théorique affirme que la MJO est une réponse de l’atmosphère tropicale à un forçage externe (par exemple des anomalies statiques persistantes de précipitations ou des perturbations extra-tropicales), tandis qu’une seconde approche considère que la MJO émerge du fait d’une instabilité interne de l’atmosphère (Zhang, 2005).

Malgré cette incertitude théorique, de nombreux modèles numériques de climat sont capables de représenter une MJO réaliste d’un point de vue climatologique. Les éléments-clés de cette bonne représentation sont le couplage entre l’océan et l’atmosphère (DeMott et al., 2015; Wang et al., 2015) et la façon dont la convection est représentée dans la composante atmosphérique du modèle (Vitart, 2014; Wang et al., 2015).

1.2.1.4 Influence sur le climat global

L’enveloppe convective de la MJO est caractérisée par une augmentation de la nébulosité et de fortes anomalies positives de précipitations à son passage, à des échelles de temps de l’ordre de la semaine. Dans le même temps, une zone voisine présente une réduction des précipitations car la convection est inhibée par subsidence compensatoire. Cette modulation des précipitations dans la bande tropicale, illustrée phase après phase par la Figure 1.8, correspond à l’impact le plus notable de la MJO sur le climat global.

Toutefois, ce n’est pas le seul (Woolnough, 2019; Zhang, 2013). La Figure 1.9, tirée de l’étude globale de Donald et al. (2006), montre qu’on observe des anomalies significatives de pluies (dont le signe change avec la phase de la MJO) dans de nombreuses régions du globe, y compris des zones éloignées de la bande équatoriale Indo-Pacifique (par exemple la côte Est de l’Amérique du Nord). Par ailleurs, la MJO agit sur d’autres variables climatiques comme la température. Matsueda et Takaya (2015) montrent ainsi que la fréquence des événements de température extrême à l’échelle globale change entre les périodes actives et inactives de la MJO.

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?

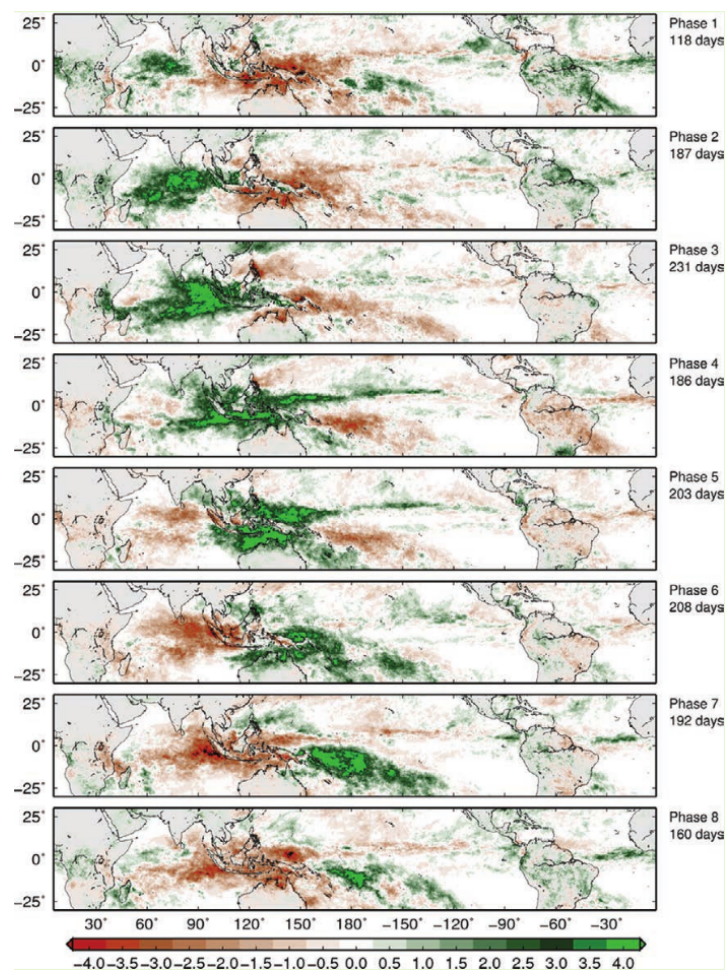


FIGURE 1.8 – Anomalies infra-saisonnières de précipitations (mm/j) dans le produit TRMM au cours de la période novembre-avril 1998-2012 selon la phase de la MJO. Figure tirée de Zhang (2013).

Les impacts de la MJO aux latitudes extra-tropicales illustrent ce l'on appelle de manière générale des téléconnexions, c'est-à-dire des relations entre variables climatiques à distance. Les mécanismes de téléconnexions liés à la MJO sont résumés par la Figure 1.10. Le chauffage diabatique et la divergence à la tropopause, créés par la convection, déclenchent des ondes de Rossby qui se propagent vers les pôles et créent des anomalies de circulation aux moyennes latitudes (Stan et al., 2017). Par exemple, la MJO est capable d'avoir un effet indirect sur les conditions infra-saisonnières en Europe, car elle influe sur la circulation atmosphérique de l'Atlantique Nord grâce à sa téléconnexion avec l'Oscillation Nord-Atlantique (NAO) qui a été démontrée par Cassou (2008).

Le Tableau 1.1 recense un certain nombre d'impacts de la MJO identifiés dans la littérature. Il peut s'agir d'impacts dans la zone tropicale, directement liés à la position de l'enveloppe convective, ou d'impacts indirects impliquant des mécanismes de téléconnexion. On notera en particulier que la MJO influence l'occurrence d'événements extrêmes (fortes pluies ou cyclones par exemple).

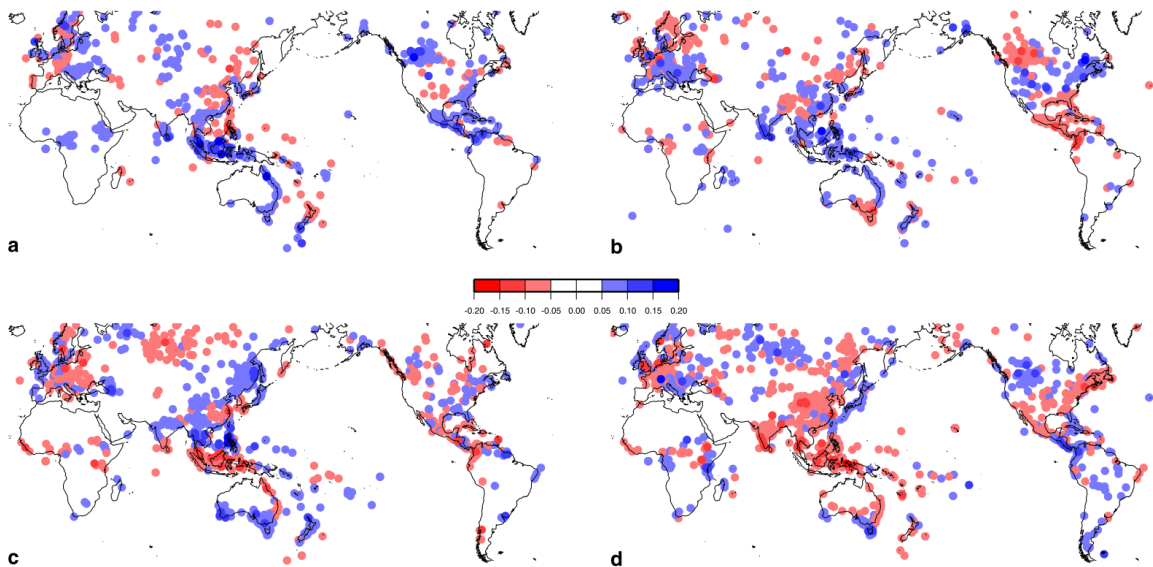


FIGURE 1.9 – Anomalies de précipitations sur un jeu global de stations selon la phase de la MJO, tirées de Donald et al. (2006). (a) Phase 2 (b) Phase 4 (c) Phase 6 (d) Phase 8. Les anomalies sont exprimées par la distance verticale maximale entre la fonction de répartition inconditionnelle et la fonction de répartition conditionnelle à la phase MJO.

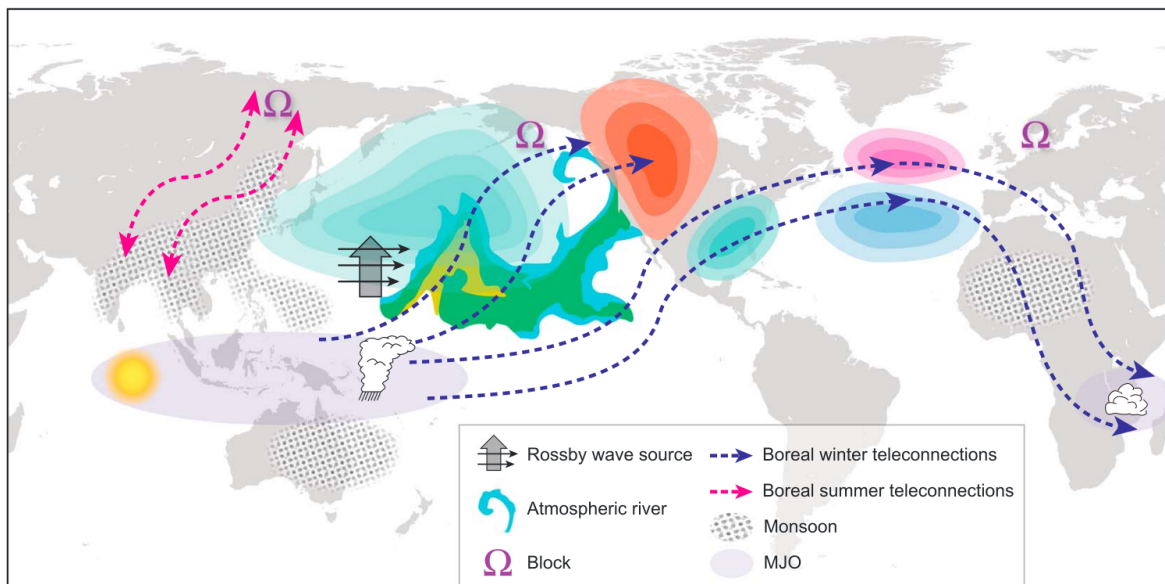


FIGURE 1.10 – Résumé des principales téléconnexions entre l'enveloppe convective de la MJO et l'hémisphère Nord. Figure tirée de Stan et al. (2017).

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnaire ?

Variable	Zone	Saison	Phase(s) MJO	Impacts (+/-)	Références
Précip. moyennes	Plaines américaines	DJF	5-7	+	Becker et al. (2011) Zhou et al. (2012)
	Afrique de l'Est	MAM	7-1 (côte) 1-4 (montagnes)	+	Pohl et Camberlin (2006a)
	Chili	MMJA	8-2 3-7	+	Barrett et al. (2012)
	Amérique du Sud	DJF	8-2 4-5	+	Grimm (2019)
	Indonésie	ONDJFMA	3-5 7-1	+	Hidayat et Kizu (2010)
	Pacifique Sud-Ouest	NDJFMA	5-6 2-3	+	Matthews et Li (2005)
Précip. extrêmes	Asie du Sud-Est	NDJFM	2-4 6-8	+	Xavier et al. (2014)
	Tropiques	NDJFMA	Convection + Convection -	+	Jones et al. (2004)
	Californie	Année complète	2-4	+	Jones (2000)
	Afrique de l'Est	MAM	7-1 (côte) 1-4 (montagnes)	+	Pohl et Camberlin (2006b)
Cyclones tropicaux	Tous bassins	Saison cyclonique	Convection + Convection -	+	Leroy et Wheeler (2008) Klotzbach (2014)
	Indien	NDJFMA	3-4 8-1	+	Bessafi et Wheeler (2006)
	Atlantique	JASO	2-3 6-7	+	Mo (2000)
	Pacifique Nord-Est	MJJASO	7-1 3-5	+	Maloney et Hartmann (2000)
Temp. moyennes	Canada	DJF	3 (+5-15 jours) 7 (+5-15 jours)	+	Lin et Brunet (2009)
	États-Unis (Est)	DJF	4-6 8-2	+	Zhou et al. (2012)
Temp. extrêmes	Asie orientale	NDJFM	3	-	Jeong (2005) Hong et Li (2009)
Tornades Grêle	Plaines américaines	MAM	2-4	+	Thompson et Roundy (2013) Baggett et al. (2018)
Rivières atmosph.	États-Unis (côte Ouest)	DJFM	7	+	Mundhenk et al. (2018)
			4	-	

TABLEAU 1.1 – Résumé bibliographique (non exhaustif) des impacts de la MJO sur le climat de plusieurs régions du globe. Impact + : anomalie positive lors des phases concernées. Impact - : anomalie négative.

1.2.1.5 Prévisibilité

La MJO influe fortement sur les conditions atmosphériques, et sa période infra-saisonnière permet de disposer d'un signal pouvant se propager sur plusieurs semaines quand un événement est initié. Si elle est prévue de manière satisfaisante, c'est une source d'information précieuse sur l'état de l'atmosphère au-delà de la fenêtre du court et du moyen terme. Plusieurs travaux suggèrent qu'une amélioration des prévisions de la MJO améliore la prévision d'autres variables, comme le géopotential à 500 hPa dans l'hémisphère Nord (Ferranti et al., 1990) ou l'Oscillation Nord-Atlantique (Vitart, 2014). La vérification de la MJO est donc un diagnostic essentiel lors du lancement de tout nouveau système dédié aux échelles infra-saisonnières. Elle repose le plus souvent sur les indices de Wheeler et Hendon (2004) suivant la procédure standard de Gottschalck et al. (2010), et permet de mesurer les progrès réalisés par la prévision numérique.

Même si les modèles numériques des années 1990 étaient déjà capables de représenter la MJO (Slingo et al., 1996), ce n'est qu'à la fin des années 2000 que leurs prévisions ont commencé à surpasser celles des modèles statistiques empiriques (Kim et al., 2018), qui parvenaient déjà à prévoir raisonnablement bien l'évolution de la MJO jusqu'à 15 jours environ (Zhu et al., 2015). Dans le système de l'ECMWF, Vitart (2014) montre que cette fenêtre a été rallongée de dix jours environ en une dizaine d'années. Plusieurs études évaluent désormais la capacité de prévision numérique de la MJO à au moins 20 jours dans certains modèles (Li et al., 2018; Lim et al., 2018; Rashid et al., 2011; Vitart, 2017) et à une trentaine de jours dans d'autres (Marshall et Hendon, 2019; Vitart, 2014; Xiang et al., 2015). Ces progrès sont attribués à une meilleure compréhension théorique de la MJO, complétée par les résultats de campagnes de mesures internationales (Kim et al., 2018), pour aboutir à une meilleure simulation du phénomène par les modèles numériques (Kim et Maloney, 2017).

Cependant, les études en « modèle parfait », consistant à évaluer la prévision d'un membre d'un ensemble par tous les autres, montrent que les systèmes de prévision numérique actuels n'atteignent pas encore la limite de prévisibilité de la MJO, qui se situerait plutôt aux alentours de 40 jours (Neena et al., 2014). L'amélioration de la prévision de la MJO, qui conditionne la possibilité de réaliser des prévisions infra-saisonnières pertinentes, appelle donc de nombreux développements pour les années à venir.

1.2.2 Les conditions aux limites variant lentement

Contrairement à la MJO, les conditions aux limites variant lentement ne sont pas typiquement associées à la variabilité infra-saisonnière et sont plus souvent invoquées pour les échéances saisonnières et au-delà. Cependant, il est pertinent de les mentionner ici car leur capacité à contraindre le climat se manifeste aussi sur des fenêtres plus courtes, dès les premières semaines de prévisions.

1.2.2.1 L'Oscillation Australe - El Niño (ENSO)

Du fait de la capacité thermique élevée de l'eau, la température de surface de l'océan (TSO) est capable d'influer sur le comportement de l'atmosphère aux échelles saisonnières, à condition que le couplage de l'océan vers l'atmosphère soit fort en termes de flux de chaleur.

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?

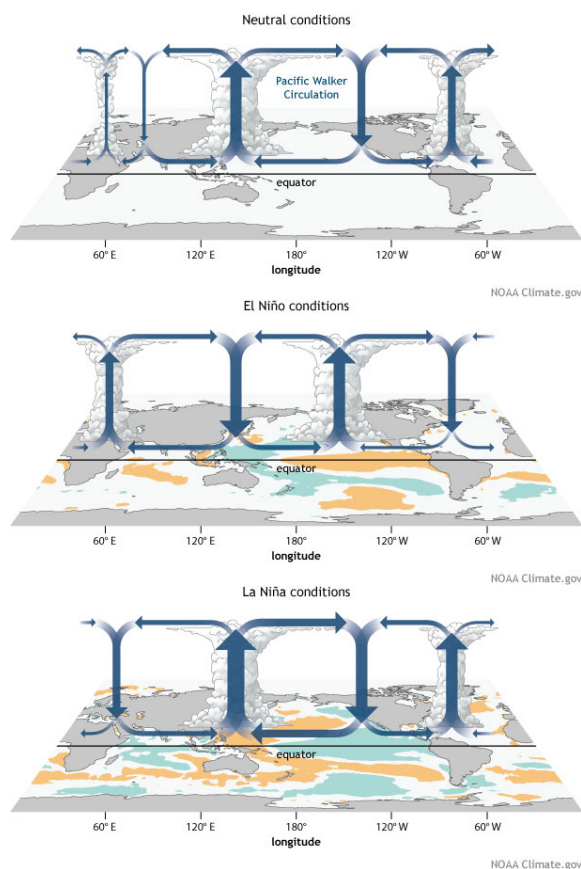


FIGURE 1.11 – Représentation du couplage entre les anomalies de TSO et la circulation zonale de Walker selon les phases de l'ENSO. Source : [NOAAClimate.gov](https://noaaclimate.gov).

Les travaux de Shukla (1998) ont montré que cette condition est vérifiée pour l'atmosphère tropicale. La principale manifestation de ce couplage est le phénomène appelé Oscillation Australe - El Niño ou ENSO (El Niño Southern Oscillation).

La composante atmosphérique du phénomène, l'Oscillation Australe, correspond aux variations interannuelles en opposition de phase des pressions de surface sur le Continent Maritime (autour de l'Indonésie) et dans le Pacifique Sud. En parallèle, on observe des variations à grande échelle des anomalies de TSO dans le bassin Pacifique équatorial. Ces variations représentent la composante océanique de l'ENSO. Le plus souvent, la TSO est plus froide à l'est du bassin, au niveau des côtes péruviennes et équatoriales, que dans le « réservoir d'eau chaude » autour du Continent Maritime, à l'ouest. C'est la **situation neutre**. Lors d'un épisode **El Niño**, la TSO à l'est et au centre du bassin devient anormalement chaude tandis que le « réservoir d'eau chaude » présente des températures plus faibles que d'habitude. Les épisodes El Niño disposent aussi de leur pendant pour lequel la situation neutre est intensifiée : lors des épisodes **La Niña**, la TSO est anormalement chaude au niveau du Continent Maritime, et anormalement froide depuis les côtes de l'Amérique du Sud jusqu'au centre du bassin.

Les travaux de Bjerknes (1969) ont montré que ces trois situations océaniques sont reliées à l'Oscillation Australe par une boucle de rétroaction entre l'intensité des alizés en surface, orientés du sud-est vers le nord-ouest, et la dynamique océanique de la surface jusqu'à la

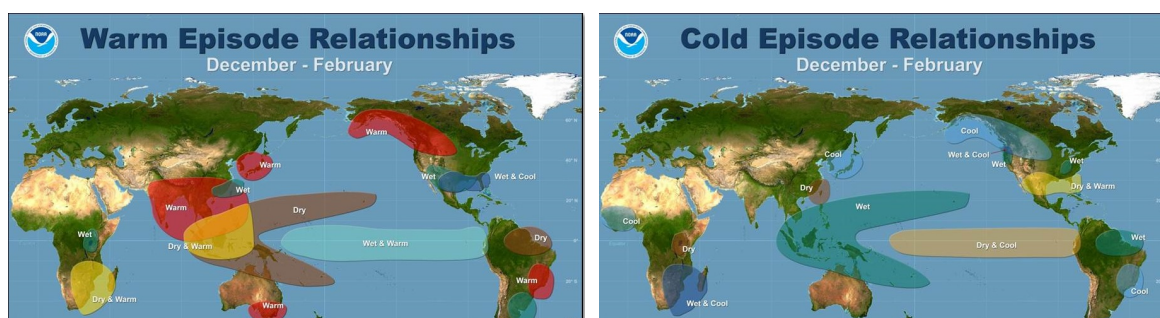


FIGURE 1.12 – Impacts de l'ENSO en moyenne climatologique sur les conditions de température et de précipitations globales en hiver boréal, pour les phases chaudes (El Niño, à gauche) et les phases froides (La Niña, à droite). Source : https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensocycle/enso_cycle.shtml.

thermocline. Le gradient de TSO conditionne la localisation des zones d'ascendance et de subsidence de l'air, et il contraint par conséquent toute la circulation zonale de l'atmosphère équatoriale, appelée circulation de Walker (Figure 1.11). L'ascendance est favorisée là où la TSO est plus chaude, la subsidence là où elle est plus froide, ce qui détermine l'intensité des alizés et entretient en retour le gradient de TSO.

Les épisodes marqués El Niño et La Niña surviennent de manière irrégulière mais récurrente tous les 3 à 7 ans environ et se développent au cours de l'été et de l'automne boréal. Les anomalies de TSO atteignent leur maximum d'intensité aux alentours de Noël, persistent plusieurs mois et sont suivies par des anomalies de circulation atmosphérique. Ces épisodes affectent le climat de l'ensemble du globe (Figure 1.12) et conditionnent sa prévisibilité jusqu'au printemps suivant. Dans le Pacifique tropical, le déplacement des zones d'ascendance et de subsidence de la circulation de Walker entraîne de fortes anomalies saisonnières de pluviométrie. Aux latitudes extratropicales, les téléconnexions avec l'ENSO s'expliquent par le biais d'ondes atmosphériques de grande échelle déclenchées par de forts signaux de TSO.

Dans cette thèse, nous caractériserons l'état de l'ENSO avec l'**indice Niño 3.4**, qui est le plus couramment utilisé en prévision climatique infra-saisonnière à saisonnière. Il fait partie d'une série d'indices océaniques (avec Niño 1+2, Niño 3 et Niño 4) correspondant à des anomalies de TSO moyennées spatialement sur différentes zones représentées par la Figure 1.13, puis lissées par une moyenne temporelle glissante.

1.2.2.2 Les autres types de surface

Au-delà de l'océan liquide, le reste de la surface terrestre échange des flux avec l'atmosphère tout en présentant des caractéristiques relativement persistantes à l'échelle de quelques semaines à quelques mois, comme l'humidité des sols continentaux, la couverture neigeuse ou la glace de mer. D'un point de vue théorique, ces caractéristiques peuvent entraîner un signal prévisible sur le climat aux échéances infra-saisonnière à saisonnière. Cependant, ces signaux sont moins forts que l'ENSO et concernent majoritairement les moyennes et hautes latitudes, où l'atmosphère est plus chaotique. Ainsi, même si de nombreux travaux montrent que les prévisions sont améliorées avec une initialisation plus réaliste de ces surfaces, les liens de causalité systématiques avec les anomalies climatiques ne sont pas encore établis avec un large consensus.

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnière ?

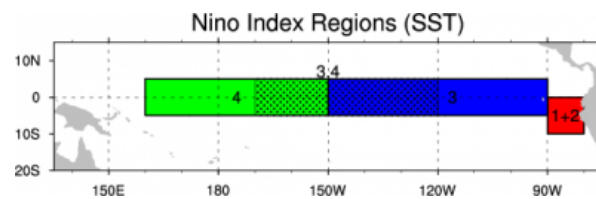


FIGURE 1.13 – Zones utilisées pour définir les indices océaniques Niño. Source : Trenberth et NCAR.

L'humidité des sols L'atmosphère et les surfaces continentales échangent de l'humidité : la couche superficielle reçoit de l'eau en provenance de l'atmosphère par précipitation qui peut être ruisselée ou drainée, mais aussi stockée dans le sol puis restituée tôt ou tard à l'atmosphère par évapotranspiration (Dirmeyer et al., 2019). Les échanges d'humidité entre l'atmosphère et les sols continentaux sont intrinsèquement liés aux échanges d'énergie, à travers les flux de chaleur latente. Les flux de chaleur latente impactent le comportement de l'atmosphère en conditionnant le développement de la couche limite convective et tous les effets dynamiques associés. Une boucle de rétroaction se met alors en place : le développement de la convection provoque en retour des précipitations et influence l'humidité du sol (Dirmeyer, 2006; Seneviratne et al., 2010).

Les anomalies d'humidité du sol peuvent être localement source de prévisibilité saisonnière des températures et des précipitations sur les grands masses continentales des moyennes latitudes comme les Grandes Plaines Américaines, l'Inde, la Russie, l'Europe méditerranéenne ou encore le Sahel (Ardilouze, 2019; Seneviratne et al., 2006). D'autres travaux se sont penchés sur les échéances infra-saisonnières et ont aussi conclu à une influence non négligeable à plus court terme. Koster et al. (2010) ont ainsi montré qu'une initialisation réaliste du contenu en eau du sol était source d'amélioration des prévisions de température (jusqu'à deux mois) et de précipitations (jusqu'à un mois et demi) au niveau de l'Amérique du Nord. Dirmeyer et al. (2018) montrent quant à eux que l'initialisation de l'humidité des sols joue un rôle maximal sur les performances des systèmes de prévision entre 5 jours et deux semaines, et influe de manière plus large jusqu'à deux mois. En particulier, l'humidité du sol est impliquée dans la prévisibilité des vagues de chaleur (Quesada et al., 2012).

La cryosphère La présence d'eau à l'état solide (neige, glace de mer, glace continentale) a un fort impact sur le climat local. Son couplage thermodynamique avec l'atmosphère entraîne un refroidissement de la température de surface et son albédo élevé réduit la fraction de rayonnement solaire incident absorbé par le sol. Cet impact pourrait ensuite se répercuter à plus grande distance via des mécanismes de téléconnexions. Plusieurs études ont suggéré que la couverture de glace de mer dans certaines régions de l'Arctique influencerait également sur la circulation atmosphérique jusqu'aux moyennes latitudes de l'hémisphère Nord grâce à la propagation d'ondes atmosphériques (Barnes et Screen, 2015; García-Serrano et al., 2015; Screen, 2017). Quant à la couverture neigeuse, elle agirait sur le comportement de l'atmosphère à travers des téléconnexions similaires (Li et al., 2019a; Orsolini et Kvamstø, 2009), mais également en modifiant l'humidité des sols lors de la fonte nivale (Xu et Dirmeyer, 2011), ce qui nous ramène au cas du paragraphe précédent. Les surfaces de glace ou de neige créent un effet « mémoire » et rendraient le climat potentiellement plus prévisible aux échéances infra-saisonnières (Chevallier et al., 2019).

1.2.3 Les fenêtres d'opportunité

1.2.3.1 Principe général

La prévision aux échéances infra-saisonnières repose sur des phénomènes qui contraignent l'atmosphère et dont le pic de variabilité correspond à des périodes plus longues que les échéances de la prévision à court terme. L'inconvénient de ces phénomènes est leur caractère intermittent, c'est-à-dire qu'il n'existera pas toujours de signal suffisamment fort pour influencer l'évolution de l'atmosphère au-delà de quelques jours. Au contraire, cette dernière reste systématiquement affectée par une variabilité de haute fréquence caractéristique de son comportement chaotique. Par conséquent, lorsqu'une prévision est lancée en l'absence d'un signal de basse fréquence suffisamment fort, il est possible que l'information délivrée aux échéances infra-saisonnières ne soit pas pertinente.

Pourtant, l'évaluation des systèmes de prévision montre souvent que leurs performances, exprimées par un score, sont meilleures qu'une prévision triviale (persistance, climatologie, prévision aléatoire). Ce type d'évaluation, que l'on qualifiera de « systématique », donne une vision d'ensemble de la qualité des prévisions en prenant en compte un grand nombre de cas passés, dont certains ont été bien anticipés. En revanche, il ne garantit pas qu'une prévision individuelle, lancée un jour précis, sera de qualité suffisante pour un usager potentiel, même si les chances seront d'autant plus grandes que le score obtenu dans l'évaluation systématique est élevé. Dans un contexte d'utilisation opérationnelle, l'enjeu réside dans l'identification *a priori* des prévisions qui donneront des informations correctes et précises, d'où l'expression « forecasting the forecast skill » (Kalnay et Dalcher, 1987). Les situations pour lesquelles une prévision aura un tel potentiel sont appelées **fenêtres d'opportunité** (Mariotti et al., 2020). Nous détaillons ici les principales fenêtres d'opportunité identifiées en prévision infra-saisonnière.

1.2.3.2 MJO et fenêtres d'opportunité

En évaluant des sous-échantillons de prévisions, de nombreux travaux révèlent que l'état initial de la MJO conditionne la capacité d'un modèle à représenter correctement son évolution. Les périodes de MJO active constituent des fenêtres d'opportunité où l'on prévoit mieux son état futur que lorsqu'elle est inactive (Lim et al., 2018; Lin et al., 2008; Xiang et al., 2015). Plus précisément, certaines études soulignent que cette capacité est particulièrement accrue lorsque l'enveloppe convective se situe dans l'océan Indien, en phases 2 et 3 (Lim et al., 2018; Lin et al., 2008; Vitart, 2014).

Les fenêtres d'opportunité pour la MJO suggèrent qu'il en existe de même pour les variables atmosphériques qu'elle impacte. Dans la zone tropicale, ces fenêtres découlent directement de la propagation de la MJO tandis qu'aux moyennes et hautes latitudes, elles reposent sur des téléconnexions. Dans le second cas, l'atmosphère extra-tropicale répond à la présence de convection profonde dans les Tropiques avec un temps de l'ordre d'une à deux semaines. Ce décalage joue un rôle important dans l'existence même de la fenêtre d'opportunité infra-saisonnière (Mariotti et al., 2020).

Un certain nombre d'études se sont attachées à mettre en évidence de telles fenêtres d'opportunité dans des systèmes de prévision numérique. Marshall et al. (2011) ont remarqué que les prévisions de précipitations dans les Tropiques sont plus performantes pour une MJO

1.2 De quelles informations pertinentes dispose-t-on dans la fenêtre infra-saisonnaire ?

initialement active que pour une MJO initialement inactive. Les travaux de Vigaud et al. (2017a,b, 2018) montrent que la qualité des précipitations prévues sur l'Amérique du Nord, les zones de mousson ou encore l'Afrique de l'Est dépendent aussi de la phase initiale de la MJO. Certaines phases apportent une bonne prévisibilité tandis que pour d'autres, les possibilités de prévision aux échéances infra-saisonniers sont quasi-inexistantes. Ce résultat est complété sur les États-Unis par Jones et al. (2011a,b) qui montrent que c'est pour une MJO initialement active en phase 8, 1, 2 ou 3 que la prévision d'extrêmes de précipitations est la plus performante.

Par ailleurs, les fenêtres d'opportunité ne se limitent pas aux précipitations puisqu'on en retrouve au niveau de la NAO (Lin et al., 2010; Vitart et Molteni, 2010) et des températures en Amérique du Nord (Vigaud et al., 2020), en Australie (Marshall et al., 2014) ou encore en Asie (Liang et Lin, 2018).

1.2.3.3 ENSO et fenêtres d'opportunité

À l'instar de la MJO, certaines phases de l'ENSO favorisent des prévisions de meilleure qualité, y compris aux échéances infra-saisonniers. Il ressort généralement que, durant les événements marqués de l'ENSO (El Niño et/ou La Niña), les capacités de prévision sont améliorées du fait d'un signal plus important. Dans la bande tropicale, Li et Robertson (2015) remarquent de meilleures prévisions de précipitations à 3 semaines d'échéance les années où un événement ENSO est en cours. Le même type de constat est réalisé à plus fine échelle sur l'Australie par Hudson et al. (2011).

Toutefois, en distinguant les phases El Niño et La Niña, on observe fréquemment que l'une favorise la prévision des précipitations tandis que l'autre la dégrade. Par exemple, (Vigaud et al., 2017b) montrent que les prévisions dans trois zones de mousson (Afrique de l'Ouest, Amérique du Nord, Asie) sont plus performantes en phase La Niña qu'en phase neutre, et plus encore qu'en phase El Niño, tandis que le comportement contraire est observé en Afrique de l'Est (Vigaud et al., 2018).

Moyennant une étude préalable sur la région d'intérêt, les conditions de l'ENSO renseignent donc sur de potentielles fenêtres d'opportunité, pour les précipitations comme pour d'autres variables telles que les températures (par exemple Liang et Lin, 2018, sur l'Asie) et leurs extrêmes (White et al., 2014, sur l'Australie). En outre, la prise en compte simultanée des conditions ENSO et de l'état de la MJO permet de dégager des fenêtres d'opportunité croisées ENSO-MJO, comme le souligne le modèle statistique de prévision des températures en Amérique du Nord de Johnson et al. (2014).

1.2.3.4 Fenêtres d'opportunité liées aux processus stratosphériques

La stratosphère est la couche de l'atmosphère comprise approximativement entre 12 et 50 km d'altitude, à des niveaux de pression entre 100 hPa et 1 hPa. Contrairement à la troposphère, les processus qui s'y produisent sont d'impact moindre pour les conditions météorologiques puisqu'elle n'est pas le siège de la formation de nuages convectifs. Cependant, son couplage dynamique avec la troposphère lui permet d'impacter la circulation dans cette dernière à différentes échelles de temps, y compris les échelles infra-saisonniers (Butler et al., 2019).

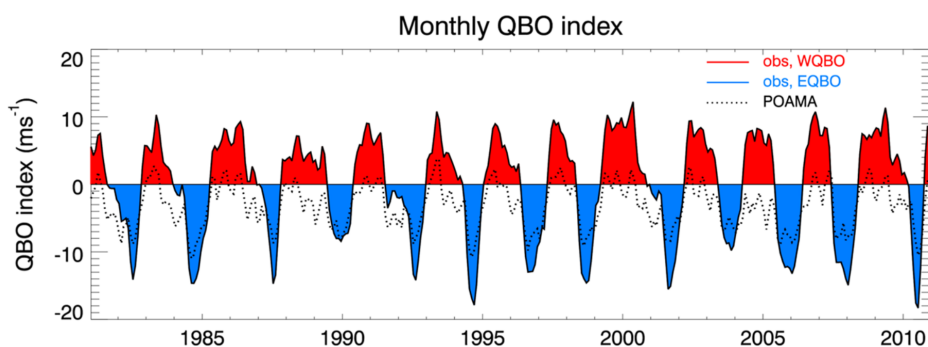


FIGURE 1.14 – Variations de l'indice mensuel de QBO sur la période 1981-2010 dans des données de référence (réanalyse NCEP, traits pleins avec couleurs) et dans les prévisions du modèle australien POAMA (traits pointillés). Figure tirée de Marshall et al. (2016a).

L'Oscillation Quasi-Biennale Aux latitudes tropicales, la stratosphère est caractérisée par une oscillation du vent zonal d'une période moyenne de 28 mois. Le vent zonal dans la bande équatoriale, initialement orienté uniformément vers l'est, ralentit progressivement et change d'orientation pour se retrouver orienté vers l'ouest au bout d'une demi-période, soit 14 mois, avant de revenir à son état initial au bout d'une période complète. Cette oscillation est quasi-sinusoidale et présente une amplitude d'environ 20 m/s sur toute la colonne comprise entre 5 et 40 hPa, avec des modifications qui se propagent du haut vers le bas de la stratosphère. En raison de sa période, elle est appelée Oscillation Quasi-Biennale (QBO, Baldwin et al., 2001). On la caractérise par la valeur moyenne du vent zonal à l'équateur au niveau de pression 50 hPa (Figure 1.14). Lorsque ce vent vient de l'est, on parle de phase EQBO (Easterly QBO), et lorsqu'il vient de l'ouest, on parle de phase WQBO (Westerly QBO).

La QBO est capable d'influer sur la convection profonde dans les Tropiques (Collimore et al., 2003), du fait d'un couplage stratosphère-troposphère dont les mécanismes ne seront pas détaillés ici. Cela se traduit par un fort impact sur l'oscillation de Madden-Julian et sa propagation. Durant les hivers boréaux de phase EQBO, les anomalies convectives liées à la MJO sont intensifiées sur tout le bassin Indo-Pacifique et se propagent plus lentement que durant les hivers WQBO (Son et al., 2017). Cela aboutit à une MJO plus intense, plus régulière, avec un pic spectral plus marqué à 40-50 jours, donc plus prévisible par les systèmes de prévision numérique.

C'est ce qui a été montré par Marshall et al. (2016a) dans le système de prévision du Bureau of Meteorology australien, où la capacité à prévoir la MJO est améliorée d'environ 8 jours en phase EQBO par rapport à la phase WQBO. Ce résultat est généralisé par Lim et al. (2019) à d'autres modèles numériques, dont ceux qui seront utilisés dans cette thèse. Il s'ensuit que la QBO fournit des fenêtres d'opportunité, non seulement pour la prévision de la MJO, mais aussi pour la prévision des autres champs sur lesquels elle agit. Mundhenk et al. (2018) démontrent ainsi qu'il est possible d'anticiper la mise en place de rivières atmosphériques sur la côte Ouest de l'Amérique du Nord avec des échéances plus grandes pour certaines combinaisons de phases QBO et MJO.

Les réchauffements stratosphériques soudains La stratosphère polaire de l'hémisphère Nord est occasionnellement le théâtre de brusques augmentations de température (+70 K en

quelques jours) durant l'hiver boréal, le plus souvent en janvier et février. On parle de réchauffements stratosphériques soudains (SSW pour Sudden Stratospheric Warming, Butler et al., 2015). Les événements SSW sont souvent précurseurs d'anomalies négatives de température et de vagues de froid dans l'hémisphère Nord, en particulier sur la zone eurasiatique (Lehtonen et Karpechko, 2016). Ainsi, ils peuvent permettre d'anticiper ces vagues de froid plusieurs semaines à l'avance (Karpechko et al., 2018). Cette source de prévisibilité n'a pas été étudiée plus en détail dans cette thèse car elle ne joue pas de rôle notable aux latitudes tropicales.

1.3 La prévision infra-saisonnaire des précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical

1.3.1 Contexte climatique

La région d'étude choisie pour cette thèse est le **bassin Pacifique Sud-Ouest tropical** (PSOT), que nous délimitons entre les longitudes 110°E et 200°E et les latitudes de 30°S à l'équateur (Figure 1.15). Ce domaine inclut la portion du Continent Maritime située dans l'hémisphère Sud, la partie tropicale du continent australien, ainsi qu'un certain nombre de territoires insulaires du Pacifique tels que les îles Salomon (160°E, 9°S), Fidji (178°E, 18°S), Vanuatu (168°E, 17°S), Tonga (185°E, 21°S), Tuvalu (179°E, 8.5°S), les Samoa (189°E, 14°S) et la Nouvelle-Calédonie (166°E, 21°S).

Il comprend une grande variété de climats. Le nord du domaine, au niveau du Continent Maritime et des îles Salomon, présente un climat équatorial, chaud et pluvieux toute l'année. Un peu plus au sud, les territoires insulaires sont caractérisés par un climat tropical ou subtropical dominé par les alizés avec une forte influence océanique. La partie septentrionale de l'Australie est quant à elle marquée par un climat tropical avec des caractéristiques de mousson, tandis que sa partie méridionale présente un climat subtropical de type méditerranéen sur les côtes et un climat de savane ou de désert à l'intérieur du continent.

À l'exception du centre de l'Australie, ces climats font alterner une saison humide avec de fortes précipitations, centrée sur l'été austral, et une saison sèche centrée sur l'hiver austral, séparées par des intersaisons d'autant plus longues que l'on s'éloigne de l'équateur. La saison humide correspond aussi à la saison des cyclones (novembre à avril) qui occasionnent régulièrement d'importants dégâts, comme le cyclone Pam au Vanuatu en mars 2015. Cette thèse étant dédiée à la prévision de fortes précipitations, nous nous focaliserons dans la suite de ce manuscrit sur **l'été austral**, soit les mois de **décembre, janvier et février (DJF)**, qui correspondent à la saison humide des territoires concernés.

Le climat du bassin est piloté par la **Zone de Convergence Intertropicale (ITCZ)** et par la **Zone de Convergence du Pacifique Sud (SPCZ)**, représentées sur la Figure 1.16, ainsi que par les positions des anticyclones et des dépressions des moyennes latitudes. L'ITCZ est la zone où convergent les alizés de l'hémisphère Nord, orientés du nord-est vers le sud-ouest, et les alizés de l'hémisphère Sud, orientés du sud-est vers le nord-ouest. Elle correspond à l'équateur météorologique et se manifeste par une bande dépressionnaire avec une forte convection et de fortes précipitations. Dans le bassin Pacifique, sa position moyenne se situe dans l'hémisphère Nord et elle oscille entre les latitudes de 2°N et 9°N avec le cycle saisonnier, en se rapprochant de l'hémisphère d'été (Schneider et al., 2014). Durant l'été austral, elle est

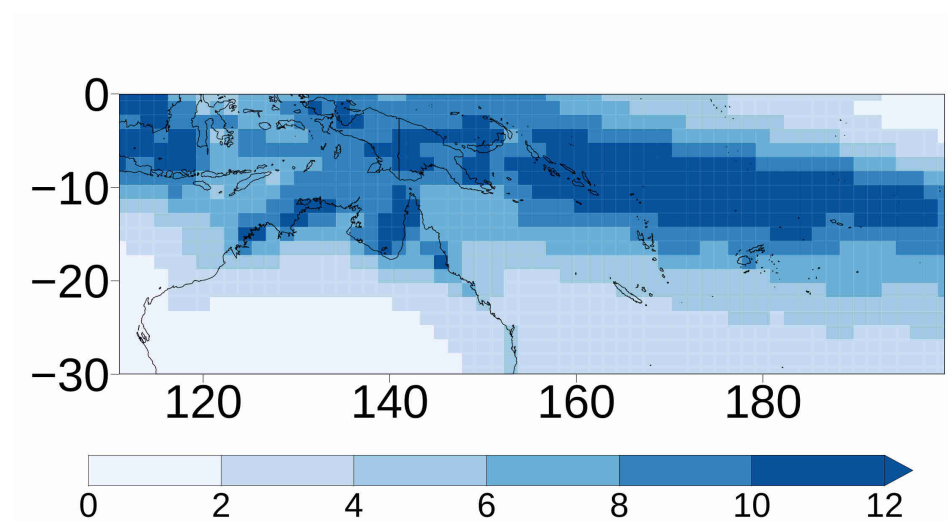


FIGURE 1.15 – Précipitations moyennes (mm/j) sur le domaine Pacifique Sud-Ouest tropical (PSOT) dans le jeu de données MSWEP durant la période DJF 1996-2013.

située proche de l'équateur géographique et influence donc la nébulosité, les précipitations et le vent sur la partie septentrionale du domaine étudié.

Cependant, c'est la SPCZ dont l'influence est la plus prégnante dans le cadre de cette thèse. Elle correspond à la convergence entre l'alizé chaud et humide venant de l'est ou du nord-est, piloté par l'anticyclone permanent de l'île de Pâques, et les alizés de sud-est plus froids pilotés par les anticyclones mobiles situés entre les îles Kermadec (184°E, 29°S) et la mer de Tasman (Atlas Climatique de la Nouvelle-Calédonie, 2008). Elle s'étend en diagonale de la Nouvelle-Guinée (130°E, 5°S) jusqu'à la zone située autour de 240°E, 30°S dans le Pacifique Sud. Elle est généralement découpée en deux portions : sa portion nord-ouest, entre 130°E et 160°E, est orientée de manière zonale et se confond avec l'ITCZ, tandis que sa portion au-delà de 160°E montre un décrochage en direction du sud-ouest (Vincent, 1994). Comme l'ITCZ, la SPCZ est une zone pluvieuse avec une forte convection profonde.

La variabilité de la SPCZ — en intensité, en extension et en position — est en grande partie responsable de la variabilité du climat dans le domaine PSOT. Comme l'ITCZ, la SPCZ présente une variabilité liée au cycle saisonnier, puisqu'elle est intense et s'étend vers le sud-ouest durant l'été austral alors qu'elle est très peu marquée et restreinte à la zone équatoriale durant l'hiver austral (Vincent, 1994). Aux échelles de temps interannuelles, la position de la SPCZ est modulée par le phénomène ENSO : elle est déplacée vers le nord-est lors d'un événement El Niño et vers le sud-ouest lors d'un événement La Niña (Salinger et al., 2014; Vincent et al., 2011). Aux échelles de temps infra-saisonnières, la SPCZ constitue un guide au travers duquel se propagent les anomalies de convection et de vent liées à une onde de Rossby équatoriale excitée par l'enveloppe convective de la MJO (Matthews et al., 1996). Cette propagation occasionne également un déplacement de la SPCZ vers le sud-ouest lors des phases 3 à 6 de la MJO (Matthews, 2012). À des échelles de temps beaucoup plus longues, le changement climatique induit des modifications de la SPCZ qui se traduisent par des évolutions des pluies moyennes et de leurs extrêmes sur les îles du Pacifique Sud-Ouest (Griffiths et al., 2003; McGree et al., 2014).

1.3 La prévision infra-saisonnière des précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical

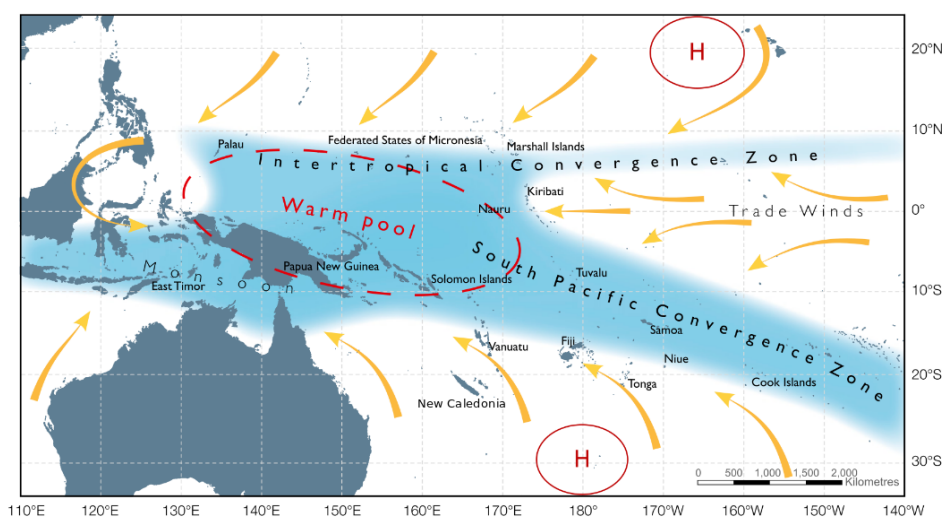


FIGURE 1.16 – Circulation atmosphérique moyenne dans le Pacifique tropical, position des zones de convergence (ITCZ et SPCZ) et localisation des principaux territoires. Figure adaptée de BoM et CSIRO, 2011.

1.3.2 Pourquoi s'intéresser à la prévision infra-saisonnière des précipitations dans cette région ?

La réponse à cette question tient en deux mots : **prévisibilité** et **enjeux**. La Section 1.2.3 dédiée aux fenêtres d'opportunité, a souligné que la réalisation de prévisions infra-saisonnières porteuses d'information nécessite de franchir la barrière imposée par le chaos atmosphérique en tirant parti de signaux forts et suffisamment lents. Or le paragraphe précédent nous a rappelé que de tels signaux existent pour les précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical. On peut donc s'attendre à ce qu'il y ait une certaine prévisibilité aux échéances infra-saisonnières dans la région, ce qui n'est pas le cas partout sur le globe. Les résultats de Moron et Robertson (2020), qui proposent un classement des différentes régions de la bande tropicale selon leur prévisibilité infra-saisonnière des pluies, le prouvent : une large portion du domaine choisi dans cette étude correspond aux zones où les précipitations sont les plus prévisibles aux échelles S2S.

Toutefois, l'intérêt de la prévision d'une variable climatique est conditionné aux aléas qu'elle implique pour de potentiels usagers, ainsi qu'à leur vulnérabilité à ces aléas. Il s'avère que les enjeux autour des précipitations sont forts dans le Pacifique Sud-Ouest tropical. Les événements de pluies diluviennes, allant de l'épisode pluvio-orageux intense jusqu'aux dépressions tropicales et aux cyclones, y sont très courants et affectent tous les territoires, qu'il s'agisse d'îles ou même du continent australien comme le montre l'exemple récent de février 2019 (Cowan et al., 2019). En parallèle, ces territoires sont régulièrement exposés à des risques de sécheresse dont la fréquence, l'intensité et la durée semblent augmenter sous l'effet du changement climatique (McGree et al., 2016).

Du fait de leur petite taille, les territoires insulaires sont durement affectés par ces événements extrêmes de part et d'autre du spectre, que ce soit à cause du faible volume de leurs réserves d'eau lors des périodes de sécheresse, ou de leur propension à être ravagés par des crues éclair et des glissements de terrain. Par exemple, l'archipel des Tuvalu, constitué d'atolls avec peu de réserves en eau, a été très fortement touché par une sécheresse en 2011-2012 qui

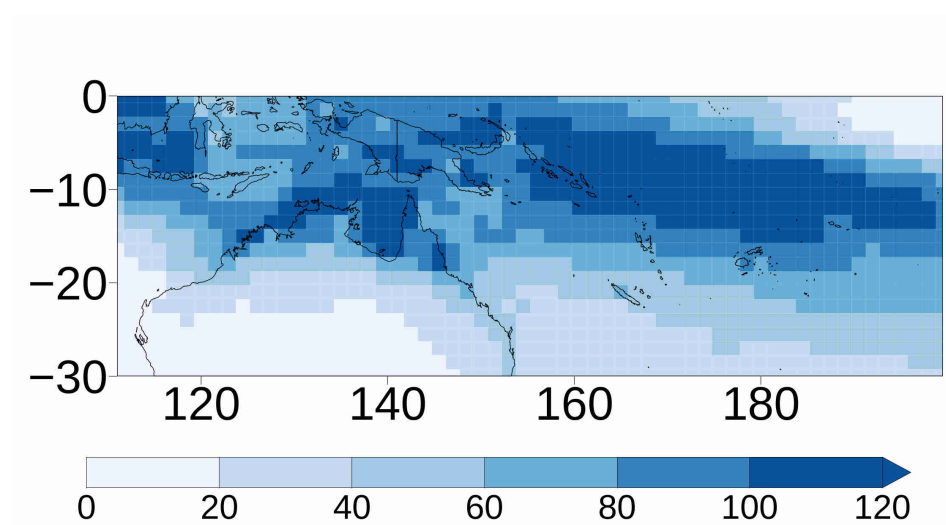


FIGURE 1.17 – Quintile supérieur des cumuls hebdomadaires de précipitations (en mm) sur le Pacifique Sud-Ouest tropical dans les données MSWEP, pour la période DJF 1993-2016.

a contraint les autorités à importer de l'eau de Nouvelle-Zélande (McGree et al., 2014). Ce type d'intervention humanitaire peut bénéficier de l'utilisation de prévisions aux échéances infra-saisonnières dans le cadre de la séquence « Ready-Set-Go » détaillée à la Section 1.1.5.

De la même manière, une anticipation aux échéances infra-saisonnières lors d'événements de pluies extrêmes peut permettre d'éviter un coût économique et/ou humain important, à travers la mise à l'abri des personnes et des biens. Ainsi, d'après Cowan et al. (2019), les pluies extrêmes et le vent froid sur le Queensland ont provoqué la mort de 650 000 têtes de bétail non protégées des intempéries. De même, si l'on envisage un événement de précipitations extrêmes provoquant d'importantes inondations sur un territoire insulaire de faible surface et de faible altitude, on comprend aisément qu'une anticipation au-delà de la prévision météorologique à court terme peut être nécessaire pour préparer l'évacuation du territoire.

Ainsi, cette thèse accordera une importance particulière à la prévision de périodes de fortes pluies, en misant sur celles qui sont le plus susceptibles d'être repérables aux échéances infra-saisonnières. D'après Pariyar et al. (2020), les extrêmes de précipitations dans le Pacifique sud sont conditionnés par les facteurs suivants (par ordre d'importance) : cyclones tropicaux, MJO et ENSO, et dans une moindre mesure ondes de Rossby extra-tropicales. S'il est vraisemblablement difficile d'anticiper à plusieurs semaines les pluies liées aux cyclones, l'influence prégnante de la MJO et de l'ENSO suggère néanmoins que l'on peut disposer d'une visibilité accrue pour d'autres types d'événements. D'un point de vue pratique, pour enlever la variabilité haute fréquence plus imprévisible, on s'intéressera à des cumuls de précipitations sur des fenêtres hebdomadaires, et on considèrera les plus importants, situés dans le quintile supérieur.

Le choix du quintile hebdomadaire supérieur repose sur le fait qu'il définit des périodes de pluies conséquentes sans toutefois être extrêmement rares, puisqu'elles surviennent 20% du temps. La Figure 1.17 montre que le quintile hebdomadaire supérieur traduit effectivement des précipitations assez fortes sur la majeure partie du domaine, où les cumuls hebdomadaires correspondants sont d'au moins 40 mm. On vérifie par ailleurs qu'en tout point du domaine, le quintile supérieur représente plus de 2% du cumul annuel (non montré), alors même qu'une

fenêtre hebdomadaire regroupe moins de 2% des jours d'une année.

1.3.3 Un territoire d'étude : la Nouvelle-Calédonie

Les études que nous avons menées dans cette thèse à l'échelle du bassin PSOT permettent d'avoir une vision d'ensemble de la prévisibilité des précipitations sur la zone. Cependant, dans une perspective d'utilisation des prévisions infra-saisonnières par des acteurs publics ou privés, il est nécessaire de fournir des informations spatialement plus précises. Dans la dernière partie de ces travaux, nous nous focaliserons sur un territoire particulier, la Nouvelle-Calédonie. Les résultats concernant ce territoire permettent d'évaluer la capacité des systèmes de prévision actuels à fournir des informations aux échéances infra-saisonnières sur les régions insulaires du Pacifique tropical.

La Nouvelle-Calédonie est un groupe d'îles, peuplé d'environ 270 000 habitants et situé entre 23-18°S et 163-169°E à environ 1500 km de la côte Est de l'Australie. Elle est composée d'une île principale longue d'environ 400 km et large d'environ 50 km, la Grande Terre, ainsi que d'autres îles secondaires : l'archipel des îles Loyauté à l'est, l'île des Pins au sud et les îles Bélep au nord. D'un point de vue climatologique, elle est la plupart du temps sous influence des alizés en provenance du sud-est, pilotés par l'anticyclone mobile des Kermadec. Ces alizés ont une orientation approximativement parallèle à celle de la Grande Terre, autour de 45°. Toutefois, ils présentent souvent une orientation un peu plus zonale, ce qui fait de la côte Est de la Grande Terre la côte au vent tandis que la côte Ouest est la côte sous le vent.

Cette orientation moyenne des vents a une forte influence sur la répartition des précipitations de l'île du fait de la chaîne de montagne centrale, dont l'altitude moyenne est de 800 m : comme l'illustre la Figure 1.18, la côte Est est plus arrosée, la côte Ouest plus sèche (Atlas Climatique de la Nouvelle-Calédonie, 2008; Leroy, 2006). La Nouvelle-Calédonie est caractérisée par un climat marin subtropical avec une saison chaude et humide de mi-novembre à mi-avril culminant lors de l'été austral entre janvier et mars, ainsi qu'une saison plus fraîche et sèche de mi-mai à mi-septembre, séparées par deux intersaisons.

Du fait de sa position relativement méridionale à l'échelle du bassin d'étude, elle présente la particularité d'être fortement influencée à la fois par l'atmosphère tropicale et l'atmosphère des moyennes latitudes. L'influence des moyennes latitudes est plus prégnante lors de l'hiver austral alors que l'influence tropicale est prépondérante durant l'été. La majorité des événements de fortes pluies surviennent durant la période estivale à laquelle nous nous intéressons dans cette thèse. Bien que localisée au sud de la position moyenne de la SPCZ, la Nouvelle-Calédonie présente la particularité d'être régulièrement touchée par des événements appelés « descente de SPCZ » mis en évidence par les prévisionnistes de Météo-France (Lefort, 2005). Ces événements sont responsables de fortes pluies sur un à quelques jours (Moron et al., 2016). Par ailleurs, la Nouvelle-Calédonie est régulièrement frappée par des dépressions tropicales et des cyclones qui se forment au nord-est de l'archipel avant de redescendre vers le sud.

Tous ces événements sont fortement modulés par les principaux modes de variabilité du bassin PSOT aux échelles de temps infra-saisonnières à saisonnières que sont l'ENSO et la MJO, conformément à leur influence sur la SPCZ (Section 1.3.1). Les travaux de Lefort (2005) et Lefèvre et al. (2010) ont montré l'influence de la MJO sur l'orientation des vents. L'impact de l'ENSO sur les précipitations a quant à lui été documenté par Morlière et Rebert (1986), Nicet et Delcroix (2000) ou encore Leroy (2006). Ces trois études concourent à montrer une

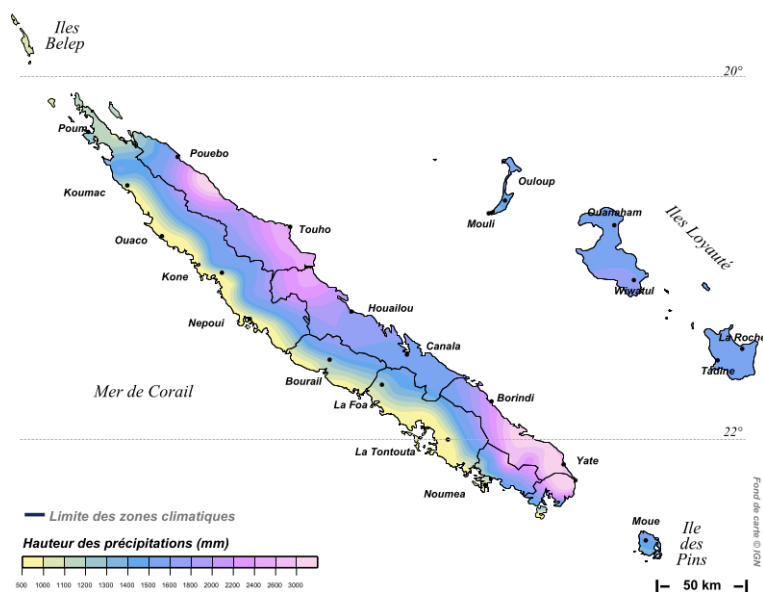


FIGURE 1.18 – Précipitations annuelles moyennes (mm) en Nouvelle-Calédonie sur la période 1981-2010. Source : Météo-France Nouvelle-Calédonie, <http://pluiesextremes.meteo.fr/nouvelle-calédonie/Repartition-geographique-de-la-pluviometrie-en-Nouvelle-Caledonie.html>.

augmentation des précipitations moyennes et de leurs extrêmes lors des années La Niña, et un comportement opposé lors des années El Niño. Forts de ces résultats, Fischer et al. (2004) ont développé un modèle statistique de prévision saisonnière des anomalies de précipitations sur le territoire basé sur plusieurs indices liés à l'ENSO.

Toujours pour les précipitations, la variabilité infra-saisonnière n'est pas en reste puisque l'influence de la MJO sur les pluies calédoniennes a été montrée par Leroy (2006). De plus, Moron et al. (2016) ont mis en évidence une modulation des précipitations par la variabilité infra-saisonnière en recourant à un indice sur mesure plutôt qu'aux indices MJO standard de Wheeler et Hendon (2004). Ce besoin d'un indice sur mesure s'explique par la localisation très méridionale de la Nouvelle-Calédonie par rapport à la bande équatoriale prise en compte dans les indices standard. Par ailleurs, cette localisation explique pourquoi l'influence constatée de la variabilité infra-saisonnière sur les précipitations de l'archipel est limitée aux événements de fortes pluies à grande échelle et s'applique beaucoup moins aux valeurs moyennes. Si l'on se réfère aux résultats de Matthews (2012, Figure 1.19), cette influence serait due à un mode particulier de la SPCZ (EOF1) dans lequel cette dernière est déplacée vers le sud-ouest du fait de la propagation de perturbations de type ondes de Rossby, qui peuvent être liées à la MJO. Cela rejoint ainsi le phénomène de « descente de SPCZ » identifié par Lefort (2005).

Comme dans le reste du Pacifique Sud-Ouest tropical, prévoir les précipitations à ces échelles de temps est aussi un enjeu en Nouvelle-Calédonie, où l'eau est une ressource cruciale pour l'agriculture et la production hydroélectrique. Puisque la saison humide fournit une part conséquente des précipitations reçues annuellement, la fin de l'hiver austral est souvent marquée par des conditions de sécheresse. Ces conditions impactent fortement la production agricole et ont un effet délétère sur la biodiversité. En effet, la végétation très sèche est fréquemment sujette aux feux de brousse (Barbero et al., 2011), qui sont la principale cause de dégradation de la forêt primaire.

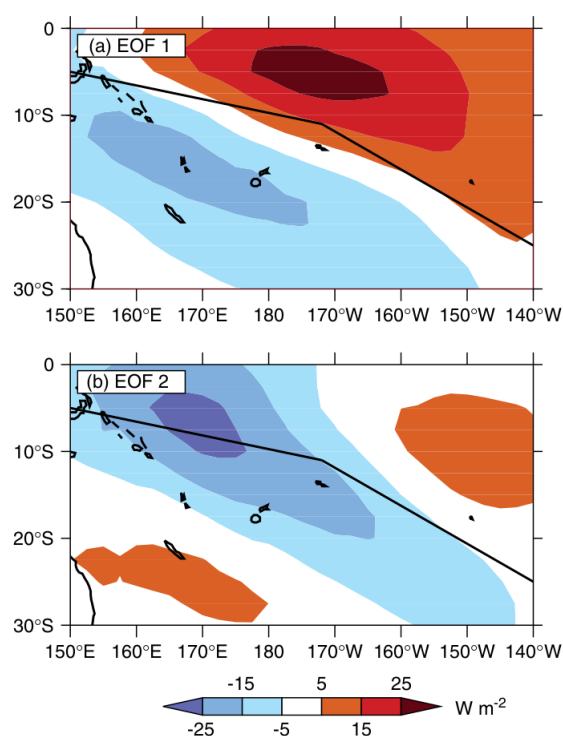


FIGURE 1.19 – Représentation des deux premières EOF de l'OLR (W/m^2) en été austral sur un domaine contenant la SPCZ (150°E - 140°W ; 30°S - 0°). Figure tirée de Matthews (2012). La ligne noire représente l'axe moyen de la SPCZ. EOF1 caractérise une descente de SPCZ vers le sud-ouest atteignant la Nouvelle-Calédonie. EOF2 caractérise une intensification de la SPCZ.

Les premiers événements de fortes pluies marquant le début de la saison humide sont donc attendus avec impatience et l'anticipation de leur venue précoce ou tardive grâce à la prévision infra-saisonnière peut permettre une meilleure gestion de la ressource en eau du territoire. Ensuite, durant la saison humide, certaines pluies peuvent s'avérer dévastatrices puisque la Nouvelle-Calédonie est régulièrement sujette à des crues éclairs, des coulées de boue et des glissements de terrain, favorisés par la petite taille des bassins versants et la structure du sol marqué par l'activité minière (Dossier sur les risques majeurs de la Nouvelle-Calédonie, 2015). Les pluies du 20 au 22 novembre 2016 ayant fait 6 morts en sont un exemple récent.

1.4 La prévision numérique des précipitations : limitations et enjeux

La prévisibilité espérée des précipitations aux échelles infra-saisonnières dans le Pacifique Sud-Ouest tropical et les enjeux de la région relatifs à cet aléa météorologique (Section 1.3.2) incitent à recourir à des modèles numériques, comme le propose le projet S2S. Cependant, une telle démarche nécessite d'avoir conscience des difficultés inhérentes à la prévision numérique des précipitations, quelque soit l'échéance. De plus, aux échéances infra-saisonnières viendront se rajouter des incertitudes liées à l'éloignement des conditions initiales. Tout ceci nécessite d'être pris en compte à partir des principes détaillés dans les paragraphes qui suivent.

1.4.1 De la difficulté à représenter correctement les précipitations

L'évolution de l'atmosphère est décrite par des équations primitives qui expriment la conservation de certaines quantités physiques comme la masse, le moment angulaire, le mouvement vertical, l'énergie et la vapeur d'eau. Ces équations portent sur un petit nombre de variables appelées variables pronostiques : la température T , la vitesse horizontale du vent $\mathbf{V} = (u, v)$, l'humidité q , la pression p et la densité ρ . En découpant le domaine atmosphérique en volumes finis (les mailles), il est possible d'intégrer numériquement ces équations de conservation pour en déduire la valeur des variables pronostiques dans chaque maille et à chaque pas de temps.

Cependant, dans un modèle d'atmosphère global comme ceux utilisés en prévision infra-saisonnière, les contraintes de coût de calcul imposent un découpage relativement grossier. L'intégration des équations primitives ne peut alors pas représenter directement tous les phénomènes physiques que l'on souhaite modéliser, car certains se produisent à une échelle spatiale inférieure à la taille d'une maille. On a donc recours à des équations supplémentaires qui représentent schématiquement ces phénomènes à partir des variables pronostiques. Ces équations ne reproduisent pas la réalité physique avec exactitude : elles font intervenir des paramètres, souvent déterminés expérimentalement, et c'est pourquoi on parle de **paramétrisations**. La capacité d'une paramétrisation à représenter correctement un phénomène est variable selon la situation atmosphérique et les valeurs des paramètres, ce qui crée une incertitude appelée incertitude de modélisation. De plus, lorsqu'on utilise un modèle numérique pour faire une prévision, il existe aussi une incertitude sur les variables pronostiques qui va croissant avec l'échéance et qui se répercute aussi sur les grandeurs paramétrisées.

En modélisation du climat global, tout ce qui relève de la thermodynamique de la vapeur d'eau et de la microphysique des nuages est paramétrisé. Pour les précipitations qui sont modélisées par un enchaînement de ces phénomènes non-linéaires, de la formation d'eau liquide précipitable au déclenchement de la chute des gouttelettes, l'incertitude de modélisation est forte et s'ajoute aux incertitudes sur les conditions initiales. Par ailleurs, les précipitations peuvent être de deux types différents : précipitations convectives liées à la formation locale de nuages par instabilité de la colonne d'air ; et précipitations stratiformes par advection d'une grande masse nuageuse précipitante.

Par rapport à d'autres grandeurs d'usage courant comme la température qui est une variable pronostique, les précipitations sont donc réputées pour être particulièrement mal prévues, ce que l'on constate à travers de nombreuses études comparatives (par exemple Tian et al., 2017; Wang et Robertson, 2019). Sans même se placer dans un contexte de prévision, les modèles globaux ont tendance à présenter d'importants biais moyens de précipitations d'un point de vue climatologique (voir par exemple Voltaire et al., 2019), ce qui témoigne d'erreurs systématiques. De plus, comme souligné par Schepen et al. (2014), les pluies sont fortement déterminées par la dynamique de l'atmosphère à fine échelle qui est non-résolue si la maille du modèle est trop grossière, d'où une incertitude de modélisation supplémentaire. On citera par exemple les effets de l'orographie sur les précipitations, qui ne peuvent pas apparaître si le modèle ne représente pas la variabilité du relief à fine échelle comme en Nouvelle-Calédonie.

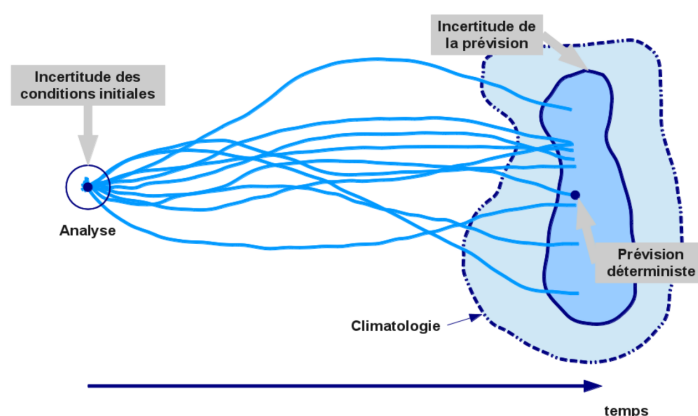


FIGURE 1.20 – Illustration de l’approche ensembliste pour réaliser des prévisions climatiques. Figure tirée de la thèse de Lauriane Batté (Batté, 2013), adaptée de Slingo et Palmer (2011).

1.4.2 Prise en compte des incertitudes de la prévision *a priori*

1.4.2.1 La prévision d’ensemble

En raison des incertitudes, une prévision de précipitations aux échéances infra-saisonnnières ne saurait être complète si elle n’inclut pas un moyen de les évaluer afin d’en déduire la confiance qui peut lui être accordée. Pour cela, on a recours à la prévision d’ensemble : les membres de la prévision simulent l’évolution du système climatique sur la même période en donnant des résultats légèrement différents.

On quantifie l’incertitude qui existe sur la valeur prévue grâce aux différentes valeurs données par les membres de l’ensemble, ce que l’on ne saurait faire avec une prévision déterministe comportant un seul membre comme le montre la Figure 1.20. On dit qu’une telle prévision est probabiliste, car l’ensemble permet de déduire une densité de probabilité de la valeur cible. Il est toutefois possible de reconstruire une prévision déterministe à partir d’une prévision d’ensemble, par exemple en prenant la moyenne des membres.

La Figure 1.20 souligne que la dispersion d’une prévision d’ensemble doit aller croissant avec l’échéance pour tenir compte de la croissance des erreurs. Pour ce faire, les ensembles des systèmes de prévision numérique actuels peuvent prendre en compte, selon les choix de leurs développeurs, les **incertitudes liées aux conditions initiales**, les **incertitudes de modélisation** ou les deux.

1.4.2.2 L’approche multi-modèle

Il est aussi possible d’estimer les incertitudes de modélisation dès lors qu’on dispose sur une même période de prévisions réalisées avec des modèles différents. Cette idée est au cœur de l’approche multi-modèle qui consiste à combiner plusieurs prévisions d’ensemble pour en déduire une prévision résultante. Dans sa version la plus simple, la prévision multi-modèle consiste à mélanger les membres de chaque prévision et à considérer ce mélange comme un nouveau « super-ensemble » (Krishnamurti, 1999). Comme pour un système de prévision d’ensemble individuel, la prévision peut être interprétée en termes probabilistes (avec la distribution des

membres) ou déterministe (en prenant la moyenne d'ensemble).

Cette approche a été couramment implémentée en prévision saisonnière grâce à des projets internationaux. Dans le cadre de ces projets tels que DEMETER (Palmer et al., 2004), il a été montré qu'elle permettait d'améliorer les prévisions déterministes et probabilistes par rapport à n'importe lequel des modèles individuels utilisés dans le multi-modèle, y compris celui présentant les meilleurs scores (Hagedorn et al., 2005). L'étude théorique de Weigel et al. (2008) montre que cela est dû à une augmentation de la dispersion de l'ensemble par rapport aux modèles individuels, conjuguée à des compensations d'erreur entre les différents modèles qui réduisent l'erreur de la moyenne d'ensemble.

De plus, certains travaux ont proposé des approches plus sophistiquées de multi-modèles pondérés donnant un poids plus important aux modèles les plus performants sur une période de re-prévisions. En prévision saisonnière, il a été montré qu'une telle pondération améliorerait généralement les scores de prévision par rapport à un multi-modèle où tous les modèles ont des poids égaux (Krishnamurti et al., 2000; Robertson et al., 2004b; Rodrigues et al., 2014; Wanders et Wood, 2016), mais ce n'est pas systématiquement le cas (Mishra et al., 2018).

D'un point de vue pratique, le multi-modèle est considéré comme la méthode la plus simple pour générer un ensemble suffisamment dispersif et améliorer les scores de prévision saisonnière (Weisheimer et al., 2011). Cette question a été beaucoup moins explorée aux échelles de temps infra-saisonnières, bien que quelques travaux tendent à montrer le même type de bénéfices (Materia et al., 2020; Pegion et al., 2019; Vigaud et al., 2017a). Nous proposons des éléments de réponse au Chapitre 3 de cette thèse.

1.4.3 Correction des prévisions de précipitations *a posteriori*

Malgré la prise en compte des incertitudes de la prévision par l'approche ensembliste, il est rarement possible d'utiliser les sorties brutes fournies par le modèle numérique. De nombreuses opérations de correction *a posteriori*, reposant sur des méthodes statistiques plus ou moins poussées, sont le plus souvent nécessaires, en particulier pour les précipitations. D'un point de vue général, la correction *a posteriori* nécessite de construire une fonction pour passer des sorties de modèle brutes aux sorties corrigées. Une telle fonction s'élabore en disposant des prévisions réalisées par le modèle sur une période passée suffisamment longue, les re-prévisions, et en les comparant à des données de référence. La correction regroupe deux approches, qui peuvent être complémentaires : la calibration et le *bridging* (Lim et al., 2011).

La **calibration** met en correspondance les précipitations observées et les précipitations prévues par les modèles numériques en vue de rendre ces dernières compatibles avec la réalité. Dans ce cadre, la plus simple des corrections est la **correction du biais moyen**, qui consiste à modifier la valeur des précipitations en retranchant la moyenne des erreurs du modèle sur la période de re-prévisions. Une telle approche fait coïncider les précipitations moyennes du modèle et des observations en supprimant les erreurs systématiques. Cependant, elle ne permet pas toujours de faire coïncider la façon dont se répartissent les précipitations, c'est-à-dire leur distribution. Par exemple, précipitations modélisées et observées peuvent continuer à présenter une dispersion ou une asymétrie différente. Pour remédier à ce problème, on a recours à des techniques d'**ajustement des distributions** plus poussées, la plus simple étant la méthode quantile-quantile (Déqué, 2007). L'ajustement des distributions s'avère nécessaire lorsque les précipitations sont utilisées en entrée d'autres modèles applicatifs, par exemple de rendement

agricole (Ines et Hansen, 2006) ou de débit des cours d'eau (Li et al., 2019b).

De plus, certains phénomènes climatiques de grande échelle, comme l'ENSO et la MJO, ainsi que des conditions aux limites variant lentement, comme l'humidité des sols dans certaines régions, ont la capacité de contraindre le champ des précipitations. Cependant, ce lien est parfois dégradé dans les modèles, et la prévision numérique perd une partie du signal prévisible sur les pluies alors même que les conditions de grande échelle sont bien prévues (Schepen et al., 2014). C'est pourquoi il est souvent profitable d'inclure des indices climatiques de grande échelle, tels qu'ils sont prévus par le modèle, dans la correction statistique des précipitations : on parle alors de *bridging*.

La calibration comme le *bridging* utilisent en tant que prédicteurs des variables prévues par un modèle numérique dynamique, et ils en déduisent les précipitations par une technique statistique : on parlera dans cette thèse de prévision statistico-dynamique. D'un point de vue formel, calibration et *bridging* reposent bien souvent sur les mêmes approches statistiques, et il est d'ailleurs fréquent de les pratiquer conjointement en accompagnant les précipitations prévues de plusieurs autres variables prédictives au sein d'un même jeu de prédicteurs (Lim et al., 2011; Schepen et al., 2012, 2014). En outre, on retrouve aussi ces approches en descente d'échelle statistique, dont la formulation mathématique est très similaire à la calibration et au *bridging* si ce n'est que l'on cherche à déduire les précipitations à plus fine résolution spatiale au lieu de les améliorer à la résolution déjà disponible. Dans la région d'étude de cette thèse, Leroy (2006) a appliqué des méthodes de descente d'échelle statistique aux prévisions de température et de précipitations en Nouvelle-Calédonie à l'échelle saisonnière.

1.4.4 Application aux précipitations du projet S2S

Les prévisions réalisées dans le cadre du projet S2S (Section 1.1.4) représentent un échantillon conséquent pour étudier la prévisibilité des précipitations dans les systèmes de prévision numérique infra-saisonnière. Comme il s'agit de prévisions d'ensemble fournies par plusieurs centres ayant fait des choix techniques et des choix de modélisation différents, elles prennent en compte les incertitudes *a priori* et permettent l'utilisation d'approches multi-modèles. De plus, on leur appliquera une méthode de calibration et de *bridging* pour tirer le meilleur parti des signaux dont elles disposent aux échéances infra-saisonnières. Cette démarche sera permise par la présence de re-prévisions suffisamment longues sur des périodes passées que l'on mettra en regard avec des données de référence.

1.5 Problématiques abordées dans cette thèse

Ce chapitre a introduit les fondements scientifiques de la prévision aux échelles de temps infra-saisonnières, ainsi que l'intérêt qu'elle présente pour des usagers potentiels. Dans le Pacifique Sud-Ouest tropical, où les risques liés aux pluies sont importants, l'influence de certains modes de variabilité planétaires pourrait permettre de prévoir des signaux sur les précipitations à plusieurs semaines d'échéance. En se focalisant sur cette région, cette thèse propose donc d'examiner les possibilités offertes par la prévision numérique infra-saisonnière pour anticiper une variable météorologique à enjeu qui est réputée difficile à prévoir. Un intérêt particulier est porté aux périodes où les pluies sont intenses, définies ici par le quintile supérieur des

précipitations hebdomadaires. Les travaux présentés s'articulent autour de plusieurs questions scientifiques qui structurent ce mémoire.

- **Quelles sont les capacités actuelles des systèmes S2S à prévoir les précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical ?**

La prévision aux échéances infra-saisonnières est un champ de recherche relativement récent dans lequel de nombreux progrès ont été réalisés au cours de la dernière décennie grâce à l'amélioration des systèmes de prévision numérique. Caractériser les performances de ces systèmes est une première étape indispensable, non seulement pour la mise en place d'utilisations opérationnelles mais aussi pour orienter les développements futurs. Ces améliorations, qu'il s'agisse de changements dans le système de prévision lui-même ou d'opérations réalisées *a posteriori*, seront jugées à l'aune des progrès qu'elles apportent par rapport aux prévisions à l'état de l'art déjà existantes. Les re-prévisions du projet S2S offrent l'opportunité d'effectuer cette évaluation sur un grand nombre de systèmes de prévision différents. Les précipitations de six d'entre eux sont vérifiées au Chapitre 3 sur notre région d'étude durant l'été austral (DJF).

- **Comment les capacités des systèmes de prévision infra-saisonnière peuvent-elles être améliorées *a posteriori* ?**

Deux pistes parallèles sont explorées pour répondre à cette question. La première repose sur la construction de prévisions d'ensemble multi-modèles : différentes approches sont présentées, évaluées et comparées au Chapitre 3. Nous y discutons en particulier le rôle relatif de la diversité des modèles et de l'augmentation de la taille d'ensemble dans les améliorations apportées par les approches multi-modèles. Les résultats de ce chapitre reprennent et complètent des travaux ayant donné lieu à une publication dans la revue *Earth and Space Science* (Specq et al., 2020) qui figure en Annexe B de cette thèse.

Au-delà de la combinaison d'informations en provenance de plusieurs systèmes différents, les différents champs de sortie d'un unique système peuvent servir à l'amélioration des prévisions de précipitations. Dans le Chapitre 4, nous présentons une méthode statistique bayésienne permettant conjointement de calibrer les précipitations S2S et de les moduler selon les valeurs des indices climatiques liés à l'ENSO et à la MJO. Cette approche de calibration et de *bridging* statistico-dynamique combine plusieurs variables fournies par un même modèle pour en déduire des prévisions corrigées de précipitations, aussi bien dans un cadre déterministe que probabiliste. Elle a fait l'objet d'une publication dans la revue *Climate Dynamics* (Specq et Batté, 2020).

- **Quel rôle les modes de variabilité grande échelle que sont l'ENSO et la MJO jouent-ils sur la prévisibilité ? Les systèmes de prévision en tirent-ils parti de manière optimale ?**

L'ENSO et la MJO sont les principaux modes de variabilité agissant sur les précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical aux échéances infra-saisonnières à saisonnières. Partant de ce constat, ce sont des sources de prévisibilité dont il faut caractériser la valeur intrinsèque, c'est-à-dire le niveau d'information qu'ils fourniraient s'ils étaient eux-mêmes parfaitement connus à l'avance. Par ailleurs, ces deux modes de variabilité sont généralement considérés comme bien prévus par les modèles pour des échéances allant de quelques semaines (pour

la MJO) à quelques mois (pour l'ENSO). À partir de là, il est nécessaire de savoir si ces mêmes modèles sont capables de « transformer l'essai », en utilisant leur bonne prévision de l'ENSO et de la MJO pour en déduire une bonne prévision des pluies. Cette double question est également traitée dans le Chapitre 4 car la prévision statistico-dynamique est un outil pour y répondre.

- **Les prévisions S2S permettent-elles d'anticiper les événements de fortes pluies en Nouvelle-Calédonie à plusieurs semaines d'échéance ?**

Cette dernière interrogation invite à prendre en compte le besoin qu'aurait un utilisateur de disposer d'informations assez localisées en temps réel. Au sein du grand domaine Pacifique Sud-Ouest tropical, la Nouvelle-Calédonie est prise en exemple pour évaluer à plus petite échelle l'intérêt des prévisions S2S. Cela passe par la recherche de fenêtres d'opportunité propres à ce territoire ainsi que par des études de cas portant sur des événements de fortes pluies répertoriés. Cette question fait l'objet du Chapitre 5.

Nous tâchons de répondre à ces problématiques à l'aune de trois années de travail sur le sujet. Les éléments de réponse apportés ne sauraient à eux seuls clore le vaste champ de la prévisibilité aux échelles de temps infra-saisonniers. Les pistes qui permettront de poursuivre ces travaux font l'objet d'un ultime chapitre (Chapitre 6), qui propose également une synthèse générale des conclusions figurant dans ce manuscrit. Par ailleurs, avant de présenter les résultats scientifiques de cette thèse, il est nécessaire d'avoir au préalable introduit les données et les principaux outils méthodologiques ayant servi à les établir. C'est l'objet du Chapitre 2.

2

OUTILS ET MODÈLES

Ce travail de thèse a reposé sur l'exploitation de données de prévisions infra-saisonniers fournies par des modèles numériques. Dans ce chapitre, nous présentons l'origine de ces données ainsi que les méthodes d'évaluation utilisées. Nous nous attachons plus particulièrement à décrire les principaux systèmes de prévision utilisés, celui de Météo-France reposant sur le modèle de climat couplé CNRM-CM, et celui de l'ECMWF.

2.1 Les systèmes de prévision infra-saisonniers du projet S2S

Le projet Subseasonal-to-seasonal (Section 1.1.4) a abouti à la mise en place d'une base de données où sont stockées en libre accès des prévisions lancées en temps réel ainsi que des re-prévisions infra-saisonniers. 11 centres développeurs y contribuent actuellement avec leur propre système de prévision. Le terme « système de prévision », qui a été abondamment employé jusqu'ici dans cette thèse, est un terme technique qui recouvre une réalité bien précise. Il inclut non seulement le **modèle numérique** d'atmosphère ou de climat à proprement parler, mais aussi les **conditions initiales** utilisées pour lancer les prévisions ainsi que la **technique de génération d'ensembles**. Plusieurs institutions utilisant le même modèle peuvent ainsi opérer un système différent moyennant une modification de la technique d'initialisation ou de perturbation. À titre d'exemple, c'est le cas dans la base S2S pour les systèmes du MetOffice britannique et du Bureau of Meteorology (BoM) australien, qui reposent sur le même modèle dynamique mais n'utilisent pas la même version et n'ont ni les mêmes conditions initiales ni le même nombre de membres.

Chaque système est fourni avec un jeu de re-prévisions, qui sont essentielles pour le caractériser car elles permettent de **l'évaluer** et de **calibrer les prévisions** en temps réel (Section 1.4.3). Les stratégies de re-prévision diffèrent aussi d'un centre à l'autre en termes de période couverte, de taille d'ensemble des re-prévisions, de calendrier des dates de démarrage et de durée des *runs*. On distingue ainsi les re-prévisions sur période fixe et les re-prévisions au fil de l'eau (« on the fly »). Les re-prévisions fixes sont fournies une fois pour toutes sur la période choisie, et elles servent de référence pour toutes les prévisions en temps réel ultérieures. Par exemple, les re-prévisions du système S2S de Météo-France comportent des prévisions d'une

Centre	Modèle	Jours	Couplage	Type	Période	Fréquence	Taille
BoM	POAMA-2	62	Océan	Fixe	1981-2013	6 /mois	33
CMA	BCC-CPS-S2Sv1	60	Océan +glace	Fixe	1994-2014	1 /jour	4
ECCC	CGEM	32	Aucun	Fil de l'eau	1995-2014	1 /semaine	4
ECMWF	IFS + NEMO	46	Océan	Fil de l'eau	20 ans préc.	2 /semaine	11
HMCR	RUMS	61	Aucun	Fil de l'eau	1985-2010	1 /semaine	10
ISAC-CNR	GLOBO	32	Aucun	Fixe	1981-2010	1 /semaine	1
JMA	JMA GSM	34	Aucun	Fixe	1981-2012	1 /dizaine	5
KMA	HadGEM3 GC2.0	60	Océan +glace	Fixe	1991-2010	4 /mois	3
Météo-France	CNRM-CM	61	Océan +glace	Fixe	1993-2014	4 /mois	15
NCEP	CFS v2	44	Océan +glace	Fixe	1999-2010	1 /jour	4
UKMO	HadGEM3 GC2.0	60	Océan +glace	Fixe	1993-2015	4 /mois	7

TABLEAU 2.1 – Principales caractéristiques des re-prévisions de la base S2S.

durée de 61 jours lancées tous les 1^{er}, 8, 15 et 22 de chaque mois sur les années 1993 à 2014. Dans le cas d'une re-prévision au fil de l'eau, chaque prévision en temps réel est lancée en même temps qu'un certain nombre de prévisions initialisées avec les conditions de la même date calendaire des années précédentes. Ainsi, dans le système de l'ECMWF, la prévision en temps réel du 24 février 2020 s'accompagne des prévisions rétrospectives lancées sur les 24 février des 20 années précédentes, de 2000 à 2019.

La base S2S est un ensemble d'opportunité regroupant des systèmes qui ont parfois été développés pour d'autres usages. Certains centres, comme l'ECMWF, ont commencé à produire leurs prévisions infra-saisonniers en prolongeant des prévisions météorologiques à moyen terme. D'autres, comme Météo-France, choisissent d'utiliser leur système de prévision saisonnière en le lançant à une fréquence plus importante et en ne conservant que le premier ou les deux premiers mois de prévision. Les caractéristiques des re-prévisions des 11 systèmes et les choix techniques afférents sont brièvement résumés dans le Tableau 2.1. Nous parcourons plus en détail ces différences dans les sections qui suivent à travers les systèmes de Météo-France et de l'ECMWF.

2.2 Le système de prévision S2S de Météo-France

2.2.1 Le modèle de climat couplé CNRM-CM

Le système de prévision infra-saisonniers de Météo-France est issu de la version 5 du système de prévision saisonnière. Il est basé sur le modèle de climat global couplé CNRM-CM (Voltaire et al., 2013, 2019) initialement développé par le CNRM et le CERFACS afin de modéliser l'évolution du climat présent et futur, notamment dans le cadre d'exercices d'in-

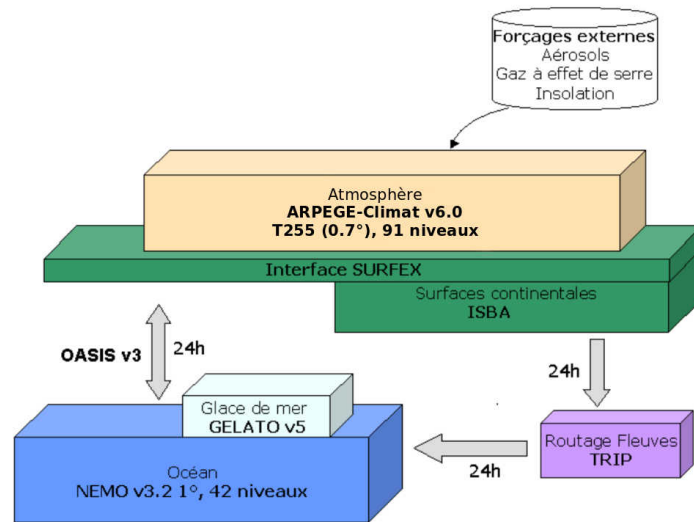


FIGURE 2.1 – Schéma des différentes composantes de CNRM-CM et fréquences de couplage pour la version utilisée dans le système S2S de Météo-France. Adapté d'une figure de documentation disponible sur le site du CNRM : <https://www.umr-cnrm.fr/spip.php?article126>.

tercomparaison comme CMIP (Coupled Model Intercomparison Project). La vocation d'un modèle couplé est de représenter l'ensemble des composantes du système climatique que sont l'atmosphère, l'océan, la glace de mer et les surfaces continentales, ainsi que leurs interactions. Pour cela, il est nécessaire que ces composantes échangent régulièrement des informations en cours d'intégration. Cet échange se fait sous forme de flux physiques (eau, énergie, quantité de mouvement) à une fréquence appelée « fréquence de couplage ». Au contraire, lorsqu'on utilise un modèle d'atmosphère seul, les conditions aux limites sont prescrites sans que l'atmosphère n'agisse sur elles en retour.

Le couplage de l'atmosphère avec les autres composantes est une source de prévisibilité aux échelles infra-saisonniers à saisonnières (Section 1.2.2). Le modèle CNRM-CM inclut donc plusieurs modèles chargés de simuler l'évolution de chaque composante, ainsi qu'un coupleur appelé OASIS (Valcke, 2006, version 3) pour échanger les flux. Comme le montre la Figure 2.1, les composantes du modèle se regroupent en trois blocs : ARPEGE-SURFEX-ISBA pour l'atmosphère et les surfaces continentales, NEMO-GELATO pour l'océan et la glace de mer, et TRIP pour le routage des fleuves. OASIS réalise les échanges de flux entre les blocs avec des itérations toutes les 24 heures.

2.2.1.1 Le modèle d'atmosphère ARPEGE-Climat

Le modèle d'atmosphère du système S2S est ARPEGE-Climat (version 6.0), qui résout les équations primitives et incorpore des paramétrisations pour représenter les phénomènes physiques sous-maille (Section 1.4.1). Ce modèle est issu du modèle de prévision numérique du temps ARPEGE/IFS développé à Météo-France et à l'ECMWF, qui a été adapté pour la simulation du climat global par Déqué et al. (1994). La résolution numérique des équations primitives, souvent appelées équations de Navier-Stokes, nécessite leur discrétisation sur une sphère représentant le globe. Sur les dimensions horizontales, cette discrétisation est grandement facilitée en transformant les équations par passage de l'espace des coordonnées spatiales

habituelles (longitude et latitude) à l'espace dual des nombres d'onde sur la sphère, au moyen d'une transformée spectrale. On dit alors que le modèle ARPEGE est un modèle spectral. Les nombres d'onde conservés définissent la résolution horizontale des variables de sortie après retour dans l'espace des longitudes et latitudes.

Dans la version utilisée, on effectue une troncature au 256^{ème} nombre d'onde : on parle alors de grille horizontale TL255 (nombres d'ondes 0 à 255) et la résolution équivalente est d'environ 80 km. Pour ce qui est de la dimension verticale, elle est discrétisée suivant 91 niveaux hybrides entre les niveaux sigma et les niveaux de pression afin de prendre en compte les effets de l'orographie pour les niveaux proches de la surface. La discrétisation temporelle est quant à elle basée sur un schéma d'intégration semi-lagrangien avec un pas de temps de 15 minutes.

Dans ARPEGE-Climat, les processus paramétrisés sont les processus radiatifs, la turbulence, les nuages, les précipitations de grande échelle, la convection, la diffusion verticale et les ondes de gravité orographiques. Les processus radiatifs sont représentés par le schéma Rapid Radiation Transfer Model (RRTM, Mlawer et al., 1997) pour ce qui est du rayonnement thermique et par le schéma de Morcrette (1990) pour ce qui est du rayonnement solaire de l'ultraviolet au proche infrarouge. La turbulence est obtenue à partir de l'équation de fermeture à l'ordre 2 de Mellor et Yamada (1974) et la traînée des ondes de gravité orographique est paramétrisée par le schéma de Lott et Miller (1997).

Du point de vue des phénomènes aboutissant aux précipitations, le schéma de Ricard et Royer (1993) est utilisé pour calculer la fraction de nuages stratiformes et leur contenu en eau liquide, ainsi que pour la paramétrisation de la couche limite. La condensation sous-maille s'effectue avec la paramétrisation définie par Bougeault (1981, 1982) et les précipitations de grande échelle sont déclenchées à partir du modèle statistique de Smith (1990), tandis que l'évaporation des précipitations provient de la formulation proposée par Kessler (1969). Enfin, la convection profonde se déclenche par convergence d'humidité dans les basses couches si le profil vertical de température est instable, en vertu du schéma proposé par Bougeault (1985).

2.2.1.2 L'interface SURFEX

L'interface SURFEX (SURFace EXternalisée, version 7.2) assure l'échange d'information entre l'atmosphère et les différents types de surface terrestre. Les flux d'énergie, d'eau et de quantité de mouvement correspondant à ces échanges sont calculés grâce au schéma de Louis (1979), au niveau des océans comme des continents.

Les surfaces continentales sont représentées par le modèle IBSA (Noilhan et Mahfouf, 1996), directement inclus dans SURFEX et présentant la même grille horizontale qu'ARPEGE-Climat. IBSA calcule l'évolution des bilans d'eau et d'énergie dans le sol en tenant compte de la nature des sols fournie par la base de données à 1 km de résolution ECOCLIMAP (Masson et al., 2003). Il calcule également le ruissellement en surface et le drainage qui viennent alimenter le modèle de routage des fleuves TRIP (Oki et Sud, 1998), ce qui ramène l'eau dans l'océan et boucle le cycle hydrologique.

2.2.1.3 La composante océan-glace de mer NEMO-GELATO

Le modèle d'océan incorporé à CNRM-CM est le modèle NEMO (Nucleus for European Modelling of the Ocean) version 3.2 (Madec, 2008). Tout comme l'atmosphère, l'océan est représenté par un jeu d'équations de conservation qui régissent son évolution. La plupart d'entre elles sont similaires à celles de l'atmosphère (conservation de la masse, conservation de la quantité de mouvement, conservation de l'énergie). Une équation supplémentaire exprime la conservation du sel, dont le rôle sur la densité de l'eau de mer est primordial dans la dynamique océanique.

Les mouvements de l'océan sont régis par trois grands types de phénomènes : les flux de chaleur entre l'océan et l'atmosphère qui affectent la couche superficielle de l'océan, le forçage par la tension de vent qui crée des courants en surface (pompage d'Ekman, courants de bord ouest) et enfin la circulation thermohaline liée aux différences de densité de l'eau causées par des différences de température et de salinité. Pour décrire ces mouvements, les équations du modèle d'océan incluent l'équation d'état de l'eau de mer faisant intervenir directement la température et la salinité comme variables d'état. La diffusion turbulente et la convection dans l'océan sont quant à elles paramétrisées à l'instar de ce qui se fait pour l'atmosphère.

La résolution numérique des équations de l'océan ne s'effectue pas de la même manière que celle de l'atmosphère. Il faut en particulier tenir compte de l'irrégularité des contours océaniques, ce qui amène à utiliser une méthode de type éléments finis plutôt qu'une méthode spectrale. La version de NEMO utilisée dans CNRM-CM présente ainsi une grille tripolaire à 1° de résolution, appelée ORCA 1, avec un raffinement à 1/3° en latitude sous les Tropiques. Sur la verticale, l'océan est découpé en 42 niveaux de plus en plus resserrés au fur et à mesure que l'on se rapproche de la surface, avec 10 niveaux sur les 100 premiers mètres de profondeur. D'un point de vue dynamique, la condition limite appliquée à l'interface air-mer est une condition de type surface libre.

La glace qui se forme aux hautes latitudes par congélation de l'eau de mer sous l'effet des basses températures est un élément majeur du système climatique, de par son effet sur les flux de chaleur air-mer, son rôle de surface froide et son albédo élevé qui augmente la fraction réfléchie du rayonnement solaire (Section 1.2.2.2). De plus, les changements d'état de l'eau de mer jouent un rôle primordial sur la circulation océanique thermohaline : la formation de glace augmente la concentration en sel et donc la densité de l'eau liquide qui se trouve en dessous tandis qu'un effet contraire se produit lors de la fonte de la glace. Le modèle NEMO représente ces phénomènes grâce aux informations sur la glace qu'il reçoit du modèle GELATO (Global Experimental Leads and sea ice for ATmosphere and Ocean, Salas y Méliá, 2002), version 5. GELATO indique la présence ou l'absence de glace de mer. Si elle existe, il simule les mécanismes thermodynamiques de son évolution, qui dépendront de l'épaisseur. En outre, il représente les déplacements de la glace par advection élasto-visco-plastique, ainsi que la couche de neige accumulée sur la glace qui présente des propriétés optiques et thermodynamiques distinctes.

2.2.2 Mise en place du système de prévision S2S

Dès lors que l'on dispose d'un modèle comme CNRM-CM, la mise en œuvre de prévisions climatiques nécessite de lui fournir des conditions initiales, des conditions aux limites et une méthode de génération des ensembles.

2.2.2.1 Les conditions initiales

Le système de prévision S2S de Météo-France est initialisé quatre fois par mois dans les re-prévisions (le 1^{er}, le 8, le 15 et le 22 de chaque mois) et tous les jeudis pour la prévision en temps réel. Au lancement d'une (re-)prévision, le modèle doit disposer d'états initiaux les plus proches de la réalité pour toutes les composantes du modèle couplé. Cependant, on ne dispose pas d'observations au niveau de toutes les mailles du modèle. Pour des prévisions en temps réel, on a recours à des analyses, qui sont des champs spatialisés produits par un modèle avec assimilation de données d'observation (*in situ* et satellitaires) en cours d'intégration. Le principe général de l'assimilation de données consiste à rappeler à pas de temps régulier les données telles qu'elles ont été prévues par le modèle lors d'une intégration précédente, appelée ébauche, vers de nouvelles observations disponibles depuis que l'ébauche a été produite. Cela aboutit à une nouvelle estimation de l'état de l'atmosphère, l'analyse, à la fois plus réaliste que celui de l'ébauche et plus complet que celui fourni par les observations. Lorsque l'assimilation de données est effectuée en continu sur une période passée, on parle de réanalyse. Les réanalyses servent à initialiser le système de prévision lorsqu'on effectue des re-prévisions.

Pour des raisons techniques, le système de prévision S2S de Météo-France n'inclut pas sa propre assimilation de données qui produirait directement les états initiaux compatibles. Il a donc recours à des analyses (pour les prévisions en temps réel) et à des ré-analyses (pour les re-prévisions) fournies par d'autres centres. En temps réel, le modèle d'atmosphère ARPEGE-Climat est initialisé par l'analyse opérationnelle fournie par l'ECMWF avec son modèle IFS, tandis qu'il est initialisé avec la **réanalyse ERA-Interim** (Dee et al., 2011) dans les re-prévisions. Ces données doivent être interpolées sur la grille d'ARPEGE-Climat avant de servir comme conditions initiales. Les conditions d'océan et de glace de mer sont quant à elles fournies par Mercator Océan International sous forme d'analyses et de réanalyses dédiées. Les réanalyses d'océan et de glace de mer sont créées avec le modèle NEMO forcé en surface par les conditions atmosphériques d'ERA-Interim et rappelé vers la réanalyse GLORYS (Ferry et al., 2010). Quant aux flux du coupleur OASIS, ils sont initialisés avec les flux climatologiques obtenus dans une simulation libre de CNRM-CM. Enfin, pour initialiser les surfaces continentales, il est nécessaire de rendre les champs d'ERA-Interim compatibles avec SURFEX : on utilise pour cela la fonction de transfert développée par Boisserie et al. (2016).

2.2.2.2 Les conditions aux limites

Les composantes du système climatique interagissent de manière couplée mais elles sont aussi soumises à des contraintes extérieures sur lesquelles elles n'ont pas d'influence en retour, qu'on appelle forçages. Lorsque CNRM-CM est utilisé en prévision infra-saisonnaire, les forçages sont l'énergie solaire incidente au sommet de l'atmosphère (représentée par la constante solaire), ainsi que les concentrations en gaz à effets de serre et en aérosols. Aux échelles de temps considérées, la variabilité de ces forçages est supposée nulle (pour la constante solaire) ou faible. Il faut cependant tenir compte des variations saisonnières et de l'évolution des forçages au cours de la période de re-prévisions. Les forçages en gaz à effet de serre sont les forçages annuels proposés par l'exercice CMIP, tandis que les forçages en aérosols naturels et anthropiques reposent sur une climatologie mensuelle constante d'une année à l'autre (Szopa et al., 2012).

2.2.2.3 Prévision d'ensemble

La prévision d'ensemble permet de tenir compte *a priori* des incertitudes de conditions initiales et/ou de modélisation (Section 1.4.2.1). Cette technique a été initialement mise au point pour estimer les **incertitudes des conditions initiales** : on lance les différents membres avec un jeu de conditions initiales légèrement différentes les unes des autres, de telle sorte que la distribution de ces conditions initiales soit représentative de leur incertitude (cercle bleu autour de l'analyse dans la Figure 1.20). On génère l'ensemble en prenant la même analyse avec un décalage temporel (*lagged-average*, Hoffman et Kalnay, 1983) ou en perturbant de manière aléatoire un jeu de conditions initiales (Leith, 1974).

Cependant, l'ensemble généré par simple perturbation des conditions initiales s'avère fréquemment sous-dispersif : il n'explore pas une fraction suffisamment importante de l'espace des phases que l'atmosphère peut occuper en réalité. Pour pallier ce problème, on peut aussi prendre en compte les **incertitudes de modélisation** liées aux paramétrisations et à la discrétisation spatiale et temporelle du schéma numérique. Chaque membre est alors généré avec de légères modifications des équations du modèle. Ces modifications peuvent intervenir de différentes manières, par exemple en perturbant les paramètres du modèle, ou encore en rajoutant un terme aléatoire dans les équations d'évolution des variables pronostiques. Cette seconde technique, utilisée dans les deux systèmes décrits dans ce chapitre, est appelée perturbation stochastique.

Dans le système de prévision infra-saisonnier de Météo-France, la génération d'un ensemble repose entièrement sur des perturbations de la dynamique de l'atmosphère dans ARPEGE-Climat en cours d'intégration, suivant une approche appelée « dynamique stochastique » (Batté et Déqué, 2012, 2016). Elle consiste à ajouter à chaque pas de temps un terme d'erreur, obtenu à partir d'une simulation préalable où l'on guide le modèle vers une référence (ERA-Interim). Ce terme est tiré de manière aléatoire parmi les erreurs du mois calendaire courant. Un tirage aléatoire différent étant effectué pour chaque membre, cela a pour effet de les disperser. Cette méthode a été conçue de manière à diminuer certaines erreurs systématiques.

2.3 Le système de prévision S2S de l'ECMWF

Le système ECMWF de la base S2S est un système d'ores et déjà utilisé de manière opérationnelle. Il est aussi appelé système de prévision mensuelle et est issu d'un système de prévision météorologique à moyen terme. Par opposition au système de Météo-France, plusieurs versions successives du système ECMWF sont présentes dans la base S2S. En effet, l'utilisation de re-prévisions « au fil de l'eau » favorise une actualisation plus fréquente car elle facilite l'obtention d'un jeu de re-prévisions réalisé avec la même version du modèle pour chaque prévision en temps réel. Au cours de cette thèse, notre travail avec ce système a porté sur des re-prévisions de la période 1996-2015, qui ont été réalisées avec le cycle CY41R1 du modèle IFS. La description que nous présentons vaut pour cette version, dont les choix techniques sont similaires à ceux exposés par Vitart et al. (2008).

2.3.1 Le modèle global couplé

La composante atmosphérique du modèle global couplé est le modèle IFS (cycle CY41R1). Comme son « cousin » ARPEGE, ce modèle est un modèle spectral. L'originalité des prévisions de l'ECMWF aux échéances infra-saisonnnières réside dans le changement de résolution atmosphérique en cours d'intégration au bout de 10 jours, avec le passage de la troncature linéaire TL639 (environ 32 km de résolution) à la troncature linéaire TL319 (environ 64 km). Ce changement est décrit par Vitart et al. (2008). Il est lié au fait que les 10 premiers jours de prévision sont issus du système de prévision à moyen terme EPS (Ensemble Prediction System). En résolution verticale, IFS cycle CY41R1 utilise 91 niveaux sigma. Parmi les choix de paramétrisation déterminants pour les précipitations produites, on citera les schémas de convection et de nuages proposés par Tiedtke (1989, 1993).

Le modèle d'atmosphère IFS est couplé au modèle d'océan NEMO (version 3.4.1) à 1° de résolution et au modèle de surfaces continentales HTESSEL (Balsamo et al., 2009) au moyen du coupleur OASIS. En revanche, ce modèle couplé n'incorpore pas de modèle de glace de mer dans la version que nous avons utilisée (mais c'est le cas dans des cycles ultérieurs, à partir de CY43R1). La glace de mer est fournie au modèle d'atmosphère par la persistance des conditions de glace durant les 15 premiers jours suivant l'initialisation, puis par une évolution progressive vers la climatologie.

2.3.2 Initialisation et génération des ensembles

L'initialisation par assimilation de données permet de se prémunir d'un choc initial en fournissant des conditions initiales directement compatibles avec le modèle utilisé. En temps réel, l'analyse opérationnelle de l'ECMWF qui sert à initialiser la composante atmosphérique du système S2S est produite par assimilation de données avec la méthode 4DVar, dont la description dépasse le cadre de cette thèse. Dans les re-prévisions, cette initialisation est effectuée de la même façon en partant d'ERA-Interim. Pour l'océan, l'ECMWF produit ses propres analyses océaniques en temps réel, et utilise les conditions initiales ORAS4 dans les re-prévisions. Enfin, les conditions initiales de sol proviennent, comme pour l'atmosphère, de l'analyse opérationnelle et de la réanalyse ERA-Interim. Les prévisions S2S de l'ECMWF sont lancées deux fois par semaine en temps réel, le jeudi — où elles sont concomitantes avec celles de Météo-France — et le lundi. Les re-prévisions se font au fil de l'eau pour les mêmes dates calendaires des vingt années précédant la prévision en temps réel.

Afin de générer les ensembles, le système ECMWF étudié dans cette thèse a conjointement recours à deux méthodes de perturbations stochastiques : l'une intervenant sur les tendances calculées par les paramétrisations physiques (SPPT, Buizza et al., 1999) et l'autre portant sur une correction aléatoire de dissipation d'énergie cinétique (SKEB, Shutts, 2005). Une perturbation des conditions initiales de l'atmosphère est ajoutée avec la méthode des vecteurs singuliers (Buizza et Palmer, 1995) et avec la méthode Ensemble Data Assimilation (EDA). Enfin, l'incertitude sur les conditions initiales océaniques est aussi prise en compte : cinq analyses océaniques différentes sont utilisées, une non-perturbée et quatre perturbées par l'intermédiaire de modifications du champ de vent au contact de l'océan lors de la production des analyses.

2.4 Évaluation des prévisions

L'intégration de modèles numériques initialisés, contraints et perturbés de manière à générer des ensembles, fournit les séries temporelles des variables diagnostiques en chaque point de la discrétisation spatiale effectuée. Ces valeurs doivent être mises en regard avec les valeurs que le modèle aurait dû fournir s'il parvenait à effectuer une représentation parfaite de la réalité à chaque échéance. Une telle comparaison est appelée vérification. Lorsqu'on dispose de re-prévisions sur une période passée, on peut quantifier la concordance de ces dernières avec des données de référence. Toutefois, les données de référence sont elles-mêmes chargées d'incertitudes, ce qui conditionne la vérification à la référence choisie. Même si nous supposons par la suite que la vérification par rapport à une référence donnée fournit un bon aperçu de la capacité du modèle à prévoir la réalité, il importe de présenter les données de référence disponibles pour en percevoir les atouts et les limites.

2.4.1 Données de référence

2.4.1.1 Observations directes *in situ* et satellitaires

Les services météorologiques ont besoin d'observations du système climatique à fréquence régulière pour caractériser un événement en cours, effectuer des études climatologiques ou initialiser leurs modèles de prévision numérique du temps. Des jeux de données homogènes sont donc disponibles sur des périodes historiques pouvant couvrir jusqu'à plusieurs décennies. Pour l'atmosphère, de telles observations sont obtenues *in situ* à partir d'instruments de mesure au sol (thermomètres, pluviomètres, anémomètres, lidar) mais aussi à partir de radiosondages (mesures effectuées par des appareils transportés par ballon-sonde). Des mesures équivalentes sont disponibles dans l'océan grâce à des bouées instrumentées ou des navires équipés.

Cependant, c'est l'avènement des mesures satellitaires à partir de la fin des années 1970 qui a permis d'augmenter considérablement le volume d'observations disponibles et d'homogénéiser leur couverture à la surface du globe. Pour des études de grande échelle spatiale, comme dans cette thèse, une telle couverture est indispensable et ne peut être obtenue à partir de mesures éparées. Ceci est particulièrement vrai au niveau des océans car les observations de surface y sont plus rares que sur les continents. Toutefois, observations de surface et observations satellitaires ne s'opposent pas mais se complètent, car des mesures au sol sont nécessaires pour calibrer et corriger celles des satellites. Dans tous les cas, l'utilisation de données observées en un point précis pour initialiser ou évaluer un modèle numérique — dont la maille fait plusieurs dizaines de kilomètres de côté — nécessite de spatialiser les observations sur une grille régulière grâce à des méthodes d'extrapolation comme le krigeage.

2.4.1.2 Les données de réanalyses

Les réanalyses servent à initialiser les re-prévisions S2S (Section 2.2.2.1) mais elles sont aussi de précieuses données de référence sur l'état du système climatique tout au long d'une période passée. La réanalyse étant produite à partir d'un modèle global, elle présente deux avantages importants. Premièrement, les données qu'elle fournit sont cohérentes avec celle du modèle du point de vue de la distribution des variables. Deuxièmement, ces données sont

directement produites selon la discrétisation spatio-temporelle du modèle sans nécessiter de transformation ultérieure, alors qu'il serait illusoire de disposer d'observations à chaque instant et en chaque maille du modèle. Bien qu'il ne s'agisse pas de données observées, les réanalyses peuvent être considérées comme des états pseudo-observés réalistes, dans la mesure où des données *in situ* et satellitaire sont assimilées en continu lors de l'intégration du modèle. La réanalyse fait passer les observations dans le « monde » du modèle, leur donne une cohérence spatio-temporelle et les complète là où elles ne sont pas disponibles.

Plusieurs instituts développent leur propre modèle d'atmosphère et fournissent des données de réanalyse atmosphérique, comme la NASA avec MERRA-2 (Gelaro et al., 2017) et la Japan Meteorological Agency avec JRA-55 (Kobayashi et al., 2015). L'ECMWF en propose toute une gamme dont ERA-Interim (Dee et al., 2011) qui est utilisée dans cette thèse et couvre la période 1979-2019. Notons qu'ERA-Interim a été remplacée récemment par ERA5 qui couvrira à terme de 1950 jusqu'au présent.

La réanalyse ERA-Interim repose sur le schéma d'assimilation de données 4DVar, qui incorpore entre 10^6 et 10^7 observations par jour et donne de nouvelles conditions initiales au modèle toutes les 12 heures. Entre deux initialisations, les variables atmosphériques sont enregistrées par pas de trois heures. Ces sorties intermédiaires correspondent donc à des prévisions à très court terme très réalistes. Le modèle d'atmosphère d'ERA-Interim est IFS (CY31R2) avec une troncature linéaire TL255, 60 niveaux verticaux et un pas de temps de 30 minutes. Les conditions aux limites de l'océan proviennent d'observations fournies par le NCEP (National Centers for Environmental Prediction).

2.4.1.3 Les références de précipitations

Même en assimilant régulièrement un nombre important d'observations, les données de réanalyse proviennent *in fine* d'un modèle numérique et ne sont pas exemptes des déficiences de celui-ci. En particulier, nous avons vu que les paramétrisations des modèles numériques peuvent être sources d'erreurs dans l'estimation des précipitations (Section 1.4.1). Ainsi, les données de précipitations issues de réanalyses ne sont pas jugées très fiables. En dressant un panorama des jeux de données de précipitations disponibles à l'échelle globale, Sun et al. (2018) montrent qu'il y a beaucoup de variabilité et d'incohérences entre les précipitations issues de deux réanalyses différentes. C'est pourquoi les précipitations issues des réanalyses sont rarement utilisées telles quelles comme données de référence dans l'évaluation de prévisions infra-saisonniers et saisonniers. On leur préférera des produits spécifiques qui reposent toujours sur des observations spatialisées, même si des données de réanalyse y sont parfois incluses en complément.

Les critères de choix pour les précipitations de référence utilisées dans cette thèse sont les suivants :

1. Les valeurs doivent être disponibles à un pas de temps quotidien, pour être moyennées sur des fenêtres infra-saisonniers selon nos besoins.
2. La période couverte par les données doit être suffisamment longue et inclure la majeure partie des périodes de re-prévisions S2S (en particulier celle du système de Météo-France, 1993-2014), afin de disposer d'un échantillon de vérification et d'apprentissage statistique suffisamment grand.
3. Les valeurs doivent être disponibles sur tout le domaine Pacifique Sud-Ouest tropical.

4. La résolution doit être plus fine ou équivalente à la résolution d'archivage des prévisions S2S (1.5°).

Sun et al. (2018) dénombrent une trentaine de produits de précipitations couvrant le globe, regroupés en trois catégories : les réanalyses, les produits issus de mesures par des pluviomètres et les produits incluant des observations satellitaires de précipitations (grâce aux capteurs micro-ondes et infrarouges). La grande proportion de points de grille océaniques dans la région Pacifique Sud-Ouest tropical nous conduit à exclure l'utilisation de données issues de pluviomètres pour les évaluations sur le domaine entier. Ces jeux de données, à l'instar de GPCC-daily (Schamm et al., 2014), présentent pourtant un certain nombre de qualités souhaitables, à commencer par une faible incertitude et une profondeur de données suffisante, mais ils ne fournissent des données que sur les points de grille terrestres.

Les jeux de données produits à partir d'observations satellites pallient ce manque, mais pèchent souvent sur deux points. D'une part, les cumuls de précipitations y présentent une plus forte incertitude, car ils sont évalués indirectement, à partir de l'écho des signaux envoyés par les satellites, au moyen d'algorithmes de calibration et de spatialisation qui varient d'un jeu de données à l'autre. D'autre part, la profondeur temporelle des observations satellitaires est plus faible que celle des observations en stations si l'on souhaite disposer de valeurs quotidiennes.

Les jeux de données identifiés par Sun et al. (2018) susceptibles de correspondre à nos critères sont GPCP-1dd (Huffman et al., 2001), TRMM-3B42 (Tropical Rainfall Measurement Mission Huffman et al., 2007), PERSIANN-CDR (Ashouri et al., 2015) et MSWEP (Beck et al., 2017). Nous excluons en particulier CMORPH (Joyce et al., 2004) qui ne débute qu'en 2002. Notre choix s'est finalement porté sur **MSWEP** (Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation), dans sa version 1.2, qui est disponible sur une grille globale à 0.25° de résolution sur toute la période 1979-2015. En effet, ce jeu est le seul à fusionner à la fois des données issues de stations (GPCC), de satellites (en particulier TRMM et CMORPH), et aussi de réanalyses (ERA-Interim et JRA-55) qui permettent, malgré leur moindre qualité, de compléter lorsque peu d'autres données sont disponibles. Dans MSWEP, les données incluses sont pondérées différemment selon la localisation et la période temporelle.

2.4.2 La procédure de vérification

2.4.2.1 Cadre général

Les re-prévisions S2S que nous avons évaluées dans cette thèse sont fournies avec des démarrages réguliers à intervalle d'environ une semaine sur l'ensemble de la période. Les sorties des prévisions ont un pas de temps quotidien mais nous avons procédé à leur évaluation en les moyennant sur des **fenêtres hebdomadaires** qui sont plus pertinentes pour extraire un signal prévisible dès que l'on s'éloigne de l'initialisation. Cette approche est la plus courante pour les échéances infra-saisonniers.

Nous avons ainsi considéré les échéances de la semaine 1 (moyenne du jour 5 au jour 11) à la semaine 4 (moyenne du jour 26 à 32), en suivant l'exemple d'autres publications (par exemple Vigaud et al., 2017a). On remarquera que les quatre premiers jours ont été retirés : en effet, ils relèvent de la prévision météorologique à court terme, pour laquelle il existe d'autres systèmes de prévision bien plus pertinents et bien plus précis que les systèmes S2S.

Ajoutons qu'en plus de ces échéances hebdomadaires, l'échéance bi-hebdomadaire obtenue

en regroupant les semaines 3 et 4 (du jour 19 au jour 32) a parfois été considérée dans le but de résumer les performances des systèmes de prévision sur les deux premières semaines marquant le début des échéances infra-saisonniers. Une telle approche est courante dans les articles sur les échelles de temps S2S (par exemple Pegion et al., 2019; Wang et Robertson, 2019).

2.4.2.2 Climatologie et validation croisée

Pour la vérification, nous avons fréquemment besoin d'utiliser une climatologie des observations et une climatologie du modèle, en chaque point de grille. Ces climatologies servent par exemple à calculer les biais moyens des prévisions à chaque échéance ou à mettre en regard les distributions observées et prévues. Lorsqu'on utilise des prévisions en temps réel, ces climatologies sont calculées sur la période de re-prévisions. Lorsque l'évaluation porte sur les re-prévisions elles-mêmes, il est nécessaire de se placer dans un contexte similaire, c'est-à-dire qu'une prévision donnée et ses observations correspondantes ne doivent pas être incluses dans les climatologies respectives auxquelles on les comparera.

Pour cela, on a recours à une approche dite de **validation croisée** : pour une période de re-prévisions de N années, la climatologie correspondant à chaque année i est construite en excluant l'année i et en prenant les $N - 1$ autres années. Pour les données de prévision numérique, on rajoute les contraintes suivantes :

1. Ne pas mélanger les échéances pour tenir compte de la dérive du modèle (Delécluse et al., 1998), c'est-à-dire l'évolution de son climat avec l'échéance en raison de l'inadéquation du couplage ou de certaines paramétrisations. La climatologie du modèle relative à une prévision en semaine 3 est donc constituée d'autres prévisions en semaine 3.
2. Ne pas mélanger les dates calendaires de démarrage pour tenir compte du cycle saisonnier. Par exemple pour le système de Météo-France, la climatologie relative à la re-prévision du 8 janvier 1998 sera établie avec les re-prévisions du 8 janvier sur les autres années disponibles.

En revanche, les différents membres de l'ensemble sont inclus, ce qui permet d'établir une climatologie suffisamment robuste à partir d'un échantillon de taille $n(N - 1)$ (au lieu de $N - 1$), avec n le nombre de membres.

Pour les données d'observations, la contrainte de l'échéance n'existe plus mais celle du cycle saisonnier est toujours présente. Comme il n'est pas possible de jouer sur les ensembles pour construire une climatologie de taille suffisante, on utilise l'approche proposée par Vigaud et al. (2017a) consistant à prendre la semaine correspondante mais aussi la semaine d'avant et la semaine d'après. On obtient une climatologie reposant sur un échantillon de taille $3(N - 1)$. Par exemple, la climatologie des observations relative à la semaine du 12 au 18 janvier 1998 correspond aux observations des semaines du 5 au 11 janvier, du 12 au 18 janvier et du 19 au 25 janvier de toutes les $N - 1$ autres années.

2.4.2.3 Vérification des prévisions déterministes

On considère un jeu de re-prévisions sur N années dont on procède à l'évaluation sur une saison particulière, la saison d'été austral décembre-janvier-février (DJF). À raison de quatre démarrages par mois, il y a $m = 12$ prévisions dans chaque saison DJF et $K = Nm$ prévisions

en tout. Dans ce qui suit, p correspond à une prévision déterministe fournie par le modèle en prenant la moyenne d'ensemble, tandis que r correspond à la référence. On note respectivement p_k^t et r_k^t la k -ième prévision à l'échéance t (semaine 1 à 4) et la référence correspondante, avec $k \in [1..K]$.

Par ailleurs, dans le calcul des scores déterministes, on considérera souvent les anomalies des variables plutôt que les variables elles-mêmes. Ces dernières sont déterminées en retranchant au modèle et aux observations leurs propres climatologies, obtenues par validation croisée suivant le paragraphe précédent. On les note \tilde{p}_k^t et \tilde{r}_k^t .

◦ **Biais moyen :**

Le biais moyen à échéance t est la moyenne des écarts entre la prévision et la référence sur toute la période de re-prévision :

$$\text{Biais}(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (p_k^t - r_k^t) \quad (2.1)$$

Le biais traduit les erreurs systématiques du modèle mais ne laisse pas forcément présager de la prévisibilité de la variable. Il est possible de le corriger *a posteriori* pour retirer l'erreur systématique avant de calculer certains scores sur lesquels elle aura un fort impact, comme les scores d'erreur.

◦ **Erreur quadratique moyenne (MSE) :**

L'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error) correspond au carré de la moyenne des écarts entre la prévision et la référence sur toute la période de re-prévision. Il est possible de la calculer sur les valeurs brutes p et r mais aussi sur les anomalies \tilde{p} et \tilde{r} , comme ce sera le cas dans cette thèse. Cela a pour effet d'enlever le biais moyen et de ne garder que l'erreur résiduelle :

$$\text{MSE}(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\tilde{p}_k^t - \tilde{r}_k^t)^2 \quad (2.2)$$

Pour ramener la MSE dans la même unité que la variable prévue, on utilise souvent sa racine carrée (RMSE pour Root Mean Square Error) :

$$\text{RMSE}(t) = \sqrt{\text{MSE}(t)} \quad (2.3)$$

Les **scores de corrélation** permettent de mesurer la qualité d'une prévision que Murphy (1993) appelle association (linéaire). On distingue la corrélation temporelle, qui permet de quantifier à quel point les variations des valeurs de la prévision et de la référence sont concomitantes, de la corrélation spatiale qui quantifie la correspondance entre deux champs à un instant donné sur M points de grille. Comme pour le MSE, il est possible de calculer des corrélations au niveau de la variable brute ou au niveau des anomalies. D'après Li et Robertson (2015), la première approche est plus courante en prévision numérique du temps tandis que la seconde est plus courante en prévision saisonnière. Le calcul de corrélations sur des anomalies permet de retirer l'influence du cycle saisonnier et donc d'éviter des corrélations artificiellement élevées. Pour cette raison, tous les scores de corrélation utilisés dans cette thèse porteront sur les anomalies.

◦ **Corrélation temporelle des anomalies :**

La corrélation temporelle des anomalies au point x et à l'échéance t se définit comme suit :

$$\text{CORa}(x, t) = \frac{\sum_{k=1}^K [\tilde{p}_k^t(x) \tilde{r}_k^t(x)]}{\sqrt{\sum_{k=1}^K [\tilde{p}_k^t(x)]^2} \sqrt{\sum_{k=1}^K [\tilde{r}_k^t(x)]^2}} \quad (2.4)$$

◦ **ACC :**

La corrélation spatiale est mesurée sur les champs d'anomalies à travers un coefficient noté ACC (Anomaly Correlation Coefficient, terme parfois utilisé dans la littérature pour désigner aussi la corrélation temporelle). Ce coefficient est calculé pour la k -ième prévision, à l'échéance t , par la formule suivante :

$$\text{ACC}(k, t) = \frac{\sum_{x=1}^M [\tilde{p}_k^t(x) \tilde{r}_k^t(x)]}{\sqrt{\sum_{x=1}^M [\tilde{p}_k^t(x)]^2} \sqrt{\sum_{x=1}^M [\tilde{r}_k^t(x)]^2}} \quad (2.5)$$

◦ « **mean-ACC** » :

Si l'on souhaite combiner les informations de corrélation spatiale et temporelle en un score agrégé, il est possible d'utiliser le score de « mean-ACC » (Déqué et Royer, 1992), qui ne dépend plus ni de la prévision ni point de grille mais seulement de l'échéance :

$$\text{mean-ACC}(t) = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{x=1}^M [\tilde{p}_k^t(x) \tilde{r}_k^t(x)]}{\sqrt{\sum_{k=1}^K \sum_{x=1}^M [\tilde{p}_k^t(x)]^2} \sqrt{\sum_{k=1}^K \sum_{x=1}^M [\tilde{r}_k^t(x)]^2}} \quad (2.6)$$

2.4.2.4 Vérification des prévisions probabilistes

En prévision probabiliste, on souhaite prévoir un événement E tel que « Le cumul hebdomadaire de précipitations dépasse le quintile supérieur de la climatologie ». Cet événement correspond en l'occurrence à celui utilisé tout au long de ce manuscrit. On détermine si cet événement survient dans les données de référence à partir de leur propre climatologie (Section 2.4.2.2). On obtient alors en chaque point une référence binaire 0 ou 1 selon que l'événement survient ou non.

Le même procédé est appliqué à chaque membre de la prévision d'ensemble, en utilisant la climatologie du modèle. Ensuite, la façon la plus simple d'obtenir une prévision probabiliste de l'événement E est de prendre la fraction des membres dans lesquels cet événement est réalisé. C'est cette technique qui est utilisée le plus souvent dans cette thèse. Dans certains cas, il est possible de disposer d'une prévision probabiliste sous forme d'une densité de probabilité, par exemple si l'on a ajusté une distribution standard (gaussienne, gamma) sur les valeurs des membres de la prévision. On considère alors la probabilité qu'une variable aléatoire suivant cette distribution tombe dans l'intervalle de valeurs définissant l'événement E .

En reprenant les notations du paragraphe précédent, p_k^t devient la probabilité de l'événement E prévue par le système dans la k -ième prévision et à l'échéance t . La référence correspondante r_k^t est donc le plus souvent une valeur binaire 0 ou 1 (survenue ou non de

l'événement), mais précisons qu'il peut s'agir parfois d'une autre probabilité, par exemple si l'on a pris en compte plusieurs jeux de données de référence ou encore pour des variables spécifiques comme la glace de mer.

Plusieurs qualités peuvent être recherchées dans un jeu de prévisions probabilistes, à partir de celles définies par Murphy (1993). Il est possible de s'intéresser à l'erreur globale (« accuracy ») entre les probabilités prévues et les valeurs de la référence, mais aussi à la fiabilité des prévisions probabilistes (« reliability »), qui quantifie la correspondance entre la probabilité prévue et la fréquence d'occurrence de l'événement dans la référence quand cette probabilité est prévue.

On s'intéressera également à la résolution et la discrimination qui correspondent à deux qualités équivalentes (Bröcker, 2015), liées à la notion de dépendance entre événements dans la théorie des probabilités. La résolution quantifie à quel point deux observations sont différentes sachant que les prévisions associées le sont, et se définit conditionnellement aux prévisions. La discrimination quantifie à quel point deux prévisions sont différentes sachant que les observations le sont, et se définit conditionnellement aux observations. Ces qualités s'évaluent avec un certain nombre de métriques.

◦ **Score de Brier :**

Le score de Brier (Brier, 1950) est la moyenne de l'erreur quadratique entre la prévision probabiliste et la référence :

$$\text{BS}(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (p_k^t - r_k^t)^2 \quad (2.7)$$

Plus le score de Brier est faible et plus les prévisions probabilistes sont proches de la référence. Cependant, ce score est très sensible à la fréquence observée de l'événement, notée \bar{r} . Ainsi, une décomposition du score de Brier en trois termes a été proposée par Murphy (1973) pour tenir compte des différentes contributions à l'erreur. On suppose qu'il existe L valeurs possibles pour la prévision probabiliste, notées p_l , et que le nombre de prévisions tombant dans la l -ième catégorie est n_l . On note r_l la moyenne de la référence lorsque la prévision vaut p_l :

$$r_l = \frac{1}{n_l} \sum_{k=1, p_k=p_l}^K r_k \quad (2.8)$$

La décomposition s'écrit alors comme suit :

$$\text{BS} = \frac{1}{K} \sum_{l=1}^L n_l (p_l - r_l)^2 - \frac{1}{K} \sum_{l=1}^L n_l (r_l - \bar{r})^2 + \bar{r}(1 - \bar{r}) \quad (2.9)$$

Le premier terme de la décomposition correspond à la fiabilité (Rel pour « reliability »), le second terme correspond à la résolution (Res) et le dernier terme correspond à l'incertitude (Unc) liée à la fréquence de l'événement, qui ne dépend pas des prévisions. On note donc :

$$\text{BS} = \text{Rel} - \text{Res} + \text{Unc} \quad (2.10)$$

Le terme Rel est orienté négativement : plus il est faible et plus la prévision probabiliste est fiable. Le terme Res est orienté positivement : plus il est élevé et plus la résolution est bonne.

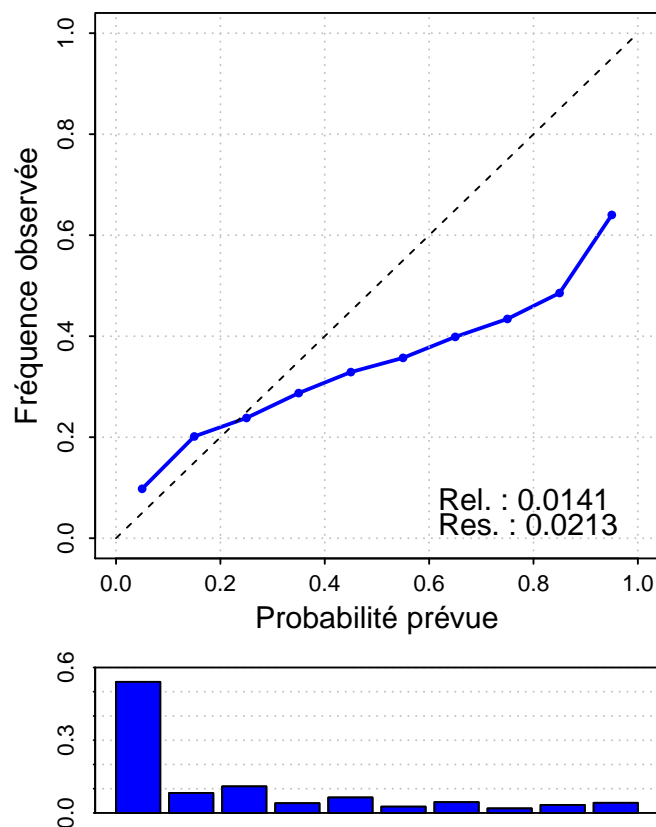


FIGURE 2.2 – Diagramme de fiabilité de la prévision probabiliste du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en semaine 1 dans le système S2S de Météo-France, sur le domaine PSOT pour la période DJF 1996-2013. Les barres du second graphique indiquent le pourcentage de prévisions dans chaque catégorie de probabilité.

Bien que cette décomposition soit la plus couramment utilisée, elle n'est pas unique. D'autres décompositions plus poussées ont été proposées, par exemple par Stephenson et al. (2008) pour tenir compte de l'influence de la taille d'ensemble.

◦ Diagramme de fiabilité :

La fiabilité peut être représentée graphiquement sur un diagramme de fiabilité (Figure 2.2) qui représente les points (p_i, r_i) dans un plan avec les abscisses et les ordonnées compris entre 0 et 1. Plus cette droite est proche de la première bissectrice et plus les prévisions probabilistes sont fiables, tandis qu'une prévision sans résolution sera proche d'une droite horizontale.

◦ Table de contingence :

Dans le cas où les prévisions et la référence sont toutes les deux binaires, la table de contingence (Table 2.2) est un tableau de taille 2×2 qui indique le nombre de détections correctes de l'événement (a), le nombre de fausses alertes (événement prévu mais non survenu, b), le nombre d'événements manqués (événements survenus mais non prévus, c) et le nombre de non-prévisions correctes (événements non prévus et non survenus, d).

Événement prévu	Événement observé		
	Oui	Non	Total
Oui	a	b	$a + b$
Non	c	d	$c + d$
Total	$a + c$	$b + d$	$a + b + c + d$

TABLEAU 2.2 – Exemple schématique d’une table de contingence.

À partir de la table de contingence, on définit entre autres le **taux d’événements détectés** ou **sensibilité** H (« hit rate » en anglais) et le **taux d’événements prévus à tort** F (« false alarm rate » en anglais) :

$$\left\{ \begin{array}{l} H = \frac{a}{a+c} \\ F = \frac{b}{b+d} \end{array} \right. \quad (2.11)$$

H et F ne sont pas des scores de prévision, mais servent de base pour en calculer toute une gamme (Hogan et Mason, 2012), dont les plus utilisés sont le Pierce Skill Score (PSS) et le Heidke Skill Score (HSS) auxquels nous n’aurons toutefois pas recours dans cette thèse.

o Courbe ROC :

Dans le cas où la prévision n’est pas binaire (0 ou 1) mais probabiliste (comprise dans tout l’intervalle $[0, 1]$), on peut évaluer la discrimination des prévisions en considérant la courbe ROC (Relative Operating Characteristic). On remplace la prévision probabiliste par une prévision binaire en choisissant un seuil de probabilité au-delà duquel la prévision sera 1 et en dessous duquel elle sera 0. Cela permet de calculer H et F dans une table de contingence et de les représenter avec un point du plan (H, F) . En faisant varier le seuil de probabilité, on obtient plusieurs points qui définissent la courbe ROC (Figure 2.3). Une telle courbe permet aux utilisateurs d’un système de prévision probabiliste d’en visualiser l’utilité selon leur sensibilité aux non-détections et aux fausses alertes.

L’aire A sous cette courbe caractérise la capacité du système de prévision à discriminer entre occurrence et non-occurrence de l’événement E : plus elle est élevée et plus le système le détecte quand il le faut et à bon escient. Cette aire correspond à la probabilité que la prévision probabiliste soit plus élevée lorsque l’événement survient que lorsqu’il ne survient pas (Mason et Graham, 2002). La courbe d’une prévision triviale climatologique est la première bissectrice du plan (H, F) , pour laquelle $A = 0.5$. Un système présente une capacité de discrimination meilleure que la climatologie si la courbe se situe au-dessus de la première bissectrice, avec $A > 0.5$. La Figure 2.3 donne par ailleurs un ordre de grandeur de la valeur que peut prendre A ($A = 0.871$) lorsqu’on dispose d’excellentes informations puisque la courbe rouge est obtenue en annonçant la survenue de l’événement dans les précipitations MSWEP à partir d’une autre référence de précipitations (TRMM 3B42).

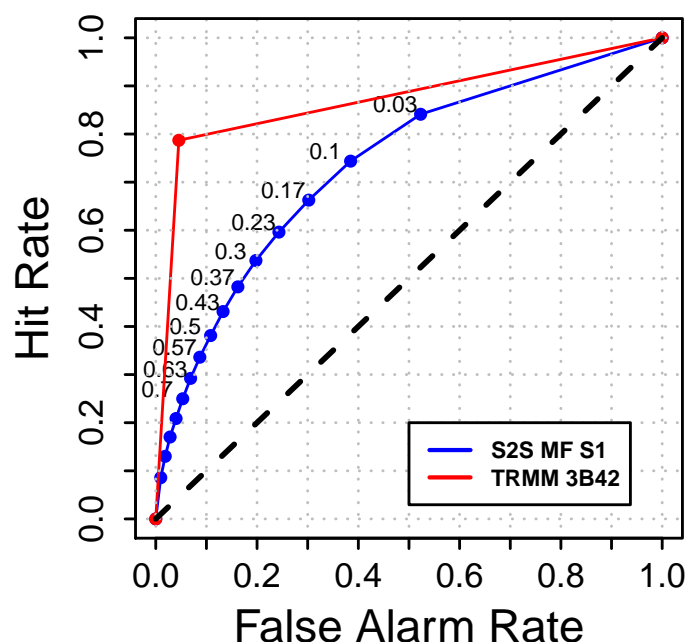


FIGURE 2.3 – Courbe ROC de la prévision probabiliste du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires MSWEP sur le domaine PSOT par le système S2S de Météo-France en semaine 1 (bleu, période 1996-2013 DJF) et par le jeu d’observations alternatif TRMM 3B42 (rouge, période 1998-2013 DJF). Les points indiquent les valeurs de H et F obtenues lorsqu’on utilise le seuil de probabilité indiqué. L’aire sous la courbe vaut $A = 0.737$ pour la prévision S2S de Météo-France et $A = 0.871$ pour la référence alternative TRMM 3B42.

2.4.2.5 Notion de « skill »

Le « skill » d’une prévision désigne sa performance relative au score d’une prévision de référence (Score ref), le plus souvent climatologique. Un « skill score » est calculé de manière à valoir 1 pour un jeu de prévisions parfaites, 0 pour des performances équivalentes à la prévision étalon, et une valeur négative pour une performance moins bonne que cette dernière.

Pour un score d’erreur décroissant avec la qualité de prévision, on définit le « skill score » comme suit :

$$\text{Skill Score} = 1 - \frac{\text{Score}}{\text{Score ref}} \quad (2.12)$$

Dans ces travaux, on aura recours au Mean Square error Skill Score (MSSS) défini à partir du MSE.

Dans le cas de l’aire sous la courbe ROC, qui est croissante avec la capacité discriminante des prévisions, l’aire sous la courbe d’une prévision climatologique vaut 0.5. Au lieu d’utiliser A directement, les résultats de cette thèse sont présentés avec le ROC skill score (ROCSS) valant 0 pour une prévision climatologique et 1 pour une prévision parfaite :

$$\text{ROCSS} = 2A - 1 \quad (2.13)$$

À titre d’exemple, les ROC skill scores correspondants à la Figure 2.3 valent respectivement

0.473 pour le système S2S de Météo-France (en bleu) et 0.741 pour les données d'observations alternatives (en rouge).

2.4.3 Incertitude et significativité

Au-delà du calcul d'un score, il est souvent nécessaire de préciser l'intervalle de confiance autour de sa valeur, ou même de déterminer sa significativité par rapport à une prévision triviale aléatoire. De plus, lorsqu'on compare les performances de deux prévisions par rapport aux mêmes observations, il importe aussi de démontrer que l'une est significativement meilleure que l'autre. Cette section décrit l'ensemble des méthodes utilisées dans ce manuscrit pour caractériser la significativité des résultats obtenus.

2.4.3.1 Incertitude par rééchantillonnage *bootstrap*

Lorsqu'on calcule une quantité quelconque sur un échantillon, on peut évaluer l'incertitude sur cette quantité par une méthode de rééchantillonnage : on calcule la quantité étudiée pour un grand nombre N d'échantillons tirés parmi l'échantillon initial. On obtient ainsi une distribution de N valeurs qui permet de déduire un intervalle de confiance. Dans cette thèse, on aura souvent recours à $N = 1000$ tirages en vue de déterminer un intervalle de confiance à 90% compris entre les 5^{ème} et 95^{ème} centiles de la distribution obtenue. Dans cette procédure, il faut que les N échantillons tirés aient la même taille que l'échantillon initial. Pour cela, il est nécessaire d'effectuer des tirages avec remise : c'est le rééchantillonnage *bootstrap*. Par exemple, pour l'incertitude d'un score de prévision, on procède aux tirages avec remise de l'ensemble des paires constituées des observations et de leurs prévisions correspondantes, et on calcule les scores correspondants qui définissent l'intervalle de confiance.

2.4.3.2 Test t de Student sur un échantillon

On dispose d'un échantillon (x_1, x_2, \dots, x_n) de moyenne \bar{x} et d'écart-type σ calculés empiriquement. On souhaite savoir si \bar{x} est significativement supérieure à une valeur de référence μ_0 au moyen du test paramétrique de Student (le cas « significativement inférieure à μ_0 » se traite manière symétrique). L'hypothèse nulle du test stipule que l'échantillon des x_i a été tiré suivant une loi normale d'espérance inférieure ou égale à μ_0 . Sous l'hypothèse nulle, le paramètre

$$t = \sqrt{n} \frac{\bar{x} - \mu_0}{\sigma} \quad (2.14)$$

suit une loi de probabilité connue appelée loi de Student à $n - 1$ degrés de liberté. Après calcul de t , on considère que l'hypothèse nulle est rejetée (et donc que la moyenne de l'échantillon est significativement supérieure à μ_0) lorsque la probabilité d'obtenir une valeur supérieure à t par tirage aléatoire suivant la loi de Student est faible. En pratique, on impose une probabilité limite, qui sera de 5% dans cette thèse comme c'est souvent l'usage. En cas de rejet de l'hypothèse nulle, on dit alors que \bar{x} est significativement supérieure à μ_0 à 95%.

2.4.3.3 Test t pour la corrélation

On s'intéresse à la corrélation entre un échantillon de prévisions (p_1, p_2, \dots, p_n) et les observations correspondantes (r_1, r_2, \dots, r_n) . On note ρ la corrélation empirique entre les deux échantillons, que l'on suppose strictement positive. Déqué (2012) décrit un test paramétrique pour déterminer si ρ est significativement positive (le cas « significativement négative » se traite de manière symétrique). Dans ce test, l'hypothèse nulle stipule que les p_i et les r_i suivent chacun une distribution normale et sont indépendants. Sous ces conditions, le paramètre

$$t = \frac{\rho\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-\rho^2}} \quad (2.15)$$

suit une loi de Student à $n-2$ degrés de liberté. Comme précédemment, on rejette l'hypothèse nulle après calcul de t si la probabilité d'obtenir une valeur supérieure à t par tirage aléatoire suivant cette loi est inférieure à 5%. On définit ainsi une valeur limite $\rho_{lim} > 0$ (seuil de significativité à 95%) telle que ρ est jugée strictement positive si et seulement si $\rho > \rho_{lim}$.

2.4.3.4 Test U de Mann-Whitney pour l'aire sous la courbe ROC

La significativité de l'aire A sous une courbe ROC est évaluée au moyen d'un autre test paramétrique appelé test U de Mann-Whitney décrit par Wilks (2006). On considère un échantillon de prévisions probabilistes (p_1, p_2, \dots, p_n) et les observations binaires correspondantes (r_1, r_2, \dots, r_n) . On suppose que parmi les n observations binaires, n_1 prennent la valeur 0 et n_2 prennent la valeur 1. L'hypothèse nulle considère que les n_1 prévisions obtenues lorsque $r_i = 0$ et les n_2 prévisions obtenues lorsque $r_i = 1$ sont issues de la même distribution. Dans ce cas, il n'y a aucune capacité de discrimination et l'aire sous la courbe ne peut pas être significativement supérieure à celle d'une prévision climatologique triviale ($A_{clim} = 0.5$). Sous l'hypothèse nulle, le paramètre

$$U = n_1 n_2 (1 - A) \quad (2.16)$$

suit une loi normale d'espérance et d'écart-type :

$$\mu = \frac{n_1 n_2}{2} \quad (2.17)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1)}{12}} \quad (2.18)$$

Comme pour les autres tests, on rejette l'hypothèse nulle lorsque la probabilité de tirer une valeur inférieure à U est en-dessous de 5%. À partir des seules valeurs n_1 et n_2 , on définit donc une aire limite de significativité A_{lim} telle que l'on doit avoir $A > A_{lim}$.

2.4.3.5 Test de DeLong pour la différence des aires sous deux courbes ROC

On se place maintenant dans la situation où il existe deux échantillons de prévisions probabilistes (p_1, p_2, \dots, p_n) et (q_1, q_2, \dots, q_n) pour un même échantillon d'observations binaires

(r_1, r_2, \dots, r_n) . Les aires sous la courbe ROC sont notées A_p et A_q et on suppose $A_p > A_q$. On souhaite savoir si la différence entre A_p et A_q traduit une réelle différence de capacités de discrimination entre les p_i et les q_i . Pour cela, on utilise le test de DeLong et al. (1988) qui définit la probabilité que cette différence soit obtenue par hasard, et dont on fixe également la limite à 5%. Dans le cadre de cette thèse, il a été effectué grâce à la librairie *pROC* (Robin et al., 2011) disponible sous R.

2.5 Synthèse

Ce chapitre a introduit les aspects techniques des prévisions numériques infra-saisonniers ainsi que les méthodes permettant de les évaluer par rapport à des données de référence. Une importance particulière a été accordée à la description des systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF à travers les modèles numériques couplés sur lesquels ils reposent ainsi que les choix d'initialisation et de génération des ensembles.

Pour les données de référence, l'accent a été mis sur les produits de précipitations qui sont obtenus à partir d'observations brutes par spatialisation et fusion de données. Nous avons aussi décrit le principe des réanalyses qui permettront d'évaluer d'autres champs de variables dans nos travaux et qui jouent un rôle essentiel dans l'initialisation des re-prévisions.

La forte incertitude sur les précipitations issues des modèles numériques nous a conduit à explorer plus particulièrement le cadre de prévision et de vérification probabiliste pour un événement binaire, le quintile supérieur des précipitations hebdomadaires. Les indicateurs utilisés pour cette vérification probabiliste ont été détaillés dans la dernière partie de ce chapitre, à la suite d'un aperçu des métriques de vérification déterministe.

DEUXIÈME PARTIE

LA PRÉVISION MULTI-MODÈLE

3

APPORT D'UNE APPROCHE MULTI-MODÈLE À LA PRÉVISION INFRA-SAISONNIÈRE DES PRÉCIPITATIONS

3.1 Introduction

L'étude de la prévisibilité infra-saisonnière commence par l'évaluation des prévisions fournies par des systèmes dynamiques à l'état de l'art. Une telle évaluation est présentée dans ce chapitre au moyen des métriques détaillées dans le Chapitre 2. Par ailleurs, les travaux réalisés en prévision saisonnière ont suggéré que la construction d'une prévision multi-modèle (Section 1.4.2.2) est l'approche la plus efficace pour augmenter les scores de prévision. Dans ce chapitre, on cherche à vérifier que ces bénéfices sont aussi valables aux échéances infra-saisonnières. On construit pour cela des ensembles multi-modèles à partir des prévisions de la base S2S dont on fait la vérification des précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical (PSOT) pendant la saison DJF. Ces travaux tiennent lieu de démonstration de faisabilité d'une telle approche dans la mesure où les caractéristiques et les calendriers des différents systèmes S2S ne sont pas standardisés (Tableau 2.1). Par ailleurs, la prévision multi-modèle suscite un certain nombre de questions, dont deux d'entre elles sont ici remises en perspective sous l'angle des prévisions infra-saisonnières.

- **Les meilleures performances des prévisions multi-modèles par rapport aux systèmes individuels proviennent-elles avant tout de la plus grande taille d'ensemble ou bien de la diversité des modèles ?**

Cette question invite à déterminer l'importance relative, dans la prévision multi-modèle, de la quantité d'information utilisée et de la diversité des sources d'information. Elle traduit une interrogation autour de la valeur intrinsèque du multi-modèle au-delà de **l'effet de taille d'ensemble**. En prévision saisonnière, Hagedorn et al. (2005) ont montré qu'en pratique

l'effet de diversité des modèles jouait un grand rôle dans les améliorations apportées par le multi-modèle. Sur le plan théorique, ces résultats ont cependant été nuancés par Weigel et al. (2008) qui soulignent que cela n'est vrai qu'en raison de la tendance des modèles individuels à être sous-dispersifs et à délivrer des prévisions trop confiantes (*overconfident*).

- **Quelle est l'approche de combinaison multi-modèle la plus pertinente à appliquer ?**

Il n'existe pas de consensus établi pour répondre à cette question. Une première possibilité est le simple mélange des membres issus de différents systèmes de prévision. Toutefois, il s'agit d'une approche brute sans post-traitement, alors que des techniques d'optimisation et de pondération laissent entrevoir des combinaisons multi-modèles plus performantes encore. Cependant, Doblas-Reyes et al. (2005) ont montré, toujours dans le cas de la prévision saisonnière, qu'un multi-modèle simple était en réalité difficile à améliorer compte tenu de la taille de l'échantillon d'apprentissage utilisé pour pratiquer l'optimisation du multi-modèle. Plus récemment, les travaux de Hemri et al. (2020) constatent également que la plus-value d'une pondération optimale dans un contexte opérationnel est loin d'être évidente.

Dans ce chapitre, ces questions sont traitées à l'aune des spécificités de la prévision infra-saisonnière, avec ses échéances plus proches, ses fenêtres de vérification plus courtes et ses échantillons de prévision plus grands qu'en prévision saisonnière. La Section 3.2 commence par détailler les approches multi-modèles utilisées et la façon de les mettre en œuvre avec les prévisions S2S, puis la Section 3.3 documente les capacités actuelles de ces prévisions dans le cas des précipitations sur la région Pacifique Sud-Ouest tropical. En vue de répondre à la première question du chapitre, l'importance de la taille d'ensemble sur les scores de prévision est examinée Section 3.4, d'abord au niveau des systèmes individuels puis dans le cas du multi-modèle où elle est confrontée à l'importance de la diversité. La seconde question fait l'objet de la Section 3.5 par une comparaison de différentes méthodes de construction multi-modèle. Enfin, les résultats de toutes les sections précédentes sont reconsidérés dans la Section 3.6 pour de plus petites zones incluses dans le grand domaine PSOT, puis synthétisés dans la Section 3.7.

3.2 Construction des multi-modèles

3.2.1 Les re-prévisions S2S utilisées

On utilise les re-prévisions S2S des six systèmes suivants : Bureau of Meteorology (BoM, Australie), China Meteorological Administration (CMA), Environment and Climate Change Canada (ECCC), European Centre for Medium-range Weather Forecasts (ECMWF), Météo-France (MF) et MetOffice (UKMO, Royaume-Uni). Leurs caractéristiques principales figurent dans le Tableau 2.1. Ce choix est un compromis entre le nombre de systèmes utilisés et la période de re-prévisions, que l'on souhaite la plus longue possible pour des évaluations robustes. Ces six systèmes permettent de disposer de 18 ans de re-prévisions, entre 1996 et 2013. Les re-prévisions de précipitations journalières sont extraites de la base S2S sur le domaine PSOT à une résolution de 1.5° (résolution d'archivage).

La construction d'un multi-modèle nécessite de mettre en correspondance les prévisions de chaque système sur les fenêtres cibles. Comme indiqué Section 2.4.2.1, ces fenêtres cibles sont

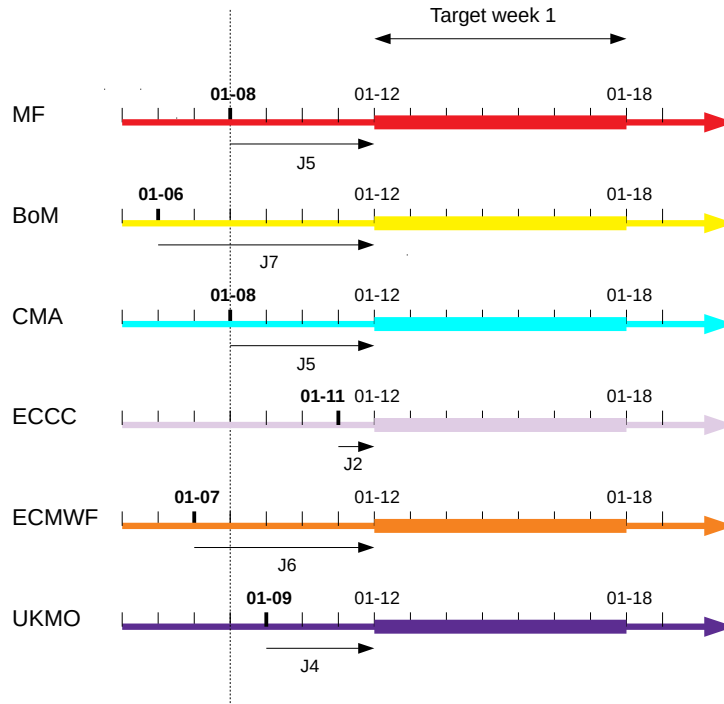


FIGURE 3.1 – Exemple de construction d’une prévision multi-modèle pour l’échéance semaine 1 d’un démarrage le 8 janvier.

les semaines 1 (jours 5 à 11) à 4 (jours 26 à 32), ainsi que les semaines 3-4 regroupées (jours 19 à 32). Les calendriers de re-prévision étant différents d’un système à l’autre, il faut combiner des prévisions qui ne correspondent pas aux mêmes échéances. Le calendrier commun choisi pour les re-prévisions du multi-modèle est celui des re-prévisions de Météo-France, avec quatre prévisions par mois lancées le 1^{er}, le 8, le 15 et le 22.

Pour les autres systèmes, on utilise alors la prévision la plus proche dont on prend les valeurs sur la même fenêtre cible. Par exemple, la semaine 1 d’une prévision Météo-France du 8 janvier correspond aux jours 5 à 11, c’est-à-dire du 13 au 19 janvier. La prévision du BoM la plus proche démarre deux jours avant, le 6 janvier. Pour le BoM, la prévision du 13 au 19 janvier que l’on considère comme semaine 1 dans le multi-modèle correspond donc aux jours 7 à 13 (et non pas 5 à 11). Cette méthode est résumée schématiquement par la Figure 3.1, tandis que les correspondances établies entre les dates de démarrage des différents systèmes figurent dans le Tableau 3.1. La sensibilité au choix des dates de démarrage de référence a été testée en prenant ensuite le calendrier de re-prévisions du MetOffice, qui est le plus décalé par rapport à Météo-France. Les résultats obtenus indiquent que les décalages de quelques jours ont peu d’influence sur les scores obtenus (non montré). Les raisons sont les suivantes :

- Les jours 1 à 4, sur lesquels l’influence du décalage se fait la plus ressentir, ne sont pas pris en compte.
- La moyenne hebdomadaire atténue l’effet des différences de distance aux conditions initiales.
- Le focus principal de ces travaux porte sur les échéances infra-saisonnières (semaines 3 et 4), pour lesquelles cet effet est encore plus faible qu’en semaines 1 et 2.

MF	BoM	CMA	ECCC	ECMWF	UKMO
01-01	01-01	01-01	01-04	12-31	01-01
01-08	01-06	01-08	01-11	01-07	01-09
01-15	01-16	01-15	01-18	01-14	01-17
01-22	01-21	01-22	01-25	01-21	01-25
02-01	02-01	02-01	02-01	02-01	02-01
02-08	02-06	02-08	02-08	02-08	02-09
02-15	02-16	02-15	02-15	02-15	02-17
02-22	02-21	02-22	02-22	02-22	02-25
12-01	12-01	12-01	11-30	12-01	12-01
12-08	12-06	12-08	12-07	12-08	12-09
12-15	12-16	12-15	12-14	12-15	12-17
12-22	12-21	12-22	12-21	12-22	12-25

TABLEAU 3.1 – Correspondance entre les dates de démarrage des re-prévisions S2S de Météo-France et les dates de démarrage des cinq autres systèmes.

- Pour un système donné, un démarrage antérieur à celui de Météo-France est souvent compensé par un autre démarrage postérieur.

3.2.2 Multi-modèle équilibré

La manière la plus directe de construire un multi-modèle consiste à mélanger les prévisions des différents membres de tous les systèmes. Pour mieux prendre en considération l'effet de diversité de modèles, la première méthode de construction multi-modèle proposée est celle du **multi-modèle équilibré** : chaque modèle contribue avec le même nombre de membres. Cela limite *de facto* le nombre de membres qu'il est possible de sélectionner dans chaque système à la taille des plus petits des ensembles disponibles, en l'occurrence 4 membres (CMA et ECCC). La taille d'ensemble du multi-modèle équilibré sera six fois la contribution de chaque système, soit 24 membres au maximum.

Les possibilités de multi-modèle à 24 membres utilisant 4 membres de chacun des systèmes S2S sont très nombreuses, à l'image du nombre de tirages possibles (4 membres parmi 33 pour le BoM, 4 membres parmi 15 pour Météo-France, etc.). Afin d'avoir une évaluation raisonnable des performances du multi-modèle équilibré, 1000 tirages de 24 membres, respectant la condition de 4 membres par système et sans remise, sont réalisés. Les scores des multi-modèles ainsi construits sont calculés et l'évaluation est résumée par le score médian tandis que les 5^{ème} et 95^{ème} centiles servent à quantifier l'incertitude. Formellement, cette approche s'assimile à un *bootstrap* sans remise.

Selon le type de prévision réalisée (déterministe ou probabiliste), ce sont différentes quantités qui sont utilisées pour combiner les membres par moyenne d'ensemble. Pour la prévision déterministe, ce sont les précipitations ou les anomalies de précipitations de chaque membre. Pour la prévision probabiliste, ce sont les valeurs binaires obtenues en convertissant les précipitations de chaque membre par rapport à la climatologie du modèle correspondant (voir Section 2.4.2.2).

3.2.3 Multi-modèle pondéré

Tandis que le multi-modèle équilibré est construit pour ne favoriser aucun système, le **multi-modèle pondéré** est produit en donnant des poids différents à chaque prévision individuelle. Pour des prévisions en temps réel, les poids peuvent être déterminés en optimisant un score sur les re-prévisions. Lorsqu'on travaille uniquement sur les re-prévisions comme ici, les poids doivent être déterminés par validation croisée (Section 2.4.2.2).

Le multi-modèle pondéré inclut l'information de tous les membres de tous les modèles en essayant d'en tirer le meilleur parti : un modèle dont les performances sont moins bonnes qu'un autre (sur l'échantillon d'apprentissage) se verra affecté d'un poids moins important. À notre connaissance, une telle approche, souvent explorée en prévision saisonnière avec des résultats mitigés, n'a jamais été présentée en prévision infra-saisonnière jusqu'à maintenant.

Les poids sont déterminés en ayant recours à la minimisation d'un score d'erreur. Deux cas de figure se présentent :

1. Pour la prévision déterministe, on minimise le Mean Square Error (voir Section 2.4.2.3) après correction du biais moyen, en regroupant tous les points de grille du domaine d'étude.
2. Pour la prévision probabiliste, on fait de même en minimisant cette fois-ci le score de Brier, c'est-à-dire l'erreur quadratique dans l'espace des probabilités.

Dans un cas comme dans l'autre, la minimisation en regroupant tous les points de grille conduit à un poids unique par modèle qui ne dépend pas de la localisation. Dans la suite de ce chapitre, les scores du multi-modèle pondéré qui sont présentés sont obtenus avec la première solution pour le mean-ACC, et avec la seconde pour le ROC skill score et la fiabilité.

La minimisation du score d'erreur s'effectue numériquement par une optimisation quadratique sous contraintes. On reprend les notations p et r (Section 2.4.2.4) pour la prévision et la référence binaire. On suppose que l'on a un échantillon de M prévisions. On note (p_1^j, \dots, p_n^j) les prévisions des n modèles correspondant au j -ième élément de l'échantillon r^j ($j \in [1..M]$). On cherche les poids (w_1, \dots, w_n) tels que la quantité

$$\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left(\sum_{i=1}^n w_i p_i^j - r^j \right)^2 \quad (3.1)$$

soit minimale sous les contraintes

$$\begin{cases} w_i > 0 \quad \forall i \in [1..n] \\ \sum_{i=1}^n w_i = 1 \end{cases} \quad (3.2)$$

Pour résoudre numériquement cette optimisation quadratique, il existe différents algorithmes disponibles dans la plupart des logiciels d'analyse de données comme R. Celui utilisé ici est un algorithme de projection cyclique proposé par Dykstra (1983).

3.2.4 Multi-modèle tous membres

En ne se préoccupant ni de l'équilibre entre les modèles, ni du poids donné à chaque modèle, la méthode la plus simple de construction multi-modèle est le **mélange de tous les membres** disponibles. Dans ce cas, la contribution de chaque modèle est déséquilibrée (car le nombre de membres n'est pas le même dans chaque système), et indépendante des performances de chacun (ce que l'on souhaitait éviter en construisant le multi-modèle à pondération optimale). Toutefois, d'un point de vue pragmatique, cette méthode présente l'avantage de la simplicité car ni tirages répétés de membres ni optimisation ne sont nécessaires. De plus, elle permet de disposer de la plus grande taille d'ensemble possible en utilisant toute l'information disponible sans aucun *a priori*. Formellement, elle revient à pondérer les modèles par l'arbitraire de chaque taille d'ensemble au moment de faire la moyenne d'ensemble, ce qui aboutit à des poids équivalents indiqués dans le Tableau 3.2.

	BoM	CMA	ECCC	ECMWF	MF	UKMO
Taille d'ensemble	33	4	4	11	15	7
Poids équivalent	0.446	0.054	0.054	0.149	0.203	0.094

TABLEAU 3.2 – Tailles d'ensembles et poids équivalents de chaque modèle dans le multi-modèle tous membres.

3.3 Évaluation des prévisions S2S

L'état de l'art des capacités des prévisions numériques infra-saisonniers à prévoir les précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical jusqu'à la semaine 4 est ici établi par rapport aux données de précipitations de référence MSWEP (voir Section 2.4.1.3). Il porte sur les six systèmes S2S sélectionnés dans la section précédente ainsi que sur le multi-modèle équilibré à 24 membres. Le cadre de vérification proposé s'inspire des principes généraux exposés par Murphy (1993) et appliqués aux prévisions S2S par Coelho et al. (2018). Les scores de prévision utilisés sont détaillés au chapitre précédent (Section 2.4.2). On s'attache tout d'abord à évaluer les prévisions dans un cadre déterministe à partir de la moyenne d'ensemble des valeurs prévues, en s'intéressant au biais moyen, ainsi qu'à l'association linéaire entre prévisions et données de référence à travers des scores de corrélation.

3.3.1 Prévisions déterministes

3.3.1.1 Biais moyen

Dans la mesure où il est possible d'effectuer des corrections ou une calibration *a posteriori*, le biais moyen ne présage pas complètement de la capacité d'un système à fournir des prévisions pertinentes et encore moins de la prévisibilité d'événements de fortes pluies. Cependant, il est intéressant d'en avoir un aperçu dans la mesure où il témoigne d'erreurs systématiques propres à chaque modèle qui peuvent parfois être réduites ou annulées par l'approche multi-modèle. Le biais moyen des six systèmes de prévision S2S sur la période DJF est représenté par la Figure 3.2 pour l'échéance des semaines 3-4. Le biais aux autres échéances n'est pas montré

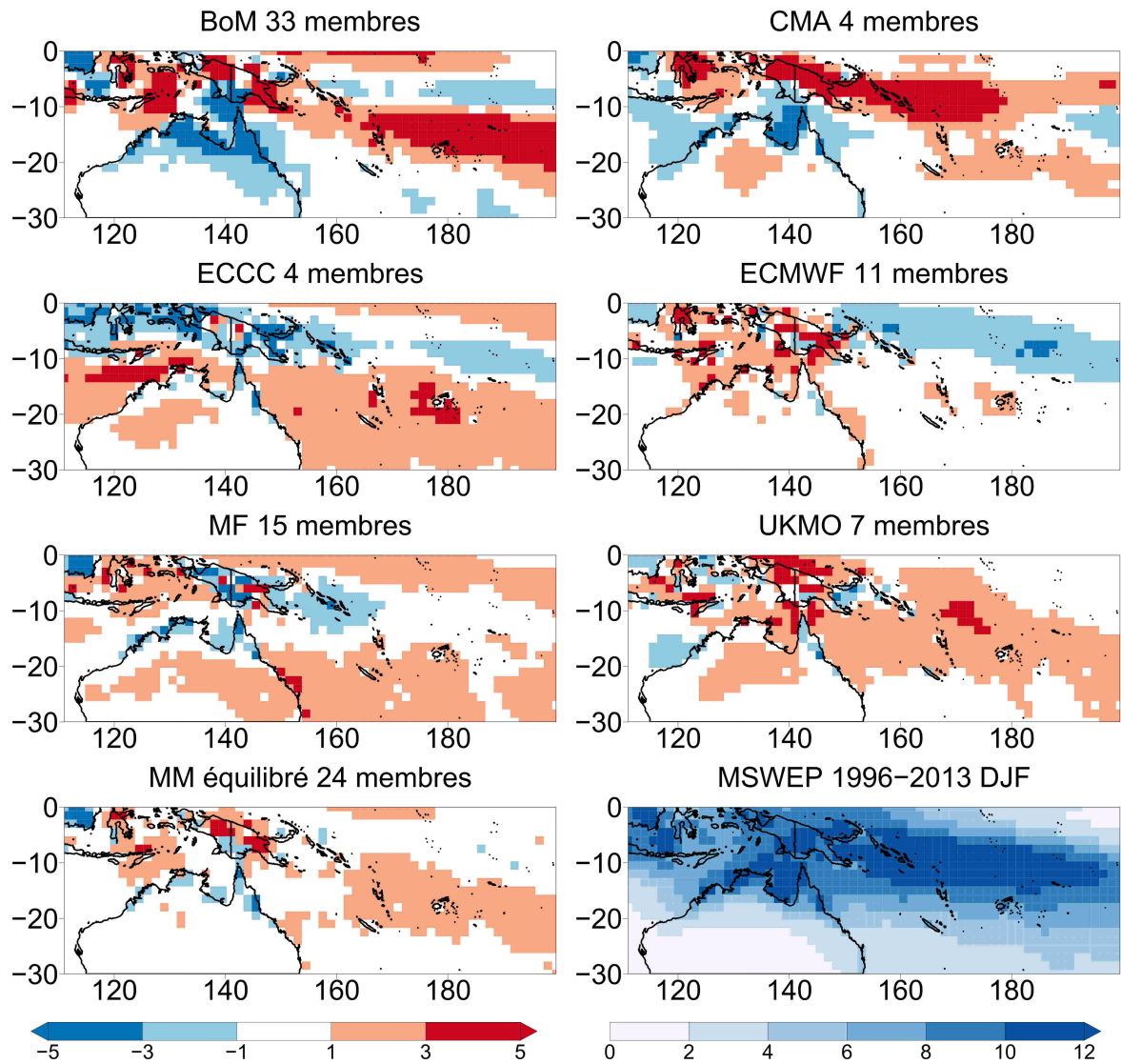


FIGURE 3.2 – Biais moyen (mm/j) des prévisions de précipitations sur les semaines 3-4 par rapport aux précipitations MSWEP sur la période DJF 1996-2013. La climatologie de la référence MSWEP figure en bas à droite, accompagnée de sa propre légende. La légende correspondant au biais des six systèmes et du multi-modèle apparaît à gauche. Le biais du multi-modèle équilibré correspond à la médiane des biais obtenus sur 1000 tirages.

ici. Il présente la même organisation spatiale et les mêmes ordres de grandeur, tout en étant souvent légèrement plus faible (en valeur absolue) en semaine 1.

L'organisation spatiale et le signe des biais varient d'un système à l'autre, mais on notera que certaines régions sont le siège de biais plus importants. Un excès de précipitations sur le Continent Maritime est constaté dans la plupart des cas, en particulier sur les points de grille terrestres de la Nouvelle-Guinée. À l'exception d'ECMWF, les modèles ont également tendance à produire trop de précipitations au niveau de la SPCZ (BoM, CMA) ou au sud de celle-ci (ECCC, MF, UKMO), ce qui laisse penser qu'elle est décalée ou trop intense. Le multi-modèle équilibré à 24 membres permet de réduire l'extension spatiale et la valeur absolue des biais. En particulier, si un biais n'apparaît nettement que dans l'un des modèles, celui-ci est très fortement atténué par le multi-modèle (par exemple le biais négatif sur le nord de l'Australie dans le modèle du BoM ou le biais positif au sud du bassin dans les modèles ECCC et Météo-France).

3.3.1.2 Corrélation

La corrélation temporelle des anomalies (CORa, Section 2.4.2.3), calculée par rapport aux précipitations MSWEP, est représentée dans la Figure 3.3 sur l'échéance semaines 3-4. Elle présente une forte disparité spatiale. La zone où les variations temporelles des précipitations sont les mieux prévues est la partie nord-ouest du domaine. Ce résultat est récurrent en prévision saisonnière et infra-saisonnière des précipitations (par exemple de Andrade et al., 2019; Wheeler et al., 2017). Il s'explique par le fait que, dans cette région équatoriale océanique, la circulation atmosphérique est fortement contrainte par le signal de l'ENSO. On retrouve une situation vraisemblablement similaire, bien que moins marquée, dans la partie océanique située à l'ouest de l'Australie, en relation avec le dipôle de l'océan Indien. En effet, les modèles y présentent presque tous une zone où les corrélations sont significatives, voire assez élevées (ECMWF, multi-modèle), et dont l'extension spatiale est assez robuste d'un modèle à l'autre. Au contraire, ce n'est pas le cas dans la partie sud Pacifique, par exemple au niveau de la Nouvelle-Calédonie, où les scores varient fortement entre les différents systèmes. Enfin, les zones où la prévisibilité est la plus faible sont l'Australie continentale et le Continent Maritime, avec des points de grille ne présentant plus de corrélation significative en semaines 3-4.

La Figure 3.3 souligne également les écarts de performance entre les différents systèmes. Tandis que certains systèmes, comme ECMWF et Météo-France, présentent des corrélations significatives sur une bonne partie du domaine, d'autres (CMA, ECCC) n'en font figurer que sur la région océanique équatoriale où les scores sont les plus élevés. Visuellement, le multi-modèle présente des corrélations au moins similaires à celles de meilleurs modèles sur tout le domaine, avec l'avantage supplémentaire d'une plus grande cohérence spatiale.

Une comparaison quantitative des scores de corrélation entre les différents modèles et le multi-modèle sur tout le domaine est présentée dans la Figure 3.4, avec le mean-ACC. Toutes les échéances étant représentées, il est possible de remarquer l'évolution du score lorsqu'on s'éloigne des conditions initiales. Celui-ci connaît une forte réduction de la semaine 1 à la semaine 2 puis de la semaine 2 à la semaine 3. Au contraire, la diminution est plus faible de la semaine 3 à la semaine 4. En revanche, l'agrégation des semaines 3 et 4 s'avère profitable dans la mesure où le score est supérieur à ceux obtenus sur les deux semaines séparées, tandis qu'il est proche de celui de la semaine 2. Quelque soit l'échéance, et malgré l'incertitude liée au tirage des membres, le multi-modèle équilibré à 24 membres présente une meilleure corrélation avec

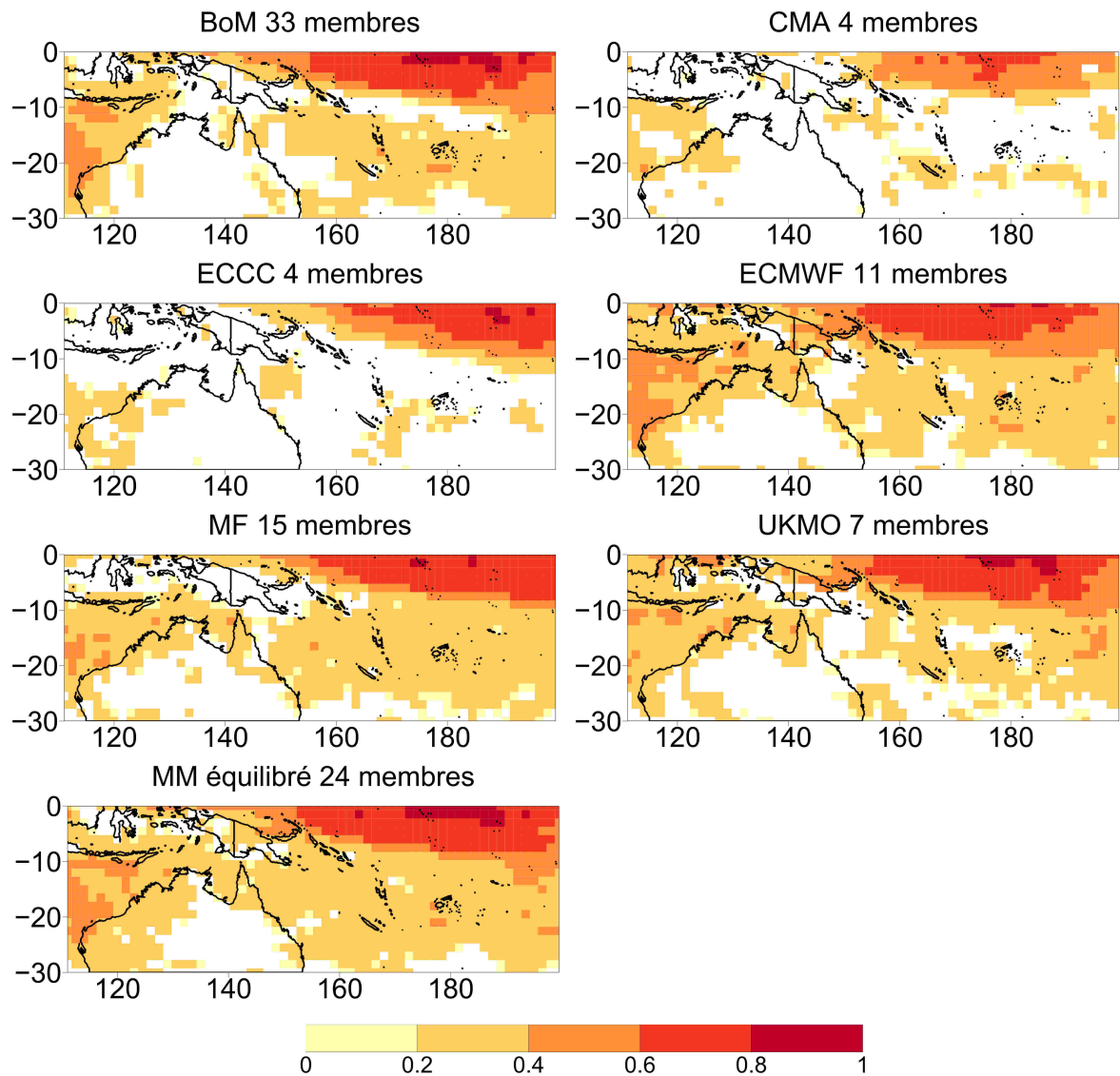


FIGURE 3.3 – Corrélation temporelle des prévisions d’anomalies de précipitations (CORa) en semaines 3-4 par rapport à MSWEP, sur la période DJF 1996-2013. La corrélation du multi-modèle équilibré correspond à la médiane des corrélations obtenues sur 1000 tirages. Les points de grille dont la corrélation ne dépasse pas le seuil de significativité à 95% d’après le test t correspondant (Déqué, 2012) sont en blanc.

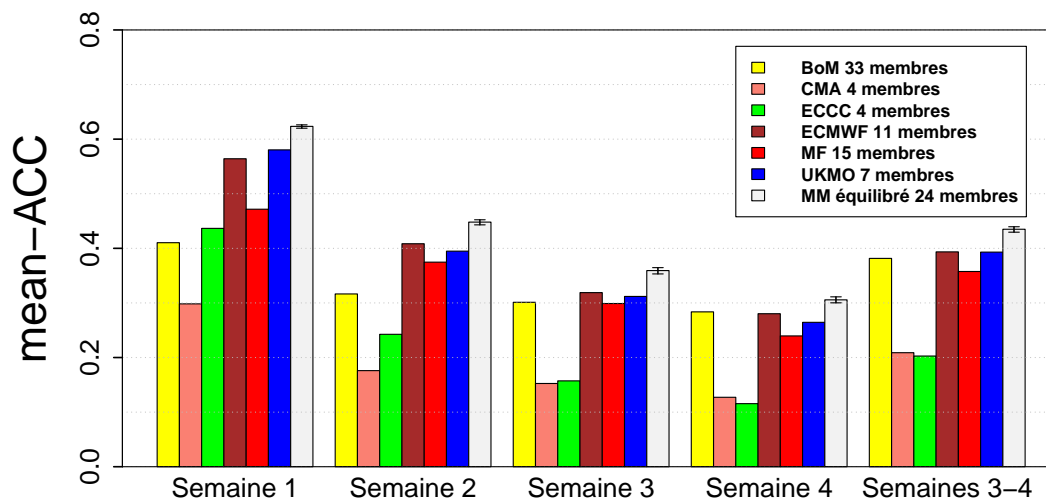


FIGURE 3.4 – mean-ACC des six systèmes S2S et du multi-modèle équilibré à 24 membres sur le domaine PSOT, en semaines 1 à 4 et en semaines 3-4 regroupées (référence : MSWEP). Le score du multi-modèle équilibré correspond à la médiane des scores sur 1000 tirages accompagnée de l'intervalle de confiance à 90%.

les précipitations de référence que n'importe quel système individuel. Dans la fenêtre infra-saisonnière (à partir de la semaine 3), on constate par ailleurs des écarts importants, avec quatre systèmes individuels (BoM, ECMWF, Météo-France et UKMO) plus performants que les deux autres (CMA et ECCC).

3.3.2 Prévisions probabilistes

Au-delà de la vérification des précipitations moyennes, on procède à une évaluation des capacités de prévision des périodes de fortes pluies, pour laquelle le cadre probabiliste est particulièrement adapté. L'événement binaire que l'on cherche à prévoir ici est « Le cumul hebdomadaire de précipitations dépasse le quintile supérieur de la climatologie », qui est utilisé dans toute la suite de ce manuscrit dès qu'il est question de prévision probabiliste. Cet événement présente l'avantage d'être suffisamment fréquent pour que la taille des échantillons considérés soit importante, tout en étant plus extrême que le tercile supérieur, qui est l'événement le plus souvent utilisé en prévision climatique (Coelho et al., 2019). Les prévisions probabilistes sont ici vérifiées sous l'angle de leur aptitude à discriminer l'occurrence de la non-occurrence du quintile supérieur (avec le ROC skill score) et sous l'angle de leur fiabilité (en utilisant la composante de fiabilité Rel du score de Brier). Les détails méthodologiques de la vérification probabiliste figurent Section 2.4.2.4.

3.3.2.1 ROC skill score

Les Figures 3.5 et 3.6 présentent une analyse sur le ROC skill score qui est similaire à celle effectuée au paragraphe précédent sur la corrélation des prévisions déterministes. Du point de vue de la répartition spatiale du « skill » (Figure 3.5), les résultats entre CORa et ROC skill score sont très semblables.

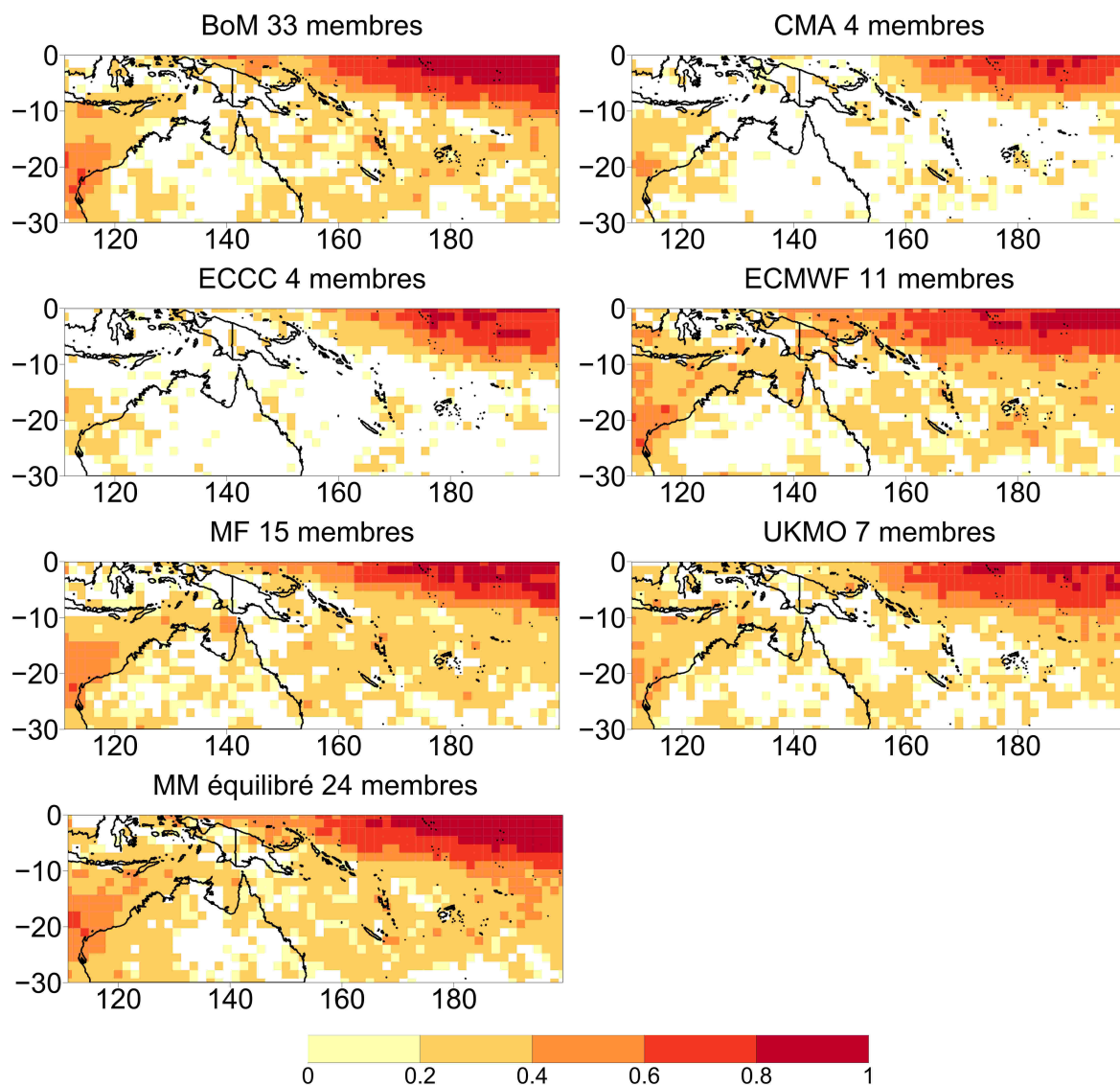


FIGURE 3.5 – *Idem* Figure 3.3 pour le ROC skill score du quintile supérieur des précipitations sur les semaines 3-4 (référence : MSWEP). Les points de grille dont le ROC skill score ne dépasse pas le seuil de significativité à 95% d'après le test U de Mann-Whitney (Wilks, 2006) sont en blanc.

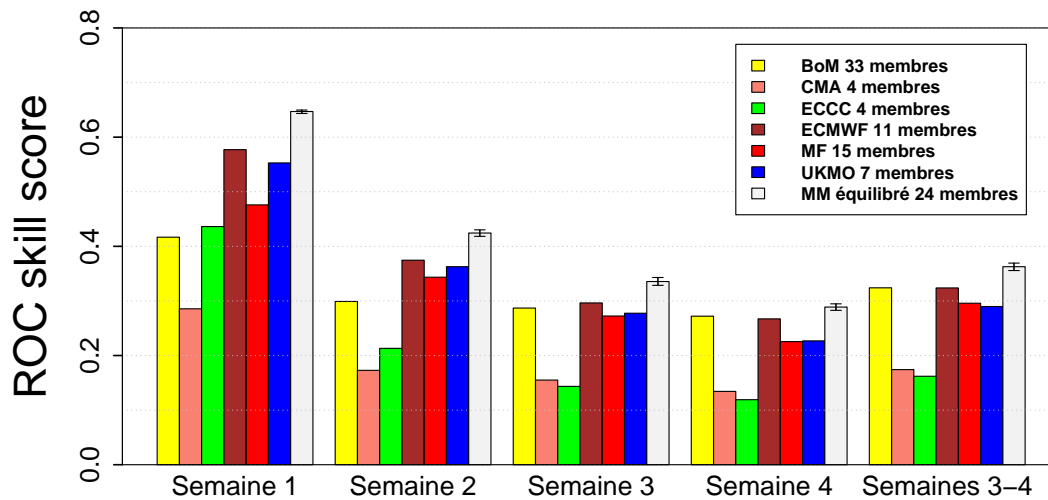


FIGURE 3.6 – *Idem* Figure 3.4 pour le ROC skill score du quintile supérieur des précipitations en regroupant tous les points du domaine PSOT (référence : MSWEP). Les différences de scores entre modèles individuels sont presque toutes significatives à 95% d’après le test de DeLong et al. (1988).

Lorsqu’on considère le score agrégé sur tous les points de grille (Figure 3.6), on remarque que le multi-modèle est là encore supérieur aux modèles individuels malgré l’incertitude, tandis que le bénéfice d’une agrégation des semaines 3 et 4 n’est pas aussi marqué par rapport à la semaine 3 et la semaine 4 prises de manière séparée. À la différence du mean-ACC, on constate aussi que les systèmes du BoM et de l’ECMWF tirent davantage leur épingle du jeu sur les semaines 3 et 4 par rapport à ceux de Météo-France et du MetOffice.

3.3.2.2 Fiabilité

La fiabilité d’une prévision probabiliste (Section 2.4.2.4) est importante, en particulier pour la communication à des usagers, car elle conditionne la possibilité de pouvoir interpréter directement les probabilités prévues. Elle est moins importante que la discrimination/résolution pour caractériser la capacité du système à prévoir l’événement car elle peut éventuellement être corrigée *a posteriori*. Cependant, il est souhaitable de disposer d’emblée d’une prévision fiable : non seulement cela évite un ajustement *a posteriori* des probabilités qui rajoute un niveau de complexité, mais cela prémunit également contre l’utilisation de prévisions brutes non fiables et potentiellement dangereuse, dans le cas où aucun ajustement ne serait réalisé par l’usager (Weisheimer et Palmer, 2014). La Figure 3.7 représente l’évolution de la composante fiabilité (Rel) du score de Brier pour des six systèmes S2S et le multi-modèle équilibré à 24 membres. Comme pour les autres indicateurs utilisés précédemment, le bénéfice du multi-modèle est manifeste, tandis que les modèles les plus performants sur les autres scores s’avèrent aussi les plus fiables.

La Figure 3.8 permet de visualiser ces différences de fiabilité sous forme de diagramme. Afin d’avoir des diagrammes continus, seuls les trois systèmes avec le plus grand nombre de membres, permettant d’avoir des prévisions dans chacune des 10 catégories de probabilité (de 0.1 en 0.1), sont représentés dans cette figure. Les systèmes individuels ont tendance à prévoir des probabilités trop importantes d’occurrence de l’événement : pour une probabilité

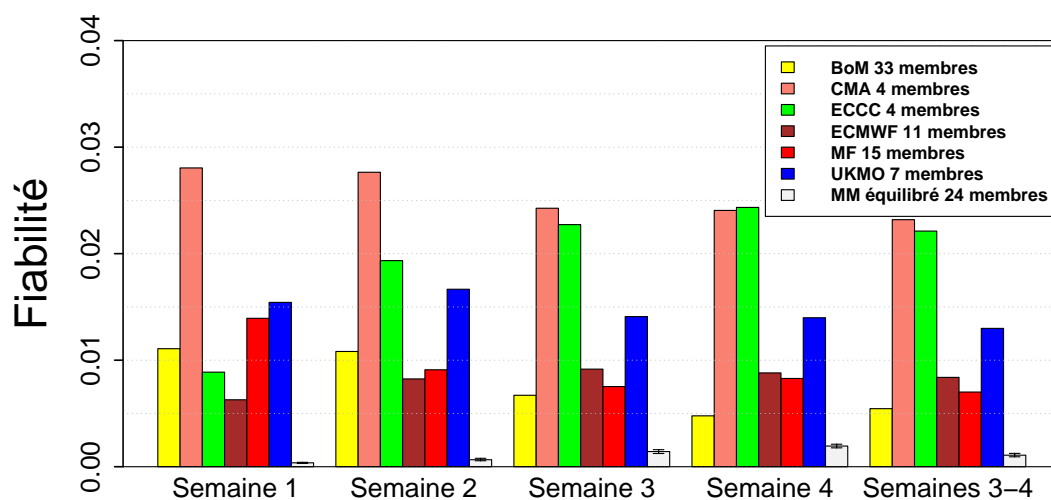


FIGURE 3.7 – *Idem* Figure 3.4 pour la fiabilité des prévisions probabilistes du quintile supérieur des précipitations en regroupant tous les points du domaine PSOT (référence : MSWEP). La fiabilité est orientée négativement : plus la valeur est faible et plus la prévision est fiable.

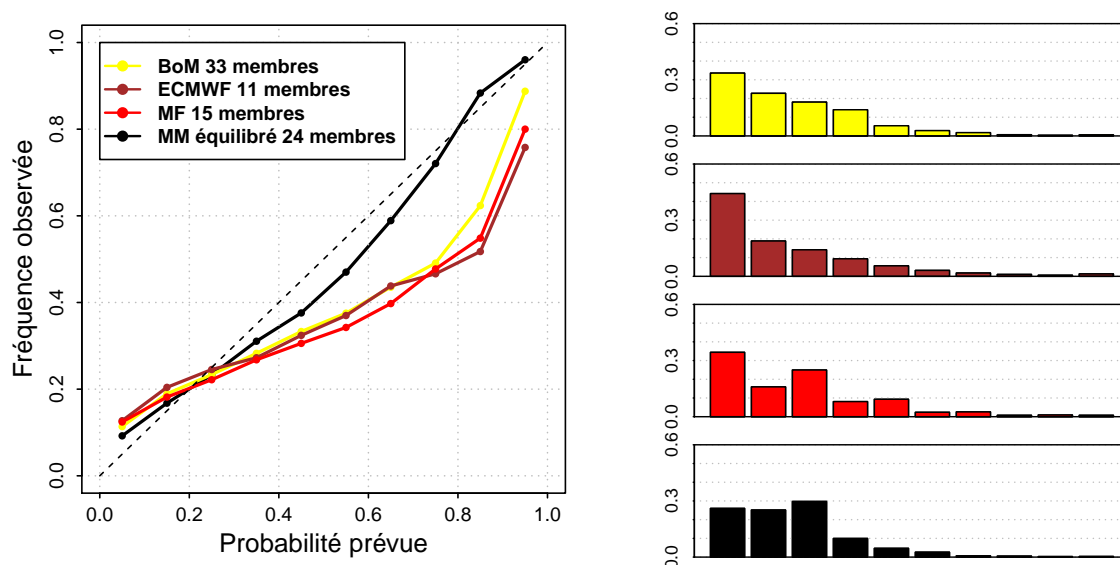


FIGURE 3.8 – Diagrammes de fiabilité de la prévision probabiliste du quintile supérieur des précipitations en semaines 3-4 pour les systèmes du BoM (jaune), de l'ECMWF (marron), de Météo-France (rouge) et pour le multi-modèle à 24 membres (noir), en regroupant tous les points du domaine PSOT (référence : MSWEP). La part des prévisions figurant dans chaque catégorie de probabilité est indiquée par les barres sur les graphiques de droite avec le même code couleur.

prévue, les chances que l'événement survienne réellement sont inférieures. On dit qu'ils sont trop confiants (*overconfident* en anglais). Ce défaut est fortement atténué par le multi-modèle dont le diagramme est beaucoup plus proche de la première bissectrice. Cette amélioration est attribuée à la plus grande dispersion du multi-modèle.

3.3.3 Bilan

Les premiers résultats de cette intercomparaison entre les systèmes S2S sélectionnés et le multi-modèle équilibré suggèrent que le multi-modèle est profitable pour améliorer la qualité des prévisions sous plusieurs aspects. Par ailleurs, la comparaison des scores entre les systèmes individuels suggère que certains fournissent de meilleures prévisions que d'autres, tout du moins pour les précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical. Cependant, ces comparaisons ne tiennent pas compte du fait que de meilleurs scores peuvent résulter d'une plus grande taille d'ensemble. L'importance de la taille d'ensemble est donc évaluée dans la section suivante.

3.4 Taille d'ensemble et scores de prévision

3.4.1 Quel est l'impact de la taille d'ensemble sur les scores des modèles individuels ?

La taille d'ensemble des systèmes utilisés est très disparate puisqu'elle va de 4 membres à 33 membres. Il s'avère que les systèmes présentant les moins bonnes performances dans les Figures 3.3 à 3.7 (CMA et ECCO) sont aussi ceux qui comptent le plus faible nombre de membres. Un tel constat amène à s'interroger sur la notion de valeur intrinsèque des systèmes qui existe indépendamment du nombre de membres fournis. Cette notion est importante pour analyser l'importance de la diversité des modèles dans un multi-modèle.

Pour explorer la valeur intrinsèque des systèmes étudiés, la Figure 3.9 présente le mean-ACC et le ROC skill score à l'échelle du domaine complet dans le cas où tous ces systèmes sont mis sur un pied d'égalité, avec quatre membres chacun. Pour ceux qui disposent de plus de 4 membres, le score est la médiane du score obtenu sur 1000 tirages de quatre membres (accompagné de son intervalle de confiance à 90%). Le passage à 4 membres entraîne une réduction des scores pour tous les modèles, quelque soit l'échéance. La principale modification qui apparaît lorsqu'on compare les systèmes les uns par rapport aux autres concerne le MetOffice. Tandis qu'il se trouvait en retrait par rapport au BoM et à Météo-France lorsqu'on prenait tous les membres disponibles (Figures 3.4 et 3.6), ses performances à nombre de membre égal sont comparables à celles de l'ECMWF ou même meilleures. Cela démontre qu'une plus grande taille d'ensemble est bénéfique pour les scores, et que le système du MetOffice gagnerait en théorie à avoir davantage de membres. Cependant, dans la pratique, une telle augmentation n'est pas toujours possible à cause du coût de calcul supplémentaire.

L'influence de la taille d'ensemble dans les systèmes du BoM et de Météo-France est analysée avec la Figure 3.10. Ces deux systèmes ont été choisis en exemple car leur grand nombre de membres favorise le sous-échantillonnage. La plus forte augmentation de score (mean-ACC et ROC skill score) a lieu pour les premiers membres rajoutés, et ce jusqu'à environ 15 membres. Cela explique pourquoi le système du MetOffice à 7 membres se retrouvait initialement désavantagé par rapport aux systèmes du BoM, de l'ECMWF et de Météo-France. De plus, la Figure 3.10 montre que la taille d'ensemble est aussi un facteur déterminant de la fiabilité des prévisions probabilistes. Ceci n'est guère surprenant dans la mesure où les probabilités sont déterminées en prenant la fraction des membres pour lesquels l'événement survient : plus il y a de membres et plus les prévisions probabilistes seront fines.

Les résultats présentés dans cette section démontrent que la taille d'ensemble joue un

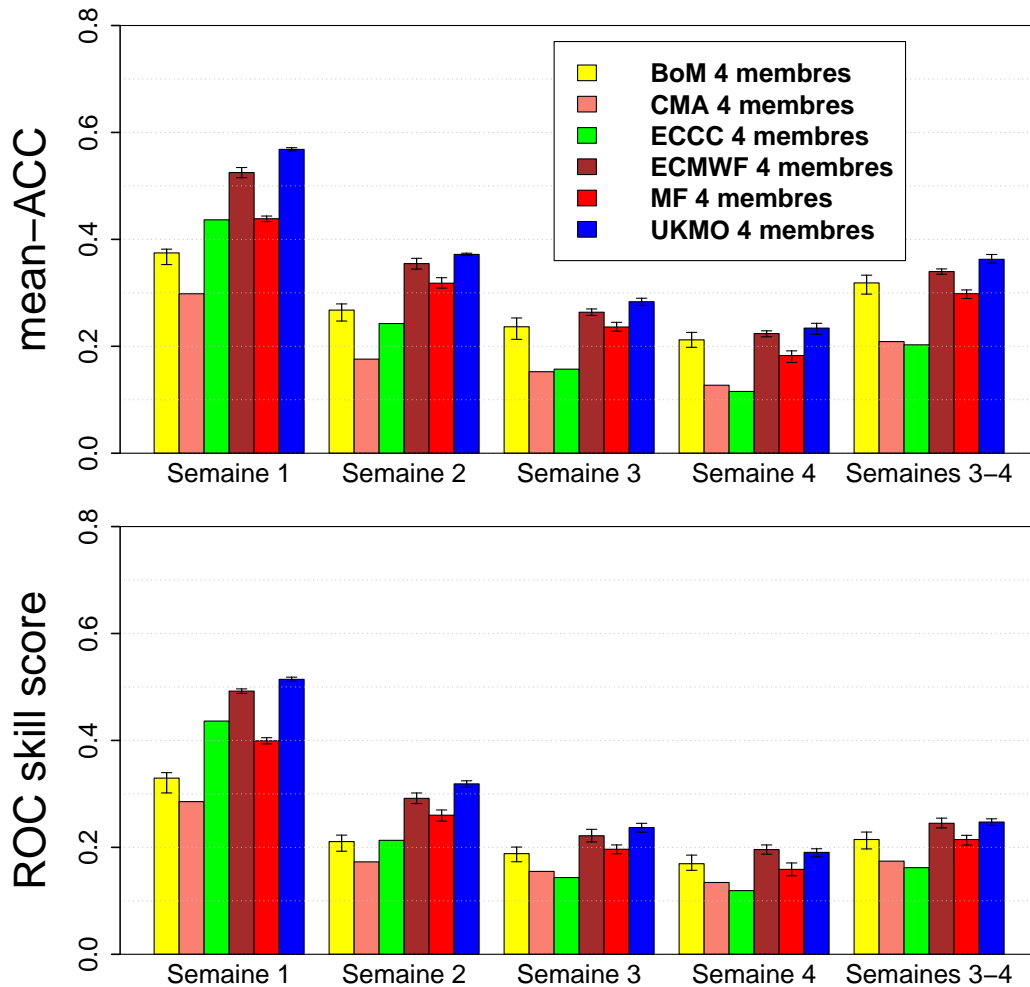


FIGURE 3.9 – Scores des six systèmes S2S sur le domaine PSOT en effectuant un sous-échantillonnage de 4 membres pour chaque prévision d'ensemble (référence : MSWEP). Haut : mean-ACC. Bas : ROC skill score. Le score représenté est le score médian sur 1000 tirages de 4 membres parmi les membres disponibles, accompagné de son intervalle de confiance à 90%. Pour CMA et ECCC, il s'agit d'un score unique car 4 membres en tout sont disponibles.

rôle essentiel dans les performances d'un système de prévision, au-delà des autres choix de conception. Il est donc envisageable qu'un système à faible nombre de membres mais avec une bonne capacité intrinsèque de prévision, comme celui du MetOffice, parvienne à tirer vers le haut les scores d'un multi-modèle.

3.4.2 Comment expliquer les améliorations du multi-modèle : taille d'ensemble ou diversité ?

Il s'agit de la principale question scientifique relative à l'utilisation d'un multi-modèle. Les réponses peuvent avoir de grandes implications, par exemple sur l'allocation de ressources de calcul. En effet, si l'on penche vers un rôle prépondérant de la diversité, on sera enclin à utiliser les prévisions d'un grand nombre de systèmes différents. Au contraire, si l'on penche vers un rôle prépondérant de la taille d'ensemble, on sera tenté de donner la priorité aux plus

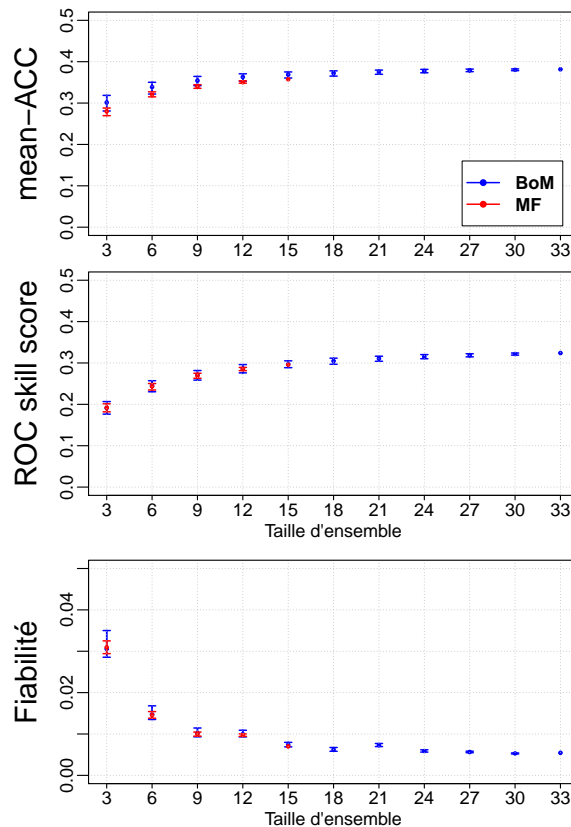


FIGURE 3.10 – Évolution du mean-ACC (en haut), du ROC skill score (au milieu) et de la fiabilité (en bas, orientée négativement) des systèmes de prévision du BoM (en bleu) et de Météo-France (en rouge) en fonction du nombre de membres (référence : MSWEP). La taille d'ensemble pour Météo-France s'arrête à 15 membres. Les scores sont obtenus par un sous-échantillonnage effectué 1000 fois et les barres représentent l'intervalle de confiance à 90%.

performants d'entre eux en les faisant produire davantage de membres.

Les Figures 3.11, 3.12 et 3.13 présentent respectivement le mean-ACC, le ROC skill score et la fiabilité de chaque système individuel comparés à ceux du multi-modèle équilibré auquel on confère une taille d'ensemble équivalente, indiquée en légende (le multiple de 6 le plus proche de la taille du système individuel). La taille d'ensemble équivalente permet de s'affranchir de l'effet nombre de membres pour se concentrer sur l'impact de la diversité des modèles dans le multi-modèle.

Il en ressort que même à taille d'ensemble équivalente, le multi-modèle est meilleur que les systèmes BoM, CMA, ECCO et Météo-France à toutes les échéances et selon tous les critères. Par contre, à 12 membres, il ne dépasse plus le système ECMWF, en mean-ACC et en ROC skill score, dès la semaine 2. Et à 6 membres, il est moins performant que le système du MetOffice sur ces deux scores, quelle que soit l'échéance. En revanche, il garde toujours des prévisions probabilistes plus fiables que celles des systèmes individuels (Figure 3.13). Ainsi, à taille d'ensemble équivalente, l'avantage majeur de la diversité des modèles est l'amélioration de la fiabilité des prévisions probabilistes.

On complète ces résultats par des analyses sur plusieurs combinaisons multi-modèles. Les

3.4 Taille d'ensemble et scores de prévision

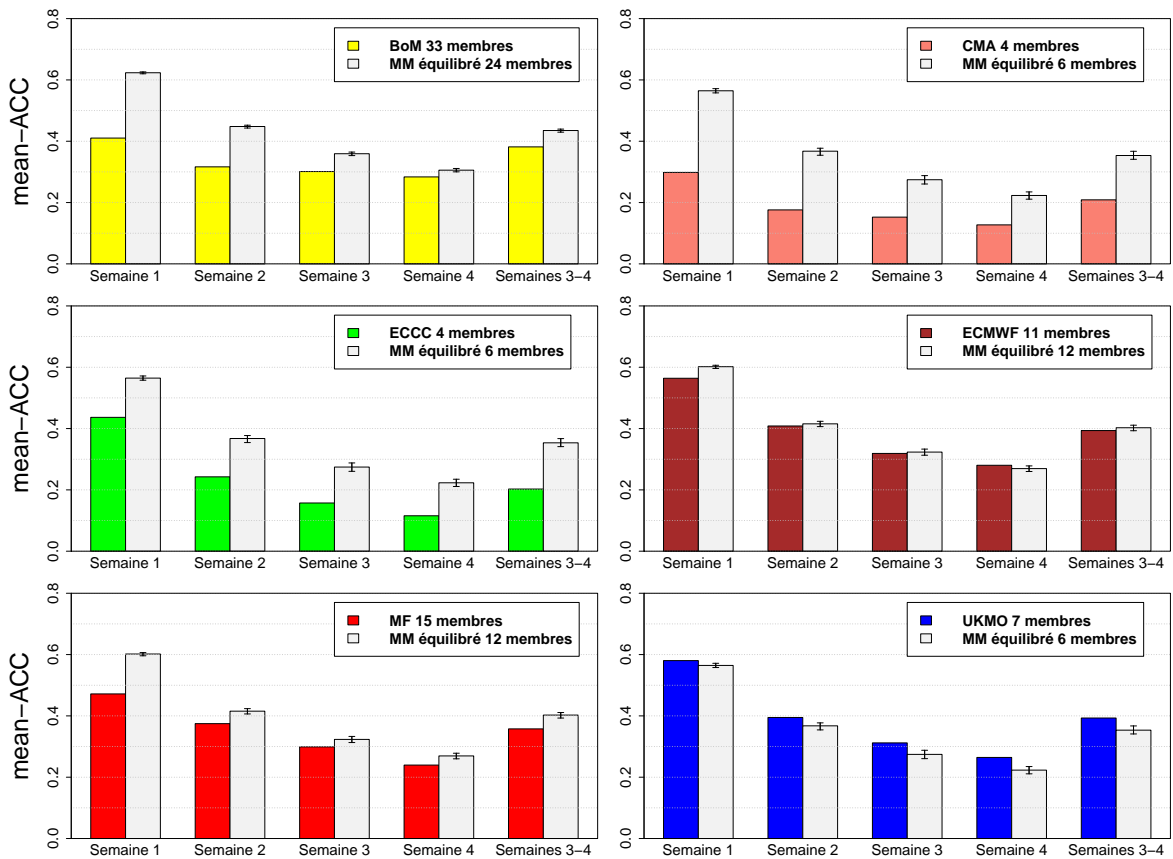


FIGURE 3.11 – Comparaison du mean-ACC sur le domaine PSOT entre chaque système individuel et le multi-modèle équilibré à taille d'ensemble équivalente (indiquée en légende), en semaines 1 à 4 et en semaines 3-4 regroupées (référence : MSWEP). Le score du multi-modèle équilibré est le score médian sur 1000 tirages accompagné de son intervalle de confiance à 90%.

six systèmes disponibles permettent de tester 57 combinaisons différentes, utilisant de deux à six systèmes. La Figure 3.14 représente la dépendance des scores à la taille d'ensemble pour deux multi-modèles équilibrés : celui à six systèmes et un qui utilise quatre systèmes (BoM + ECMWF + Météo-France + UKMO). Le score du multi-modèle est mis en regard avec le score du système ECMWF (ligne rouge horizontale discontinue) pris comme référence des systèmes individuels en raison de ses bonnes performances. La ligne rouge verticale en pointillés indique sa taille d'ensemble (11 membres). L'évolution des scores confirme que l'intérêt principal du multi-modèle réside dans l'agrandissement de l'ensemble. Ceci est particulièrement vrai pour la combinaison à quatre modèles où le gain obtenu par effet de diversité (*ie* à taille d'ensemble équivalente) est bien plus faible (< 0.01 pour le ROC skill score) que celui obtenu par un doublement de taille d'ensemble de 12 à 24 membres (~ 0.07).

Les comparaisons similaires pour les 57 combinaisons multi-modèles possibles sont présentées en Annexe A dans les Tableaux A.1 et A.2. Elles montrent qu'un multi-modèle équilibré incluant le système de l'ECMWF n'a des scores significativement supérieurs à celui-ci que si les conditions suivantes sont réunies :

- Absence des deux modèles CMA et ECCC dans la combinaison multi-modèle.
- Si présence d'un seul des modèles CMA ou ECCC, présence nécessaire du modèle UKMO.

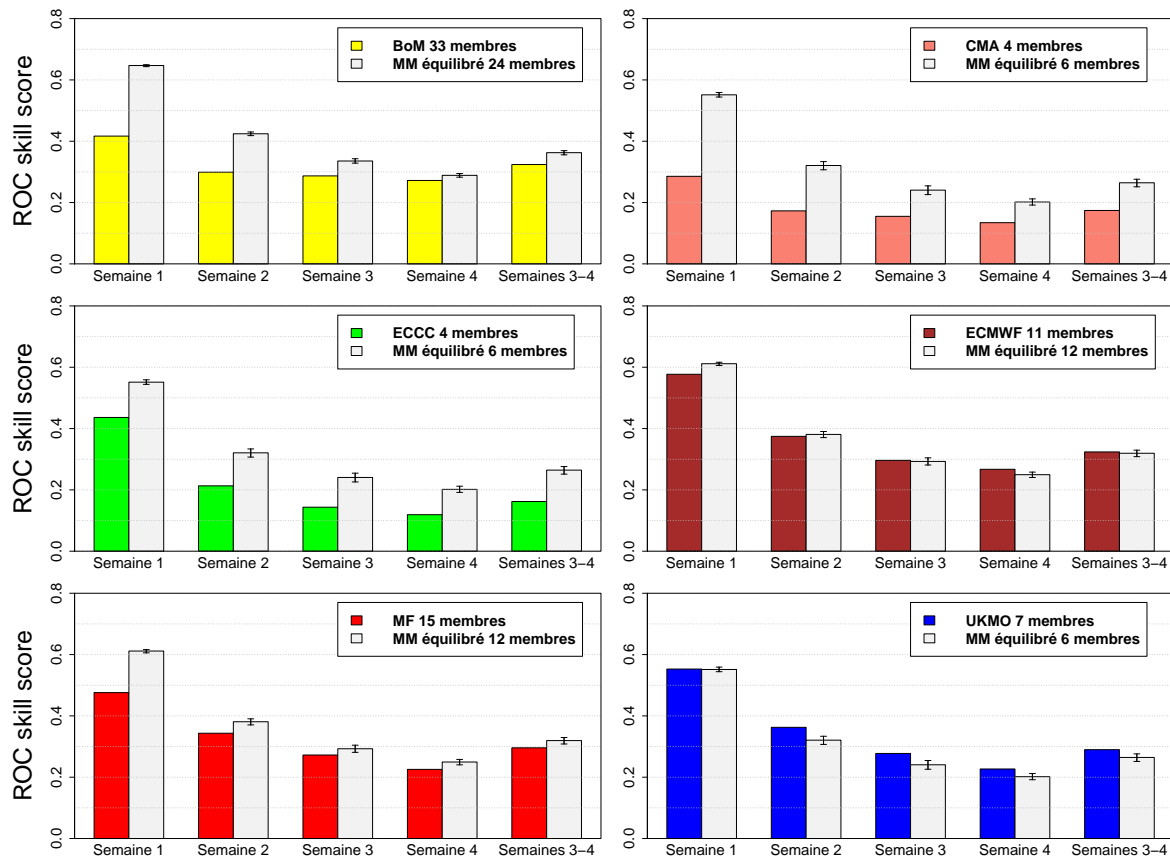


FIGURE 3.12 – *Idem* Figure 3.11 pour le ROC skill score du quintile supérieur des précipitations sur le domaine PSOT (référence : MSWEP).

Pour le système du MetOffice, ces conditions sont les mêmes en permutant les rôles avec ECMWF. Ces résultats abondent dans le sens de la Figure 3.12. Ils montrent qu'un multi-modèle équilibré n'améliore les prévisions de son meilleur modèle individuel que si on lui adjoint d'autres modèles suffisamment performants tout en limitant l'ajout de modèles moins performants.

3.5 Quelle est la meilleure approche multi-modèle ?

Puisque l'effet de diversité des modèles n'est pas le facteur le plus déterminant pour expliquer les meilleures performances du multi-modèle équilibré, il est légitime d'utiliser tous les membres dont on dispose pour essayer de construire un multi-modèle plus performant. C'est le but des multi-modèles tous membres et pondéré introduits aux Sections 3.2.4 et 3.2.3. La Figure 3.15 détaille le mean-ACC, le ROC skill score et la fiabilité des trois approches de multi-modèle à toutes les échéances considérées jusqu'à présent. Les scores du système de l'ECMWF ont été rajoutés à titre de comparaison, sauf pour la fiabilité car les écarts sont trop grands avec ceux des multi-modèles (le système individuel est beaucoup moins fiable).

De manière générale, les deux approches qui viennent d'être introduites permettent d'obtenir des prévisions de meilleure qualité que le multi-modèle équilibré. Les différences sont

3.5 Quelle est la meilleure approche multi-modèle ?

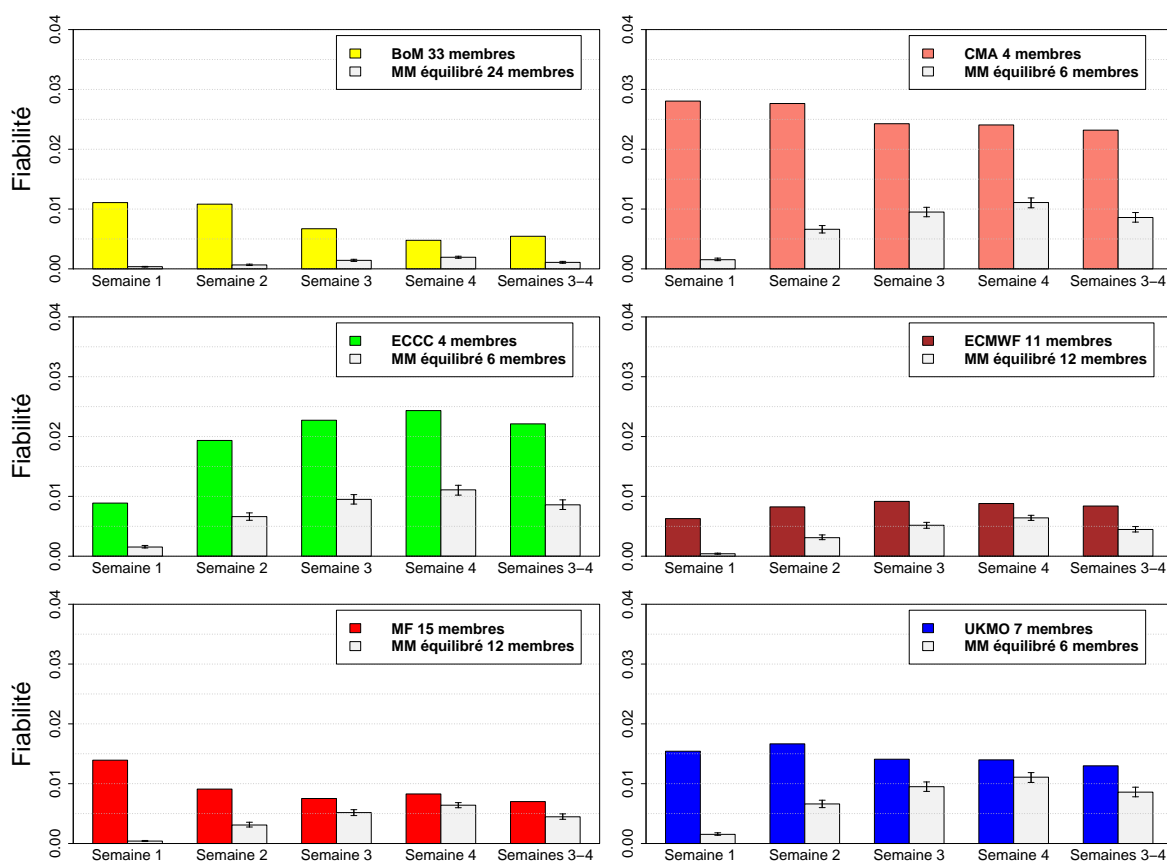


FIGURE 3.13 – *Idem* Figure 3.11 pour la fiabilité des prévisions probabilistes du quintile supérieur des précipitations sur le domaine PSOT (référence : MSWEP).

plus ou moins flagrantes selon l’aspect de la prévision qui est évalué et selon l’échéance. Les multi-modèles tous membres et pondéré permettent en particulier d’obtenir des prévisions plus fiables que le multi-modèle équilibré. De plus, le multi-modèle pondéré fournit systématiquement la meilleure prévision quelque soit l’aspect évalué. Si ce résultat était attendu compte tenu de l’optimisation, il n’était pas garanti. En effet, l’optimisation ne porte pas directement sur les scores considérés (mean-ACC ou ROC skill score) mais sur une erreur quadratique (voir Section 3.2.3). De plus, comme cette optimisation est effectuée avec validation croisée, elle ne minimise jamais l’erreur sur l’échantillon total.

En termes de mean-ACC et de ROC skill score, les écarts entre les différents multi-modèles évoluent avec l’échéance. En semaine 1 et 2, la supériorité du multi-modèle pondéré est manifeste tandis que le multi-modèle tous membres présente des scores comparables au multi-modèle équilibré. Au contraire, en semaines 3 et 4, la plus-value du multi-modèle pondéré par rapport au multi-modèle tous membres est faible, mais les deux se démarquent nettement du multi-modèle équilibré. Cette comparaison montre qu’aux échéances infra-saisonnières, l’inclusion du plus grand nombre de prévisions possibles est cruciale pour parvenir à améliorer les scores.

Eu égard à sa complexité par rapport au mélange de tous les membres, la pondération optimale voit son intérêt décroître aux échéances plus lointaines. En effet, plus on s’éloigne de l’initialisation et plus la performance des systèmes individuels est corrélée à la taille d’en-

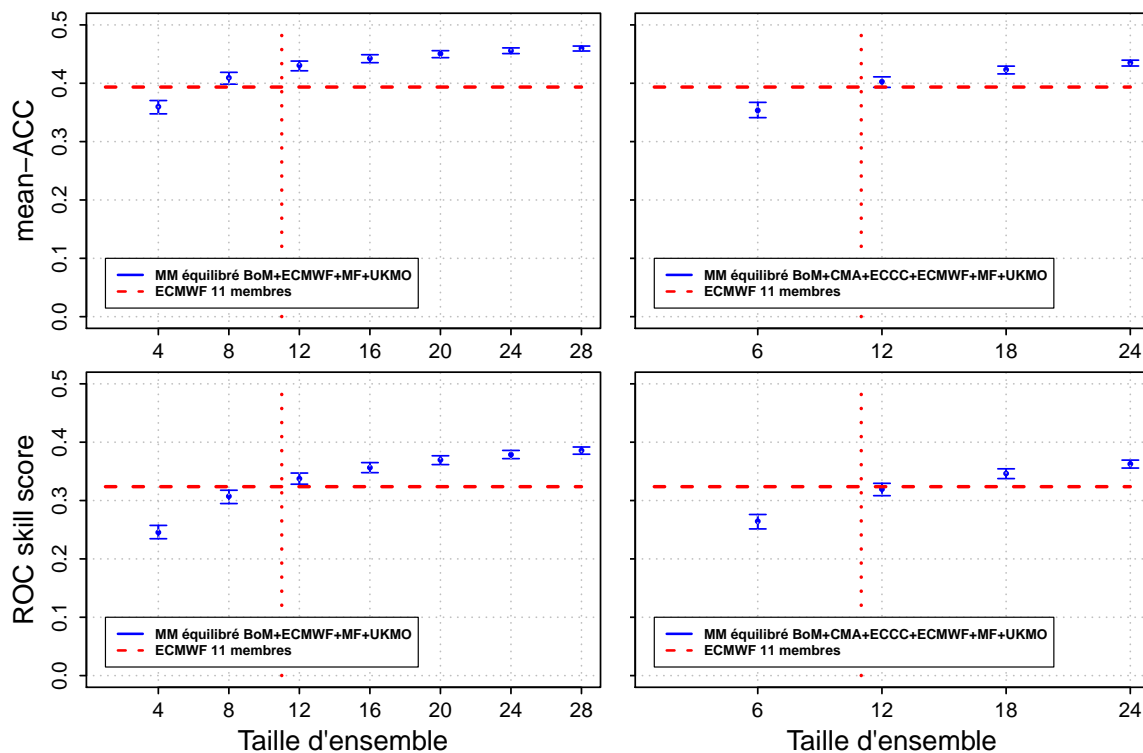


FIGURE 3.14 – Évolution du mean-ACC (en haut) et du ROC skill score (en bas) du multi-modèle en fonction du nombre de membres (référence : MSWEP). Deux combinaisons sont considérées : BOM+ECMWF+MF+UKMO (à gauche) et BOM+CMA+ECCC+ECMWF+MF+UKMO (à droite). La ligne horizontale rouge discontinue indique le score du système ECMWF seul et la ligne rouge verticale en pointillés indique sa taille d'ensemble (11 membres).

semble. Or l'optimisation repose sur les performances des systèmes individuels, donc lorsqu'on augmente l'échéance elle tend naturellement à pondérer plus fortement les systèmes avec la plus grande taille d'ensemble. Cela mène à des poids de plus en plus similaires aux poids équivalents du multi-modèle tous membres présentés dans le Tableau 3.2, et donc à deux approches multi-modèles de plus en plus proches. Le Tableau 3.3 le démontre sur la base de la distance euclidienne.

Semaine 1	Semaine 2	Semaine 3	Semaine 4	Semaines 3-4
0.466	0.382	0.264	0.182	0.237

TABLEAU 3.3 – Distance euclidienne entre le vecteur des poids affectés dans le multi-modèle pondéré et le vecteur des poids équivalents du multi-modèle tous membres (Tableau 3.2) selon l'échéance. Le vecteur des poids optimaux est obtenu en prenant la moyenne sur les 18 années de validation croisée.

Vu les faibles écarts de scores qu'il présente avec le multi-modèle pondéré dans le cas étudié, le multi-modèle tous membres peut suffire pour des applications opérationnelles. Cependant, la comparaison préalable avec le multi-modèle pondéré sur des re-prévisions est nécessaire pour s'assurer que le multi-modèle tous membres ne donne pas des poids trop importants à des systèmes de qualité intrinsèquement inférieure qui seraient fournis avec beaucoup de membres.

3.5 Quelle est la meilleure approche multi-modèle ?

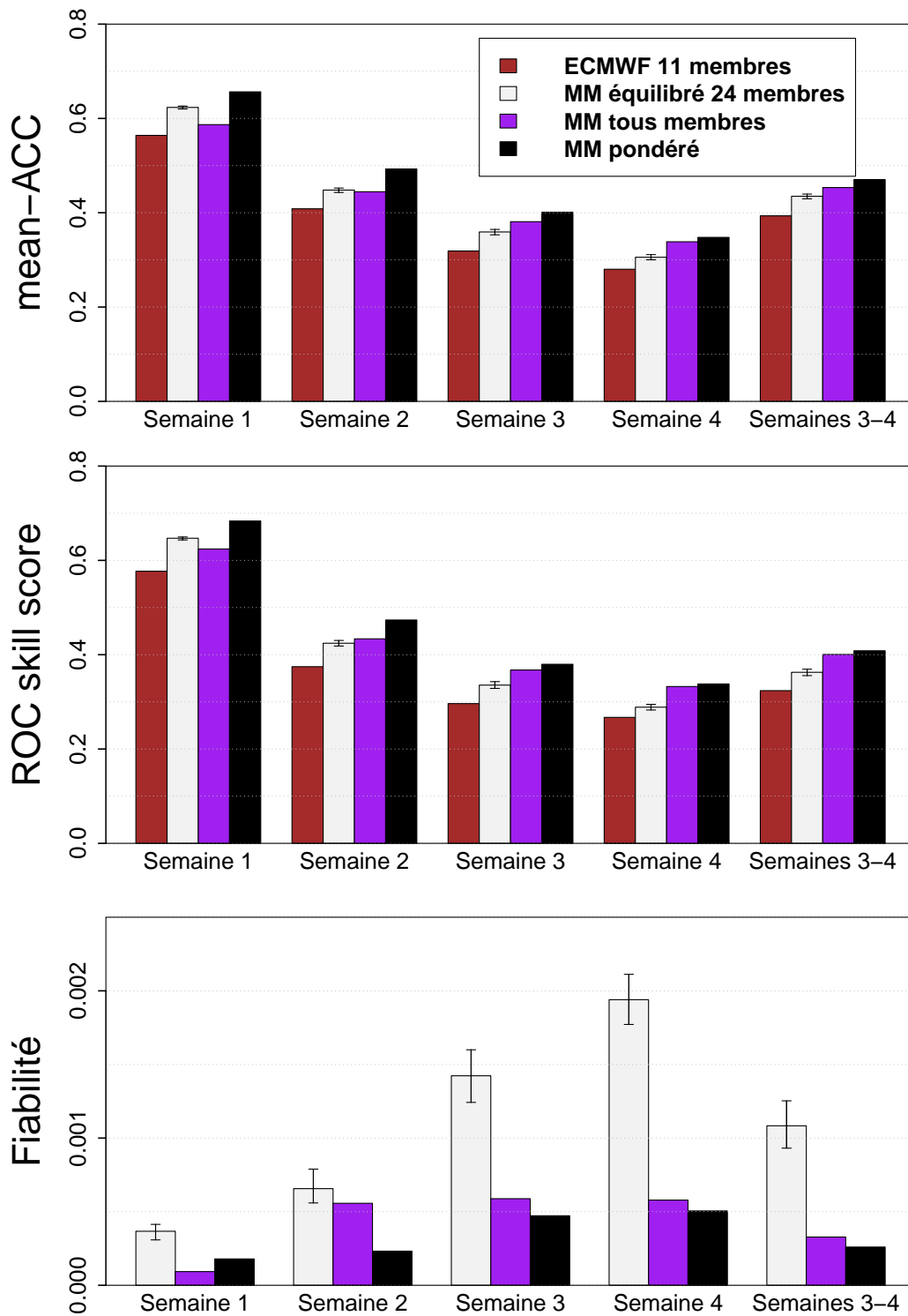


FIGURE 3.15 – Comparaison des performances des multi-modèles équilibré (à 24 membres), tous membres (74 membres) et pondéré, dans le cas où les six systèmes sont utilisés (référence : MSWEP). Haut : mean-ACC. Milieu : ROC skill score. Bas : Fiabilité. Les scores de l'ECMWF sont indiqués sur les deux premiers panneaux à titre de comparaison. Le score du multi-modèle équilibré est le score médian sur 1000 tirages accompagné de son intervalle de confiance à 90%. Les différences entre les différents ROC skill scores sont toutes significatives à 95% d'après le test de DeLong et al. (1988).

3.6 Focus sur cinq zones

Les résultats présentés jusqu'ici portent sur un large domaine, et il convient de se demander s'ils sont toujours vérifiés dès que l'on passe à de plus petites régions qui intéresseront davantage des utilisateurs. En particulier, la pondération optimale du multi-modèle pondéré a été effectuée en minimisant une erreur quadratique sur tout le domaine PSOT, et l'on peut se demander si ce choix technique est toujours pertinent quand on minimise sur un plus petit domaine.

La procédure de vérification des sections précédentes a été répétée sur cinq zones du Pacifique Sud-Ouest tropical : la Nouvelle-Calédonie (NC, présentée Section 1.3.3), la Nouvelle-Guinée (NG), le nord de l'Australie (NAUS), le Pacifique équatorial (EQPAC) et enfin les îles Fidji (FIDJI). Les coordonnées des boîtes correspondant à ces zones sont indiquées dans le Tableau 3.4 et sur la carte de la Figure 3.16.

	Longitude min.	Longitude max.	Latitude min.	Latitude max.
NC	163.5°E	168°E	22.5°S	19°S
NG	130.5°E	153°E	10.5°S	0°
NAUS	123°E	145.5°E	18°S	10.5°S
EQPAC	160.5°E	199.5°E	6°S	0°
FIDJI	177°E	181.5°E	19.5°S	16.5°S

TABLEAU 3.4 – Coordonnées des cinq zones choisies sur la grille à 1.5°.

À l'exception du Pacifique équatorial, ces zones comportent toutes un nombre important de points terrestres et accueillent des activités humaines conséquentes. Les raisons ayant présidé à leur choix sont les suivantes :

- La Nouvelle-Calédonie (NC) fait l'objet d'un focus particulier dans cette thèse, comme détaillé Section 1.3.3.
- La Nouvelle-Guinée (NG) est la plus grande île du Continent Maritime incluse dans le domaine. Le Continent Maritime est lui-même l'une des régions où la variabilité infra-saisonnière des précipitations est la plus étudiée (par exemple Kim et al., 2019), du fait de sa position sur la trajectoire de la MJO et de son impact sur celle-ci. De plus, la Nouvelle-Guinée est une île montagneuse avec un climat équatorial très pluvieux, sur laquelle les biais ainsi que les scores de prévision sont très variables d'un modèle à l'autre (d'après les Figures 3.2, 3.3 et 3.5). Cela plaide pour l'utilisation d'un multi-modèle, comme le font Wang et al. (2020) sur l'ensemble du Continent Maritime avec la méthode de multi-modèle équilibré présentée dans ce chapitre.
- Le nord de l'Australie (NAUS) est une région agricole présentant un climat de mousson donc une forte variabilité infra-saisonnière. Elle a déjà fait l'objet de nombreuses études de prévisibilité (par exemple Marshall et Hendon, 2015).
- Le Pacifique équatorial (EQPAC) est la zone du domaine PSOT où, grâce à l'ENSO, la prévisibilité des précipitations est la plus forte, comme le montrent les Figures 3.3 et 3.5. Cette région fera office de référence pour montrer ce que l'on peut faire de mieux aux échéances infra-saisonnières.

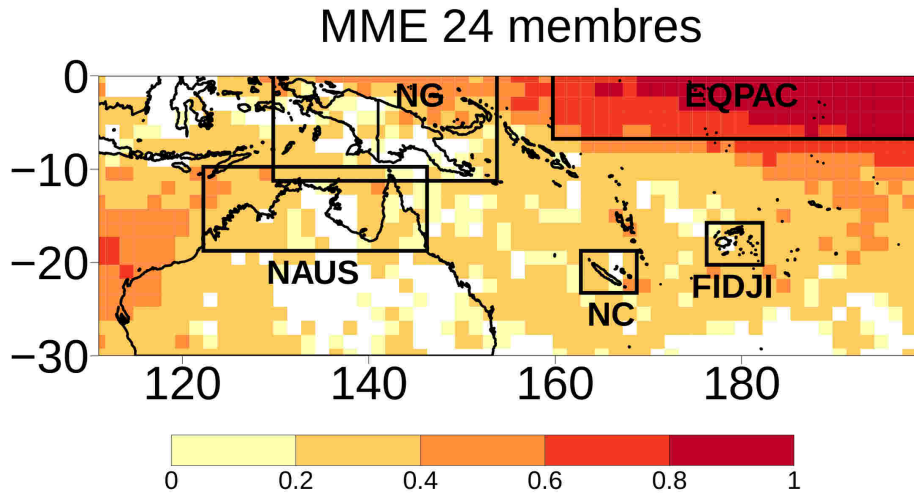


FIGURE 3.16 – Localisation des cinq zones choisies : Nouvelle-Calédonie (NC), Nouvelle-Guinée (NG), nord de l’Australie (NAUS), Pacifique équatorial (EQPAC) et Fidji. Les couleurs correspondent au ROC skill score du multi-modèle équilibré à 24 membres, déjà représenté sur le dernier panneau de la Figure 3.5.

- Fidji est l’un des archipels les plus peuplés du Pacifique Sud, localisé en limite sud de la SPCZ (Figure 1.16). Son étendue spatiale et sa latitude sont similaires à celles de la Nouvelle-Calédonie, ce qui offre la possibilité de réaliser des comparaisons entre les deux territoires.

La Figure 3.17 présente la vérification des prévisions de précipitations sur ces cinq régions en semaines 3-4. Les scores des six systèmes individuels et des trois approches multi-modèles sont représentés côte à côte. En conformité avec les Figures 3.3 et 3.5, les précipitations sont bien plus prévisibles dans le Pacifique équatorial que dans les autres régions. La comparaison entre les quatre autres régions est moins évidente, même si les précipitations en Nouvelle-Guinée semblent présenter davantage de prévisibilité, suivies par celles de Fidji et du nord de l’Australie, et enfin par la Nouvelle-Calédonie.

Dans l’ensemble, les conclusions relatives à la supériorité des approches multi-modèles par rapport aux systèmes individuels tiennent toujours lorsqu’on réduit la taille de la région d’étude. En particulier, l’indéniable avantage des multi-modèles en termes de fiabilité est confirmé. Toutefois, les bénéfices des multi-modèles en termes de mean-ACC et de ROC skill score sont moins systématiques qu’ils ne l’étaient sur le grand domaine. Premièrement, dans le Pacifique équatorial, le système du BoM fait presque jeu égal avec tous les multi-modèles. On peut supposer que dans cette région, la prévisibilité intrinsèque élevée permet des performances déjà très bonnes de la part des systèmes individuels, si bien que le gain qu’il est possible d’obtenir par combinaison multi-modèle est minimale. Deuxièmement, sur les régions NG, NAUS et FIDJI, le multi-modèle équilibré ne présente aucune valeur ajoutée en mean-ACC et en ROC skill score par rapport au système de l’ECMWF. Il semblerait en effet que les performances plutôt faibles des systèmes du BoM, de Météo-France ou de UKMO (selon les cas) limitent les améliorations de scores permises par cette approche multi-modèle.

En comparant les approches multi-modèles entre elles, on remarque que le multi-modèle pondéré présente moins de valeur ajoutée que sur le grand domaine PSOT. Alors qu’il apparaissait précédemment comme une valeur sûre présentant toujours les meilleurs scores, ce n’est

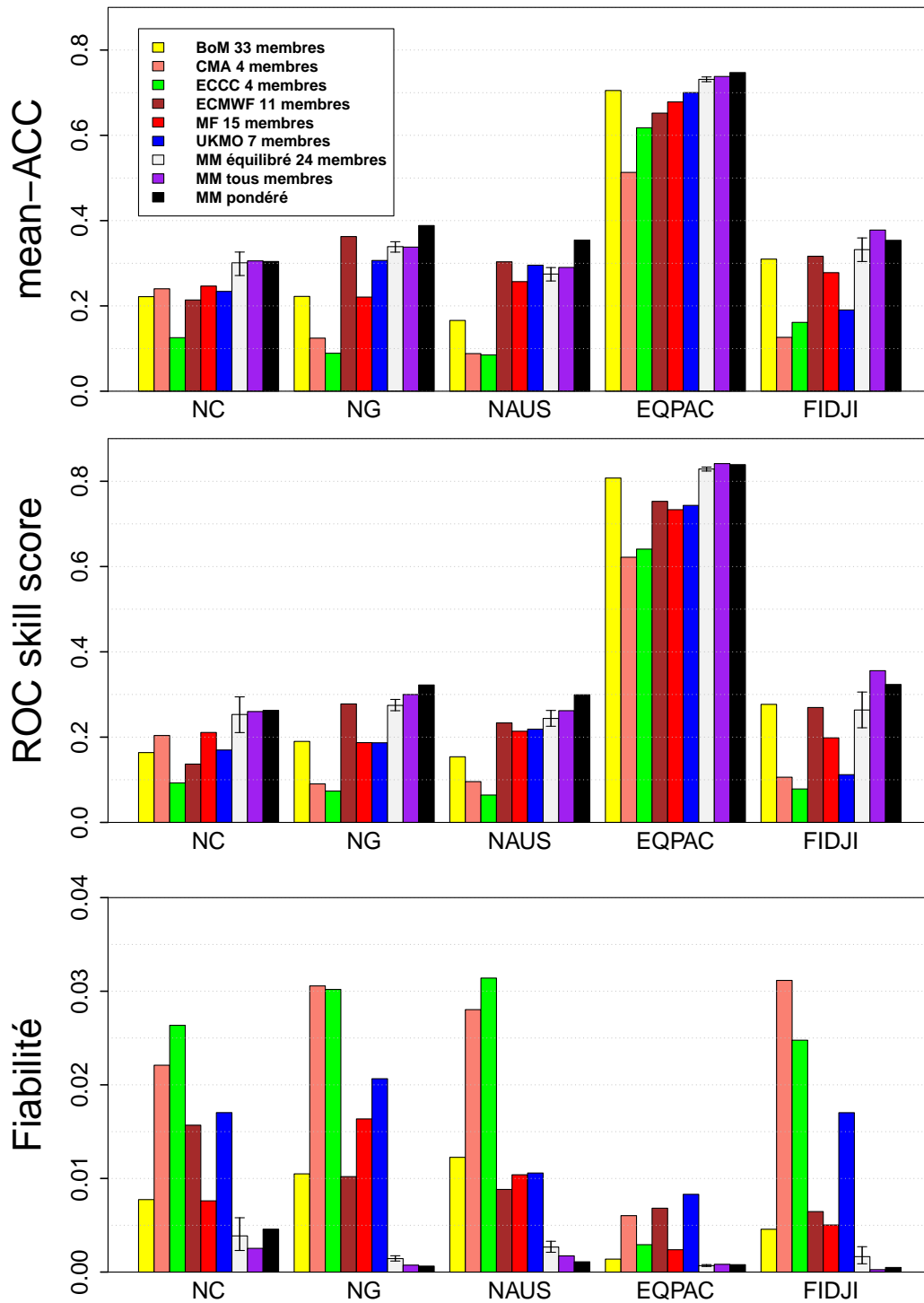


FIGURE 3.17 – Scores des six systèmes S2S et des trois approches multi-modèles sur les cinq zones NC, NG, NAUS, EQPAC et FIDJI, en semaines 3-4 regroupées (référence : MSWEP). Haut : mean-ACC. Milieu : ROC skill score. Bas : Fiabilité. Le score du multi-modèle équilibré à 24 membres correspond à la médiane des scores sur 1000 tirages accompagnée de l'intervalle de confiance à 90%.

plus nécessairement le cas. L'exemple le plus marquant est Fidji où le multi-modèle pondéré est surpassé par le multi-modèle tous membres. Des constats similaires, bien que moins spectaculaires, peuvent être faits pour le mean-ACC en Nouvelle-Calédonie et pour le ROC skill score dans le Pacifique équatorial. Ils sont dus au manque de robustesse de la pondération optimale décrite Section 3.2.3 dès lors que le nombre de points de grille considéré est trop faible. Pour un petit domaine comme Fidji, la détermination des poids optimaux sur un échantillon d'apprentissage ne peut pas garantir la construction du meilleur multi-modèle possible. On le vérifie en procédant à une pondération optimale sans validation croisée (non montrée ici), qui permet de redonner l'avantage au multi-modèle pondéré. Cette vérification supplémentaire démontre que la sous-optimalité provient bien de la séparation des échantillons d'apprentissage et de test, dont il est impossible de s'affranchir dans un contexte de prévision en temps réel.

3.7 Synthèse

Ce chapitre a présenté une évaluation de la capacité des systèmes de prévision numérique S2S à prévoir les précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical aux échéances infra-saisonnières, individuellement et en configuration multi-modèle. La vérification a porté sur l'association linéaire des prévisions déterministes au moyen d'un score de corrélation (mean-ACC) ainsi que sur la discrimination et la fiabilité des prévisions probabilistes.

Dans un premier temps, l'accent a été mis sur les bénéfices de l'utilisation d'un multi-modèle par rapport à un système individuel. Les raisons de cette supériorité ont été explorées sur la base d'un multi-modèle équilibré utilisant le même nombre de membres de chaque système. Les travaux relatifs au multi-modèle équilibré présentés au cours de ce chapitre ont en outre fait l'objet d'une publication scientifique dans la revue *Earth and Space Science* (Specq et al., 2020), qui est reproduite en Annexe B de la thèse. Dans un second temps, trois méthodes de construction d'un multi-modèle ont été comparées pour déterminer celle qui présente le plus de valeur ajoutée : le multi-modèle équilibré, le multi-modèle pondéré (avec pondération optimale) et le multi-modèle tous membres (pondération proportionnelle au nombre de membres de chaque système). L'évaluation a porté sur l'ensemble du domaine PSOT, ce qui garantit sa robustesse en raison du grand nombre de points de grille (1260). Cependant, en vue d'utilisations plus locales des prévisions S2S, elle a aussi été étendue à cinq zones particulières.

Sans surprise, la qualité des prévisions numériques infra-saisonnières de précipitations décroît avec l'échéance. La réduction des scores est conséquente entre la semaine 1 et la semaine 2 (de l'ordre de 0.2 point de score). Elle est également importante entre la semaine 2 et la semaine 3 (de l'ordre de 0.1 point de score), tandis que la dégradation ralentit une fois que l'on rentre dans les premières fenêtres infra-saisonnières, entre la semaine 3 et la semaine 4. À ces échéances, les précipitations sont d'ailleurs plus prévisibles lorsqu'on considère le cumul sur les semaines 3 et 4 que lorsqu'on les considère séparément, ce qui justifie le choix de cette quinzaine comme le font fréquemment les études S2S (par exemple Pegion et al., 2019; Wang et Robertson, 2019). De plus, il est intéressant de noter que le mean-ACC et le ROC skill score mènent à des conclusions similaires tout au long de ce chapitre alors que ces scores évaluent des aspects différents d'une prévision.

Ces résultats généraux sont qualitativement valables à l'échelle de tout le bassin mais présentent des variations quantitatives selon les régions. En effet, dans le Pacifique équatorial,

les précipitations sont bien prévues à de longues échéances, tandis qu'autour du Continent Maritime les précipitations sont assez prévisibles mais avec des disparités entre les modèles (sans doute en raison des grandes îles montagneuses). La prévisibilité diminue ensuite lorsqu'on descend vers le sud, avec des performances modestes dans l'ensemble, mais variables selon le contexte climatique local. Par exemple, les scores sont très faibles sur une bonne partie du continent australien, et légèrement meilleurs à Fidji qu'en Nouvelle-Calédonie.

L'utilisation d'une approche multi-modèle permet d'améliorer sensiblement les scores de prévision, y compris par rapport aux systèmes individuels présentant les plus grandes performances intrinsèques (ici ceux de l'ECMWF et du MetOffice). Ce résultat obtenu aux échéances infra-saisonnières rejoint ceux établis en prévision saisonnière. Les deux raisons théoriques avancées par la littérature pour expliquer ces améliorations sont la diversité des modèles numériques et la plus grande taille d'ensemble. Si la diversité des modèles contribue grandement à rendre les prévisions probabilistes plus fiables, son rôle dans l'amélioration du mean-ACC et du ROC skill score est moindre ou inexistant (selon la combinaison multi-modèle considérée). Au contraire, l'augmentation de la taille d'ensemble est cruciale pour expliquer les bénéfices de l'approche multi-modèle.

Ces résultats reposant sur le multi-modèle équilibré pourraient laisser penser que les investissements en temps de calcul de la communauté internationale pour les prévisions S2S devraient privilégier un système unique très performant, de grande taille d'ensemble, plutôt que de faire tourner un grand nombre de systèmes en vue de construire un multi-modèle. Au-delà des difficultés politiques qu'une telle hypothèse présenterait, ce serait négliger les possibilités supplémentaires offertes par les approches de multi-modèle tous membres et pondéré. En particulier, pourvu que la taille de l'échantillon d'apprentissage permette d'obtenir des poids optimisés robustes, le multi-modèle pondéré fournira assurément des meilleurs scores que tous les systèmes individuels, et même que les autres approches multi-modèles. Sur de plus petits domaines, il convient cependant de s'assurer de la robustesse de l'optimisation des poids, qui n'est pas toujours garantie comme l'a montré l'exemple de Fidji.

Pour tirer le meilleur parti du grand nombre de systèmes de la base S2S, on recommandera donc à l'issue de ce chapitre d'utiliser une approche multi-modèle, tous membres ou avec pondération optimale. L'approche tous membres pourra être privilégiée d'un point de vue opérationnel en raison de sa facilité d'usage et de ses bonnes performances. Cependant, une comparaison préalable avec le multi-modèle pondéré sur une période de re-prévision sera nécessaire. On s'assurera que les écarts de scores entre les deux approches ne sont pas trop importants, ce qui évitera l'inclusion éventuelle d'un grand nombre de membres d'un système peu performant dans le multi-modèle tous membres.

TROISIÈME PARTIE

UTILISATION DE LA PRÉVISIBILITÉ
GRANDE ÉCHELLE

4

LA PRÉVISION INFRA-SAISONNIÈRE STATISTICO-DYNAMIQUE

4.1 Introduction

Aux échelles de temps infra-saisonniers à saisonniers, le Pacifique Sud-Ouest tropical (PSOT) est une région où l'influence des modes de variabilité climatiques ENSO et MJO sur les précipitations est forte (Section 1.3.1). En effet, ces modes influent sur la localisation de la SPCZ (Matthews, 2012; Salinger et al., 2014) et déterminent des zones où la convection peut être intensifiée ou inhibée. De nombreuses études ont mis en évidence des modifications de la climatologie des précipitations dans la région, conditionnellement aux phases de l'ENSO (par exemple Moron et al., 2016; Nicet et Delcroix, 2000; Ropelewski et Halpert, 1987) ou de la MJO (par exemple Leroy, 2006; Marshall et Hendon, 2015; Matthews et Li, 2005; Wheeler et al., 2009).

Par ailleurs, la capacité des systèmes de prévision numérique infra-saisonnier à prévoir ces modes de variabilité sur plusieurs semaines est relativement bonne. L'état de l'ENSO évolue sur des échelles de temps longues par rapport aux échéances considérées dans cette thèse. Aux échelles saisonnières, il a été montré que les systèmes de prévision numérique peuvent correctement anticiper les évolutions des anomalies de température de surface de l'océan Pacifique équatorial jusqu'à au moins six mois (Barnston et al., 2012; Ham et al., 2019). En ce qui concerne la MJO, les récents travaux portant sur les systèmes de prévision infra-saisonnier des projets S2S (Lim et al., 2018; Vitart, 2017) et SubX (Kim et al., 2019) situent la limite des capacités actuelles de prévision de la MJO à une trentaine de jours environ (Section 1.2.1.5).

Partant de ces constats, ce chapitre propose d'explorer trois questions scientifiques :

- **Quelle prévisibilité des précipitations peut-on espérer dans le Pacifique Sud-Ouest tropical à partir de l'information liée à l'ENSO et la MJO ?**

Selon les phases de l'ENSO et de la MJO dans lesquelles on se trouve, la distribution des précipitations dans la région d'étude sera très différente. Il en résulte une modulation non

seulement des valeurs moyennes mais aussi des valeurs extrêmes. Cependant, ce conditionnement n'est pas assez fort pour que l'on puisse déterminer avec une faible incertitude les valeurs des précipitations ou l'occurrence d'un événement de fortes pluies. Il est donc nécessaire de connaître la limite théorique de prévisibilité des précipitations lorsqu'on dispose des seules informations liées à l'ENSO et à la MJO. Cette limite permet d'estimer ce que l'on peut attendre de ces deux phénomènes pour repousser l'échéance de validité des prévisions S2S.

- **Les systèmes de prévision S2S représentent-ils correctement les liens statistiques entre les précipitations, l'ENSO et la MJO ? Utilisent-ils l'information de grande échelle qu'ils prévoient de manière optimale ?**

Il s'agit de déterminer si les prévisions infra-saisonnières numériques parviennent à tirer parti des informations liées à l'ENSO et à la MJO. Pour cela, deux conditions sont nécessaires. Tout d'abord, il faut que la prévision de ces deux modes de variabilité soit suffisamment proche de la réalité. Une telle évaluation a été fréquemment documentée et sera effectuée de nouveau sur l'échantillon de prévisions utilisé. Par ailleurs, il est indispensable que les relations climatologiques entre les précipitations, l'ENSO et la MJO soient représentées de la manière la plus fidèle possible par les modèles numériques. En d'autres termes, il faut que ces relations dans le « monde du modèle » concordent avec celles dans le « monde des observations ».

- **Comment utiliser les informations prévues sur l'ENSO et la MJO pour améliorer les prévisions de précipitations *a posteriori* ?**

Une approche pour répondre à ce problème est la prévision statistico-dynamique (voir Section 1.4.3). L'idée est d'appliquer les relations statistiques entre les prédicteurs et les précipitations observées (prédicteand), de manière à en déduire les précipitations à partir des prédicteurs prévus par les systèmes S2S. Cette idée a été mise en œuvre à plusieurs reprises en prévision saisonnière (par exemple Schepen et al., 2014) et a même été proposée plus récemment en prévision infra-saisonnière (Lledó et Doblas-Reyes, 2020). Ici, les prédicteurs utilisés sont des indices liés à l'ENSO et à la MJO. Une telle approche relève du *bridging* (Lim et al., 2011, voir Section 1.4.3) car les prédicteurs et le prédicteand ne sont pas de même nature. De plus, on ajoutera dans la formulation statistique un prédicteur correspondant aux précipitations prévues par les systèmes S2S dans un but de calibration (prédicteur et prédicteands correspondant à la même variable). Calibration et *bridging* font l'objet d'une utilisation conjointe dans un article consacré à la prévision infra-saisonnière statistico-dynamique publié dans *Climate Dynamics* (Specq et Batté, 2020) et inclus dans ce chapitre.

Les travaux de l'article Specq et Batté (2020) reposent sur l'utilisation de deux systèmes de prévision S2S, parmi les six apparaissant au Chapitre 3 : celui de Météo-France et celui de l'ECMWF. Par extension, tous les résultats du présent chapitre sont donc présentés pour ces deux systèmes et sur la même période de re-prévisions 1996-2014 en saison DJF. Par ailleurs, ces résultats se focalisent essentiellement sur les relations avec l'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires, donc sur l'extrémité de la distribution des pluies, plutôt que sur les valeurs moyennes. De nombreuses conclusions qui sont tirées ici seraient cependant similaires si l'on s'intéressait à ces dernières.

La Section 4.2 propose de revenir sur les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les périodes de fortes pluies (quintile supérieur des précipitations hebdomadaires) dans le Pacifique Sud-Ouest tropical, tandis que la Section 4.3 présente brièvement les performances des systèmes

4.2 Influence de la grande échelle sur l'occurrence de fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical

de Météo-France et de l'ECMWF pour prévoir l'ENSO et la MJO sur les échantillons de prévisions utilisés. En vue de répondre à la seconde question scientifique de ce chapitre, la Section 4.4 examine la capacité des deux systèmes à représenter correctement, dans leur propre référentiel, les impacts climatologiques décrits Section 4.2. Elle débouche sur la Section 4.5, qui est consacrée à l'approche statistico-dynamique bayésienne à travers la publication parue dans *Climate Dynamics*. La Section 4.6 examine ensuite l'apport de cette approche statistico-dynamique pour ajuster les résultats de la Section 4.4 en améliorant la représentation des impacts dans le « monde des modèles ». Enfin, la Section 4.7 utilise cette approche statistico-dynamique pour quantifier l'information maximale qui peut être apportée par l'ENSO et la MJO, et répondre ainsi à la première question posée. Les conclusions de ce chapitre sont résumées dans la Section 4.8.

4.2 Influence de la grande échelle sur l'occurrence de fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical

4.2.1 Éléments de méthodologie

Comme dans le reste de cette thèse, les fortes précipitations sont définies par le quintile supérieur hebdomadaire par rapport à une climatologie glissante qui permet de retirer les effets du cycle saisonnier (voir Section 2.4.2.2). Dans les observations, la climatologie est constituée en prenant la semaine calendaire considérée et les deux semaines qui l'encadrent, sur toutes les autres années de l'échantillon (validation croisée). Les impacts de l'ENSO et de la MJO sont représentés sur le domaine PSOT pour la saison d'été austral (DJF) dans les données de référence MSWEP. Les phases de l'ENSO et de la MJO proviennent respectivement des indices Niño 3.4 ($N34$) et ($RMM1$, $RMM2$), qui sont d'abord calculés à pas de temps quotidien dans la réanalyse ERA-Interim. Pour l'indice $N34$ d'un jour donné, on considère les anomalies de température de surface de l'océan (TSO) par rapport au cycle saisonnier, on en prend la moyenne spatiale sur la région Niño 3.4 (voir Figure 1.13) puis la moyenne temporelle sur les 90 jours précédant le jour en question. Quant aux indices MJO, ils sont calculés avec la méthodologie décrite par Gottschalck et al. (2010). Le détail de leur calcul est fourni dans la publication Specq et Batté (2020, Section 4.5.3.4.3).

Dans les précipitations de référence, l'occurrence de l'événement « quintile supérieur des précipitations hebdomadaires » est déterminée sur des fenêtres glissantes hebdomadaires décalées d'une journée à la fois. La phase de l'ENSO dans ces fenêtres est déterminée à partir de l'indice $N34$ du quatrième jour, et la phase de la MJO à partir de la moyenne de $RMM1$ et $RMM2$ sur les sept jours. La délimitation des phases La Niña et El Niño correspond aux seuils de -0.5°C et $+0.5^{\circ}\text{C}$ de l'indice $N34$. Par souci de concision et pour augmenter la taille d'échantillon, les phases actives de la MJO sont quant à elles regroupées deux par deux : 8-1, 2-3, 4-5 et 6-7. Ce regroupement correspond aux différentes localisations de l'enveloppe convective d'après le diagramme des phases de la MJO (voir Figure 1.5).

4.2.2 Résultats

Les Figures 4.1 et 4.2 représentent la fréquence de l'événement « quintile supérieur des précipitations hebdomadaires » selon les phases de l'ENSO et selon celles de la MJO lorsqu'elle

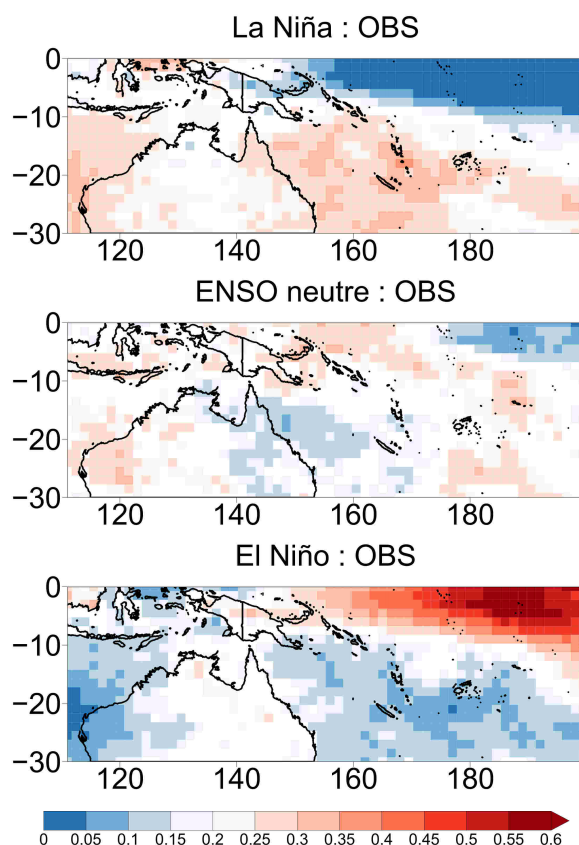


FIGURE 4.1 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires selon la phase de l’ENSO dans les données MSWEP pour la période DJF 1996-2014. Les fréquences significativement inférieures à 0.2, d’après un test de Student à 95%, apparaissent en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 apparaissent en rouge.

est active. La fréquence moyenne de l’événement étant de 20% par définition, ne sont colorés en bleu (respectivement rouge) que les points pour lesquels la fréquence conditionnelle à la phase de l’ENSO ou de la MJO est significativement inférieure (respectivement supérieure) à cette valeur d’après un test de Student à 95%.

4.2.2.1 ENSO

Lors d’une phase El Niño, le quintile supérieur est bien plus fréquent dans la région équatoriale au nord-est du domaine PSOT, tandis qu’il est bien moins fréquent dans le Pacifique en-dessous de 10°S, et dans l’océan Indien à l’ouest de l’Australie. L’organisation spatiale des anomalies repose donc sur des zones cohérentes et bien délimitées que l’on retrouve lors d’une phase La Niña, avec des effets opposés. Quant à la phase neutre, les modifications observées y sont plus faibles et moins cohérentes spatialement, si bien qu’elles ne seront plus évoquées par la suite.

Les changements induits sur l’occurrence du quintile supérieur par les événements El Niño et La Niña sont en accord avec les modifications de la circulation atmosphérique liées à l’ENSO. Ils sont aussi conformes aux impacts indiqués Figure 1.12. On vérifie que les zones concernées sont les mêmes que celles que l’on obtient en ne considérant plus le quintile supérieur mais les

4.2 Influence de la grande échelle sur l'occurrence de fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical

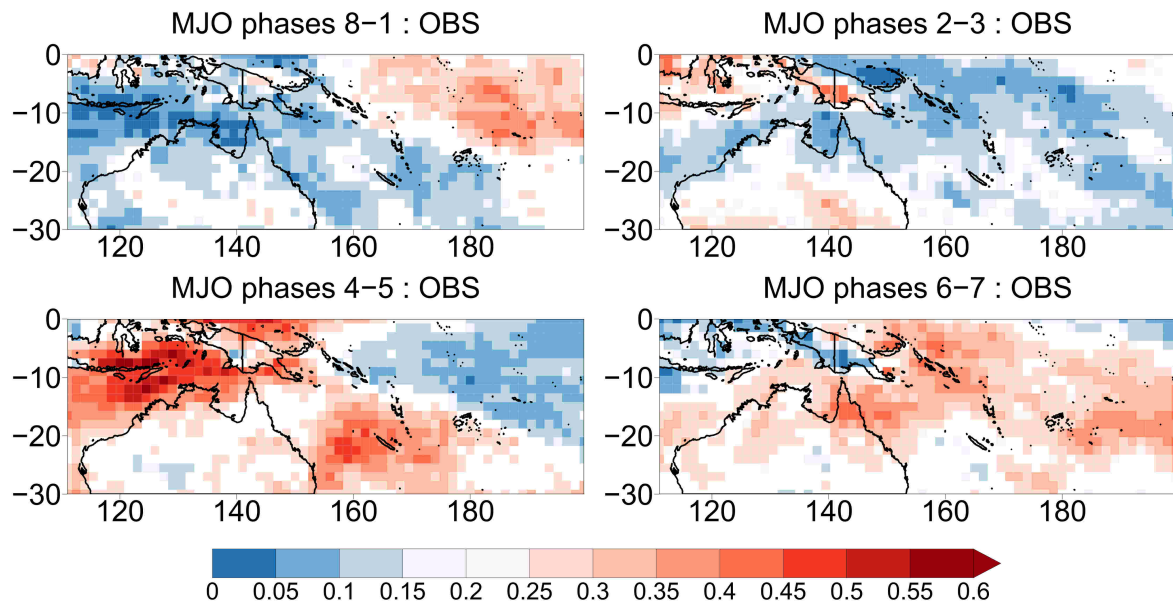


FIGURE 4.2 – Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires selon la phase MJO dans les données MSWEP pour la période DJF 1996-2014. Les phases ont été regroupées deux par deux afin d'augmenter la taille des échantillons. Les fréquences significativement inférieures à 0.2, d'après un test de Student à 95%, apparaissent en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 apparaissent en rouge.

anomalies moyennes (non montré). En revanche, même si la Figure 4.1 peut le laisser penser, les impacts d'El Niño et de La Niña ne sont pas complètement symétriques l'un par rapport à l'autre. À l'instar de Frauen et al. (2014), on peut vérifier l'asymétrie des effets de l'ENSO sur les précipitations dans la bande équatoriale au nord-est du domaine (l'intensification en El Niño est plus importante que l'atténuation en La Niña), tandis que les précipitations dans le Pacifique au sud de 10°S sont modifiées de manière plus symétrique entre les deux phases extrêmes (non montré).

4.2.2.2 MJO

D'une manière similaire, la Figure 4.2 souligne que l'impact de la MJO sur la fréquence des fortes pluies est conforme aux effets déjà décrits pour les précipitations moyennes (voir Figure 1.8). Qualitativement, on retrouve encore une symétrie dans la délimitation des zones impactées entre phases opposées (8-1 et 4-5 d'une part, 2-3 et 6-7 d'autre part). L'enveloppe convective apparaît nettement en phases 4-5, avec l'augmentation des fortes pluies au-dessus du Continent Maritime, et en phases 6-7, où la même intensification se produit plus à l'est. Par symétrie, la zone de convection inhibée se trouve au-dessus du Continent Maritime en phases 8-1 et dans l'océan Pacifique en phases 2-3.

Ces figures apportent une information intéressante sur l'impact de la MJO plus au sud, dans la région de la Nouvelle-Calédonie. En phases 4-5, l'intensification des précipitations sur le Continent Maritime se prolonge vers le sud-est et culmine en mer de Corail, autour du territoire néo-calédonien. Cette intensification loin de l'enveloppe convective est à mettre à l'actif des déplacements de la SPCZ vers le sud qui sont provoqués par la propagation de la

MJO (Matthews, 2012). Sur ce territoire, l'intensification des précipitations par la MJO ne provient donc pas directement de l'enveloppe convective. Si tel était le cas, l'intensification serait maximale en phases 6-7, lorsque l'enveloppe convective est située juste au nord de la Nouvelle-Calédonie, et non pas en phases 4-5. Il en va de même pour l'atténuation des fortes pluies, qui se produit en phases 8-1 avec la même extension depuis le Continent Maritime vers le sud-est jusqu'en Nouvelle-Calédonie.

4.3 Quelle est la capacité des systèmes S2S à prévoir l'ENSO et la MJO ?

L'ENSO et la MJO ont de forts impacts sur la probabilité d'occurrence de semaines de fortes pluies dans le Pacifique Sud-Ouest tropical. Sous réserve que ces deux modes de variabilité soient correctement prévus plusieurs semaines à l'avance par les systèmes de prévision infra-saisonnière, ils pourraient fournir de précieuses indications sur les probabilités que de tels événements surviennent. Cette section revient donc brièvement sur les capacités des systèmes de prévision S2S à anticiper l'évolution d'indices liés à l'ENSO et à la MJO. Comme dans le reste du chapitre, l'évaluation proposée porte sur les systèmes de Météo-France et de l'ECMWF, avec pour référence les indices calculés dans la réanalyse ERA-Interim.

4.3.1 Prévision des anomalies de TSO dans la boîte Niño 3.4

La Figure 4.3 montre l'évaluation de la prévision des anomalies moyennes de TSO par les systèmes S2S dans la boîte Niño 3.4. On utilise pour cela la corrélation temporelle et le RMSE par rapport à ERA-Interim. Remarquons qu'il ne s'agit pas de la vérification de l'indice $N34$ utilisé dans la suite de ce chapitre, mais de celle des valeurs journalières, sans moyenne temporelle sur les 90 jours précédents, afin d'évaluer uniquement les anomalies de TSO prévues au jour le jour par les modèles.

Les résultats confirment que les anomalies de TSO dans le Pacifique équatorial sont très bien prévues par les systèmes de prévision climatique à l'état de l'art. Sur les 46 premiers jours de prévision considérés ici (limite d'échéance du système ECMWF), la corrélation ne descend jamais en-dessous de 0.96 tandis que l'erreur RMSE reste presque toujours inférieure à 0.3°C , ce qui est largement suffisant pour distinguer correctement les phases actives de l'ENSO délimitées par les seuils -0.5°C et $+0.5^{\circ}\text{C}$, pour peu qu'elles soient suffisamment marquées.

4.3.2 Prévision de la MJO

La vérification des prévisions de la MJO repose sur la corrélation et le RMSE bivariés des indices $RMM1$ et $RMM2$. Ces indicateurs sont décrits par Gottschalck et al. (2010) et utilisés dans un certain nombre d'études dont Vitart (2017). Cette dernière propose par ailleurs deux éléments de vérification complémentaires : l'erreur de l'amplitude et l'erreur de la phase de la MJO. Ces quatre métriques (corrélation bivariée, RMSE bivarié, erreur d'amplitude, erreur de phase) sont représentées Figure 4.4 pour les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF, sur les re-prévisions de la période 1996-2014 et pour les dates de démarrage de la saison DJF. Elles sont calculées à partir des moyennes d'ensemble.

4.3 Quelle est la capacité des systèmes S2S à prévoir l'ENSO et la MJO ?

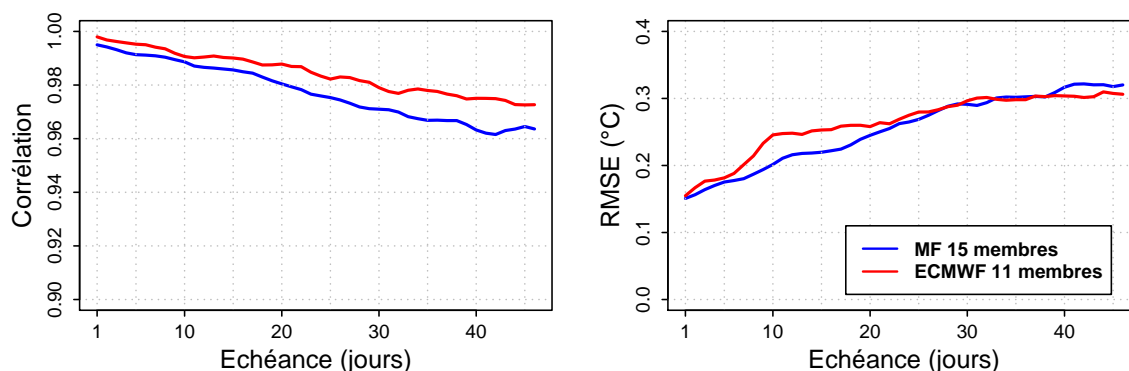


FIGURE 4.3 – Corrélation (à gauche) et RMSE (en °C, à droite) des prévisions d’anomalies journalières de TSO dans la boîte Niño 3.4 par les systèmes S2S de Météo-France et de l’ECMWF, par rapport à la réanalyse ERA-Interim sur la période DJF 1996-2014.

Les légères différences quantitatives observées entre Vitart (2017) et la Figure 4.4 sont dues aux différences d’échantillons de vérification, mais les conclusions qualitatives demeurent identiques. Dans les publications consacrées au sujet (par exemple Kim et al., 2019; Lin et al., 2008; Rashid et al., 2011), l’échéance limite de validité des prévisions de la MJO est souvent fixée avec la valeur seuil de $\sqrt{2}$ lorsqu’on considère le RMSE et avec la valeur seuil de 0.5 lorsqu’on considère la corrélation. La limite $\sqrt{2}$ correspond au RMSE d’une prévision triviale où $RMM1 = RMM2 = 0$ (Rashid et al., 2011), tandis que 0.5 est un seuil empirique utilisé à titre indicatif. Avec la limite de corrélation à 0.5 (trait discontinu noir, Figure 4.4a), l’échéance limite est de 25 jours pour Météo-France et 30 jours pour ECMWF. La comparaison en termes de RMSE avec la limite à $\sqrt{2}$ (trait discontinu noir, Figure 4.4b) fait apparaître des écarts encore plus grands : moins de 20 jours pour Météo-France contre plus de 40 jours pour ECMWF.

Tandis que l’erreur de phase varie de façon bruitée dans les deux systèmes sans montrer de réelle tendance avec l’échéance, l’évolution de l’erreur d’amplitude est très informative sur le comportement des deux systèmes vis-à-vis de la MJO. L’erreur d’amplitude de l’ECMWF diminue de façon monotone et devient négative peu après 10 jours d’échéance, ce qui montre que le système de l’ECMWF tend à prévoir une MJO plus faible que la réalité aux échéances infra-saisonnnières. Au contraire, l’erreur d’amplitude MJO dans le système de Météo-France reste toujours légèrement positive, entre 0 et 0.25, sans évolution marquée. Le système de Météo-France n’est donc pas affecté par la baisse d’intensité de la MJO.

À première vue, une telle comparaison de l’erreur d’amplitude pourrait sembler favorable au système de Météo-France mais la réalité est plus complexe. D’après Vitart (2017, Figure 3a), l’évolution d’erreur d’amplitude dans la majorité des systèmes S2S est semblable à celle de l’ECMWF. La diminution de l’amplitude témoigne en effet d’une augmentation de la dispersion de la prévision d’ensemble avec l’échéance afin de prendre en compte une incertitude de plus en plus forte sur l’état de la MJO. Au contraire, c’est le système de Météo-France qui présente un comportement particulier : il tend à ré-intensifier la MJO à échéance lointaine avec une forte confiance, ce qui l’expose à délivrer plus de prévisions erronées. Contrairement à l’ECMWF, la prévision d’amplitude moyenne de Météo-France ne diminue donc pas, mais cela ne garantit pas pour autant une MJO plus fidèle à la réalité.

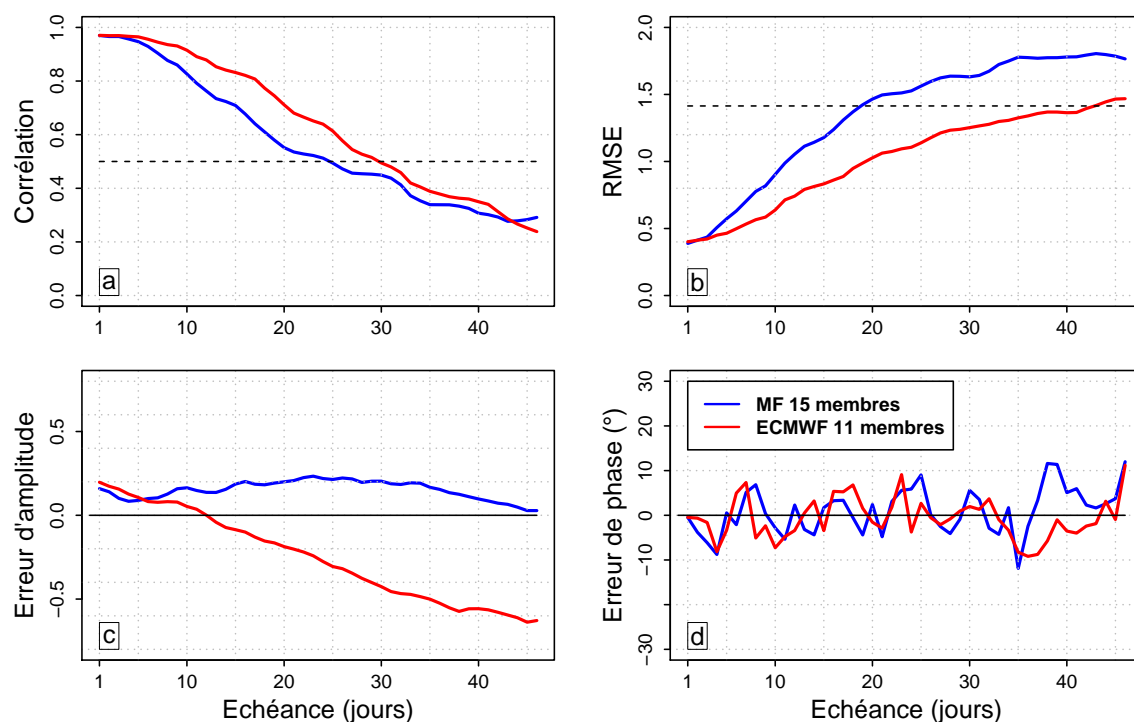


FIGURE 4.4 – Évaluation des prévisions de la paire d'indices MJO ($RMM1$, $RMM2$) par les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF (en moyenne d'ensemble), par rapport à ERA-Interim sur la période DJF 1996-2014. (a) Corrélation bivariable (b) RMSE bivariable (c) Erreur d'amplitude (d) Erreur de phase. La ligne noire en trait discontinu correspond à la limite de (a) 0.5 (b) $\sqrt{2}$.

La Figure 4.5 le prouve en illustrant le pourcentage de prévisions MJO correctes dans chaque système et à chaque échéance. Une prévision est jugée correcte sous l'une ou l'autre des deux conditions suivantes :

- La MJO dans la référence (ERA-Interim) est inactive et la MJO prévue l'est aussi.
- La MJO dans la référence est active, la MJO prévue l'est aussi et l'angle dans le diagramme des phases (Figure 1.5) entre les vecteurs ($RMM1$, $RMM2$) prévu et observé ne dépasse 45° .¹

Il s'avère qu'à toutes les échéances, le système ECMWF fournit davantage de prévisions de MJO correctes que le système de Météo-France. Le système ECMWF est donc mieux capable de prévoir la MJO que le système de Météo-France, comme l'indiquaient la corrélation et le RMSE bivariés. Cependant, dans un cas comme dans l'autre, les performances peuvent être jugées satisfaisantes dans la mesure où les systèmes sont capables de disposer d'informations sur la MJO dans les premières échéances infra-saisonnières.

1. Dans cette condition, la prévision est parfois jugée correcte même si la phase prévue selon le découpage habituel de 1 à 8 n'est pas celle de la référence. L'écart limite de 45° limite toutefois les possibilités aux phases voisines.

4.4 Les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations sont-ils correctement représentés par les modèles numériques ?

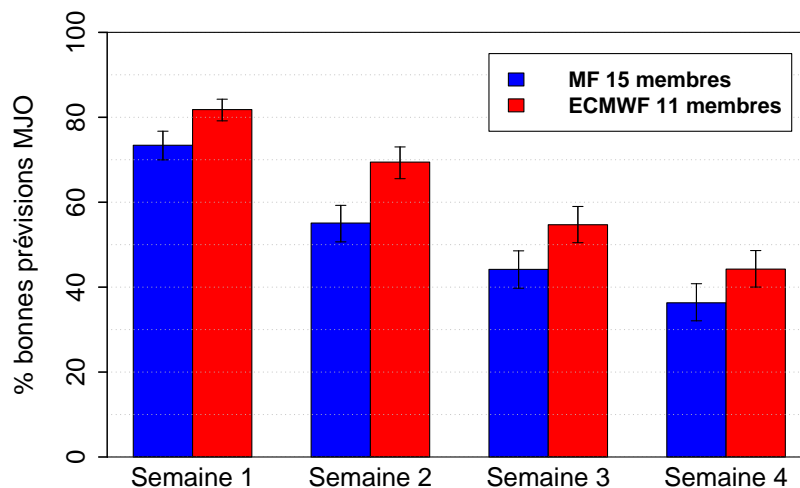


FIGURE 4.5 – Pourcentage de prévisions MJO correctes dans les systèmes de Météo-France et de l'ECMWF selon la fenêtre hebdomadaire. Le décompte est effectué en regroupant dans un même échantillon les prévisions journalières des 7 jours de la semaine. Par exemple, pour la semaine 3, on considérera tous les jours $d+19$, $d+20$, ..., $d+25$ de chaque prévision où d est la date de démarrage. La délimitation des échéances hebdomadaires reprend la convention exposée Section 2.4.2.1. Les intervalles de confiance sont déterminés sur la base d'un *bootstrap* à 1000 tirages.

4.4 Les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations sont-ils correctement représentés par les modèles numériques ?

L'ENSO et la MJO influent sur l'occurrence des fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical, et la section précédente a permis de montrer une certaine prévisibilité d'indices caractérisant ces modes de variabilité dans les systèmes S2S. Ces systèmes parviennent-ils pour autant à en tirer parti pour en déduire les précipitations ? On vérifie ici que les impacts de l'ENSO et de la MJO exposés Section 4.2 se retrouvent dans les précipitations prévues numériquement. Dans cette section, on se place exclusivement dans le « monde des modèles » et on utilise la moyenne d'ensemble, aussi bien pour les modes de variabilité grande échelle que pour les précipitations. Une démarche similaire se retrouve dans d'autres études comme Marshall et al. (2011), où est évaluée la prévision des anomalies de précipitations associées à la MJO dans le modèle POAMA du Bureau of Meteorology australien.

4.4.1 Représentation des impacts de l'ENSO

Les Figures 4.6 et 4.7 représentent l'évolution de la fréquence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires dans les systèmes S2S lorsqu'ils se trouvent respectivement en phase La Niña et El Niño. Les fréquences attendues d'après la référence sont rappelées à titre de comparaison. Dans le Pacifique équatorial (nord-est du domaine), les effets de l'ENSO sont représentés fidèlement par les modèles car ils demeurent nettement marqués et évoluent peu entre la semaine 1 et la semaine 4. Au contraire, les impacts sur la partie méridionale du domaine (au sud de 10°S) tendent à s'estomper au fur et à mesure que l'on s'éloigne de

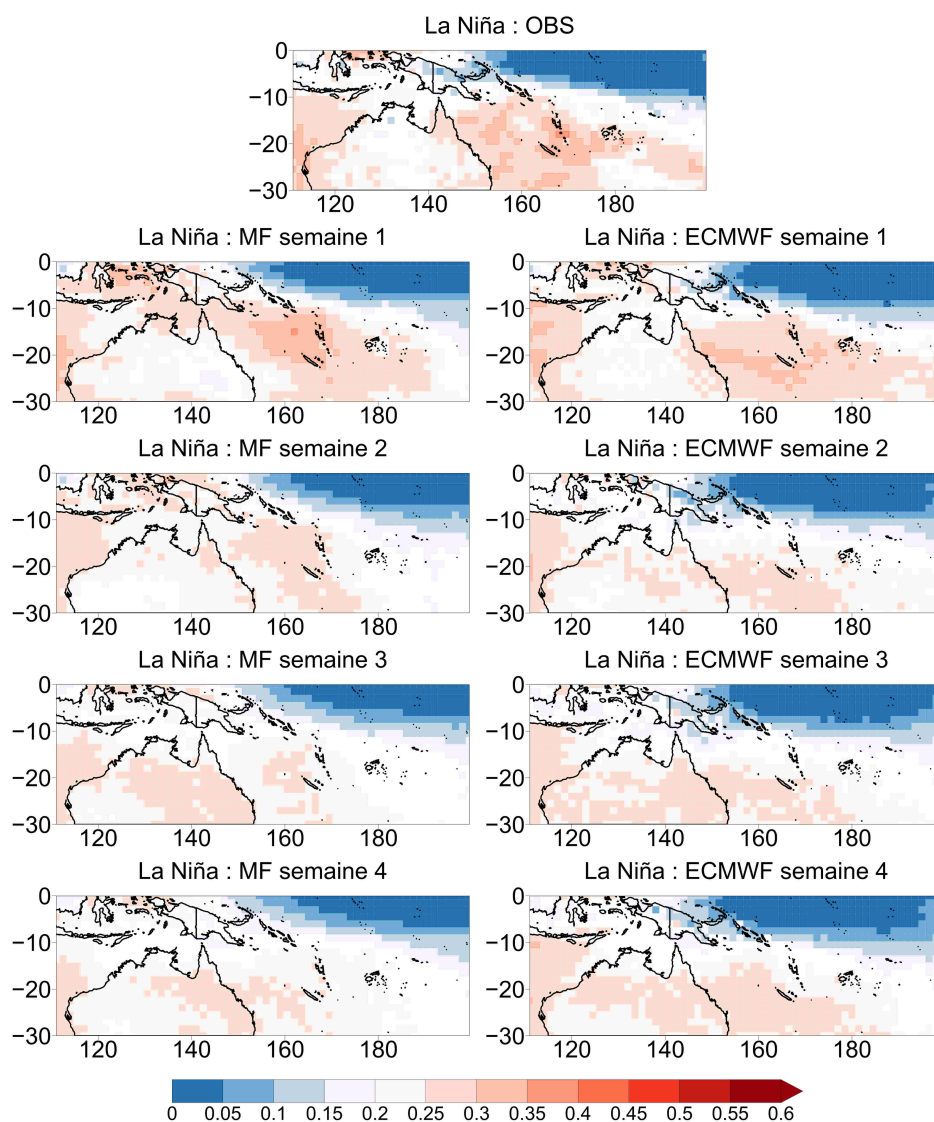


FIGURE 4.6 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en phase La Niña dans les précipitations MSWEP, et dans les systèmes S2S de Météo-France et de l’ECMWF (en moyenne d’ensemble) selon l’échéance. La phase de l’ENSO correspond à la phase observée dans chaque modèle. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 d’après un test de Student à 95% apparaissent en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 apparaissent en rouge.

4.4 Les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations sont-ils correctement représentés par les modèles numériques ?

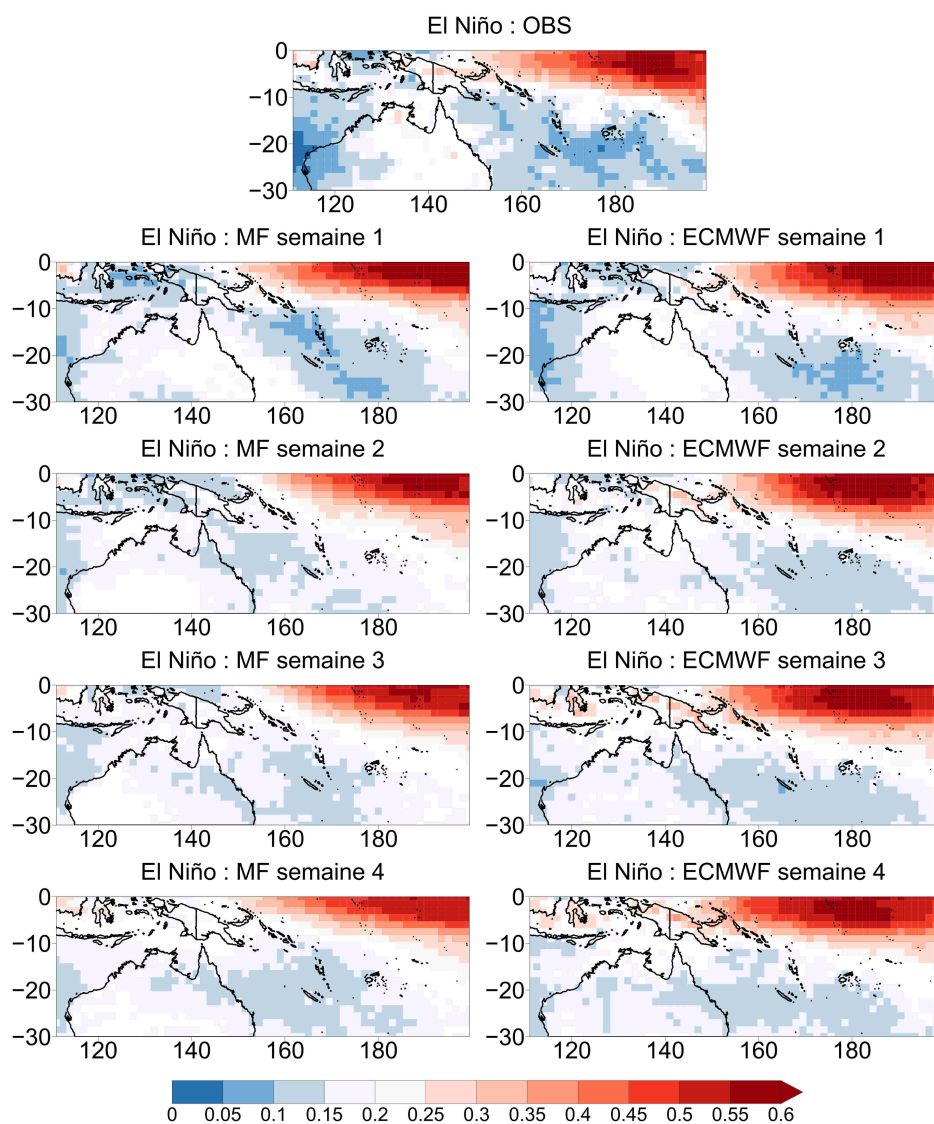


FIGURE 4.7 – *Idem* Figure 4.6 en phase El Niño.

l'initialisation. Cette atténuation est la plus marquée sur la bande diagonale s'étendant du nord-ouest au sud-est, du Continent Maritime à la Nouvelle-Calédonie. D'un point de vue qualitatif, le comportement des deux systèmes S2S diffère peu et tous deux font apparaître cette atténuation.

Les Figures 4.6 et 4.7 soulignent donc qu'en dehors du Pacifique équatorial (où la position des zones d'ascendance et de subsidence est directement contrainte par les anomalies de TSO), les modèles numériques utilisés présentent certaines difficultés à traduire avec la bonne intensité les impacts de l'ENSO sur les fortes précipitations. Cette atténuation est peu visible aux premières échéances (semaines 1 et 2) grâce à la forte influence des conditions initiales, mais elle finit par apparaître lorsqu'on rentre dans la fenêtre infra-saisonnière (semaines 3 et 4).

4.4.2 Représentation des impacts de la MJO

Les Figures 4.8 et 4.9 présentent une analyse identique aux Figures 4.6 et 4.7 dans le cas des phases 8-1 et 4-5 de la MJO. Par souci de concision, seuls ces deux regroupements de phases ont été choisis car il s'agit de ceux ayant le plus fort impact sur la Nouvelle-Calédonie (les figures similaires pour les regroupements 2-3 et 6-7 sont en Annexe C, Figures C.1 et C.2). D'un point de vue général, les forces et les faiblesses des modèles numériques sur les impacts de la MJO font écho à celles déjà constatées pour l'ENSO. En effet, les modèles sont parfaitement capables de représenter l'anomalie la plus marquée proche de l'équateur, ce qui permet à l'intensification (phases 4-5) ou à la réduction (phases 8-1) des fortes précipitations sur le Continent Maritime de se maintenir à toutes les échéances. Au contraire, ils peinent à représenter les impacts qui s'étendent vers le sud-est. Par exemple, les anomalies significativement positives ou négatives que l'on devrait constater au niveau de la Nouvelle-Calédonie ont complètement disparu en semaines 3 et 4. Ce constat est cohérent avec les résultats précédemment établis par Marshall et al. (2011, Figure 2) avec le système du BoM et par Vitart et Molteni (2010, Figure 4) avec une version plus ancienne du système ECMWF.

Une analyse plus fine montre également d'autres erreurs de représentation commises par les modèles, ainsi que davantage de disparités entre Météo-France et ECMWF qu'il n'y en avait pour l'ENSO. Le modèle de Météo-France a tendance à trop étendre l'anomalie du Continent Maritime (négative en phases 8-1, positive en phases 4-5) en la faisant déborder sur une large partie de l'Australie. Le modèle de l'ECMWF, au contraire, est caractérisé par une extension parfois trop réduite de cette anomalie (par exemple en semaine 2 pour les phases 8-1 et en semaines 2, 3 et 4 pour les phases 4-5). En outre, les phases 8-1 et 4-5 sont caractérisées dans les observations par une autre anomalie au nord-est du domaine, de signe opposé à celle du Continent Maritime. Dans un modèle comme dans l'autre, la taille de la zone concernée est le plus souvent trop faible par rapport à ce qu'elle devrait être.

Afin de disposer d'un regard complémentaire sur l'impact de la MJO dans les systèmes S2S, on représente aussi l'évolution de la fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires au cours des phases MJO dans des zones particulières du Pacifique Sud-Ouest tropical. On reprend pour cela trois des cinq régions définies au chapitre précédent (Section 3.6) : la Nouvelle-Calédonie (NC), le nord de l'Australie (NAUS) et Fidji (FIDJI). L'emplacement de ces zones est rappelé sur la première vignette des Figures 4.8 et 4.9. L'influence des phases de la MJO sur l'occurrence des semaines de fortes pluies dans ces zones est représentée dans les Figures 4.10 (pour Météo-France) et 4.11 (pour ECMWF). Cette fois-ci,

4.4 Les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations sont-ils correctement représentés par les modèles numériques ?

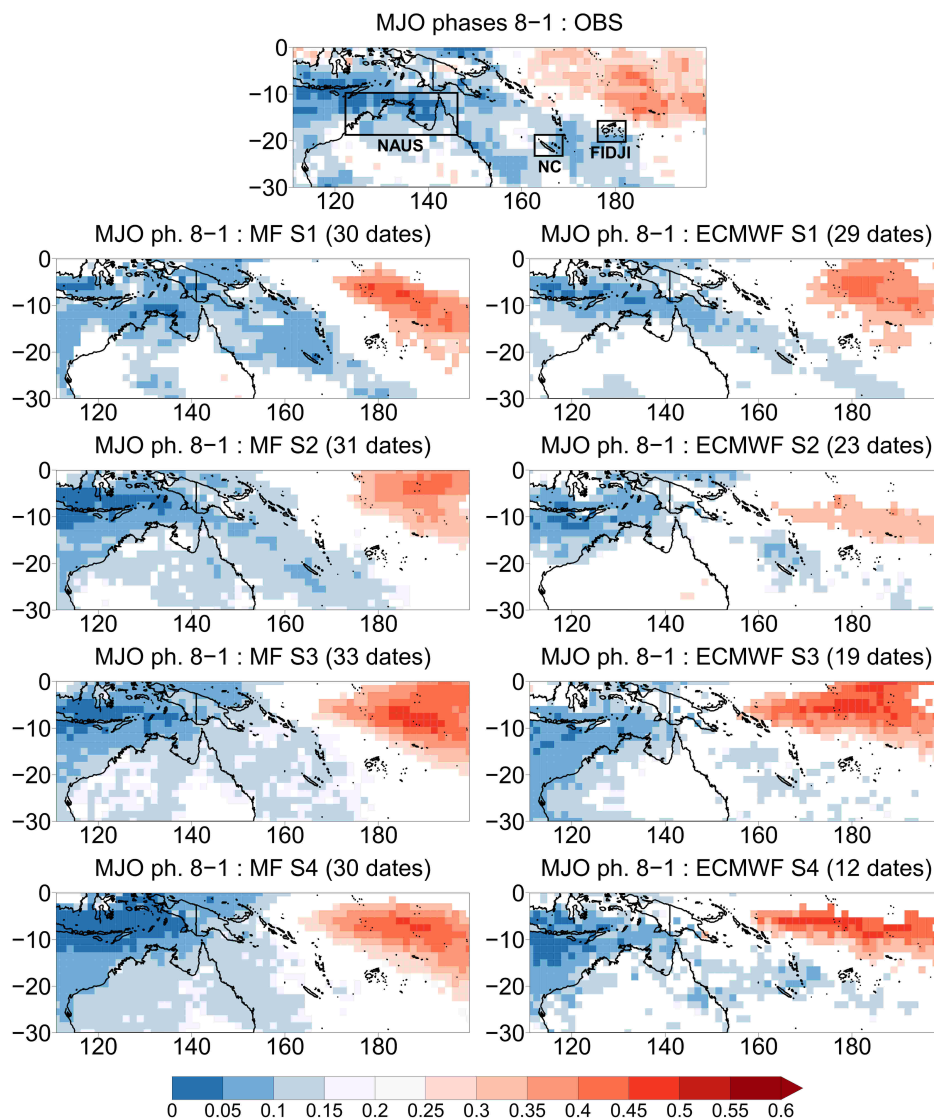


FIGURE 4.8 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires lors des phases de la MJO 8 et 1 dans les précipitations MSWEP, et dans les systèmes S2S de Météo-France et de l’ECMWF selon l’échéance. La phase de la MJO correspond à la phase observée dans chaque modèle. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 d’après un test de Student à 95% apparaissent en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 apparaissent en rouge.

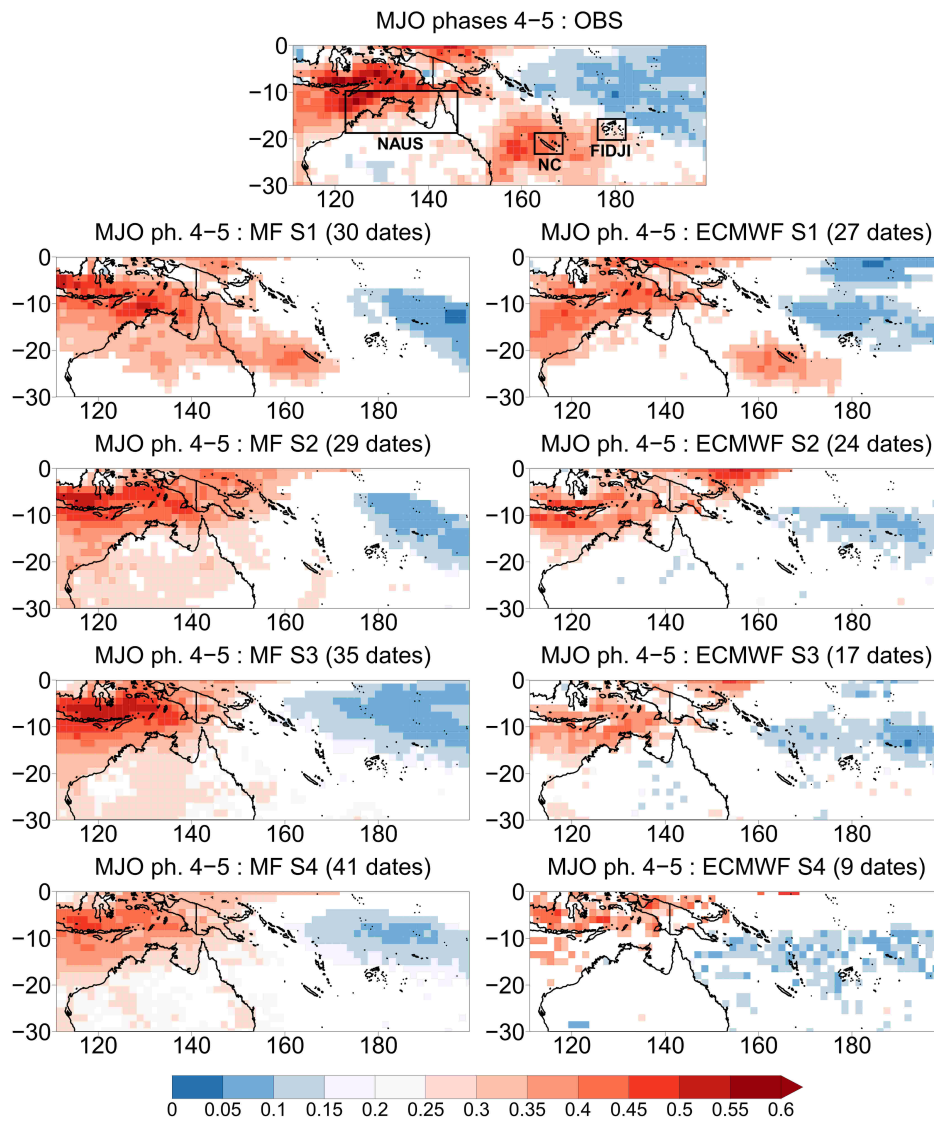


FIGURE 4.9 – *Idem* Figure 4.8 pour les phases 4 et 5 de la MJO.

4.4 Les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations sont-ils correctement représentés par les modèles numériques ?

les huit phases de MJO active sont considérées séparément. Bien que la MJO ne soit pas un phénomène cyclique à proprement parler, le terme de « cycle » sera fréquemment utilisé dans ce chapitre par commodité de langage pour désigner la représentation de l'impact local des huit phases sur les précipitations.

Les Figures 4.10 et 4.11 soulignent tout d'abord l'atténuation de l'impact de la MJO sur les fréquences lorsqu'on s'éloigne de l'initialisation : les écarts par rapport à la valeur climatologique de 20% sont de plus en plus faibles. Cette atténuation est plus marquée dans le système de l'ECMWF que dans celui de Météo-France. Ainsi, en semaine 4, ECMWF ne présente presque plus aucune influence de la MJO sur les fortes précipitations en Nouvelle-Calédonie et au nord de l'Australie, alors que ce n'est pas le cas pour Météo-France. Cette différence est vraisemblablement liée à une plus forte dispersion des prévisions et à un plus faible nombre de prévisions MJO en phase active pour ECMWF.

Toutefois, les deux systèmes présentent des défauts similaires lorsqu'on compare leurs cycles à ceux de la référence, qui sont représentés sur la première ligne des Figures 4.10 et 4.11. En Nouvelle-Calédonie, on observe un décalage : tandis que les semaines de fortes pluies devraient culminer en phases 4 et 5, les modèles les font progressivement culminer vers les phases 6 et 7 au fur et à mesure que l'influence des conditions initiales se réduit. Un décalage similaire, quoique plus léger, se produit aussi aux Fidji : les modèles font moins d'événements en phase 5 qu'il ne devrait y en avoir, et la prépondérance est donnée aux phases 6 et 7. En revanche, l'impact de la MJO au nord de l'Australie, qui est situé en plein cœur du trajet de l'enveloppe convective, est représenté plus fidèlement.

Ces décalages localisés sont conformes à ce que l'on observe sur les cartes des Figures 4.9 et C.2 (en Annexe C), relatives aux impacts de la MJO sur les fortes précipitations dans les modèles en phases 4-5 et 6-7 respectivement. Non seulement les modèles ne parviennent pas à représenter l'intensification des fortes précipitations entre la Nouvelle-Calédonie et Fidji en phases 4-5, mais ils ont aussi tendance à étendre cette intensification trop au sud en phases 6-7, jusqu'à atteindre à tort la Nouvelle-Calédonie. On peut émettre l'hypothèse que ces décalages sont dus à des difficultés liées à la représentation de la SPCZ, soit dans ses interactions avec la MJO, soit même dans sa localisation qui est fréquemment biaisée dans les modèles de climat couplés (Dutheil et al., 2019).

4.4.3 Bilan

La capacité des systèmes S2S à représenter les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical est assez mitigée. Elle est satisfaisante pour les anomalies que l'on qualifiera d'anomalies principales, c'est-à-dire les zones où le phénomène considéré est directement responsable de l'ascendance ou de la subsidence de l'air qui intensifie ou inhibe la convection (Pacifique équatorial pour l'ENSO, position de l'enveloppe convective ou inhibitrice pour la MJO). Les impacts sur ces zones étant correctement représentés dans la climatologie des modèles numériques, ils sont robustes à toutes les échéances.

À l'inverse, la représentation d'anomalies secondaires, comme celle sur la Nouvelle-Calédonie qui est essentiellement liée à des déplacements de la SPCZ, est plus décevante. En effet, ces anomalies n'apparaissent plus dès que l'on s'éloigne de l'initialisation. On peut donc supposer qu'aux échéances infra-saisonniers, les systèmes de prévision S2S ne sont plus capables

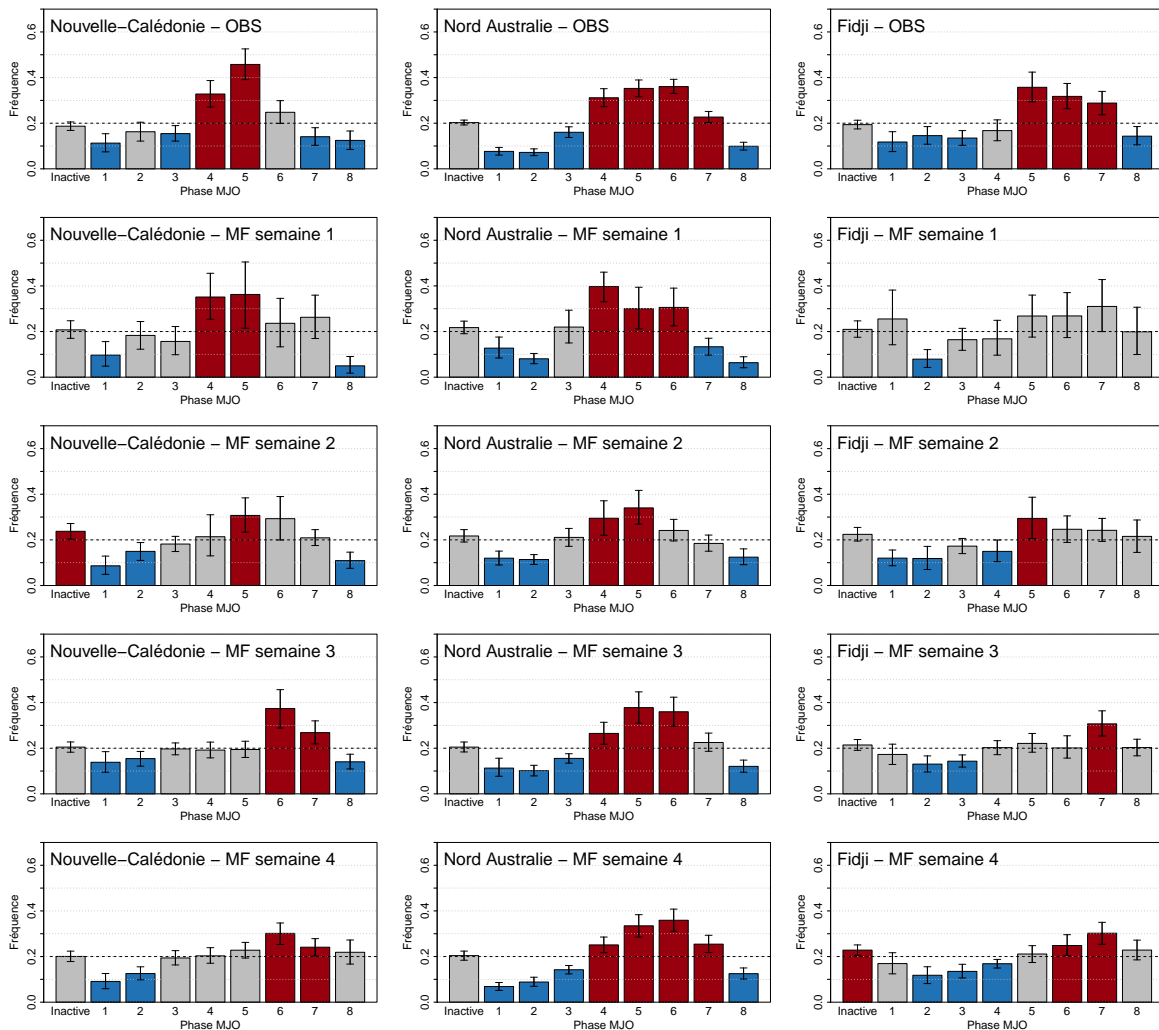


FIGURE 4.10 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires au cours des différentes phases MJO sur les trois zones NC, NAUS et FIDJI définies Section 3.6, dans les précipitations MSWEP (ligne du haut) et dans le système S2S de Météo-France pour les échéances semaine 1 à semaine 4. Les intervalles de confiance sont évalués à partir de 10000 tirages *bootstrap* avec remise et sont délimités par le 5^{ème} et le 95^{ème} centiles. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 sont en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 sont en rouge.

4.4 Les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations sont-ils correctement représentés par les modèles numériques ?

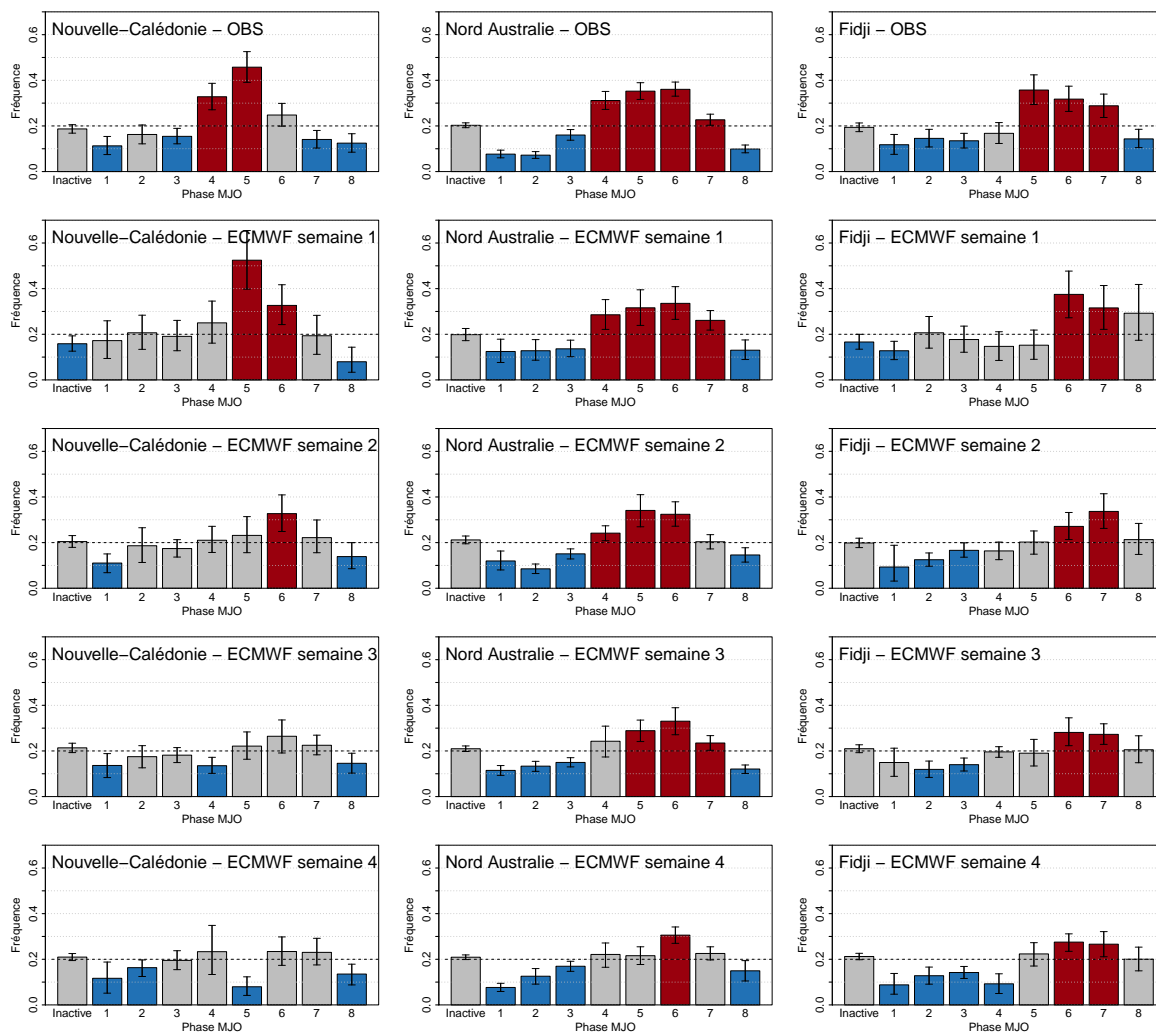


FIGURE 4.11 – *Idem* Figure 4.10 pour le système S2S de l'ECMWF.

d'anticiper correctement les mécanismes reliant l'ENSO et la MJO aux précipitations dans ces régions, alors même qu'ils sont encore capables d'anticiper raisonnablement bien l'ENSO et la MJO eux-mêmes.

4.5 Développement et évaluation d'une approche statistico-dynamique bayésienne

Les conclusions de la section précédente suggèrent que la simulation des impacts de l'ENSO et de la MJO devrait être corrigée *a posteriori* en utilisant les relations climatologiques avec les précipitations. Un tel procédé, appliqué aux modes de variabilité prévus par les systèmes de prévision S2S, relève de la prévision statistico-dynamique qui fait l'objet de la présente section. Au-delà de mieux représenter les liens entre grande échelle et précipitations dans le « monde des modèles », le but d'une telle démarche est avant tout d'améliorer les performances de prévision des systèmes S2S.

D'un point de vue pratique, l'approche mathématique appliquée dans cette thèse pour la prévision statistico-dynamique est une approche bayésienne, reposant sur des relations linéaires entre les prédicteurs et les précipitations prévues. Elle est présentée et évaluée dans l'article paru dans *Climate Dynamics* (Section 4.5.3), qui est précédé d'un retour sur les différentes méthodes mathématiques envisagées par la littérature pour ce type de problème.

4.5.1 Aperçu des approches mathématiques existantes

De nombreux travaux se sont attachés à proposer des approches mathématiques pour la prévision statistico-dynamique, qu'il s'agisse de calibration et/ou de *bridging* (voir Section 1.4.3), ou même de descente d'échelle statistique (lorsque l'enjeu est de fournir des prévisions à résolution plus fine plutôt que d'améliorer les prévisions existantes à résolution constante). Ces approches statistiques sont particulièrement répandues en prévision saisonnière, puisque celle-ci fut initialement développée sous forme d'un *bridging* à partir des anomalies de TSO liées à l'ENSO, avant même que ne soient utilisés des modèles dynamiques (Barnett, 1981; Barnston et Smith, 1996; Cohen et al., 2019). Elles sont aussi très courantes en prévision numérique du temps à court terme, en particulier lorsqu'il s'agit de prévision d'ensemble (Taillardat, 2017), car la calibration y est nécessaire en vue d'applications opérationnelles. Les grandes familles de méthodes sont présentées ci-dessous.

- **Méthodes linéaires**

Les méthodes linéaires expriment les précipitations comme combinaisons linéaires des prédicteurs choisis. Cela peut aller de la régression linéaire mono- ou multi-variée (Wilby, 1998) à l'exploitation de la covariance de plusieurs champs de variables avec le champ de précipitations par décomposition en valeurs singulières ou par analyse canonique des corrélations (Bretherton et al., 1992; Feddersen et al., 1999; Lim et al., 2011). En prévision numérique du temps, on utilise couramment la méthode de calibration d'ensemble EMOS/NR (Ensemble Model Output Statistics / Non-homogeneous Regression, Gneiting et al., 2005) qui est aussi une méthode linéaire.

- **Modèles linéaires généralisés**

Dans la continuité des méthodes linéaires, il est possible d’utiliser des modèles linéaires généralisés. Leur usage sera plus pertinent qu’une régression linéaire si le prédicand ne suit pas une distribution gaussienne, ce qui est le cas des précipitations (voir par exemple Manzanas et al., 2015). Dans ce cas, les précipitations sont déduites en appliquant une fonction de lien (non linéaire) à une combinaison linéaire des prédicteurs. La régression logistique, utilisée en prévision S2S par Doss-Gollin et al. (2018), est un exemple de modèle linéaire généralisé qui permet de prévoir la probabilité d’un événement binaire.

◦ Méthodes bayésiennes

À partir de la formule de Bayes, les méthodes bayésiennes expriment la distribution des précipitations conditionnée à la valeur des prédicteurs. Cela requiert d’établir une expression de la vraisemblance, c’est-à-dire la distribution jointe des prédicteurs conditionnée à la valeur des précipitations, et d’avoir une hypothèse sur la distribution des précipitations *a priori*. Parmi ces méthodes, la BMA (Bayesian Model Averaging, Raftery et al., 2005) est fréquemment utilisée pour calibrer la prévision numérique du temps à court terme. Aux échéances saisonnières, Wang et al. (2009) ont proposé la BJP (Bayesian Joint Probability), qui a été utilisée à de nombreuses reprises sous différentes variantes pour la prévision des températures (Schepen et al., 2016; Wang et al., 2019) et des précipitations (Schepen et al., 2012, 2014, 2018) en Australie. Une approche bayésienne de descente d’échelle des prévisions saisonnières de précipitations sur l’Amérique du Sud a également été proposée par Coelho et al. (2006).

◦ Générateurs aléatoires de temps

Ces méthodes reposent sur la génération aléatoire de données de précipitations, contrainte par les informations des prédicteurs. En effectuant un grand nombre de tirages, on reconstruit une distribution réaliste des précipitations. Ce type de méthode est proposé par Robertson et al. (2004a) avec des modèles de Markov cachés pour la prévision saisonnière de précipitations au Brésil.

◦ Méthodes par analogues

Dans les méthodes par analogues, on identifie des situations climatiques passées similaires à la situation en temps réel (les analogues), et on réutilise les champs de précipitations observés qui leur correspondent. En prenant un nombre adéquat d’analogues, on parvient à une distribution des précipitations présentant les caractéristiques souhaitées. Une telle approche a été implémentée en prévision saisonnière par Clark et Déqué (2003), Díez et al. (2005), Wu et al. (2012) ou encore Manzanas (2017). En prévision infra-saisonnière, la démarche proposée par Lledó et Doblas-Reyes (2020), qui suggère de prévoir une distribution du vent en Europe conditionnellement à la phase MJO prévue, peut aussi être assimilée à une méthode par analogues.

◦ Méthodes d’apprentissage machine

Les méthodes d’apprentissage machine (arbres de régression, forêts aléatoires, réseaux de neurones pour les plus connues) sont capables de représenter les relations non-linéaires entre prédicteurs et prédicand. Cela peut s’avérer particulièrement utile dans le cas des précipitations, étant donné la non-linéarité des phénomènes mis en jeu. En prévision numérique du temps, des méthodes de calibration des prévisions d’ensemble de précipitations reposant sur

des forêts aléatoires (Quantile Regression Forest et Gradient Forest) ont ainsi été exploitées par Taillardat et al. (2019). En prévision saisonnière, Zorita et von Storch (1999) ont utilisé des réseaux de neurones pour la prévision de précipitations sur la péninsule ibérique, tandis que Leroy (2006) a également eu recours à cette méthode pour la descente d'échelle des températures et des précipitations en Nouvelle-Calédonie.

Les méthodes d'apprentissage machine suscitent depuis quelques années l'intérêt de nombreuses communautés scientifiques, et on constate leur émergence pour des problématiques de prévision climatique infra-saisonnière à saisonnière. Par rapport aux autres méthodes décrites ci-dessus, elles sont encore peu utilisées directement sur les données des systèmes de prévision numérique de type S2S ou saisonnier car elles nécessitent souvent de grands échantillons d'apprentissage. Toutefois, au-delà de leur application à des sorties de modèles numériques, des travaux proposent de les mettre en œuvre pour produire des prévisions purement statistiques à quelques semaines ou quelques mois d'échéance à partir des seules observations disponibles. Par exemple, Ham et al. (2019) présentent une approche de *deep learning* reposant sur l'apprentissage des données de la base CMIP5 qui permet de prévoir l'indice Niño 3.4 jusqu'à 17 mois d'échéance. Dans la fenêtre infra-saisonnière, Cohen et al. (2019) promeuvent une plus grande utilisation de méthodes d'apprentissage machine dont certaines (MultiLLR, AutoKNN) sont ensuite utilisées par Hwang et al. (2019) pour prévoir les températures et les précipitations aux États-Unis sur des fenêtres de deux semaines (semaines 3-4, semaines 5-6).

Au cours de ces travaux de thèse, plusieurs de ces approches mathématiques ont été envisagées et testées dans le but de produire des prévisions infra-saisonnières statistico-dynamiques. Les améliorations de scores les plus importantes et les plus robustes ont été obtenues avec la méthode bayésienne présentée dans l'article qui suit. Le reste du chapitre lui est consacré.

4.5.2 Résumé de l'article paru dans *Climate Dynamics*

Cet article détaille la mise en œuvre d'une méthode de prévision statistico-dynamique des précipitations hebdomadaires dans le Pacifique Sud-Ouest tropical aux échéances infra-saisonnières. D'un point de vue mathématique, la méthode choisie est adaptée des publications de Coelho et al. (2004) et Luo et al. (2007), qui portent respectivement sur la prévision de l'indice Niño 3.4 et sur la prévision des précipitations aux échéances saisonnières. Cette méthode revient à considérer la régression linéaire qui relie chaque prédicteur à la variable précipitation. Plus précisément, c'est le prédicteur qui est exprimé en fonction des précipitations pour obtenir la vraisemblance bayésienne sous forme de distribution normale. En connaissant également la distribution *a priori* des précipitations, il devient possible d'exprimer la distribution des précipitations *a posteriori*, sachant la valeur du prédicteur, grâce à la formule de Bayes.

La méthodologie de Luo et al. (2007) permet d'exprimer cette distribution *a posteriori* lorsque plusieurs prédicteurs sont utilisés en même temps. En l'occurrence, ce sont ici les précipitations prévues, l'indice Niño 3.4 et les indices MJO *RMM1* et *RMM2*, tous issus des systèmes S2S. La distribution *a posteriori* que l'on déduit de ces prédicteurs peut ensuite être utilisée pour produire une prévision probabiliste. L'application de cette démarche conduit à des prévisions probabilistes plus fiables, avec une meilleure capacité de discrimination. Elle amène aussi à l'amélioration d'un score d'erreur déterministe (Mean Square error Skill Score, voir Section 2.4.2.3) dans le cas où le système de prévision présentait initialement des erreurs importantes.

Au-delà de l'application des méthodes mathématiques de Coelho et al. (2004) et Luo et al. (2007) dans le contexte de la prévision infra-saisonnière, l'originalité de cet article réside dans le *bridging* par les prédicteurs de grande échelle. Ce *bridging* intervient simultanément avec la calibration des précipitations prévues, ce qui permet à l'ENSO et à la MJO de confirmer ou d'infléchir les anomalies de la prévision brute. L'autre originalité de la méthode est de tenir compte séparément, dans le calcul des incertitudes, des deux critères qui permettent à un prédicteur d'être utile :

1. Être un bon prédicteur intrinsèque dans le « monde des observations », comme analysé Section 4.2.
2. Être suffisamment bien prévu par les systèmes S2S, comme analysé Section 4.3. La dernière section de l'article montre ainsi que le poids accordé à chaque prédicteur varie en fonction de l'échéance et de la localisation : tandis que l'influence des précipitations et de la MJO prévues tend à diminuer avec l'échéance, celle de l'ENSO augmente.

Le détail des résultats suggère que c'est finalement la calibration entre précipitations prévues et précipitations observées qui est la première responsable de l'augmentation des scores par l'approche statistico-dynamique. Cependant, à condition qu'il soit utilisé en complément de la calibration, le *bridging* par les sources de prévisibilité grande échelle apporte des améliorations supplémentaires qui sont aussi significatives. Toutefois, dès que l'on rentre dans la fenêtre infra-saisonnière, c'est plus précisément le prédicteur ENSO qui joue un rôle majeur car la qualité de la prévision MJO est déjà fortement diminuée à ces échéances. Cela tend donc à nuancer les attentes que l'on peut avoir envers la MJO pour repousser les limites de la prévision infra-saisonnière.

4.5.3 Article : Improving subseasonal precipitation forecasts through a statistical-dynamical approach : application to the southwest tropical Pacific

Damien Specq · Lauriane Batté

4.5.3.1 Abstract

Subseasonal forecasts are based on coupled general circulation models that often have a good representation of large-scale climate drivers affecting rainfall. Yet, they have more difficulty in providing accurate precipitation forecasts. This study proposes a statistical-dynamical post-processing scheme based on a bayesian framework to improve the quality of subseasonal forecasts of weekly precipitation. The method takes advantage of dynamically-forecast precipitation (calibration) and large-scale climate features (bridging) to enhance forecast skill through a statistical model. It is applied to the austral summer precipitation reforecasts in the southwest tropical Pacific, using the Météo-France and ECMWF reforecasts in the Subseasonal-to-seasonal (S2S) database. The large-scale predictors used for bridging are climate indices related to El Niño Southern Oscillation and the Madden-Julian Oscillation, that are the major sources of predictability in the area. Skill is assessed with a Mean Square Skill Score for deterministic forecasts, while probabilistic forecasts of heavy rainfall spells are evaluated in terms of discrimination (ROC skill score) and reliability. This bayesian method leads to a significant improvement of all metrics used to assess probabilistic forecasts at all lead times (from week 1 to week 4). In the case of the Météo-France S2S system, it also leads to strong

error reduction. Further investigation shows that the calibration part of the method, using forecast precipitation as a predictor, is necessary to achieve any improvement. The bridging part, and particularly the ENSO-related information, also provides additional discrimination skill, while the MJO-related information is not really useful beyond week 2 over the region of interest.

4.5.3.2 Keywords

Subseasonal prediction · Bayesian statistical post-processing · Calibration · Bridging · El Niño Southern Oscillation · Madden-Julian Oscillation

4.5.3.3 Introduction

Subseasonal forecasts (from two weeks to two months) have met growing interest in the last few years, following the launch of the WWRP/WCRP Subseasonal-to-seasonal (S2S) prediction project (Vitart et al., 2017). Although it is usually considered a challenging time scale due to the chaotic nature of the atmosphere (Vitart, 2004), recent modeling progress combined with a better understanding of S2S sources of predictability have led to significant improvements in forecast skill (Vitart, 2014).

These sources of predictability include atmospheric boundary conditions varying slowly at subseasonal time scales, such as sea surface temperatures, soil moisture, snow cover and sea ice extent (Robertson et Vitart, 2019). They also include atmospheric waves and oscillations, the most important being the Madden-Julian Oscillation (MJO, Zhang, 2013). Finally, stratospheric processes, such the Quasi-Biennial Oscillation (QBO, Lim et al., 2019) and Sudden Stratospheric Warmings (SSW, Karpechko et al., 2018) are also involved. Under certain conditions, called "windows of opportunity", these sources of predictability may enhance prediction skill, not only locally but also remotely through atmospheric teleconnections, e.g active MJO conditions enhancing North Atlantic Oscillation (NAO) predictability (Vitart, 2014).

Consequently, a large number of studies show that S2S systems skillfully predict some meteorological variables at weeks 3 and 4, for instance temperature (e.g Liang et Lin, 2018; Mastrangelo et Malguzzi, 2019; Pegion et al., 2019; Tian et al., 2017; Wang et Robertson, 2019), the MJO (Kim et al., 2018; Marshall et Hendon, 2019; Vitart, 2017) and the NAO (Vitart, 2014). On the other hand, although it may extend beyond weather time scales, the ability to predict precipitation is often lower than that of prognostic variables such as temperature. This has been illustrated for a wide range of geographical areas, e.g North America (Vigaud et al., 2017a), the contiguous United States (Tian et al., 2017), monsoonal regions (Vigaud et al., 2017b), East Africa (Vigaud et al., 2018), East Asia (Liang et Lin, 2018), South America (Coelho et al., 2018), Australia (Hudson et al., 2011; Marshall et Hendon, 2015; Marshall et al., 2011), the southwest tropical Pacific (Specq et al., 2020), and more generally at a global scale (de Andrade et al., 2019; Mastrangelo et Malguzzi, 2019). Yet, indications of significant skill can be found beyond week 2 when considering specific regions, such as the equatorial Pacific where precipitation is directly constrained by the state of El Niño Southern Oscillation (ENSO, de Andrade et al., 2019), or when considering specific rainfall indicators, such as the monsoon onset date (Bombardi et al., 2017) and the monthly accumulated precipitation (Tian et al., 2017).

Since S2S systems are generally able to forecast some large-scale climate features satisfactorily beyond short-range time scales (e.g Vitart, 2017), and since these climate features are known to impact precipitation patterns in wide areas of the globe, it can be assumed there is room for improvement of subseasonal precipitation forecasts through statistical post-processing. Indeed, as pointed out by Schepen et al. (2014) for the seasonal time scale, large-scale climate features in GCMs (General Circulation Models) can be partly disconnected to rainfall, because rainfall is influenced by processes that need to be parameterized as they occur at a much smaller spatial scale than the GCMs resolution. Similarly, S2S rainfall ensemble forecasts generally exhibit biases related to systematic errors and are poorly reliable (in terms of probabilities) beyond week 2 (e.g Vigaud et al., 2017a).

On the other hand, there is a growing demand of subseasonal forecasts among a wide variety of users, such as the energy, agriculture, water management, finance and insurance sectors (Hudson et al., 2011; White et al., 2017). These users obviously require skillful, reliable and bias-free forecasts. As a result, statistical correction and post-processing of S2S forecasts is a crucial matter, in particular for a parameterized variable like rainfall. Two general and complementary approaches can be developed for this post-processing : calibration and bridging (Schepen et al., 2014). A statistical-dynamical post-processing scheme is called calibration when the predictor for the observed variable (i.e precipitation) is the raw variable itself as forecast by the dynamical forecasting system. It is referred to as bridging when the predictors are large-scale climate features, that are also forecast by the dynamical system. The link between predictors and the predicted variable is established through a statistical model that may have the same mathematical formulation for both calibration and bridging.

Calibration and bridging have been jointly applied in a large number of studies related to seasonal forecasting of temperature or precipitation (e.g Schepen et al., 2012, 2014, 2016; Strazzo et al., 2019), and recent studies have started carrying out this work for S2S time scales. In terms of calibration-oriented approaches for precipitation, Li et al. (2019b) have proposed a bias correction methodology for S2S precipitation at the scale of hydrological catchments, while Vigaud et al. (2019) have proposed a spatial correction methodology for multimodel subseasonal precipitation forecasts using local Laplacian eigenfunctions. Likewise, Doss-Gollin et al. (2018) have tested several Model Output Statistics (MOS) methods for S2S precipitation prediction over central South America that also lead to better calibration. On the other hand, similar to the bridging approach, statistical-only subseasonal forecasts based on large-scale climate features have been developed using machine learning (Cohen et al., 2019, for temperature and precipitation) or empirical models (Johnson et al. 2014 for temperature, Baggett et al. 2018 for tornadoes and hail).

In this study, we introduce a simple bayesian statistical-dynamical scheme dealing with both calibration and bridging in the same framework. This scheme is applied to precipitation forecast in the southwest tropical Pacific (SWTP) with the Météo-France and ECMWF S2S systems. It uses ENSO and MJO-related predictors for bridging, along with the forecast precipitation at grid point level for calibration. The SWTP domain ranges from 110°E to 200°E in longitude, and 30°S to 0° in latitude. Rainfall in this area is a crucial matter with the regular occurrence of tropical cyclones and heavy rainfall spells (McGree et al., 2014) but also droughts (McGree et al., 2016), affecting Pacific island territories as well as Australia. The focus is put on the austral summer season (December, January and February) as it corresponds to the peak season for MJO activity in the Southern Hemisphere (Zhang, 2005), to the wet season in southwest Pacific island territories and to the monsoon season in Northern Australia

Attributes	ECMWF	MF
Time range	Day 1-46	Day 1-61
Atmospheric resolution	T639/319 L91	T255L91
Reforecast	On the fly	Fixed
Reforecast period	Past 20 yrs (1996-2015)	1993-2014
Reforecast frequency	Two per week	Four per month
Ensemble number	11	15
Coupling	Ocean and sea ice	Ocean and sea ice

TABLEAU 4.1 – Reforecast attributes for the Météo-France and ECMWF systems.

(Marshall et Hendon, 2015). It has been widely demonstrated that precipitation patterns in the area are strongly influenced both by ENSO, as a slowly-varying process for the subseasonal time scales, and by the MJO (e.g de Andrade et al., 2019). Since these phenomena are recognized to be well represented in subseasonal forecasting systems, using them as predictors in the statistical-dynamical scheme should provide additional information and improve precipitation forecast skill compared to the raw precipitation output from the numerical models.

This article is structured as follows. Section 4.5.3.4 is dedicated to the description of the S2S reforecasts and the rest of the data used for this study. Section 4.5.3.5 goes into details of the statistical-dynamical approach implemented here and introduces the framework for forecast verification and comparison. Section 4.5.3.6 presents the main improvements obtained with the statistical-dynamical scheme in terms of forecast skill and reliability compared to the raw S2S forecasts, while Section 4.5.3.7 discusses the relative importance of each large-scale predictor used for bridging. Finally, Section 4.5.3.8 summarizes and discusses the main results of the article.

4.5.3.4 Data

4.5.3.4.1 S2S reforecasts

The ensemble reforecasts from Météo-France (MF) and the European Centre for Medium-range Weather Forecasts (ECMWF) were extracted from the S2S database (Vitart et al., 2017). These two systems are both based on coupled GCMs and their main features are summarized in Table 4.1. Their output data was extracted on a common 1.5° grid on the SWTP domain (110°E - 200°E ; 30°S - 0°). The 1.5° resolution corresponds to the common initial archiving resolution of the S2S database and has already been adopted in other S2S studies (e.g Vigaud et al., 2017a).

In order to make a proper comparison between these two systems, it is essential to choose a common reforecast period for verification and implementation of the statistical-dynamical approach. The MF system uses a fixed reforecast period (1993-2014) while the ECMWF system updates its reforecast for every real-time forecast by running the system at the same calendar date over the past 20 years. We therefore chose to consider the 19-year reforecast period 1996-2014, using the 2016 version of the ECMWF reforecasts.

In addition, we restrained our selection to the start dates in the DJF season. However, these start dates also differ between the two systems (e.g MF starts on January 8 while ECMWF

MF	12-01	12-08	12-15	12-22	01-01	01-08	01-15	01-22	02-01	02-08	02-15	02-22
ECMWF	12-01	12-08	12-15	12-22	12-31	01-07	01-14	01-21	02-01	02-08	02-15	02-22

TABLEAU 4.2 – Correspondence between the Météo-France and the ECMWF reference start dates.

starts on January 7) and ECMWF has actually more start dates (two per week) than MF does (four per month). As we chose to keep all DJF start dates from the MF reforecast, we only retained the closest corresponding start dates in the ECMWF reforecast in order to compare the two systems’ performance with the same sample size. This correspondence is specified in Table 4.2. This leads to 228 start dates (19 years x 3 months x 4 startdates per month) under consideration for each S2S system. Both systems are evaluated separately on weekly windows after discarding the first four days since they belong to short-range forecasting. If d is the day of the start date, the weekly verification calendar includes week 1 ($[d + 5, d + 11]$) to week 4 ($[d + 26, d + 32]$).

4.5.3.4.2 Precipitation data

S2S precipitation data for MF and ECMWF is extracted on the 1.5° grid over the domain $110^\circ\text{E}-200^\circ\text{E}$; $30^\circ\text{S}-0^\circ$ (60 x 21 grid points) and averaged on weekly windows according to the procedure described in Section 4.5.3.4.1. It is verified against a reference precipitation dataset called Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation (MSWEP) version 1.2 (Beck et al., 2017). This dataset is available for the 1979-2015 period and covers the whole globe on a 0.25° grid. It combines various precipitation sources : satellite data, World Meteorological Organization Global Telecommunication System (WMO GTS) rain gauges and reanalysis. MSWEP data was interpolated on the 1.5° reforecast grid through conservative remapping, and temporally averaged along the same weekly windows as the reforecasts.

4.5.3.4.3 Large-scale predictors

In this study, we considered the two most widely recognized sources of subseasonal predictability for precipitation in the SWTP, ENSO and the MJO. We decided to characterize the ENSO state at a given day by the sea surface temperature anomalies, spatially-averaged over the standard Niño 3.4 box ($170^\circ\text{W}-120^\circ\text{W}$; $5^\circ\text{S}-5^\circ\text{N}$), and temporally-averaged over the previous 90 days. This index will be noted $N34$ hereafter. Other ENSO-related indices were tested but showed little difference for the purpose of our statistical-dynamical scheme. As for the MJO, it is represented by the two indices $RMM1$ and $RMM2$ defined by Wheeler et Hendon (2004) and corresponding to the first two principal components of the multivariate principal component analysis carried out on the meridionally-averaged fields of Outgoing Longwave Radiation (OLR) and zonal winds at 850 (U850) and 200 hPa (U200) in the $15^\circ\text{S}-15^\circ\text{N}$ equatorial band.

The determination of the indices in the S2S reforecasts first requires to compute anomalies of a given field (SST for $N34$, OLR, U850 and U200 for $RMM1$ and $RMM2$). The anomalies are calculated for every daily lead time by leave-one-year-out cross-validation : for a given start date in a given year and at a given lead, the anomaly is the variable in the reforecast minus the averaged variable at this start date and lead in the reforecasts of all other years.

Moreover, the large-scale predictors are also computed in the ERA-Interim reanalysis (Dee et al., 2011) to train the statistical model with real-world data. In order to be consistent between reforecast and reference data, the anomalies in ERA-Interim are computed with the same method by subtracting the average variable for the same calendar day in all other years of the 1996-2014 period. Finally, the computation of the indices in the S2S reforecasts often requires to subtract previous values averaged over a period that is longer than the length of the runs (90 days for $N34$, 120 days for MJO indices). Then, for the n -th day of the run, we subtract the average value composed of the $n - 1$ previous days of the run and the $90 - (n - 1)$ (respectively $120 - (n - 1)$) days prior to the start dates in ERA-Interim.

Using this procedure, the MJO indices in the S2S reforecasts are computed following the recommendations of Gottschalck et al. (2010) and the ECMWF technical note available on the S2S website (ECMWF, 2017). As for the daily $N34$ index at day d , it is obtained by averaging the spatially-averaged SST anomalies over the 90 days from day $d - 89$ to day d . Finally, although these indices are initially computed as daily values, they are averaged over the weekly windows of the S2S reforecast calendar (described in Section 4.5.3.4.1) for the implementation of the statistical-dynamical scheme.

4.5.3.5 Methods

4.5.3.5.1 Statistical-dynamical prediction

4.5.3.5.1.1 General framework

The bayesian approach proposed in this study is similar to that proposed by Coelho et al. (2004) that was also applied and completed by Luo et al. (2007), denoted L07 hereafter. Since this approach was initially designed for seasonal forecasting, we have adapted it to subseasonal forecasting. Let's consider that we intend to forecast the distribution of a predictand variable y conditional upon a set of n predictors $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, noted $p(y|\mathbf{x})$. According to Bayes' theorem,

$$p(y|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|y)p(y)}{p(\mathbf{x})}. \quad (4.1)$$

$p(y)$ is the prior distribution of the predictand y before any information is known from a specific forecast. $p(\mathbf{x}|y)$ is called the likelihood : it expresses how \mathbf{x} is distributed when the predictand y is known. $p(y|\mathbf{x})$ is the updated distribution of y when information about \mathbf{x} is available.

L07 have shown that an explicit formulation of $p(y|\mathbf{x})$ is possible in a gaussian framework under the following assumptions :

1. The prior distribution $p(y)$ is normal : $p(y) \sim \mathcal{N}(\mu_p, \sigma_p^2)$
2. For each predictor x_i , $p(x_i|y)$ is a normal distribution determined through a linear regression :

$$p(x_i|y) \sim \mathcal{N}(a_i + b_i y, \sigma_i^2), \quad (4.2)$$

where a_i is the intercept, b_i is the slope and σ_i^2 is the variance of the residuals.

3. The residuals in the linear regressions from Equation (4.2) are independent from each other.

Then, according to L07, $p(y|\mathbf{x})$ also follows a normal distribution, noted $p(y|x) \sim \mathcal{N}(\mu_t, \sigma_t^2)$, and the parameters of this conditional distribution are expressed as follows :

$$\frac{1}{\sigma_t^2} = \frac{1}{\sigma_p^2} + \sum_{i=1}^n \frac{b_i^2}{\sigma_i^2} \quad (4.3)$$

$$\frac{\mu_t}{\sigma_t^2} = \frac{\mu_p}{\sigma_p^2} + \sum_{i=1}^n \frac{b_i^2}{\sigma_i^2} \left(\frac{x_i - a_i}{b_i} \right) \quad (4.4)$$

4.5.3.5.1.2 Scheme implementation

In this study, the predictors are the weekly-averaged forecast large-scale indices $N34$, $RMM1$, $RMM2$, and the weekly-averaged forecast rainfall r_f . The predictand variable is the weekly-averaged observed rainfall r_o . Assumption n°3 in the previous Section 4.5.3.5.1.1 suggests that any dependency between the predictors should be removed. For this purpose, since it has been widely shown that cross-timescale interactions between ENSO and the MJO might exist (e.g Doss-Gollin et al., 2018), it should be relevant to use the principal components of $(N34, RMM1, RMM2)$ instead of the original indices. However, on a practical point of view, this approach proves to be less relevant in terms of skill improvement (see Supplementary material Figure S1, as compared to Figure 4.13). Then, it will not be further applied and the original large-scale indices are kept as predictors.

Furthermore, as in L07, we need to overcome the fact that the rain rates r_o and r_f are non-gaussian. This issue is tackled in a similar manner : the weekly rain rates r_o and r_f are converted into normally distributed variables of mean 0 and variance 1, noted \hat{r}_o and \hat{r}_f hereafter. This transformation is made up of two steps using the equal-quantile method : application of the climatological Cumulative Distribution Function (CDF) of rain rates, followed by the inverse CDF of the normal distribution $\mathcal{N}(0, 1)$.

Such a transformation is always mathematically feasible and leads to a normally-distributed variable most of the time. One limitaton appears in dry areas where the CDF for a 0 mm rain rate is far greater than the 0% quantile, but it only applies to a small fraction of the SWTP domain (continental Australia, see Section 4.5.3.6.2). In such cases, the transformed variable cannot be fully gaussian as it does not cover the full range of the normal distribution. For instance, if 0 mm represents the lower 20% of the climatology, the transformation will necessarily lead to values greater than the 20th percentile of the $\mathcal{N}(0, 1)$ distribution (i.e ~ -0.84).

The climatological CDF of rain rates is determined separately for reforecast and observations with a leave-one-year-out cross-validation approach similar to Vigaud et al. (2017a). In the observations, for a given target week, the same calendar weeks in all other 18 years are considered, along with the week before and the week after. This leads to a climatological sample of $18 \times 3 = 54$ values for the target week, from which an empirical CDF is built. Likewise, the S2S reforecast climatology for a given year, start date and lead time is constructed by taking the reforecasts for the same start date and lead time considering the 18 remaining years

and all ensemble members. This leads to a climatological sample of $18 \times n$ values to establish the empirical CDF, where n the ensemble size (15 members for MF and 11 for ECMWF).

The bayesian scheme described in Section 4.5.3.5.1.1 is implemented with $y = \hat{r}_o$ and $\mathbf{x} = (\hat{r}_f, N34, RMM1, RMM2)$. For the sake of robustness, we take the ensemble mean of the forecast predictors, including \hat{r}_f , and do not consider the spread of the predictor around the ensemble mean. According to the normalizing transformation from r_o to \hat{r}_o , the prior distribution of \hat{r}_o is assumed to be $\mathcal{N}(\mu_p = 0, \sigma_p^2 = 1)$. Equations (4.3) and (4.4) are applied to deduce the conditional distribution $p(\hat{r}_o | \hat{r}_f, N34, RMM1, RMM2)$. If needed, the resulting mean μ_t can be back-transformed to obtain a precipitation forecast in mm, by using the CDF of $\mathcal{N}(0, 1)$ followed by the inverse climatological CDF of observations.

4.5.3.5.1.3 Uncertainty in the predictors' forecasts

A major difference between the approach in L07 and ours is the inclusion of large-scale climate features as predictors (bridging), while they only used the forecast precipitation as a predictor for the observed precipitation. As a result, we have included a two-term decomposition of the uncertainty σ_i^2 in the relationship (defined in Equation (4.2)) between each predictor x_i and the predictand $y = \hat{r}_o$. There are actually two possible values for predictor x_i : its real-world value in the reference data, noted x_{io} , and its forecast value, noted x_{if} . The benefits of the predictor might be limited by its intrinsic predictive ability, but also by the fact that S2S systems do not forecast it with sufficient quality.

The intrinsic predictive ability is established in the reference data with the linear regression :

$$p(x_{io}|y) \sim \mathcal{N}(a_{io} + b_{io}y, \sigma_{io}^2) . \quad (4.5)$$

The ability of the S2S systems to forecast the predictor x_i is assessed in a second linear regression :

$$p(x_{if}|x_{io}) \sim \mathcal{N}(a_{if} + b_{if}x_{io}, \sigma_{if}^2) . \quad (4.6)$$

The composition of the normal distribution from Equation (4.5) followed by the normal distribution from Equation (4.6) leads to the resulting expressions of the parameters a_i , b_i and σ_i^2 from Equation (4.2) :

$$a_i = a_{if} + b_{if}a_{io} \quad (4.7)$$

$$b_i = b_{if}b_{io} \quad (4.8)$$

$$\sigma_i^2 = b_{if}^2\sigma_{io}^2 + \sigma_{if}^2 \quad (4.9)$$

σ_i^2 is the sum of the uncertainty in the prediction of x_i by the S2S systems (i.e the error), noted σ_{if}^2 , and an uncertainty term which is the intrinsic uncertainty of the predictor σ_{io}^2 , multiplied by b_{if} . b_{if} is proportional to the correlation score of the forecast predictor x_{if} with the observed predictor x_{io} . When the predictor x_i is rainfall itself, $\sigma_{io}^2 = 0$ and $b_{io} = 1$ so the

only source of uncertainty is the forecast error σ_{if}^2 . Both linear regressions from Equations (4.5) and (4.6) are fitted for each lead time using leave-one-year-out cross-validation.

4.5.3.5.2 Assessing predictor importance

Section 4.5.3.7 discusses the respective role of the each predictor in the predictive ability of the statistical-dynamical model. The importance of each predictor is assessed using likelihood-ratio tests (Buse, 1982) in a forward selection mode. Our predictive model is described by Equation (4.4). Because the prior probability distribution of \hat{r}_o has mean $\mu_p = 0$, the predictive model can be re-written :

$$\hat{r}_o = \sum_{i=1}^4 \sigma_t^2 \frac{b_i^2}{\sigma_i^2} \left(\frac{x_i - a_i}{b_i} \right), \quad (4.10)$$

This model consists in four predictive terms, the added value of which needs to be estimated. Similar to a stepwise forward predictor selection for a classical linear regression (Wilks, 2006), we start from a model where \hat{r}_o is a constant and compare this model with all the other models for which we consider each predictive term $\sigma_t^2 \frac{b_i^2}{\sigma_i^2} \left(\frac{x_i - a_i}{b_i} \right)$ separately. The most important of the predictive terms is the one which returns the smallest p-value in the likelihood-ratio test when comparing with the constant model. In the next step of the procedure, we start from the new model including the most important predictive term, and we determine which of the remaining terms is the second most predictive, using the same p-value criterion. The procedure ends when all predictive terms have been included and it gives the order of importance of each predictive term. Using a p-value stop criterion, set at 0.05 in this study, also enables to eliminate predictive terms that do not bring additional information.

This procedure is carried out at each grid point with two sets of predictors :

1. Large-scale predictors *N34*, *RMM1* and *RMM2* only, in the reanalysis data, considering all lead times together
2. All predictors (including \hat{r}_f), as forecast by S2S systems, at each lead time separately

The first option aims at identifying where each predictor influences precipitation in real-world data. The second enables to identify, at each lead time, which predictor actually brings information to the statistical-dynamical approach.

4.5.3.5.3 Verification

We use a verification framework with a deterministic and a probabilistic score, computed at every lead time (week 1 to week 4). This framework partly re-uses and adapts the verification procedure of subseasonal weekly accumulated precipitation predictions proposed by Coelho et al. (2018) and called "all season hindcast verification". Deterministic verification is carried out with the Mean Square Skill Score (MSSS), which is defined as

$$MSSS = 1 - \frac{MSE}{MSE_{clim}}, \quad (4.11)$$

where MSE is the mean square error of the reforecasts, and MSE_{clim} is the mean square error of a climatological forecast that is constructed from the observations by cross-validation similarly to the procedure detailed in Section 4.5.3.5.1.2. When computing the MSSS, a simple cross-validated bias correction is applied to the raw forecasts so that the Mean Square Error does not include any systematic error that would lower the scores without being related to the predictive ability of the systems.

We also consider probabilistic forecasts of a binary event corresponding to weekly precipitation above the climatological upper quintile, because our main objective is to assess and improve the ability of S2S systems to detect spells of heavy rainfall. The forecast probability of the upper quintile in the raw S2S forecasts is evaluated by taking the fraction of ensemble members for which the forecast value exceeds the upper quintile threshold. For the output of the statistical-dynamical scheme, the forecast probability corresponds to the probability that a variable following a normal distribution with the parameters in Equations (4.3) and (4.4) exceeds the upper quintile of the $\mathcal{N}(0, 1)$ normal distribution (i.e. ~ 0.84).

The discrimination of the probabilistic forecasts (i.e. whether the forecasts correctly make the difference between occurrence and non-occurrence of the binary event) is assessed with the area under the Relative Operating Characteristic (ROC) curve A . A is rescaled as the ROC skill score (ROCSS), i.e

$$ROCSS = 2A - 1, \quad (4.12)$$

so that values are comprised between 0 and 1 for forecasts that are more skillful than climatology. Finally, we also assess the reliability of the probabilistic forecasts using reliability diagrams and the reliability component of the Brier Score (Murphy, 1973).

Moreover, the verification scores MSSS and ROCSS will either be computed as a unique score at the scale of the whole SWTP domain, for the sake of brevity, or at grid point level. When the ROCSS is shown on maps, the value at a given grid point is actually computed by pooling the forecast/observation pairs for a neighborhood of nine grid points (3×3) around the central grid point. This enables to reduce spatial noise and to increase robustness of a comparison between the ROCSS of two forecasts.

Such a comparison between forecast A and forecast B is made by taking the difference $ROCSS_B - ROCSS_A$. For this difference to be considered significant, we set two simultaneous conditions :

1. The greater of $ROCSS_A$ and $ROCSS_B$ must be significant at the 95% level according to a Mann-Whitney U test (Wilks 2006)
2. The greater of $ROCSS_A$ and $ROCSS_B$ must be significantly greater than the other one, at the 95% level, according to a one-sided DeLong test (DeLong et al., 1988)

4.5.3.6 Results

4.5.3.6.1 Comparison over the whole domain

Four types of subseasonal reforecasts of precipitation are assessed in this section : the raw S2S reforecasts, the calibrated reforecasts (forecast precipitation \hat{r}_f is the only predictor),

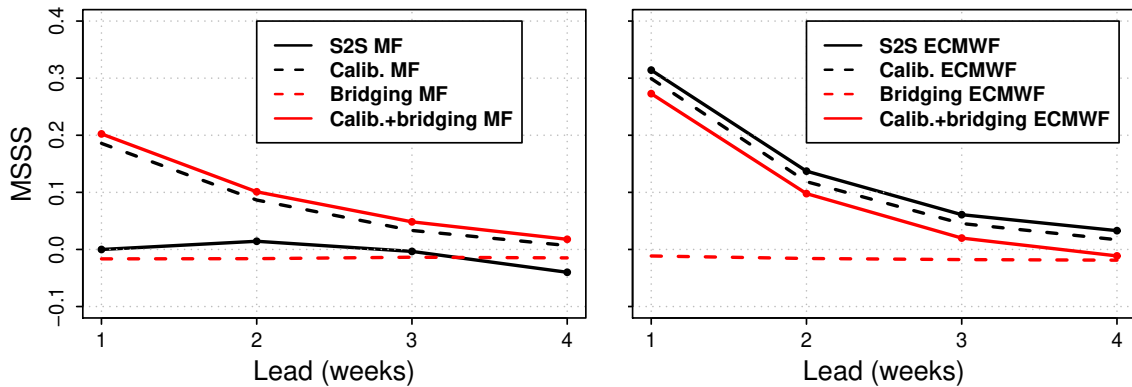


FIGURE 4.12 – Mean Square Skill Score at the scale of the SWTP basin for the subseasonal reforecasts with various statistical-dynamical post-processing : raw S2S (solid black line), calibrated (dashed black line), bridged (dashed red line) and calibrated + bridged (solid red line). Left : MF S2S system. Right : ECMWF S2S system.

the bridging reforecasts (large-scale predictors $N34$, $RMM1$ and $RMM2$ without forecast precipitation) and the calibration + bridging reforecasts (all predictors \hat{r}_f , $N34$, $RMM1$ and $RMM2$). The aim is to have an overview of the impact of each statistical-dynamical approach on reforecast skill. For the sake of brevity, results are shown with skill scores computed by pooling all the grid points in the SWTP domain (see Section 4.5.3.5.3).

Figure 4.12 illustrates such a comparison for the Mean Square Skill Score, once the mean bias has been removed from the raw S2S reforecasts (solid black line). The first notable result from Figure 4.12 is that the bridging approach alone leads to the same amount of errors as a climatological forecast ($MSSS = 0$), for both the MF and ECMWF systems. A second notable result is that the raw MF system has apparently such large residual errors that it does not really perform better than climatology, even after the simple bias correction. On the contrary, this is not the case for the raw ECMWF system. A third important point is that all approaches involving calibration exhibit good performances and less errors than climatology up to week 4. This leads to a drastic improvement for the MF system, but not for the ECMWF system. Indeed, the ECMWF system makes actually less error with the simple bias correction than with any statistical-dynamical approach, a result which is presumably due to the already good performance of the raw ECMWF reforecasts in terms of MSSS. Finally, for both systems, there does not seem to be any added value of calibration + bridging compared to calibration alone, suggesting that bridging does not bring any error correction.

Figure 4.13 shows the same comparison for the ROC skill score of the upper quintile of precipitation. For this score, results are similar for both S2S systems : the performance of the calibrated reforecasts is better than that of the raw reforecasts, but the calibrated reforecasts are also improved by the calibration + bridging approach, at least for the later lead times (weeks 3 and 4). However, bridging alone leads to an almost constant skill score (no variation with lead) that is less than the scores obtained by any other approach. We find that this constant score actually illustrates a baseline discrimination ability related to the $N34$ predictor. Indeed, this predictor remains almost constant, and very close to the initial reference value, in the first four weeks of the S2S runs (not shown).

The results from Figures 4.12 and 4.13 suggest that calibration is useful to error correction

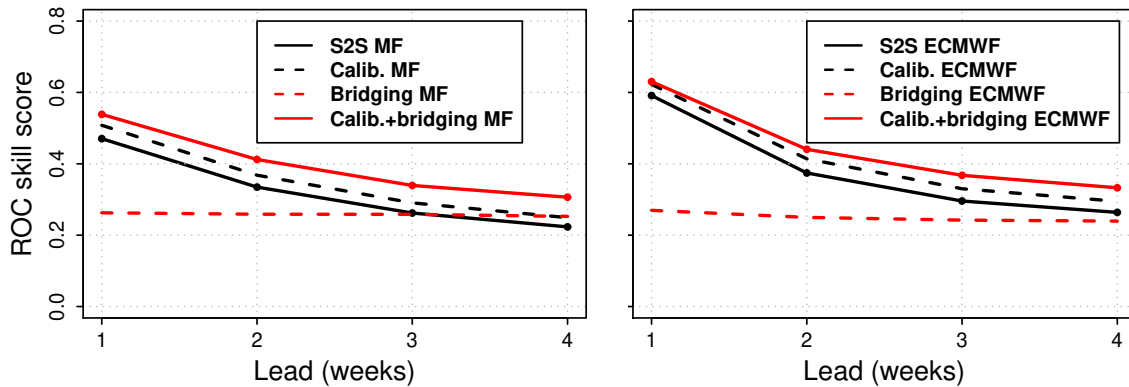


FIGURE 4.13 – ROC skill score for the upper quintile of precipitation at the scale of the SWTP basin for the subseasonal reforecasts with various statistical-dynamical post-processing : raw S2S (solid black line), calibrated (dashed black line), bridged (dashed red line) and calibrated + bridged (solid red line). Left : MF S2S system. Right : ECMWF S2S system. The differences between the solid black line, the dashed black line and the solid red line are always significant at the 95% according to a one-sided DeLong test.

to some extent, when the raw forecasts exhibit large errors, and it is also useful to improve the detection of heavy rainfall events. In the meantime, bridging brings additional value for discrimination, provided it is combined with calibration. These results are also confirmed on four other S2S systems (see Supplementary material, Figures S2 and S3). Yet, it must be acknowledged that the proposed approach is not able to make up for the skill difference between the input dynamical models, i.e ECMWF remains better than Météo-France even after statistical post-processing.

4.5.3.6.2 Comparison of discrimination ability at grid point level

Figures 4.14 and 4.15 represent the difference in terms of ROC skill score between the calibration + bridging reforecasts and the raw S2S reforecasts, using the MF and ECMWF systems respectively. The differences are shown alongside the initial skill of the raw S2S system, and the ROC skill scores are computed by pooling the grid points over a 3×3 grid point neighborhood as explained in Section 4.5.3.5.3. In agreement with Figure 4.13, the calibration + bridging approach leads to a significant improvement of forecast skill in a large fraction of the domain.

The benefits of using the statistical-dynamical approach appear to increase with lead time. This is not surprising because the raw reforecasts have more detection failures and are more noisy at later lead times. Consequently, there is more room for improvement through calibration, that corrects distribution errors, and bridging, that dampens the importance of spurious high-frequency variability relative to more relevant lower frequency variability. The main regions of improvement are the Maritime Continent, the southern oceanic part of the domain (including New Caledonia at $166^\circ\text{E}-21^\circ\text{S}$, Vanuatu at $168^\circ\text{E}-17^\circ\text{S}$ and Fiji at $178^\circ\text{E}-18^\circ\text{S}$) and the western Australian coast.

One notable exception is a part of continental Australia for which there is no improvement or even a decrease in skill, depending on the lead time. Further investigation (not shown here)

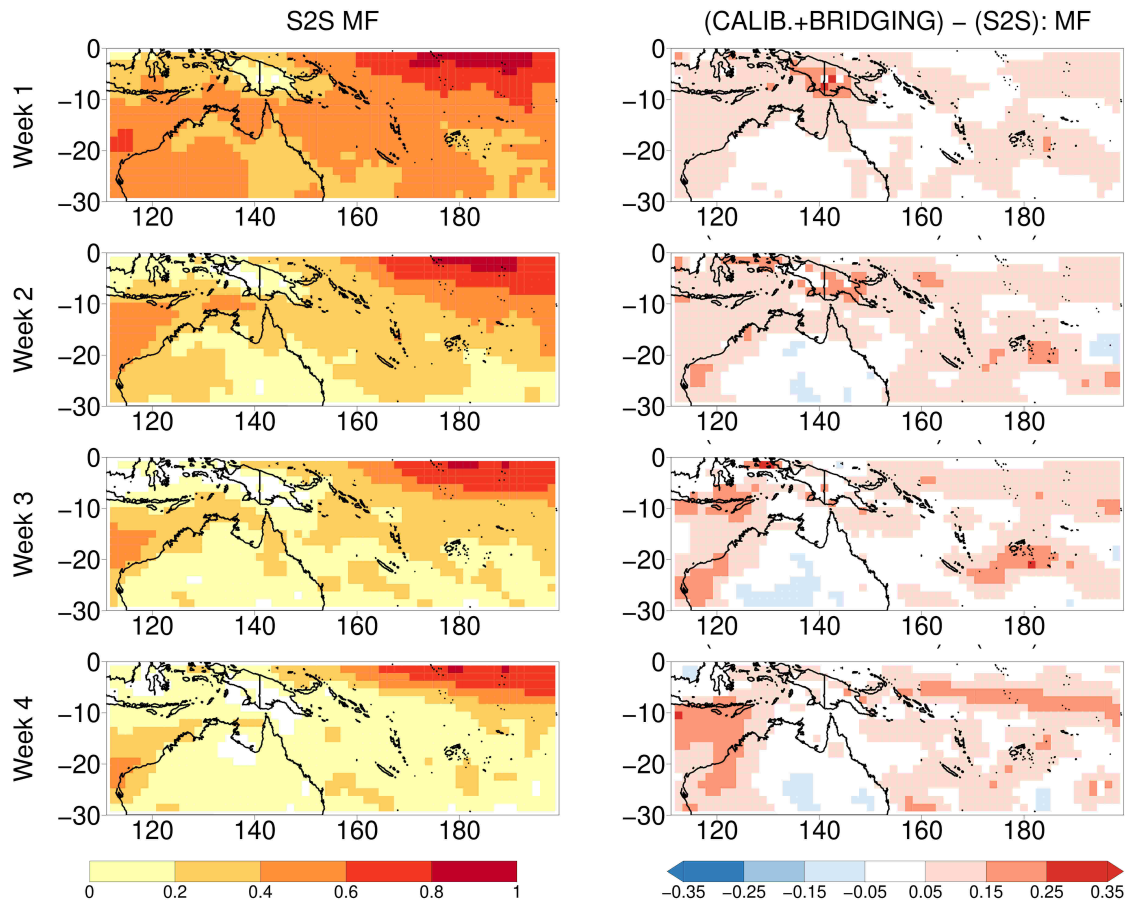


FIGURE 4.14 – Left : ROC skill score for the upper quintile of weekly precipitation in the MF S2S reforecast. Right : Difference in ROC skill score between the calibration + bridging statistical-dynamical scheme and the raw MF S2S reforecast. The ROC skill score are computed by pooling values over a 3×3 neighborhood. Grid points in white correspond to grid points where the difference is not significant according to the two criteria detailed in Section 4.5.3.5.3.

found this is related to the dryness of the area, for which the weekly precipitation distribution is highly positively skewed. When transforming precipitation into a gaussian variable, small differences between precipitation values in mm may lead to larger differences in the transformed precipitation. These differences in precipitation are not necessarily related to important differences in large-scale conditions. They lead to non-significant or inconsistent relationships between transformed precipitation and large-scale predictors, such as N_{34} , when fitting the linear regression in Equation (4.5), hence the degraded forecast skill. This is a limitation of our methodology that only affects a restricted part of the chosen domain.

4.5.3.6.3 Reliability of probabilistic reforecasts

The overall reliability of the raw S2S reforecasts, the calibration and the calibration + bridging reforecasts is evaluated in Figures 4.16 and 4.17, at the scale of the whole domain. These diagrams are completed with the reliability and the resolution components of the Brier Score in Table 4.3. The reliability component is negatively oriented (the smaller the more reliable) while the resolution component is positively oriented. The two statistical-dynamical

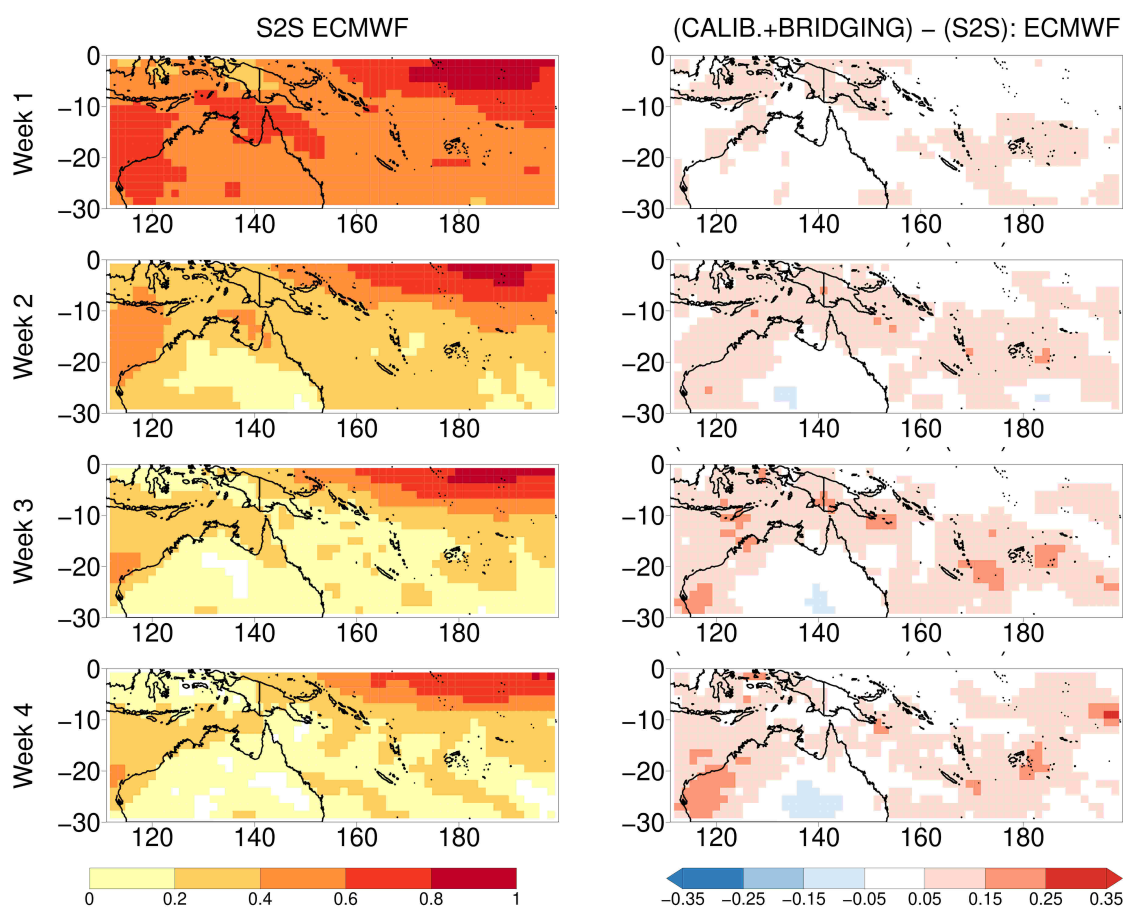


FIGURE 4.15 – Left : ROC skill score for the upper quintile of precipitation in the ECMWF S2S reforecast. Right : Difference in ROC skill score between the calibration + bridging statistical-dynamical scheme and the raw ECMWF S2S reforecast.

approaches clearly outperform the raw S2S reforecasts for both reliability and resolution. The result concerning resolution was foreseeable from Figures 4.13, 4.14 and 4.15, given that resolution and discrimination (as assessed by the ROC skill score) are "two sides of the same coin" (Bröcker, 2015), but the reliability improvement remained to be demonstrated. Moreover, these improvements are notable for all lead times. The comparison between the calibration and calibration + bridging diagrams would at first sight suggest that calibration alone, without bridging, should be preferred because it leads to more reliable forecasts. However, this would happen at the expense of resolution which is better when bridging is added, as could have been inferred from Figure 4.13. Thanks to the information from large-scale predictors, the calibration + bridging scheme is more skillful at detecting heavy precipitating events but it also tends to be more overconfident.

		Week 1		Week 2		Week 3		Week 4	
		Rel.	Res.	Rel.	Res.	Rel.	Res.	Rel.	Res.
MF	Raw	1.41	2.13	0.95	1.07	0.79	0.74	0.81	0.60
	Calib.	0.020	2.34	0.0089	1.27	0.020	0.87	0.037	0.70
	Calib.+bridging	0.076	2.63	0.098	1.58	0.14	1.12	0.16	0.92
ECMWF	Raw	0.61	3.44	0.81	1.39	0.89	0.93	0.87	0.77
	Calib.	0.014	3.66	0.005	1.62	0.010	1.07	0.015	0.90
	Calib.+bridging	0.046	3.70	0.092	1.77	0.11	1.25	0.15	1.02

TABLEAU 4.3 – Reliability and resolution components ($\times 10^2$) of the Brier Score (whole domain) for the upper quintile of weekly precipitation at weeks 1 to 4. Reliability is negatively oriented and resolution is positively oriented.

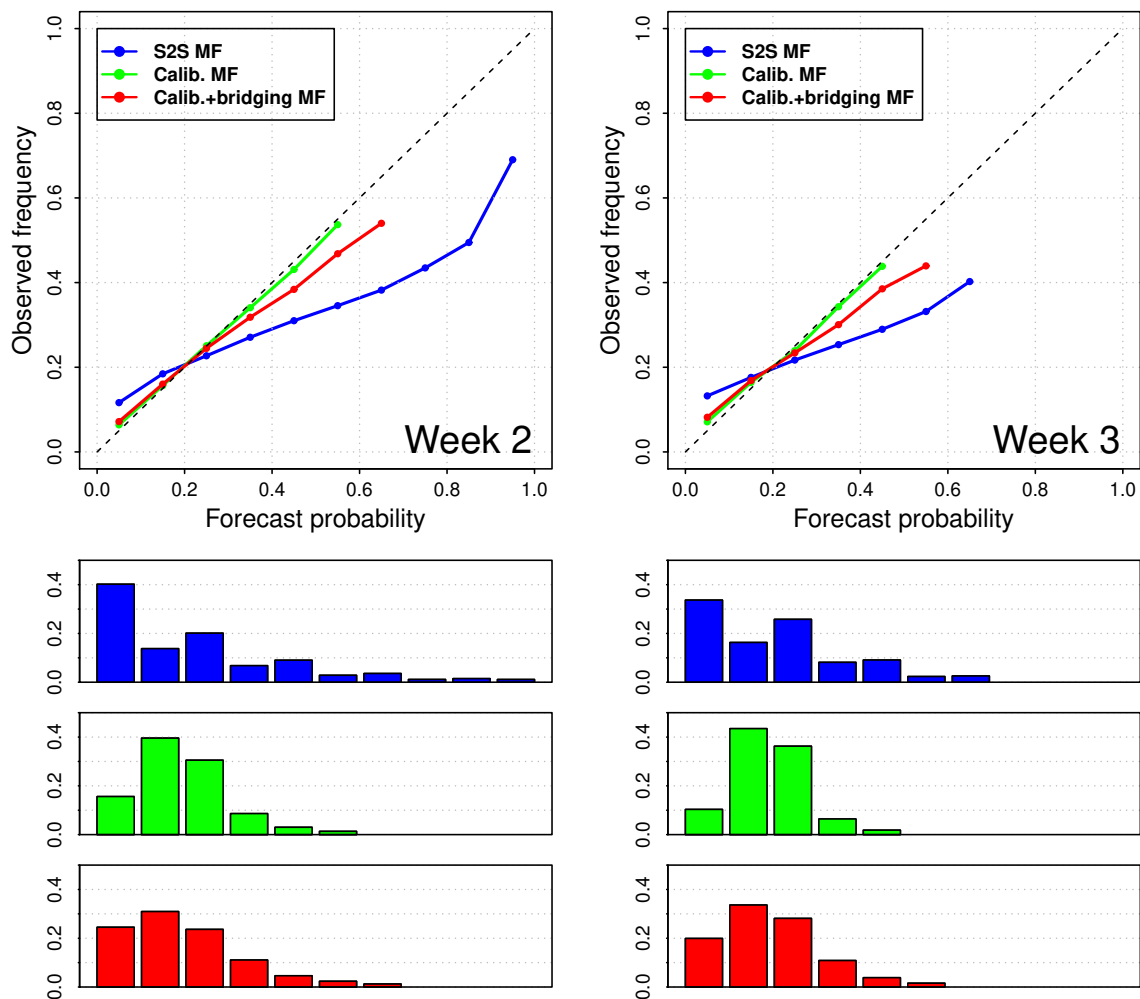


FIGURE 4.16 – Comparison of the reliability diagrams (whole domain) for the upper quintile of weekly precipitation, between the raw MF S2S reforecast (blue), the calibration reforecast (green) and the calibration + bridging reforecast (red), at week 2 (left) and week 3 (right). The forecast frequency in each probability bin is represented below on the bar plots for each of reforecasts, with the same color code. Bins with less than 1% of the total number of forecasts are not plotted.

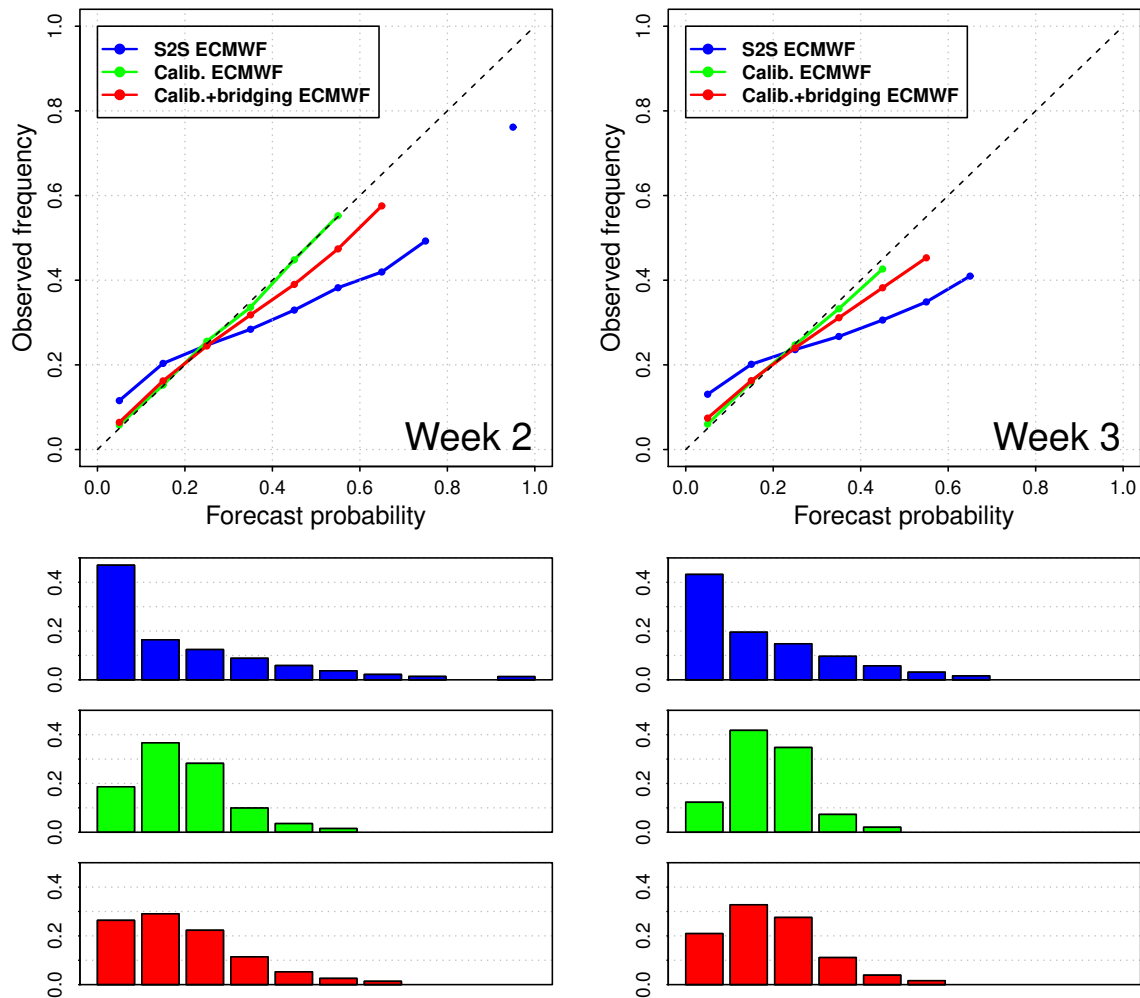


FIGURE 4.17 – Same as Figure 4.16 for the ECMWF S2S system. Bins with less than 1% of the total number of forecasts are not plotted.

4.5.3.7 Role of the large-scale predictors

4.5.3.7.1 Theoretical relative added value

Following the methodology described in Section 4.5.3.5.2, the theoretical importance of each predictor $N34$, $RMM1$ and $RMM2$ in the reference datasets is assessed with a stepwise forward selection scheme. For each of these predictors, the first column in Figure 4.18 shows the coefficient of the linear regression in Equation (4.5) at each grid point, if it is significant at the 95% level. This is an estimation of the absolute role that each predictor plays individually. The second column in Figure 4.18 shows the order in which the predictive term in Equation (4.10), associated to a given predictor, is selected. This is an estimation of the relative role of each predictor in the bridging part of the approach. Grid points in white correspond to grid points where the predictive term is considered not to bring any additional information according to the p-value threshold of 0.05 mentioned in Section 4.5.3.5.2.

The key result is that the $N34$ predictor related to ENSO is the first large-scale source of

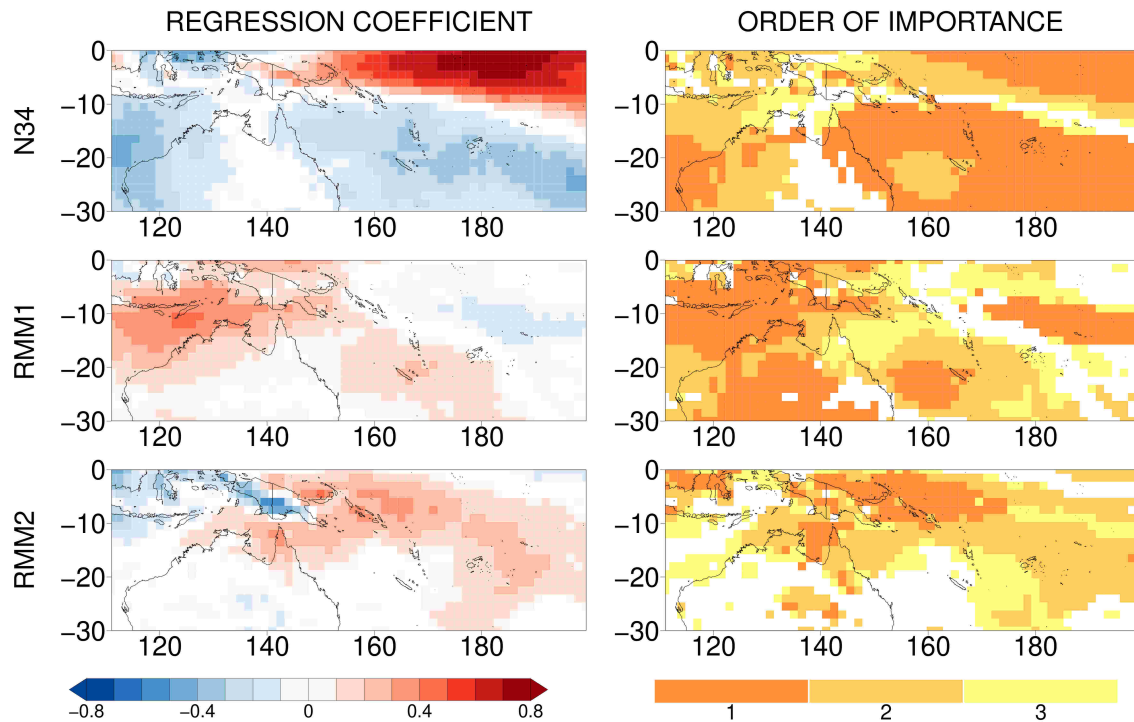


FIGURE 4.18 – Left : linear regression coefficient of each predictor against observed rainfall \hat{r}_o . Grid points are in white if the coefficient is not significant at the 95% level. Right : Order of selection for each predictor in a stepwise forward selection scheme when considering large-scale predictors only in reference data. Grid points in white correspond to grid points where adding the predictor leads to a p-value greater than 0.05 in the likelihood-ratio test.

information over most of the SWTP, mainly in the southern oceanic part and in the northeastern equatorial region. If not ENSO, the most important predictor is quite often the first MJO index $RMM1$, that is the main source of information in the northwestern part of the domain but is also a significant source of information in a region that extends southeastward from the Maritime Continent to the subtropics and encompasses Pacific island territories such as Vanuatu, New Caledonia and Fiji. As for $RMM2$, it is often a secondary source of information bearing some added value in the equatorial and eastern part of the domain. The patterns of significant added value for $N34$, $RMM1$ and $RMM2$ are similar to the regression patterns of rainfall against these indices, as illustrated in the first column of Figure 4.18 and also in several other studies (e.g de Andrade et al., 2019, Figure 2).

4.5.3.7.2 Added value in the statistical-dynamical scheme

On account of the decreasing quality of rainfall and MJO forecasts with lead time, it is expected that the importance of the large-scale predictors as illustrated in Section 4.5.3.7.1, but also the importance of the calibration predictor \hat{r}_f , might change as we get further away from initialization. This aspect is investigated in Figure 4.19 with the order of importance of the four predictors at each lead time in the statistical-dynamical approach, when applied to the MF system. Results are similar for the ECMWF system (not shown). Because forecast precipitation was expected to be the n°1 predictor most of the time, we shifted the color code of Figure 4.18 (second column) from ranks 1-3 to 2-4, and added an extra color for the most

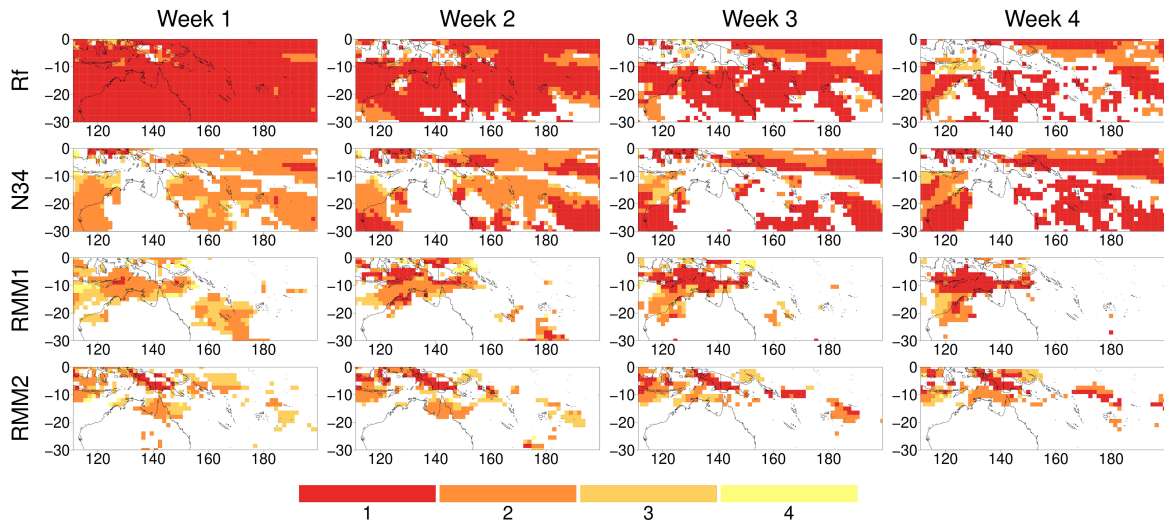


FIGURE 4.19 – Order of selection for each predictor in a stepwise forward selection scheme, applied at each lead time for the calibration + bridging scheme applied to the MF system. Forecast rainfall \hat{r}_f is also included in the selection.

important predictor.

At weeks 1 and 2, the forecast precipitation (i.e calibration predictor) is indeed the first source of information in the statistical-dynamical approach almost over the whole domain. In the meantime, the $N34$ predictor often comes second after forecast precipitation, at the locations where it is identified as a useful predictor according to Figure 4.18. The main result is that the prominence of forecast precipitation at these locations shrinks with lead time, while ENSO gradually becomes the most relevant predictor. As a result, at week 4, $N34$ has become the n°1 predictor for the majority of grid points. This indicates that, as we go into the subseasonal range, the statistical relationship between $N34$ and rainfall actually better captures the ENSO-related predictable signal than the coupled dynamics of the numerical model.

The notable exceptions where $N34$ is challenged by MJO indices are locations where the $RMM1$ predictor or, to a lesser extent, the $RMM2$ predictor, are theoretically good predictors according to Figure 4.18. This corresponds mostly to the region between the Maritime Continent and northern Australia, where ENSO does not account for much skill. In this area, $RMM1$ is the second most important predictor at weeks 1 and 2 (after precipitation), and it becomes the most important at weeks 3 and 4. As for $RMM2$, it plays a similar role over the land grid points of New Guinea. Figure 4.18 suggested that these two indices could also be sources of information for wider areas : $RMM1$ can theoretically help predict rainfall in a southeastward-extending region ranging from New Guinea to New Caledonia, and the same can be said of $RMM2$ along the South Pacific Convergence Zone (SPCZ) track. Yet, their added value in these regions at the subseasonal time scales appears to be very limited or non-existent. Admittedly, $RMM1$ comes as second or third predictor in a large zone around New Caledonia at week 1, but this influence shrinks with lead time and ceases to be at weeks 3 and 4. A similar effect can be noted for $RMM2$ over Cape York peninsula in northern Australia.

4.5.3.8 Conclusion

We have developed and applied a statistical-dynamical scheme to post-process subseasonal forecasts of precipitation in a bayesian framework. Our framework encompasses a calibration approach that uses the forecast precipitation as a predictor in a statistical model. It also includes bridging aspects under the assumption that large-scale climate features, ENSO and the MJO, are better represented by S2S systems than precipitation itself. Because these large-scale climate features are known to have a strong and direct impact on rainfall on the SWTP domain, we chose this region as a relevant test bed for our scheme.

In this region, the statistical-dynamical approach definitely proves valuable to improve the probabilistic reforecast quality, especially in terms of discrimination for the occurrence vs non-occurrence of a binary event, e.g the upper quintile of weekly precipitation. However, when it comes to deterministic forecasting, the benefits of the approach are more contrasted : depending on the S2S system, it can perform better or worse than a simple bias correction. Therefore, the proposed statistical-dynamical scheme should preferably be applied in a probabilistic forecasting context. These results are based on the Météo-France and ECMWF systems, but were confirmed with four other S2S systems (see Supplementary material, Figures S2 and S3), for which the qualitative benefits are close to those obtained with Météo-France.

The calibration part of the method is the most crucial step as it accounts alone for error reduction, provides reliable probabilistic forecasts, and reasonably improves their discrimination. Yet, adding information from the large-scale predictors is the source of an extra discrimination ability for heavy rainfall events. As a result, although calibration leads to good results on its own, the best of the statistical-dynamical approaches proposed in this study for probabilistic forecasting remains the calibration + bridging approach.

The benefits of using the large-scale predictors actually vary across space and lead times. Unsurprisingly, we have seen that a climate index provides valuable information where the corresponding phenomenon impacts rainfall. To this respect, this article confirms the known impacts of ENSO and the MJO at some locations, e.g the MJO over the Maritime Continent. It also highlights locations that are significantly impacted by the MJO while they do not lie directly within the MJO envelope track, for instance the zone extending southeastward from New Guinea to New Caledonia.

In these locations where MJO-related theoretical predictability is more limited, the degradation of the MJO forecast quality with lead time is such that the MJO predictors do not bring a real predictive improvement of the statistical-dynamical model beyond week 2. The reason why bridging is still profitable at weeks 3 and 4 in these regions is related to the ENSO predictor, that exhibits little variability throughout the forecast, but does not correspond to subseasonal climate variability.

This result suggests that, in the case of SWTP precipitation forecasts, it is difficult to tap into the predictability of large-scale subseasonal variability (the MJO) to obtain improvements in aggregated scores through bridging after week 2. However, it does not exclude the existence of forecasts of opportunity for which particular precipitation events might be predictable three weeks in advance or more (e.g Doss-Gollin et al., 2018; Lin et al., 2019), thanks to subseasonal signals like the MJO. Moreover, it also indicates that other slowly-varying sources of seasonal predictability, analogous to ENSO, could be used to improve subseasonal forecasts. These assumptions could now be tested with similar statistical-dynamical approaches by considering

other locations, predictors and predicted variables. For example, the Boreal Summer Intra-seasonal Oscillation Index could be tested as a subseasonal predictor for precipitation in the Asian summer monsoon region (Lee et al., 2013), while dynamical weather types could be tested to improve subseasonal prediction of temperatures in Europe (Ardilouze et al., 2017; Cassou et al., 2005).

Finally, some findings in this study point that, beyond statistical post-processing techniques, the improvement of numerical prediction systems is still necessary for the advancement of S2S prediction. This is illustrated by the fact our method does not compensate for the initial difference in skill between the Météo-France and ECMWF systems, while it would if post-processing alone were sufficient to reach the theoretical skill limit. Nonetheless, post-processing proves valuable to diagnose the strengths and weaknesses of S2S systems. For instance, by revealing that a dynamically-forecast large-scale predictor (ENSO) can be more informative than dynamically-forecast precipitation itself, it shows that higher skill could actually be obtained if prediction systems directly took advantage of their well-predicted signals. This advocates for a joint development of the S2S systems and their statistical post-processing approaches.

4.5.3.9 Acknowledgements

The EOFs used for computation of the RMM indices are provided by the Australian Bureau of Meteorology at <http://poama.bom.gov.au/project/maproom/RMM/>. All calculations were performed using the open source language ‘R’. The functions in the package ‘s2dverification’ (Manubens et al., 2018) were used for data manipulation. All calculations related to the ROC curve were made with the ‘pROC’ package (Robin et al., 2011). Empirical CDF determination was made using the ‘EnvStats’ package (Millard, 2013). Likelihood-ratio tests were performed with the ‘lmtest’ package. We thank the two anonymous reviewers whose comments helped improve the former version of this article.

4.5.3.10 Supplementary material

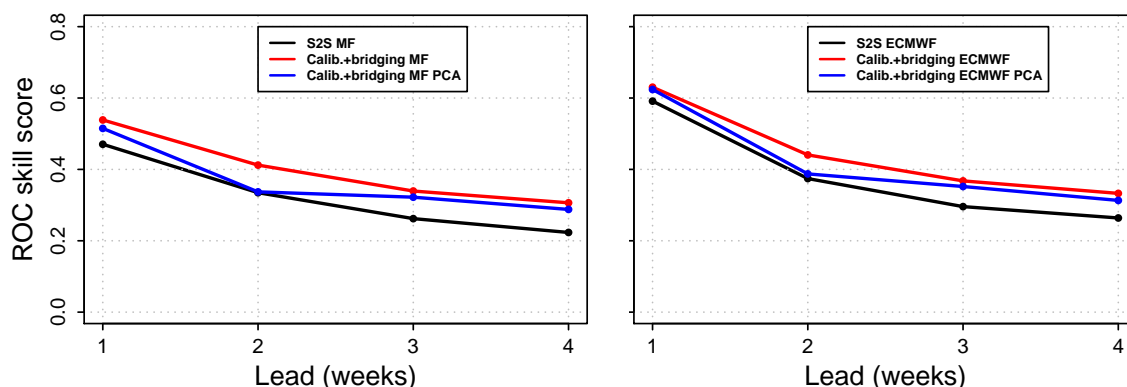


FIGURE 4.20 – ROC skill score for the upper quintile of weekly precipitation over the southwest tropical Pacific domain for raw S2S (black), calibrated + bridged with the original set of large-scale indices $N34$, $RMM1$, $RMM2$ (red), calibrated + bridged after PCA on the large-scale indices (blue).

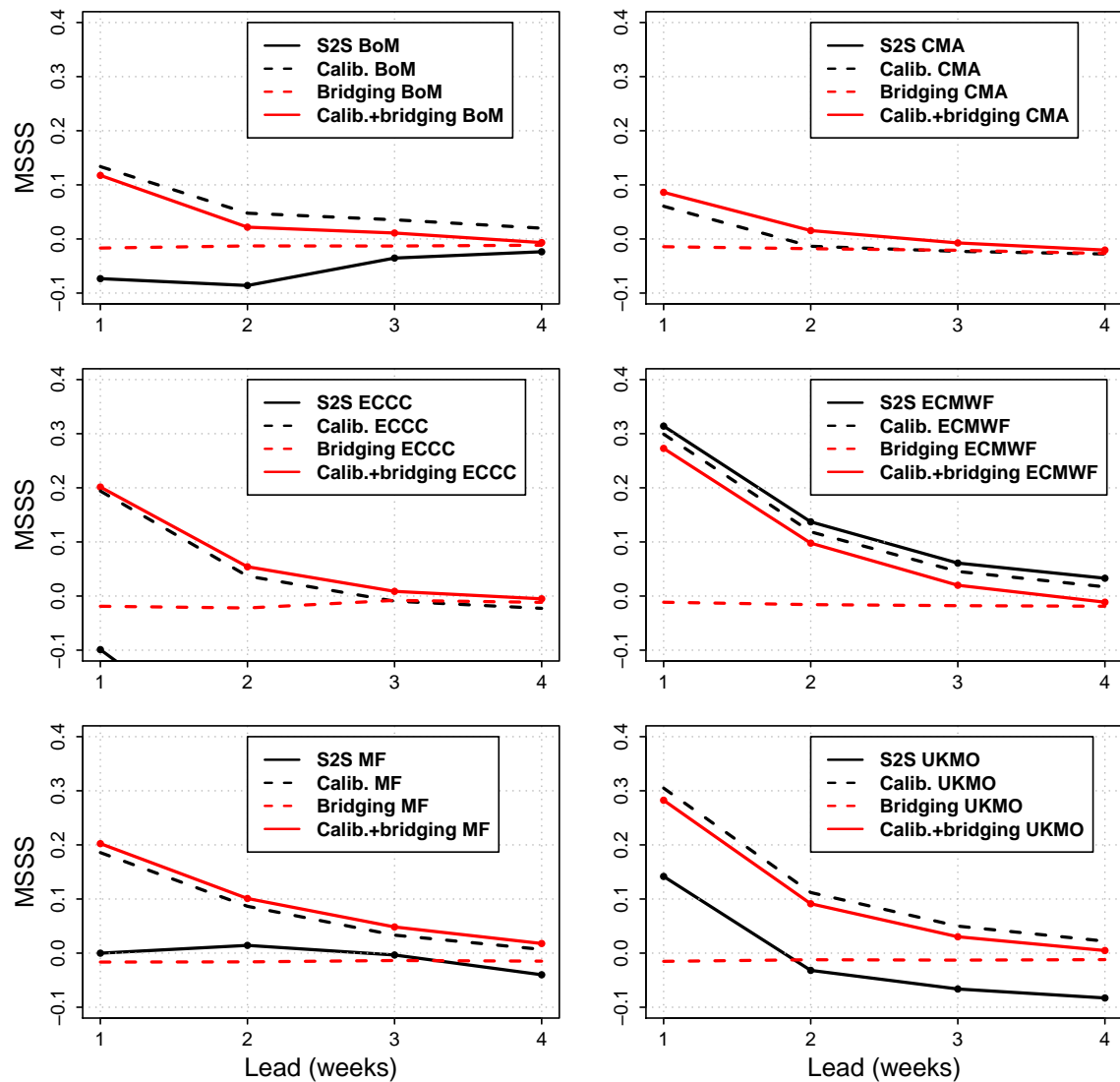


FIGURE 4.21 – Same as Figure 1 in the main body of the article (Mean Square error Skill Score over SWTP) for six S2S systems over the DJF 1996-2013 reforecast period as in Specq et al. (2020) : Australian Bureau of Meteorology (BoM), China Meteorological Administration (CMA), Environment and Climate Change Canada (ECCC), European Center for Medium-range Weather Forecasts (ECMWF, same as in the article), Météo-France (MF, same as in the article) and United Kingdom MetOffice (UKMO). Note that the MSSS for the raw CMA and ECCC does not appear as it is below the lower limit of the scale.

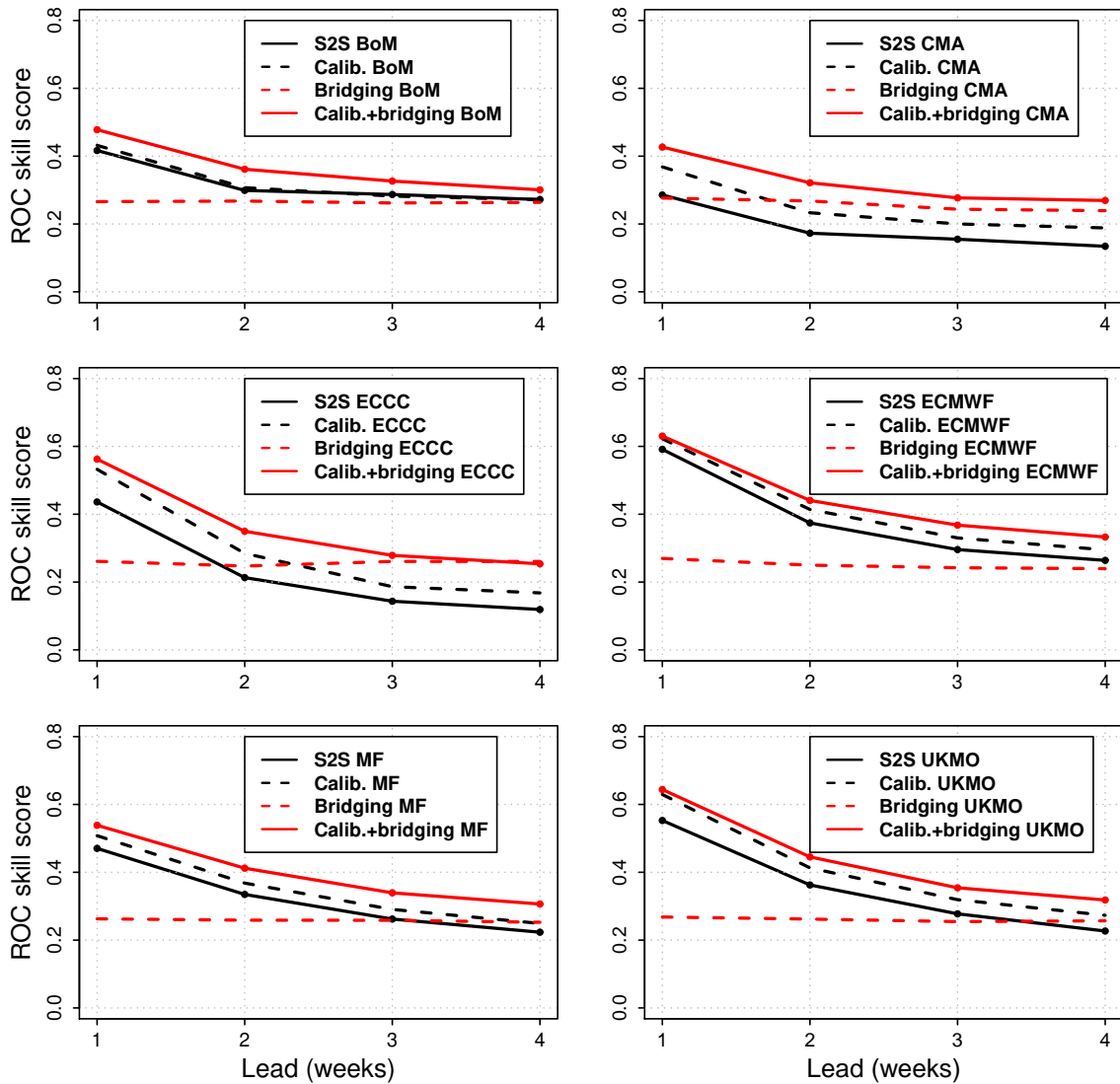


FIGURE 4.22 – Same as Figure 2 in the main body of the article (ROC Skill Score over SWTP) for six S2S systems over the DJF 1996-2013 reforecast period as in Specq et al. (2020) : Australian Bureau of Meteorology (BoM), China Meteorological Administration (CMA), Environment and Climate Change Canada (ECCC), European Center for Medium-range Weather Forecasts (ECMWF, same as in the article), Météo-France (MF, same as in the article) and United Kingdom MetOffice (UKMO).

4.6 L'approche statistico-dynamique améliore-t-elle la représentation des impacts de l'ENSO et de la MJO dans les modèles ?

Cette question fait suite aux constats de la Section 4.4 qui ont motivé le développement de l'approche statistico-dynamique. Puisque la représentation des impacts de l'ENSO et de la MJO sur l'occurrence de fortes précipitations n'est pas complètement satisfaisante dans les prévisions dont on dispose initialement, on souhaite vérifier si l'approche statistico-dynamique permet d'y remédier.

4.6.1 Représentation des impacts de l'ENSO

Les Figures 4.23 et 4.24 reprennent la comparaison des fréquences d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires entre les données de référence et les prévisions S2S selon les phases extrêmes de l'ENSO, à l'instar des Figures 4.6 et 4.7. La prévision après application de l'approche statistico-dynamique est présentée conjointement avec la prévision S2S sans post-traitement. Par souci de concision, seules les fréquences en semaine 3 de la prévision sont représentées. Cette échéance a été choisie car il s'agit de la première échéance infra-saisonnière et de la première pour laquelle les défauts dans la climatologie des modèles numériques sont notables. Les résultats obtenus en semaine 4 sont similaires (non montré).

L'approche statistico-dynamique permet d'obtenir une organisation spatiale des fortes pluies liées à l'ENSO qui est en meilleur accord avec ce que l'on trouve dans les observations. Ceci est particulièrement vrai au sud-est du domaine, où les modèles peinaient à reproduire des impacts significatifs (par exemple Météo-France en La Niña). Par ailleurs, elle tend aussi à produire des effets plus marqués puisque les fréquences significativement supérieures ou inférieures à 20% le sont davantage. Cette intensification du contraste explique sans doute en partie les meilleures capacités de discrimination (augmentation du ROC skill score) obtenues avec le *bridging*. Elle permet aussi d'obtenir des fréquences d'occurrence des fortes pluies plus fidèles à la réalité, par exemple en Nouvelle-Calédonie.

4.6.2 Représentation des impacts de la MJO

Les Figures 4.25 et 4.26 comparent les fréquences d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires dans les systèmes de Météo-France et de l'ECMWF avant et après l'application de la méthode statistico-dynamique pour les quatre regroupements de phases de la MJO. Les bénéfices de l'approche statistico-dynamique sont assez nets, même s'ils sont plus ou moins marqués selon le système S2S et la phase considérés. En outre, c'est dans la partie méridionale océanique du domaine, là où la Section 4.4.2 a mis en évidence la difficulté des modèles à correctement traduire les effets de la MJO, que cette approche est la plus profitable.

Ce résultat n'est pas surprenant dans la mesure où c'est dans cette zone qu'existait la marge de progression la plus importante, mais il est satisfaisant pour la prévision des fortes pluies dans les territoires concernés, à commencer par la Nouvelle-Calédonie. Cette amélioration est particulièrement notable dans le système de Météo-France pour les phases 4-5 (où l'on parvient

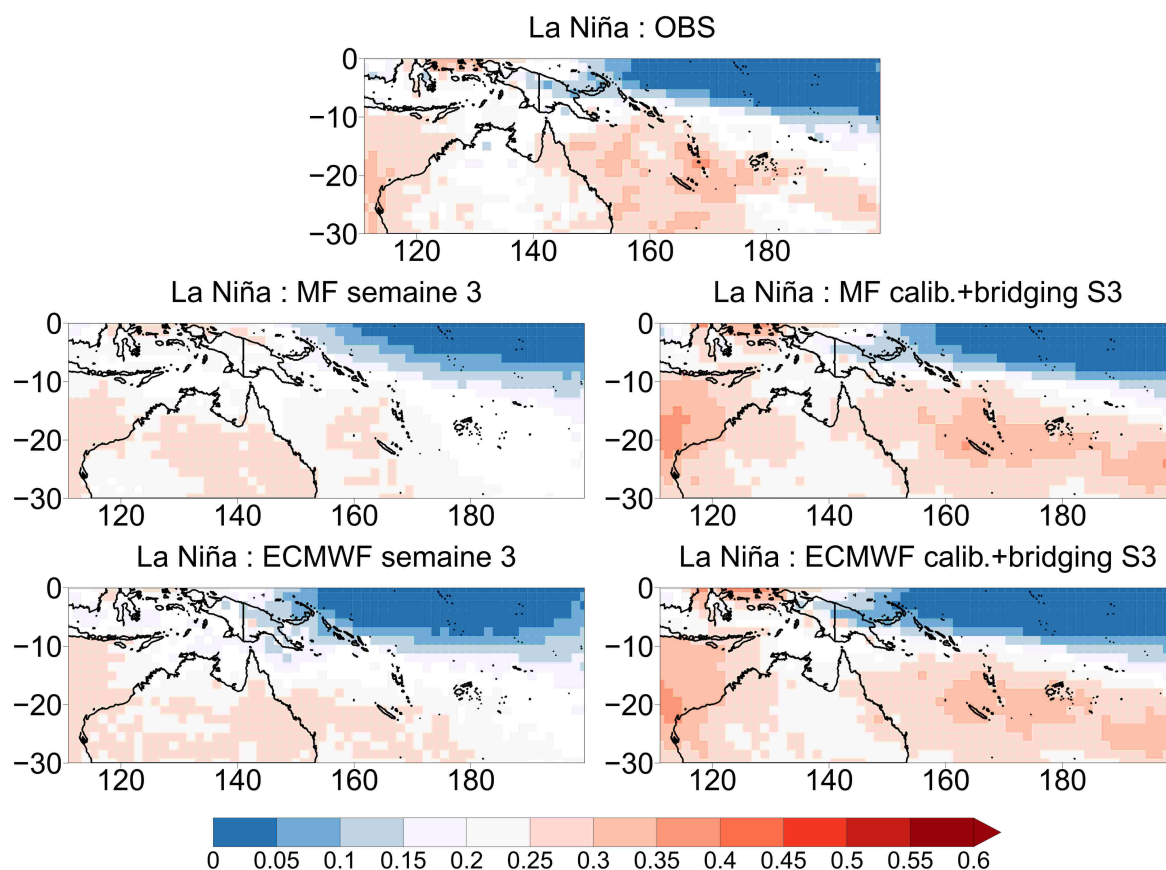


FIGURE 4.23 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en phase La Niña dans les précipitations MSWEP, et dans les systèmes S2S de Météo-France et de l’ECMWF en semaine 3. La colonne de gauche correspond à la fréquence dans les prévisions brutes et la colonne de droite correspond à la probabilité moyenne prévue après application de l’approche statistico-dynamique. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 d’après un test de Student à 95% apparaissent en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 apparaissent en rouge.

à reconstituer une intensification des fortes pluies qui n’apparaissait pas dans la prévision sans post-traitement), 6-7 (où l’on repositionne correctement l’intensification des fortes pluies) et dans une moindre mesure 8-1 (où l’on repositionne correctement la diminution des fortes pluies). Dans le système ECMWF, ce sont avant tout les phases 8-1 (reconstitution d’une diminution des fortes pluies) et 6-7 (repositionnement de l’intensification des fortes pluies) qui sont améliorées. Malheureusement, ce n’est pas le cas en phases 4-5 où, contrairement au système de Météo-France, l’augmentation des fortes pluies en Nouvelle-Calédonie n’est pas rétablie.

Les Figures 4.27 et 4.28 prolongent cette analyse en considérant l’influence des phases MJO dans les trois zones des Figures 4.10 et 4.11. Le principal bénéfice de l’approche statistico-dynamique qui peut être constaté dans ces figures est la correction du cycle sur la Nouvelle-Calédonie, même s’il reste une marge de progression importante pour qu’il soit fidèle aux observations. Dans le système de Météo-France, l’approche statistico-dynamique permet de recentrer le maximum de ce cycle sur les phases 4 et 5 plutôt que sur les phases 6 et 7. S’il est difficile d’en dire autant pour le système ECMWF puisque le cycle y a quasiment disparu, on évite tout de même d’avoir un maximum de cycle décalé en phase 6 comme c’est le

4.6 L'approche statistico-dynamique améliore-t-elle la représentation des impacts de l'ENSO et de la MJO dans les modèles ?

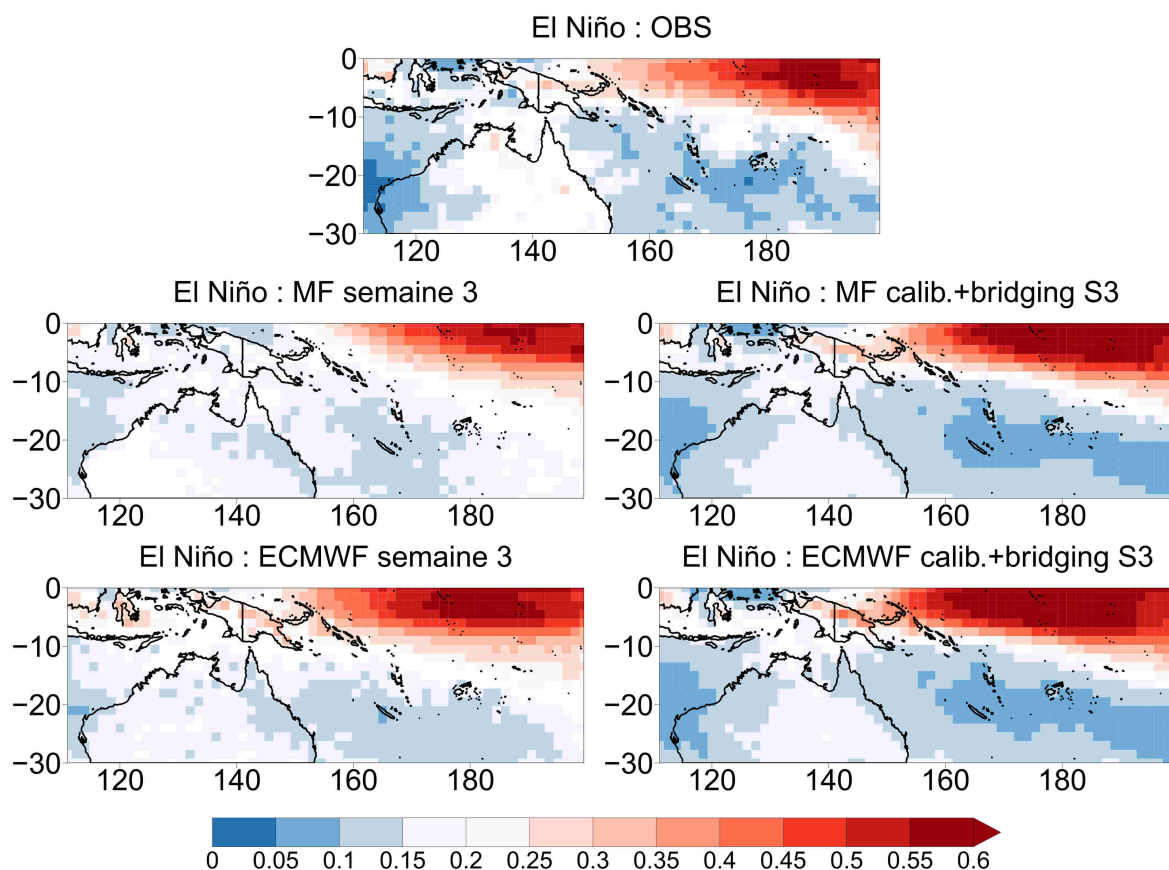


FIGURE 4.24 – *Idem* Figure 4.23 pour la phase El Niño.

cas avant post-traitement. Dans une moindre mesure, l'approche statistico-dynamique s'avère intéressante pour ré-ajuster le cycle MJO au nord de l'Australie dans le système de l'ECMWF, et aux Fidji dans le système de Météo-France. Toutefois, son rôle dans l'ajustement des impacts locaux de la MJO sur les trois zones considérées reste dans l'ensemble très modeste si l'on s'en tient au diagnostic de ces deux figures.

4.6.3 Bilan

L'approche statistico-dynamique avec calibration et *bridging* permet de rétablir partiellement les bonnes relations climatologiques entre ENSO, MJO et occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires. Le rétablissement d'une organisation spatiale des impacts plus en accord avec les données de référence pour chaque phase de l'ENSO ou de la MJO (Figures 4.23 à 4.26) est une source de satisfaction et représente un intérêt supplémentaire de la démarche statistico-dynamique, au-delà de l'amélioration des scores mise en évidence Section 4.5.3.

Plusieurs raisons peuvent être avancées pour expliquer que la correction *a posteriori* ne parvient cependant pas à tout corriger. Premièrement, l'approche statistico-dynamique est aussi tributaire des précipitations déjà prévues par les systèmes S2S à travers la calibration et hérite donc des défauts constatés Section 4.4. Par ailleurs, en prenant en compte l'incertitude

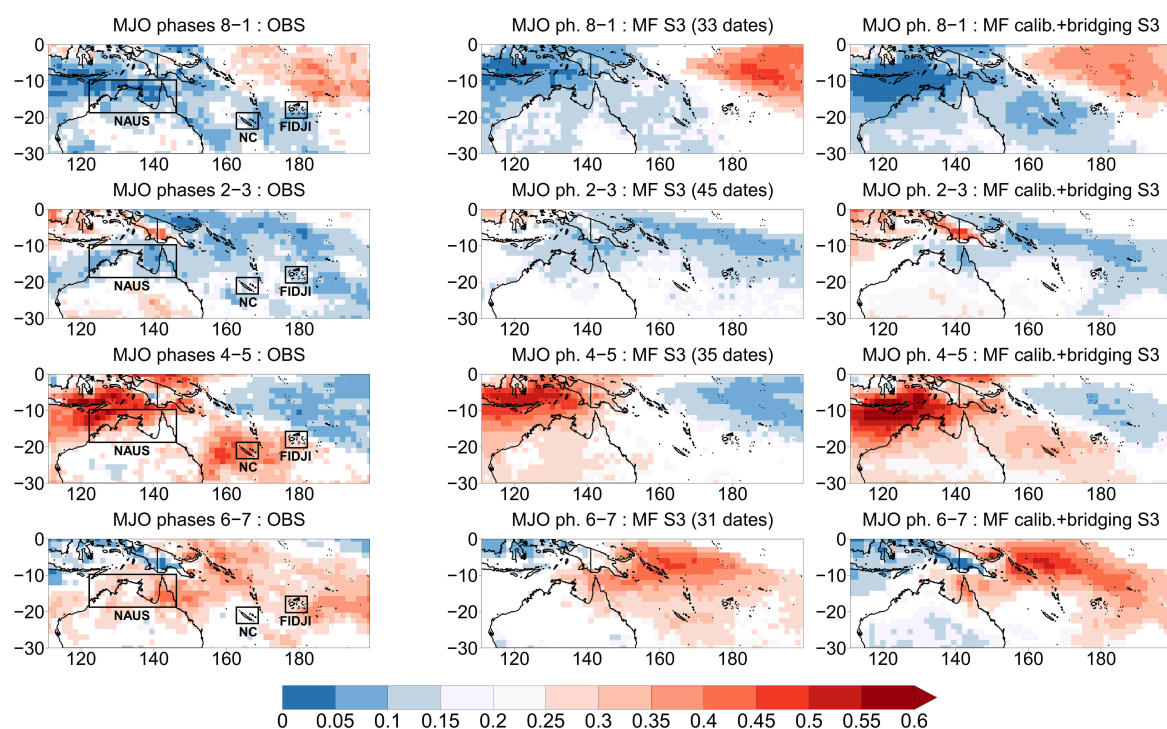


FIGURE 4.25 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires lors des différentes phases MJO dans les précipitations MSWEP (à gauche) et dans le système S2S de Météo-France en semaine 3. La colonne du milieu correspond à la fréquence dans les prévisions brutes et la colonne de droite correspond à la probabilité moyenne prévue après application de l’approche statistico-dynamique. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 d’après un test de Student à 95% apparaissent en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 apparaissent en rouge.

dans la prévision des prédicteurs, elle tend aussi à nuancer les impacts de la MJO si l’échéance est lointaine, ce qui explique vraisemblablement pourquoi le système ECMWF ne présente pas d’augmentation des fortes pluies en phases 4-5 autour de la Nouvelle-Calédonie même après post-traitement. De plus, cette approche repose sur des relations linéaires entre les prédicteurs de grande échelle et les précipitations, et c’est parfois une approximation très grossière du comportement réel qui échoue à reproduire correctement les impacts locaux de la MJO. Ainsi, toujours en Nouvelle-Calédonie, la relation entre MJO et quintile supérieur des précipitations hebdomadaires présente un pic abrupt en phases 4 et 5 qu’il sera difficile de reproduire correctement avec une relation linéaire, laquelle tendra à donner une modulation par la phase de la MJO plus lisse et plus régulière.

4.7 Quelle est la prévisibilité théorique apportée par les indices liés à l’ENSO et à la MJO ?

L’approche statistico-dynamique présente des avantages certains qui ont été exposés dans l’article Specq et Batté (2020). Toutefois, le *bridging* repose sur les indices ENSO et MJO tels qu’ils sont prévus par les systèmes S2S, or ces indices sont inévitablement entachés d’erreurs par rapport aux valeurs réellement observées. Cela amène à se demander jusqu’à quel point il serait possible d’améliorer les prévisions par l’approche statistico-dynamique dans le cas où l’on

4.7 Quelle est la prévisibilité théorique apportée par les indices liés à l'ENSO et à la MJO ?

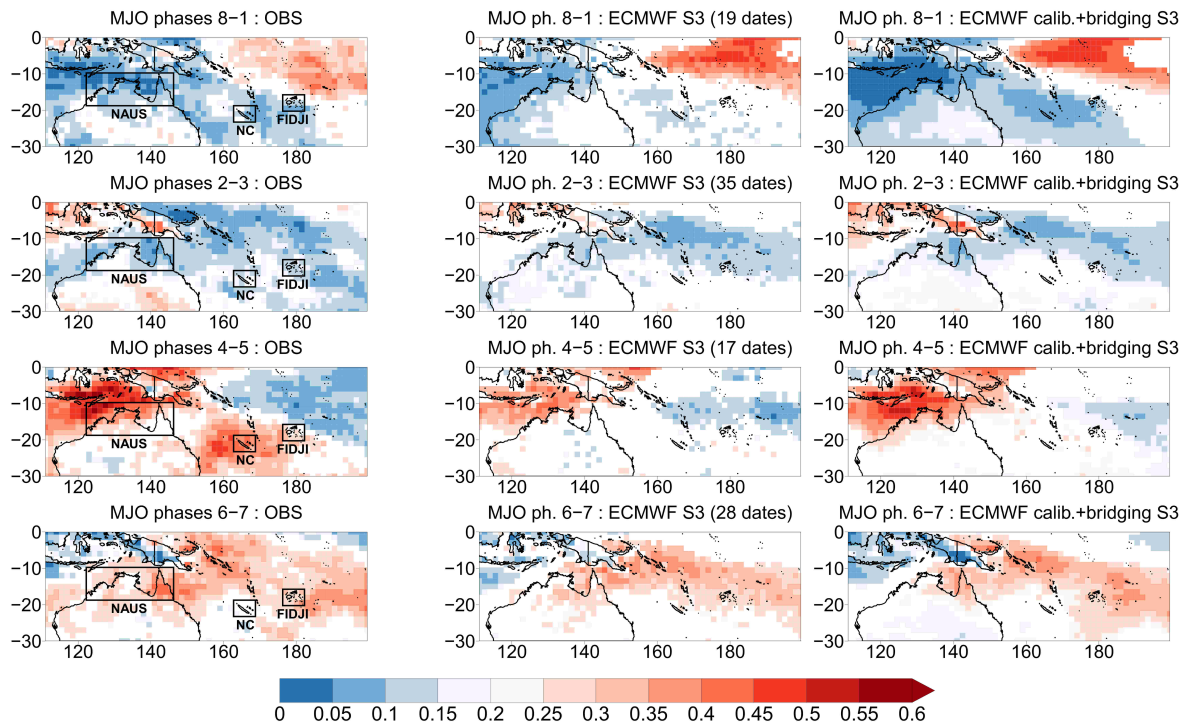


FIGURE 4.26 – *Idem* Figure 4.25 pour le système S2S de l'ECMWF.

disposeraient des valeurs exactes. Mises en parallèle, les Figures 4.18 et 4.19 de l'article esquissent des éléments de réponse puisqu'elles comparent l'importance théorique et l'importance effective de chaque prédicteur grande échelle. Cependant, cette comparaison n'est que qualitative et n'indique pas directement quel serait l'effet sur les scores de prévision.

L'objet de la Figure 4.29 est de montrer le ROC skill score des systèmes de Météo-France et de l'ECMWF à chaque échéance pour plusieurs prévisions statistico-dynamiques. Les trois premières barres (noir, marron, rouge) reprennent les scores de la Figure 4.13 de l'article à titre de comparaison, tandis que les barres jaunes et bleues hachurées correspondent à l'approche statistico-dynamique appliquée en supposant une prévision parfaite de l'ENSO et de la MJO, c'est-à-dire en utilisant les indices issus de la référence ERA-Interim. Le score de la prévision reposant uniquement sur le *bridging* des indices ERA-Interim, en jaune hachuré, est non seulement le même pour les deux systèmes (puisque aucune information des modèles n'est utilisée) mais varie aussi très peu d'une échéance à l'autre (car les prédicteurs conservent leur valeur exacte). Ces deux constats ne sont évidemment plus vrais lorsqu'on rajoute la calibration (en bleu hachuré), puisqu'on inclut alors les précipitations prévues dans les systèmes S2S.

Les scores en jaune hachuré de la Figure 4.29 donnent une idée du niveau d'information limite que peut apporter la seule connaissance parfaite de l'ENSO et de la MJO. Ils représentent un élément de réponse à la première question scientifique posée en introduction de ce chapitre (Section 4.1) sur la prévisibilité que l'on peut espérer de ces deux modes de variabilité. En utilisant uniquement l'information exacte de ces deux modes, l'approche statistico-dynamique serait capable de produire des prévisions probabilistes de performance comparable aux prévisions S2S sans post-traitement (en noir) dès la semaine 2. Elle serait aussi capable d'égaliser les prévisions S2S avec calibration et *bridging* (en rouge) dès le début de la fenêtre infra-saisonnaire, en semaine 3, tandis qu'elle les dépasserait en semaine 4. On se doit cependant de

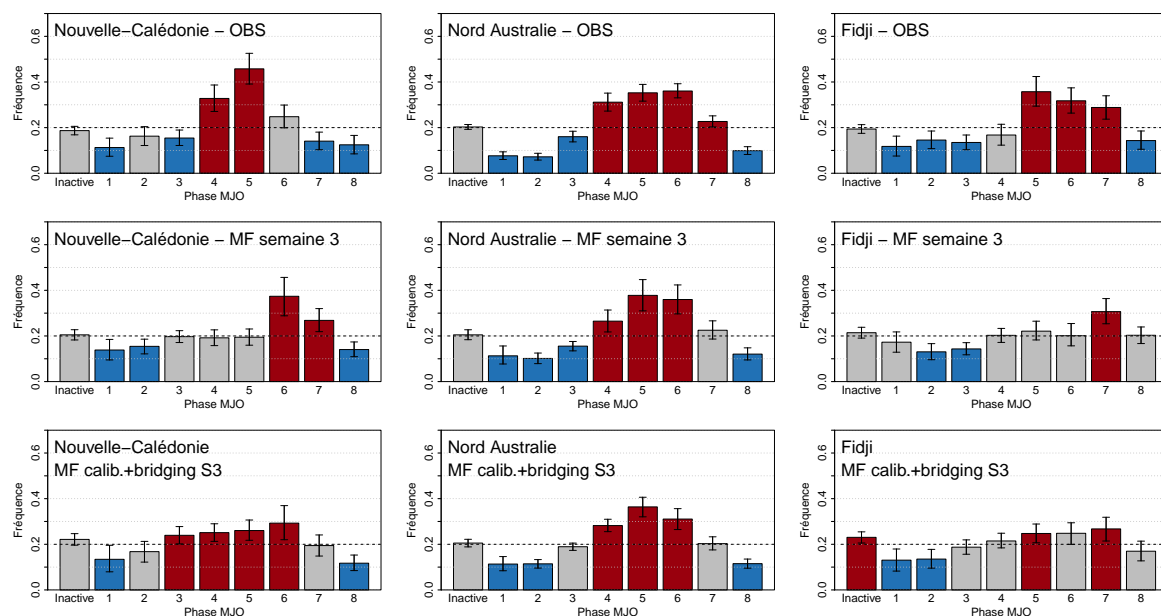


FIGURE 4.27 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires au cours des différentes phases MJO sur les trois zones NC, NAUS et FIDJI définies Section 3.6, dans les précipitations MSWEP (ligne du haut) et dans le système S2S de Météo-France en semaine 3 pour les prévisions brutes (ligne du milieu) et pour les prévisions après application de l’approche statistico-dynamique (ligne du bas). Les intervalles de confiance sont évalués à partir de 10000 tirages *bootstrap* avec remise et sont délimités par le 5^{ème} et le 95^{ème} centiles. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 sont en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 sont en rouge.

souligner que ce score resterait modeste par rapport à une prévision de précipitations à courte échéance comme en semaine 1.

La comparaison entre les scores représentés en rouge et en bleu hachuré permet quant à elle de donner une idée du gain qu’il y aurait à ce que les systèmes S2S prévoient mieux les deux modes de variabilité, dans le cas où l’on procéderait aussi à une calibration. Ce gain apparaîtrait dans la fenêtre infra-saisonnière, à raison de 0.05 points de ROC skill score environ en semaines 3 et 4. On peut en outre extrapoler que l’intérêt d’inclure les précipitations prévues, par rapport au *bridging* parfait seul, serait limité pour des échéances plus lointaines, comme en atteste déjà la proximité des scores en jaune et en bleu dans le système de Météo-France en semaine 4.

Enfin, signalons que les résultats de la Figure 4.29 ne considèrent pas de manière séparée l’ENSO et la MJO. Cependant, au regard de la Section 4.3, il est raisonnable de supposer que la provenance de l’indice ENSO utilisé dans le *bridging* a peu d’importance sur les scores obtenus, qu’il s’agisse d’un indice prévu ou de l’indice de référence d’ERA-Interim. Les différences entre les scores limites théoriques et les scores reposant sur les prévisions S2S révèlent donc essentiellement les gains que l’on peut espérer en améliorant la prévision de la MJO, comme le soulignent des analyses complémentaires (non montrées).

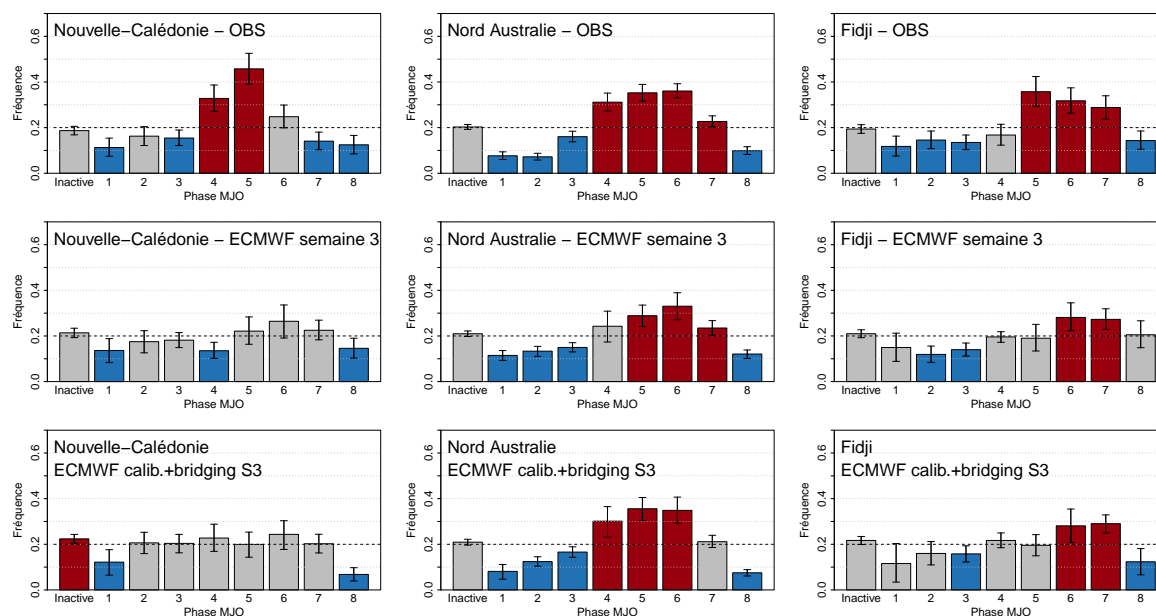


FIGURE 4.28 – *Idem* Figure 4.27 pour le système S2S de l’ECMWF.

4.8 Synthèse

Ce chapitre est consacré à l’influence de l’ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical, et à la façon dont cette influence peut être utilisée pour améliorer la prévision de ces fortes précipitations dans la fenêtre infra-saisonnaire. Les impacts de l’ENSO et de la MJO, bien documentés par ailleurs en ce qui concerne les cumuls moyens, sont ici confirmés pour l’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires, c’est-à-dire un événement représentant l’extrémité supérieure de la distribution des pluies.

Une attention particulière a été portée à la partie méridionale océanique du domaine (au sud de 10°S), qui comprend notamment la Nouvelle-Calédonie. Il s’avère que cette zone est le siège d’une importante modulation des fortes pluies par l’ENSO et la MJO que les modèles numériques ont des difficultés à représenter correctement. En parallèle, les systèmes de prévision S2S sont capables de prévoir les variations de l’ENSO et de la MJO de manière satisfaisante au moins plusieurs semaines à l’avance. Cela suggère que ces systèmes de prévision pourraient tirer parti de manière plus optimale de l’information de grande échelle dont ils disposent.

Ce constat plaide pour une approche de correction *a posteriori* des précipitations prévues par les systèmes S2S, en incorporant les impacts climatologiques de l’ENSO et de la MJO sur la base de l’état dans lequel ces deux modes de variabilité sont eux-mêmes prévus. Dans ce but, une méthodologie de prévision statistico-dynamique a été développée et évaluée dans une publication parue dans *Climate Dynamics* (Specq et Batté, 2020). Cette méthodologie repose sur des relations linéaires individuelles entre les prédicteurs considérés et les précipitations observées, et ces relations linéaires sont ensuite fusionnées dans un cadre bayésien. Les prédicteurs considérés sont non seulement des prédicteurs de grande échelle liés à l’ENSO et la MJO (*bridging*) mais aussi les précipitations initialement prévues par les modèles (calibration). Ainsi, la méthodologie proposée combine plusieurs types d’informations en provenance

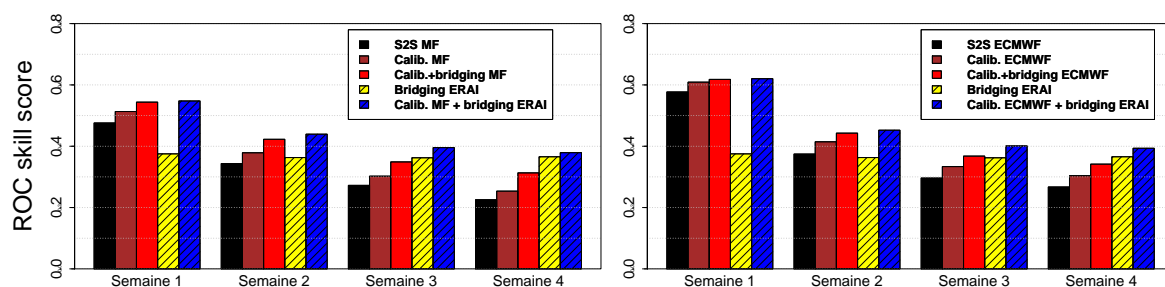


FIGURE 4.29 – ROC skill score du quintile supérieur des précipitations sur tous les points du domaine PSOT pour plusieurs prévisions statistico-dynamiques en semaines 1 à 4 : sans post-traitement (noir), calibration (marron), calibration + *bridging* (rouge), *bridging* avec les indices $N34$, $RMM1$ et $RMM2$ provenant de la réanalyse ERA-Interim (jaune hachuré), calibration S2S + *bridging* avec les indices provenant d'ERA-Interim (bleu hachuré). Les hachures indiquent des scores maximaux théoriques impossible à obtenir avec des prévisions en temps réel. À droite : système S2S de Météo-France. À gauche : système S2S de l'ECMWF. La vérification est effectuée par rapport à MSWEP sur la période DJF 1996-2014.

des prévisions numériques.

L'approche statistico-dynamique permet d'améliorer sensiblement les scores de prévision par rapport aux prévisions S2S sans post-traitement, surtout dans le cas probabiliste. En plus de rajouter de l'information climatique liée à l'ENSO et à la MJO, elle corrige les biais systématiques et le caractère sous-dispersif des prévisions brutes grâce à la calibration. Cette calibration s'avère d'ailleurs indispensable pour que l'approche fonctionne, et explique déjà à elle seule une part considérable des progrès obtenus. Le *bridging*, qui vient en complément, permet des capacités de discrimination accrue et compense partiellement les difficultés des modèles numériques à représenter les impacts de l'ENSO et de la MJO sur les fortes précipitations. Ce dernier avantage est particulièrement visible dans la région méridionale océanique du domaine, par exemple autour de la Nouvelle-Calédonie.

Enfin, à l'instar de ce que proposent Lledó et Doblas-Reyes (2020, Figure 7) dans un autre contexte, l'approche statistico-dynamique permet aussi d'explorer ce qu'on peut attendre de l'information liée à l'ENSO et à la MJO, en supposant qu'on soit capables de les prévoir parfaitement. Il suffit pour cela de remplacer les indices prévus par les indices de la référence ERA-Interim dans le *bridging*. Il s'avère qu'utiliser les seules informations de l'ENSO et de la MJO dans un modèle statistique pourrait théoriquement permettre d'obtenir des performances comparables à des prévisions directes de précipitations en semaine 2. Une telle information est intéressante à considérer, par exemple dans le cas de la mise à jour d'un système S2S dont la motivation principale serait l'amélioration de la MJO. Au-delà de l'amélioration des scores, la prévision statistico-dynamique proposée est donc un bon outil pour étudier et comparer le rôle de différents modes de variabilité grande échelle dans la prévisibilité infra-saisonnière.

5

FENÊTRES D'OPPORTUNITÉ ET ÉTUDES DE CAS SUR LA NOUVELLE-CALÉDONIE

5.1 Introduction

Les prévisions climatiques infra-saisonnnières sont produites avec des modèles globaux. Pour cette raison, elles sont le plus souvent évaluées sur des domaines spatiaux assez larges, comme dans cette thèse jusqu'à présent. Cela repose sur le fait que les signaux prévisibles au-delà des échéances météorologiques de court terme agissent à grande échelle et ressortent mieux en considérant des moyennes spatiales qui atténuent les effets de la variabilité locale plus imprévisible. Dans un tout autre contexte, van Straaten et al. (2020) ont ainsi montré que plus on augmentait l'agrégation spatiale et plus on prolongeait la limite de prévisibilité des températures en Europe dans les prévisions S2S.

Si l'évaluation à grande échelle est nécessaire pour avoir une idée de la qualité des prévisions et de son évolution avec l'échéance, elle peut s'avérer insuffisante pour un utilisateur dont le besoin d'informations est plus localisé. C'est pourquoi nous nous focalisons ici sur une prévision plus spécifique, celle des fortes précipitations en Nouvelle-Calédonie, annoncée Section 1.3.3. Ce territoire a déjà fait l'objet d'une évaluation dans les Chapitres 3 et 4, sous l'angle de la prévision multi-modèle et de la prévision statistico-dynamique. Le chapitre précédent a permis d'y mettre en évidence la prévisibilité qui existe grâce à l'ENSO et à la MJO. Cependant, il a aussi souligné les limites liées à la difficulté des modèles numériques à représenter correctement leurs impacts sur ce territoire précis. Cette difficulté provient vraisemblablement de la non-linéarité des effets de l'ENSO et de la MJO sur les précipitations en Nouvelle-Calédonie, comme l'illustrent par exemple Moron et al. (2016) en montrant que la variabilité infra-saisonnnière n'y a d'influence que sur les événements de plus fortes pluies mais pas sur les valeurs moyennes.

Les évaluations proposées dans les chapitres précédents utilisent des scores systématiques qui font sens lorsqu'on considère un échantillon suffisamment conséquent de prévisions. Ces scores donnent une vision d'ensemble de la qualité de tel ou tel système et permettent à un

utilisateur de choisir le système de prévision ou la méthode de correction *a posteriori* qu'il utilisera de manière régulière. Cependant, ils ne sont pas conçus pour indiquer si la prévision en temps réel produite un jour donné est suffisamment bonne ou non. C'est sous cet angle complémentaire que la prévision des fortes pluies en Nouvelle-Calédonie est ici abordée. On adopte pour cela deux points de vue : un point de vue *a posteriori* et un point de vue *a priori*. Le point de vue *a posteriori*, sachant que de fortes pluies ont réellement eu lieu, est celui du climatologue qui souhaite caractériser les conditions dans lesquelles un tel événement est bien prévu. Le point de vue *a priori*, c'est-à-dire sachant ce qui est prévu par les modèles, est celui du prévisionniste qui dispose de la prévision en temps réel et souhaite savoir s'il doit annoncer l'occurrence de fortes pluies ou non. Ce second point de vue rejoint l'identification de ce que l'on appelle les fenêtres d'opportunité (Section 1.2.3).

Ces deux points de vue amènent aux deux questions scientifiques suivantes, qui sont traitées en parallèle à la lumière des informations liées à l'ENSO et à la MJO :

- **Quelles sont les conditions de grande échelle pour lesquelles les fortes pluies sont bien anticipées ? (point de vue *a posteriori*)**
- **Quelles sont les fenêtres d'opportunité pour lesquelles la confiance dans la prévision de fortes pluies est accrue ? (point de vue *a priori*)**

D'un point de vue pratique, un événement de fortes pluies est défini, comme dans tout le reste de cette thèse, par le quintile supérieur des précipitations hebdomadaires (observées ou prévues). Pour répondre à ces deux questions, nous procédons non seulement à une analyse sur l'ensemble des re-prévisions, mais aussi à des études de cas de fortes pluies identifiés par la direction de la climatologie de Météo-France en Nouvelle-Calédonie. Ces cas amènent une troisième question scientifique :

- **Comment les systèmes de prévision S2S ont-ils prévu certaines périodes de fortes pluies en Nouvelle-Calédonie à échéance infra-saisonnnière ?**

Après des précisions méthodologiques (Section 5.2), la Section 5.3 examine la capacité des systèmes S2S à délivrer des prévisions correctes sachant que l'événement a eu lieu (point de vue *a posteriori*). Par la suite, la Section 5.4 examine cette même capacité sachant que l'événement a été prévu (point de vue *a priori*). La Section 5.5 présente quant à elle ce qu'ont été capables d'anticiper les systèmes de prévision S2S pour quatre événements particuliers et explique ces performances à la lumière de la Section 5.3. Enfin, la Section 5.6 résume les principales conclusions de ce chapitre sous forme d'une démarche à suivre pour tenter d'anticiper les fortes pluies en Nouvelle-Calédonie à partir des prévisions S2S en temps réel, sous réserve que les résultats obtenus avec les re-prévisions y sont également valides.

5.2 Méthodologie

5.2.1 Paires observation/membre

On réutilise les données de prévisions des six systèmes S2S du Chapitre 3 ainsi que les observations de référence MSWEP correspondantes, sur la période DJF 1996-2013. Chaque point de grille est affecté de la valeur binaire observée 0 ou 1, selon que le quintile supérieur

des précipitations hebdomadaires est dépassé ou non. Dans le cadre de ce chapitre, on souhaite effectuer un décompte des prévisions réussies selon les phases de l'ENSO et de la MJO. Le problème qui se pose est de mettre en regard les observations binaires avec une information binaire en provenance des systèmes S2S, afin d'affirmer sans ambiguïté si ce qui est annoncé est correct ou non. Or il n'y a pas de façon évidente de produire une information binaire à partir des modèles, dans la mesure où la prévision est une prévision d'ensemble. Jusqu'à présent dans cette thèse, ce sont les membres des prévisions auxquels on affecte les valeurs 0 ou 1.

Pour pallier ce problème, il serait envisageable de produire une prévision binaire à partir de la prévision d'ensemble au moyen d'un seuil. Par exemple, on pourrait considérer qu'il faut un nombre minimum de membres prévoyant l'événement pour affirmer que l'ensemble tout entier le prévoit. Cette démarche a été testée mais ne permet pas de mettre en évidence une influence suffisamment significative des phases de la MJO sur le pourcentage de prévisions réussies, car les échantillons sont trop restreints. Le choix qui est fait ici est donc de conserver les valeurs binaires de chaque membre et de les mettre en regard avec l'observation correspondante pour constituer des paires observation/membre. Ce sont les paires observation/membre qui sont ensuite sous-échantillonnées selon les phases de l'ENSO ou de la MJO.

Cette approche présente des limites évidentes. Formellement, elle revient à répéter une même observation autant de fois qu'il y a de membres, ou autrement dit à considérer que chaque membre est une prévision indépendante dont la cible est différente des autres membres de l'ensemble (ce qui n'est évidemment pas le cas). Ainsi, cette méthode ne traduit pas exactement l'expérience de la prévision en temps réel, lorsque le prévisionniste dispose simultanément de tous les membres pour une même cible. Malgré ces limites, on fait l'hypothèse que cette approche permet d'extrapoler raisonnablement bien les résultats que l'on obtiendrait si l'on disposait d'un échantillon plus conséquent de prévisions (de l'ordre de 10 fois plus) auxquelles on affecterait des valeurs binaires uniques pour tout l'ensemble, comme envisagé initialement.

En parallèle, on augmente la taille de l'échantillon en regroupant ensemble les paires observation/membre aux 12 points de grille constituant la boîte Nouvelle-Calédonie (voir Figure 3.16). Ainsi, pour chaque échéance, le nombre total de paires observation/membre sur lesquelles on procède à des sous-échantillonnages est de $216 \times n \times 12$ où 216 est le nombre de dates de démarrage dans les re-prévisions, n le nombre de membres et 12 le nombre de points de grille.

5.2.2 Phases de l'ENSO et de la MJO

La phase de l'ENSO est supposée identique tout au long d'une prévision donnée car ce phénomène évolue peu aux échéances infra-saisonniers. Toutes les paires observation/membre correspondantes sont alors affectées de la phase de l'ENSO à l'initialisation de la prévision.

Par ailleurs, ces paires sont également caractérisées par trois phases de la MJO. La première est la phase de la MJO dans ERA-Interim au cours d'un événement de fortes pluies. Elle est calculée à partir de la moyenne hebdomadaire des indices $RMM1$ et $RMM2$ sur la semaine correspondante, et est utilisée lorsqu'on adopte le point de vue du climatologue.

La seconde est la phase de la MJO dans le membre de la prévision qui constitue la paire. Elle est calculée à partir de la moyenne hebdomadaire des indices $RMM1$ et $RMM2$ prévus dans le membre à même échéance que les précipitations. Elle est utilisée lorsqu'on adopte le

point de vue du prévisionniste, puisqu'en temps réel seule la MJO prévue est disponible à l'avance.

Enfin, on affecte aussi à chaque paire observation/membre la phase de la MJO dans ERA-Interim au lancement de la prévision, le premier jour. Cette phase est également utile du point de vue du prévisionniste car certaines conditions initiales permettent d'accorder une plus grande confiance dans les prévisions annonçant de fortes pluies.

5.2.3 Pourcentage de bonnes prévisions

Chaque paire observation/membre est associée à l'une des phases du phénomène considéré. On cherche à connaître la proportion de prévisions réussies par les membres conditionnellement à une phase donnée, dans deux cas de figure : sachant que l'événement a eu lieu (point de vue *a posteriori* du climatologue) ou sachant que l'événement a été prévu par le membre (point de vue *a priori* du prévisionniste). Cela amène à exclure une partie des paires observation/membre : celles pour lesquelles l'événement ne s'est pas produit dans le point de vue *a posteriori*, et celles pour lesquelles l'événement n'a pas été prévu dans le point de vue *a priori*.

Par rapport à une table de contingence comme celle présentée au Tableau 5.1, le point de vue du climatologue revient à ne s'intéresser qu'aux valeurs a et c en espérant avoir le plus grand nombre possible de détections correctes (« hits ») a . Le pourcentage de bons membres est alors la **sensibilité** $a/(a+c)$. Elle indique la capacité des systèmes à anticiper les événements de fortes pluies lorsqu'ils ont lieu.

En supposant qu'on ne s'intéresse qu'aux situations où l'occurrence de l'événement est prévue, le point de vue du prévisionniste revient quant à lui à ne considérer que les valeurs a et b en espérant avoir le plus petit nombre possible de fausses alertes b . Le pourcentage de bons membres est alors le rapport $a/(a+b)$ appelé **précision**. Il représente la confiance que l'on peut accorder aux systèmes S2S lorsqu'ils annoncent de fortes pluies. Déterminée conditionnellement au contexte de grande échelle, la précision $a/(a+b)$ indique l'existence de fenêtres d'opportunité.

5.2.4 Significativité et robustesse

Le but est de savoir s'il y a significativement plus de membres corrects lorsqu'on restreint l'échantillon à une phase donnée de l'ENSO ou de la MJO que lorsqu'on considère toutes les paires observation/membre sans distinction. Pour cela, on détermine par *bootstrap* l'intervalle de confiance du pourcentage de bons membres (sensibilité ou précision) sachant la phase ENSO ou MJO, en effectuant 1000 tirages avec remise des paires concernées. Si l'intervalle de confiance à 95% (délimité par les centiles 2.5 et 97.5 des 1000 tirages) n'inclut pas la sensibilité ou la précision moyenne sans distinction de phase, on considère que la phase ENSO ou MJO est associée à une augmentation ou une diminution significative de la sensibilité ou de la précision.

Par ailleurs, on souhaite savoir si les résultats obtenus sont propres à un système de prévision S2S particulier ou s'ils peuvent raisonnablement être généralisés à la prévision numérique infra-saisonnaire en général. Pour cela, l'influence des phases de l'ENSO et de la MJO est mise en évidence sur les six systèmes S2S, ainsi que sur le regroupement de tous leurs membres,

Événement prévu	Événement observé		Précision (% bons membres <i>a priori</i>)
	Oui	Non	
Oui	a	b	$a/(a + b)$
Non	c	d	
Sensibilité (% bons membres <i>a posteriori</i>)	$a/(a + c)$		

TABLEAU 5.1 – Illustration du calcul du pourcentage de bons membres, selon le point de vue *a posteriori* du climatologue et le point de vue *a priori* du prévisionniste, à partir d'une table de contingence.

à l'instar du multi-modèle tous membres du Chapitre 3. On considère alors en priorité les effets les plus robustes de l'ENSO et de la MJO, qui apparaissent dans le multi-modèle et se retrouvent fréquemment parmi les systèmes individuels.

5.3 Conditions de grande échelle *a posteriori* favorables à l'anticipation de fortes pluies

Cette section est dédiée au point de vue *a posteriori* du climatologue, lorsqu'il s'agit de déterminer si des événements de fortes pluies qui surviennent dans un état donné de l'ENSO ou de la MJO ont plus de chances d'être anticipés que d'autres. Bien que ce point de vue ne soit pas applicable en temps réel, il permet d'éclairer la prévisibilité des cas étudiés Section 5.5.

5.3.1 L'influence de l'ENSO

Au chapitre précédent, la Figure 4.1 a montré que le quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie est significativement plus fréquent en La Niña et significativement moins fréquent en El Niño. Cela signifie-t-il pour autant que les fortes précipitations survenant en La Niña sont plus facilement prévues ? Pour vérifier cela, on considère la sensibilité $a/(a + c)$ (voir Tableau 5.1) sachant la phase de l'ENSO. La Figure 5.1 représente cette analyse sous la forme de variations de la sensibilité par rapport à la sensibilité moyenne lorsqu'on ne stratifie pas par phase ENSO. Ces sensibilités moyennes de référence sont indiquées entre parenthèses sur la gauche pour chaque système et chaque échéance. Le rouge indique que les événements sont significativement mieux prévus d'après le test *bootstrap* à 95%, et le bleu indique qu'ils sont significativement moins bien prévus.

Les deux premiers panneaux de la Figure 5.1 représentent les résultats pour les systèmes de Météo-France et de l'ECMWF, tandis que le troisième panneau résume ce que l'on obtient en mélangeant tous les membres des six systèmes S2S. Par souci de concision, les résultats pour les quatre autres systèmes ne sont pas représentés car ils sont similaires. D'après la figure, la sensibilité est significativement plus élevée en phase La Niña et significativement plus faible en phase El Niño. Un tel constat se vérifie à toutes les échéances.

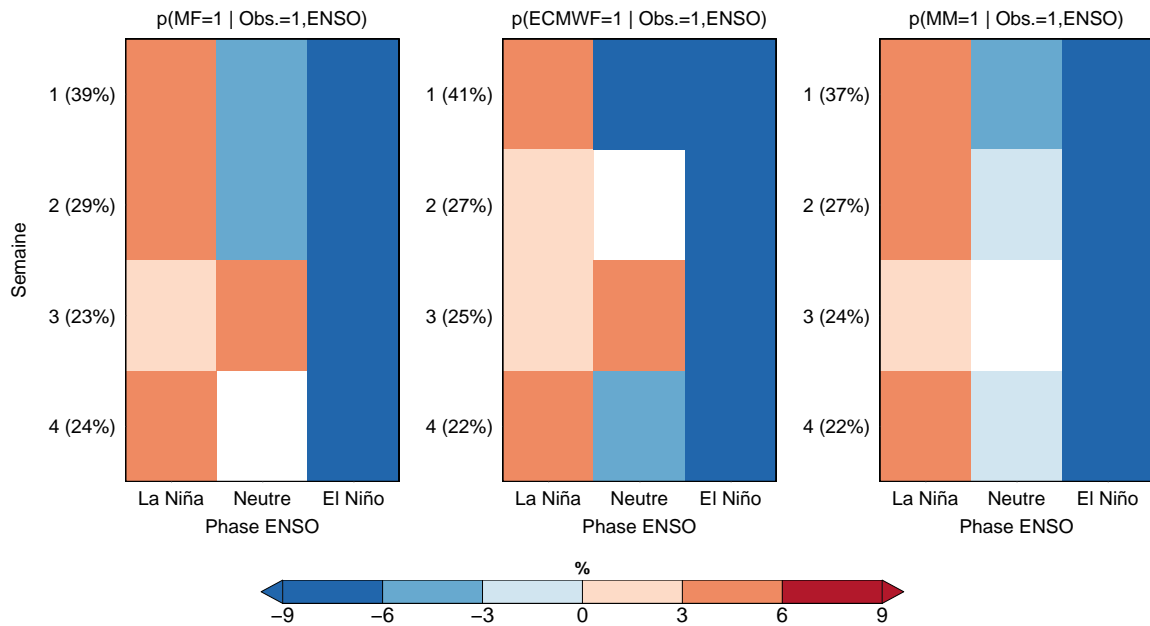


FIGURE 5.1 – Variation de la sensibilité des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de l’ENSO. À gauche : Météo-France. Au centre : ECMWF. À droite : regroupement des 74 membres BoM, CMA, ECCC, ECMWF, MF et UKMO. Les sensibilités de chaque système, toutes phases confondues, sont indiquées à gauche entre parenthèses. Les cases blanches correspondent à des variations non significatives à 95% d’après un test *bootstrap*.

Toutefois, l’influence de La Niña et d’El Niño n’est pas symétrique : la diminution de la sensibilité en El Niño est plus importante que ne l’est son augmentation en La Niña. En effet, en El Niño, beaucoup d’événements de fortes pluies sont liés à des phénomènes de petite échelle peu prévisibles (comme des épisodes pluvio-orageux liés au relief calédonien), ce qui dégrade la sensibilité. En phase La Niña, il y a certes une augmentation du nombre d’événements prévisibles liés à des structures de grande échelle, qui permet d’accroître la sensibilité, mais les événements peu prévisibles (similaires à ceux que l’on trouve en El Niño) continuent d’exister et limitent les possibilités d’amélioration.

Quant aux fortes pluies se produisant en conditions ENSO neutres, leur prévisibilité est moins uniforme selon les échéances et les systèmes S2S, y compris ceux qui ne sont pas montrés. Par la suite, on considérera, comme souvent, qu’il n’y a pas de signal particulier lié à l’ENSO lorsqu’on est dans cette phase et on n’en tirera pas de conclusion particulière.

5.3.2 L’influence de la MJO

Le rôle de la MJO dans le point de vue *a posteriori* est étudié avec la même méthodologie que pour l’ENSO. Le découpage des phases s’effectue en conservant les quatre regroupements 8-1, 2-3, 4-5 et 6-7 déjà utilisés au Chapitre 4, et on rajoute les cas où la MJO est inactive. Conformément à ce qui est expliqué Section 5.2.2, ce sont ici les conditions MJO dans ERA-Interim la semaine où l’événement se produit qui sont prises en compte.

La prévisibilité des fortes pluies est plus complexe à résumer lorsqu’on raisonne sur la phase

5.3 Conditions de grande échelle *a posteriori* favorables à l'anticipation de fortes pluies

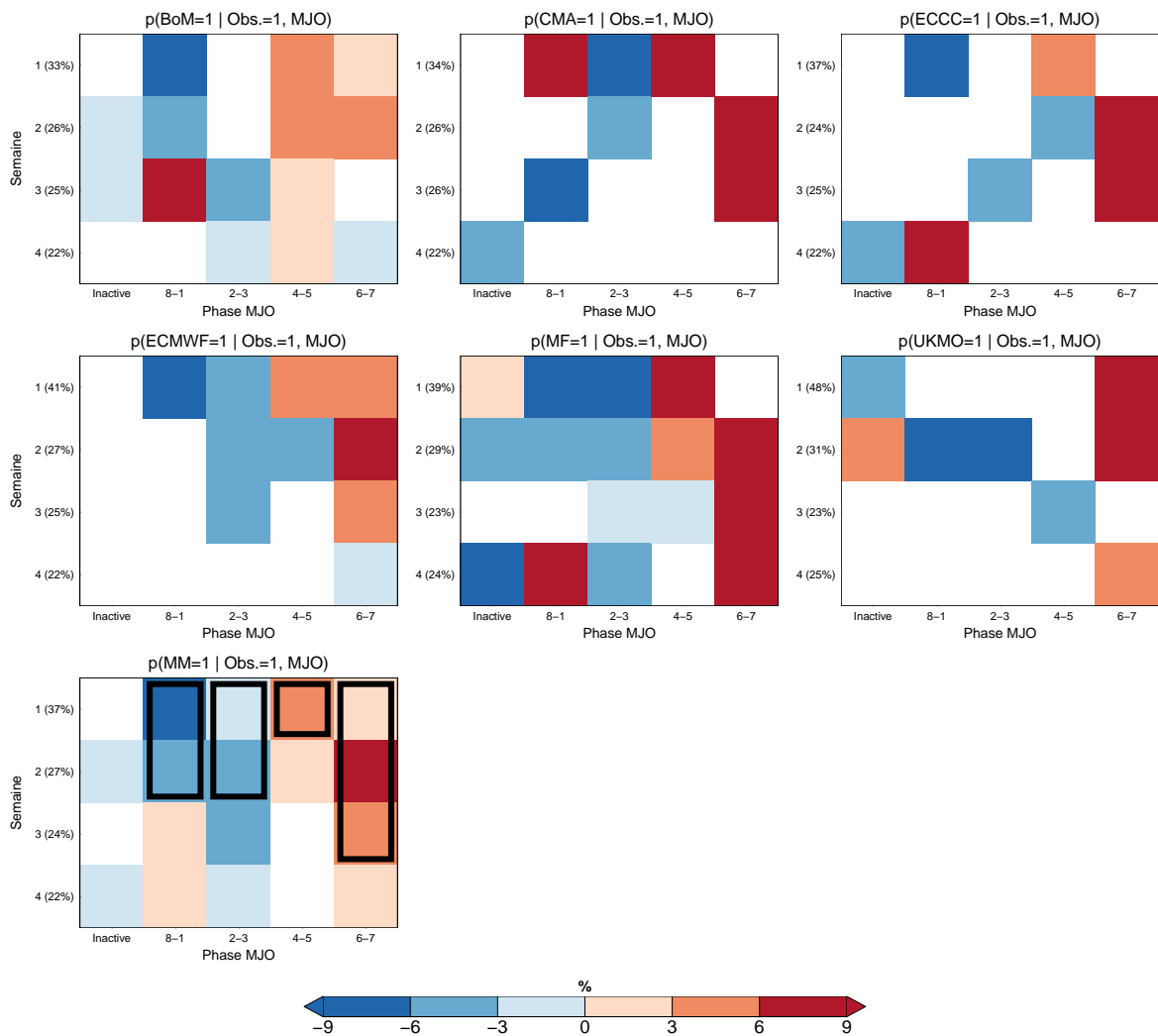


FIGURE 5.2 – Variation de la sensibilité des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de la MJO observée. Dernier panneau : regroupement des 74 membres des six systèmes (MM). Les sensibilités de chaque système, toutes phases confondues, sont indiquées à gauche entre parenthèses. Les cases blanches correspondent à des variations non significatives à 95% d’après un test *bootstrap*. Les rectangles noirs soulignent les résultats marquants similaires entre la majorité des modèles.

de la MJO que lorsqu’on s’intéresse à l’ENSO. En raison du plus grand nombre de phases, les échantillons sont de taille moindre et les variations significatives de bonnes prévisions sont plus difficiles à constater. C’est pourquoi la Figure 5.2, qui est l’équivalent de la Figure 5.1 pour la MJO, présente les résultats obtenus avec chacun des six systèmes, y compris ceux qui n’étaient pas représentés précédemment. Les conclusions qu’on en tire sont liées aux motifs revenant le plus fréquemment. Ces motifs sont indiqués par les rectangles noirs de la dernière vignette. Dans la Figure 5.2, ils concernent essentiellement les deux premières semaines, si bien que l’on déduira peu d’informations pour les échéances infra-saisonniers à partir de cette figure.

D’après la Figure 5.2, la sensibilité à une ou deux semaines d’échéance est diminuée pour les fortes précipitations qui surviennent en phases 8-1 ou 2-3. En effet, il s’agit des phases pour lesquelles ce type d’événement est peu probable, comme l’indique la Figure 5.3 reprise

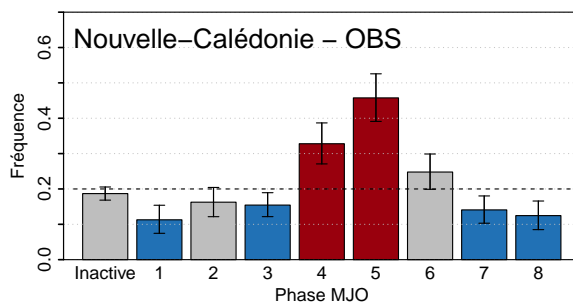


FIGURE 5.3 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires au cours des différentes phases MJO dans les précipitations MSWEP sur la zone Nouvelle-Calédonie. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 sont en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 sont en rouge (voir Chapitre 4, Figure 4.10).

du chapitre précédent. Au contraire, si l’événement est associé à une phase 4 ou 5 (ce qui est beaucoup plus probable), la sensibilité est augmentée mais uniquement en semaine 1. Enfin, la sensibilité pour les événements en phases 6-7 est significativement plus élevée jusqu’en semaine 3.

Autrement dit, de tous les cumuls hebdomadaires situés dans le quintile supérieur, ceux qui sont liés à une MJO en phase 6 ou 7 sont les plus prévisibles par les systèmes S2S. Un tel résultat s’explique assez bien par la tendance des modèles à décaler l’intensification des pluies par la MJO vers les phases 6-7 plutôt que vers les phases 4-5, comme cela a été mis en évidence au chapitre précédent (Section 4.4.2). Annoncer des fortes pluies en Nouvelle-Calédonie plus souvent qu’il ne le faudrait en phases 6-7 permet que les événements qui ont réellement lieu durant ces phases soient plus fréquemment anticipés.

5.3.3 Bilan

Avec le point de vue *a posteriori* du climatologue, les fortes pluies en Nouvelle-Calédonie qui ont de bonnes chances d’être prévues par les systèmes de prévision S2S sont :

- les pluies survenant en La Niña (par rapport à celles de phase ENSO neutre ou El Niño)
- les pluies survenant en phases MJO 6-7 (jusqu’à la semaine 3).

Ces critères sont pris en compte de manière empirique dans les études de cas de la Section 5.5. Par ailleurs, ils ne s’excluent pas mutuellement, et laissent envisager une prévisibilité plus marquée lorsqu’on croise les situations entre elles. De tels croisements ne sont pas présentés ici par souci de concision. Dans le cas où on se retrouve avec une phase ENSO et une phase MJO dont les effets sur la sensibilité sont contraires, c’est l’effet lié à l’ENSO qui prime quasi-systématiquement tant que la variation de sensibilité reste significative. Quelque soit la phase de la MJO, un événement de fortes pluies en El Niño a donc une prévisibilité plus faible que la moyenne et inversement en La Niña.

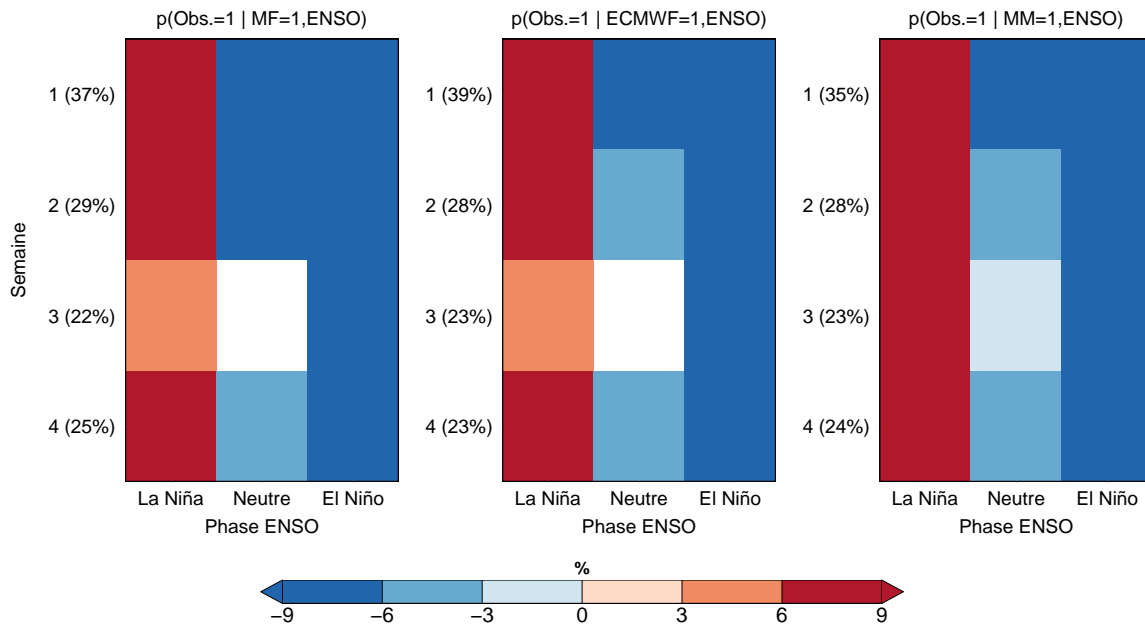


FIGURE 5.4 – Variation de la précision des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de l’ENSO. À gauche : Météo-France. Au centre : ECMWF. À droite : regroupement des 74 membres BoM, CMA, ECCC, ECMWF, MF et UKMO. Les précisions de chaque système, toutes phases confondues, sont indiquées à gauche entre parenthèses. Les cases blanches correspondent à des variations non significatives à 95% d’après un test *bootstrap*.

5.4 Les opportunités liées aux conditions de grande échelle en Nouvelle-Calédonie

Dans cette section, l’enjeu est de repérer les fenêtres d’opportunité de la prévision des fortes pluies en Nouvelle-Calédonie en adoptant le point de vue *a priori* du prévisionniste. Tous les membres retenus annoncent un cumul hebdomadaire de précipitations dans le quintile supérieur, et l’enjeu est de savoir s’ils se trompent ou non en considérant la précision $a/(a+b)$.

5.4.1 Les opportunités liées à l’ENSO

L’influence du contexte ENSO sur la précision des prévisions S2S est similaire à celle que l’on observe sur la sensibilité à la Figure 5.1. En effet, la Figure 5.4 illustre d’une manière très claire que la précision est significativement plus faible en El Niño et significativement plus élevée en La Niña. Il s’agit d’un résultat attendu, puisqu’il est intuitivement plus facile pour des prévisions de fortes pluies de tomber juste lorsque l’événement est fréquent (en La Niña) que lorsqu’il l’est moins (en El Niño). Cependant, rien n’interdirait un autre comportement de la part des modèles, par exemple un trop grand nombre de prévisions de fortes pluies en La Niña, dont une part significativement plus importante aurait été erronée. Il s’avère que ce n’est pas le cas.

Par conséquent, l’état de l’ENSO fournit un premier élément pour l’identification de fenêtres d’opportunité. Du point de vue du prévisionniste, l’annonce de fortes pluies en Nouvelle-

Calédonie par les systèmes de prévision S2S à trois ou quatre semaines d'échéance, lorsqu'on est en phase La Niña, est un signal qui requiert de surveiller l'évolution de la situation.

5.4.2 Les opportunités liées à la MJO prévue

La Figure 5.5 fait ressortir la précision pour les membres prévoyant un quintile hebdomadaire supérieur, selon la phase de la MJO dans le « monde des modèles ». Une attention particulière est portée aux résultats significatifs qui se retrouvent d'un système à l'autre dans les échéances infra-saisonniers, en semaines 3 et 4. À ces échéances, on constate tout d'abord que la précision associée à une MJO en phase 6 ou 7 est significativement plus faible. Il s'agit d'une compensation par rapport à l'augmentation de sensibilité durant ces mêmes phases qui a été constatée à la Figure 5.2 : les phases 6 et 7 sont des phases où les modèles ont tendance à faire plus de pluies qu'il n'y en a réellement, ce qui produit certes une meilleure détection des événements qui ont lieu, mais aussi un plus grand nombre d'événements annoncés à mauvais escient.

Par ailleurs, les semaines 3 et 4 sont caractérisées par une précision qui est aussi plus faible en phases 8-1, tandis qu'elle est significativement plus élevée en phases 2-3. La prévision de fortes pluies à trois ou quatre semaines conjointement avec une MJO prévue en phases 2-3 représente donc une fenêtre d'opportunité typiquement infra-saisonnaire. Il est intéressant de constater que cette fenêtre se situe en avance de phase par rapport au pic de précipitations des phases 4-5.

Enfin, même si on ne s'y intéresse pas prioritairement dans le cadre de cette thèse, la Figure 5.5 met en évidence des résultats significatifs sur les deux premières semaines. À ces échéances, une opportunité existe lorsque la MJO est prévue en phases 4-5, c'est-à-dire lorsqu'elle est très favorable à de fortes pluies. Au contraire, lorsqu'elle est prévue en phases 8-1 et 6-7, la confiance que l'on peut accorder à la prévision de fortes pluies est réduite, d'une manière similaire ce que l'on a observé en semaines 3 et 4.

5.4.3 Les opportunités liées aux conditions MJO initiales

L'objet de cette section est de savoir quelle confiance accorder à des prévisions qui annoncent de fortes pluies, en fonction de la phase MJO à leur initialisation entre une et quatre semaines auparavant. L'idée sous-jacente est qu'on suppose les modèles capables de propager raisonnablement bien la MJO jusque dans la fenêtre infra-saisonnaire. Ainsi, on s'attend à ce qu'une initialisation en MJO active dans l'océan Indien puisse être suivie quelques semaines plus tard par une MJO active sur le Continent Maritime ou à l'entrée de l'océan Pacifique, à la fois bien prévue et favorable à des précipitations intenses en Nouvelle-Calédonie.

La Figure 5.6 fait apparaître une telle propagation avec la précision des membres qui annoncent des pluies dans le quintile supérieur hebdomadaire. La propagation est mise en exergue par le motif rouge en « serpent », qui ressort nettement lorsqu'on regroupe les membres de tous les modèles, mais se retrouve aussi d'un système individuel à l'autre. L'interprétation de ce motif est la suivante. Lorsqu'on initialise une prévision en phases 8-1, il y a de fortes chances que la MJO se retrouve trois à quatre semaines plus tard en phases 4-5, qui sont les phases où les fortes pluies en Nouvelle-Calédonie sont favorisées. Ainsi, une confiance accrue peut être accordée à des prévisions qui annoncent des précipitations dans le quintile supérieur

5.4 Les opportunités liées aux conditions de grande échelle en Nouvelle-Calédonie

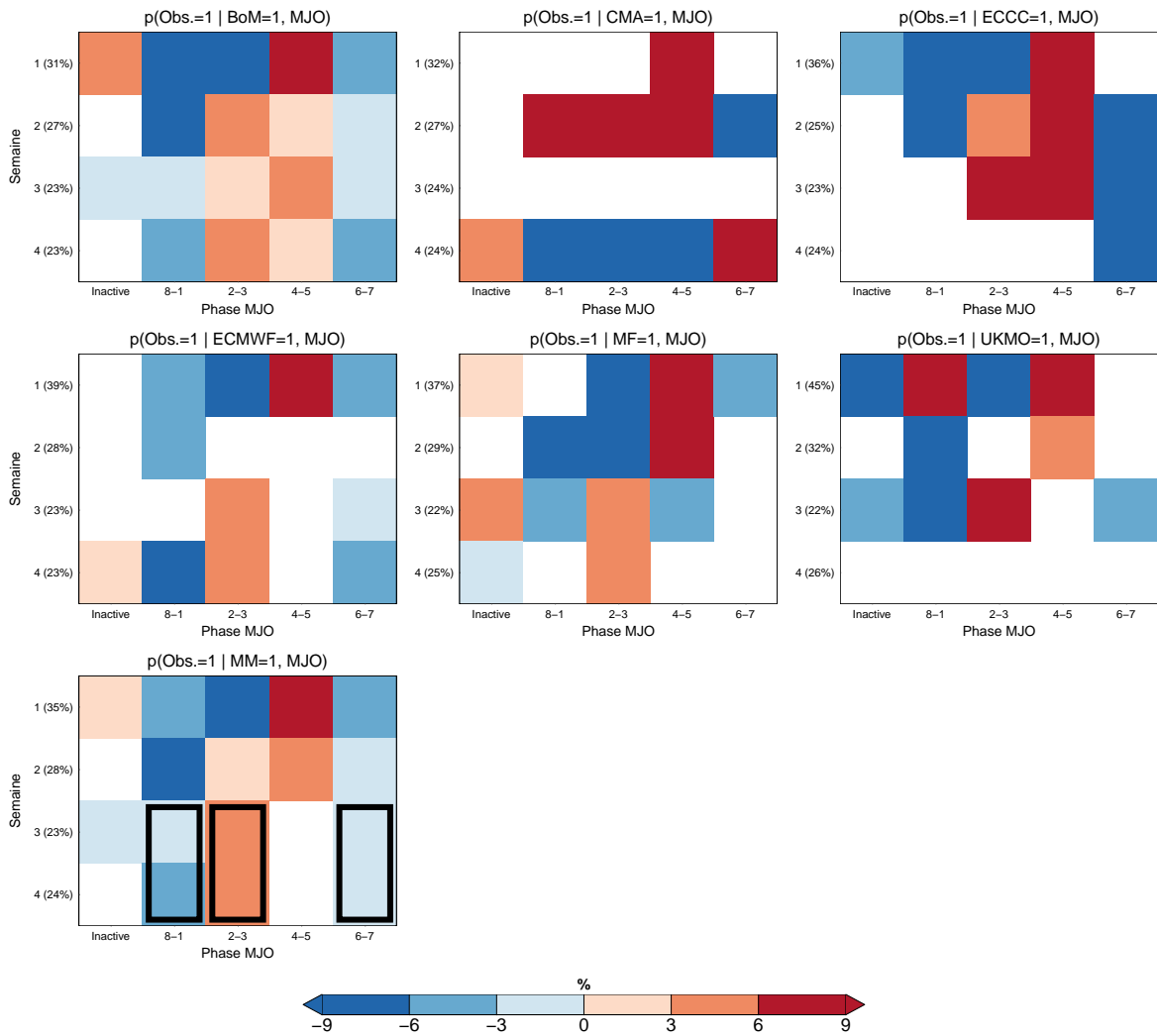


FIGURE 5.5 – Variation de la précision des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de la MJO prévue par chaque membre. Dernier panneau : regroupement des 74 membres des six systèmes (MM). Les précisions de chaque système, toutes phases confondues, sont indiquées à gauche entre parenthèses. Les cases blanches correspondent à des variations non significatives à 95% d’après un test *bootstrap*. Les rectangles noirs soulignent les résultats marquants similaires entre les différents modèles.

trois ou quatre semaines après une initialisation en phases 8-1. La même interprétation peut être faite pour une initialisation en phases 2-3, mais avec un décalage temporel : comme les phases 4-5 arrivent à une échéance moins longue après les phases 2-3, la fenêtre d’opportunité où les prévisions de fortes pluies sont très pertinentes s’étend de la semaine 1 à la semaine 3. Enfin, bien que cela ne concerne pas les échéances S2S, le même raisonnement explique aussi pourquoi, lors d’une initialisation en phases 4-5, c’est en semaine 1 (lorsque la MJO a de fortes chances d’être toujours dans ces mêmes phases) que l’on peut accorder une confiance particulière à des prévisions de fortes pluies.

Au contraire, lorsque les conditions MJO initiales laissent entrevoir une MJO en phases 6-7 ou 8-1 trois ou quatre semaines plus tard, tout membre prévoyant de fortes pluies à ces échéances a significativement moins de chances de tomber juste. En effet, on se retrouve dans

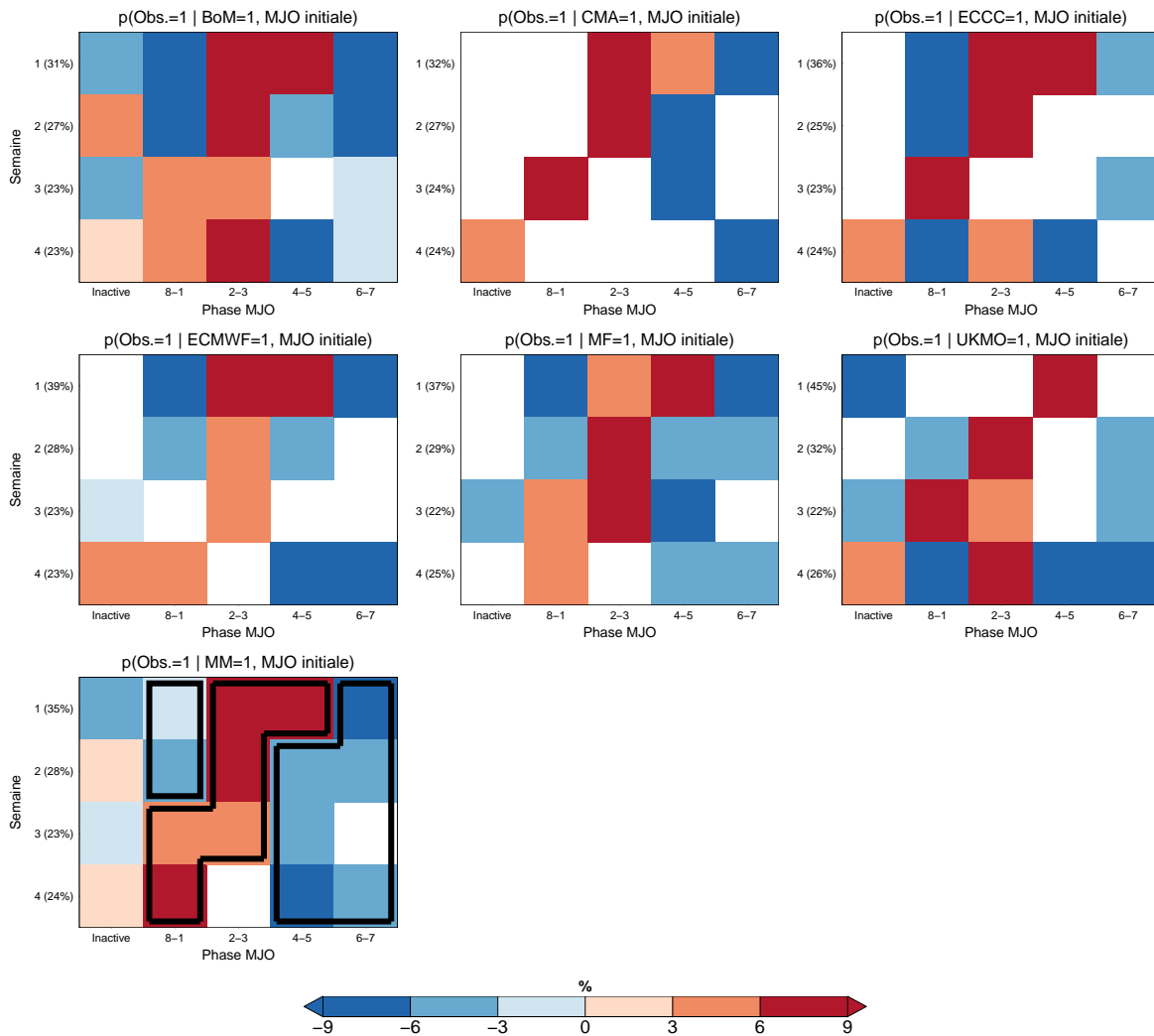


FIGURE 5.6 – Variation de la précision des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de la MJO observée à l’initialisation. Dernier panneau : regroupement des 74 membres des six systèmes (MM). Les précisions de chaque système, toutes phases confondues, sont indiqués sur la gauche. Les cases blanches correspondent à des variations non significatives à 95% d’après un test *bootstrap*. Les rectangles noirs soulignent les résultats marquants similaires entre les différents modèles.

les situations où la précision est diminuée qui ont déjà mises en évidence dans la section précédente. C’est pourquoi une initialisation en phases 4-5 est une opportunité en semaine 1 tandis qu’elle est associée à une diminution de la précision dès la semaine 2, puisque la phase prévue à cette échéance sera vraisemblablement la phase 6 ou 7. Ces situations où la précision est diminuée dans la Figure 5.4 sont mises en exergue par la forme noire sur la droite de la dernière vignette.

5.4.4 Bilan

Avec le point de vue *a priori* du prévisionniste, les événements de fortes pluies prévus dans la fenêtre infra-saisonnière auxquels on accordera le plus de crédit sont :

- les événements prévus en La Niña
- les événements prévus conjointement à une MJO en phases 2-3
- les événements prévus par une prévision initialisée avec une MJO active en phases 8-1 ou 2-3.

Tout comme il existe des situations croisées de prévisibilité *a posteriori* (voir Section 5.3.3), il existe des fenêtres d’opportunité croisées, par exemple si de fortes pluies sont prévues dans un contexte La Niña trois à quatre semaines après une initialisation avec la MJO en phase 8 ou 1. Encore une fois, si jamais les effets de l’ENSO sur la précision sont contradictoires avec ceux de la MJO (initiale ou prévue), c’est l’ENSO qui prime lorsque les deux sont pris en compte simultanément (non montré). Ainsi, les membres qui prévoient de fortes pluies en contexte El Niño ont toujours significativement plus de chance de se tromper, même s’ils ont été initialisés avec une MJO en phases 8-1 ou 2-3.

Ces résultats avec le point de vue *a priori* du prévisionniste, mis en regard avec les études de cas de la section suivante, permettent d’établir la démarche empirique de repérage des fenêtres d’opportunité qui est décrite en conclusion de ce chapitre.

5.5 Études de cas

5.5.1 Présentation des cas retenus

Les cas étudiés ont été identifiés à partir du site Internet « Pluies extrêmes » de Météo-France consacré à la Nouvelle-Calédonie¹. L’onglet « Cartes pluviométriques » permet de retrouver des événements de pluies extrêmes et les cartes de précipitations associées. On utilise les critères de sélection les moins exigeants que propose la plate-forme, afin de ne pas omettre des cas qui pourraient s’avérer intéressants : seuil de précipitations à 160 mm sur la durée de l’événement (le plus bas proposé par le site) pour au moins l’une des neuf zones d’un découpage prédéfini du territoire.

On sélectionne les événements se produisant sur les mois de décembre, janvier, février et mars pour les années allant de 1996 à 2013, qui correspondent aux 18 années communes de re-prévisions des six systèmes S2S utilisés dans les sections précédentes. Le mois de mars a été inclus dans la mesure où certaines dates de démarrage en février couvrent aussi une partie du mois de mars en semaines 3 et 4. Par ailleurs, on se restreint aux événements qui s’étendent sur au moins deux jours, en supposant que les événements de pluies sur plusieurs jours sont plus facilement prévisibles aux échéances infra-saisonniers que les événements qui durent moins d’un jour.

Les événements ainsi conservés ont tous une durée comprise entre deux et six jours. Afin de se ramener au cadre de travail de cette thèse, on incorpore ces événements au sein d’une fenêtre hebdomadaire. Cette fenêtre est définie comme la fenêtre de sept jours qui contient l’événement, et dont la moyenne des précipitations de référence MSWEP sur les 12 points de grille de Nouvelle-Calédonie est maximale. Cependant, les événements en question ont été caractérisés grâce au réseau d’observation de Météo-France (lames d’eau radar, stations pluviométriques) sur des durées inférieures à la semaine. Il faut donc s’assurer qu’il s’agit toujours de fortes pluies dans les données de référence MSWEP lorsqu’ils sont ramenés sur

1. <http://pluiesextremes.meteo.fr/nouvelle-caledonie>, consulté le 7 juillet 2020.

une fenêtre hebdomadaire. On ne conserve donc que ceux dont les précipitations MSWEP moyennes, sur les 7 jours et les 12 points de grille de la Nouvelle-Calédonie regroupés, se trouvent dans le quintile supérieur de leur climatologie.

Par ailleurs, on impose que la fenêtre hebdomadaire représentant l’événement soit intégralement comprise entre les échéances $d + 5$ et $d + 32$ dans le calendrier de re-prévisions (où d est la date de démarrage). Le but de cette restriction est que l’événement, sous forme d’une fenêtre hebdomadaire, se trouve dans les limites des semaines 1 à 4 pour au moins une date de démarrage. On rappelle à ce titre que la convention adoptée dans cette thèse fait débiter la semaine 1 au jour $d + 5$ tandis que la semaine 4 s’achève au jour $d + 32$.

37 événements sont sélectionnés par cette procédure. Les prévisions probabilistes de quatre d’entre eux sont présentées ici pour l’échéance la plus proche possible de la semaine 3 (entre $d + 19$ et $d + 25$). À l’instar du Chapitre 4, on dresse la comparaison entre les prévisions des systèmes S2S de Météo-France et de l’ECMWF, avant et après application de la prévision statistico-dynamique. On précise que cette approche statistico-dynamique, identique à celle de l’article Specq et Batté (2020, calibration + *bridging*), est remise en œuvre spécifiquement sur la fenêtre hebdomadaire de chaque cas étudié. Les approches multi-modèle tous membres et multi-modèle avec pondération optimale, introduites au Chapitre 3, ont aussi été considérées mais leurs résultats ne sont pas présentés dans cette section par souci de concision. Ils figurent en Annexe D.

Les quatre événements traités ont été choisis non seulement parce qu’on disposait de leur prévision à échéance semaine 3 (ce n’est pas toujours le cas compte tenu de l’échantillon de re-prévisions utilisé), mais aussi pour illustrer un certain nombre de situations différentes du point de vue :

- du contexte lié à l’ENSO et la MJO
- de la qualité de la prévision par les systèmes S2S
- de la comparaison entre les systèmes de Météo-France et de l’ECMWF
- de la comparaison entre la prévision probabiliste sans et avec application de l’approche statistico-dynamique.

Les prévisions de ces quatre événements sont décrites et commentées dans les sections qui suivent.

5.5.2 Cas n°1 : 6-8 février 2001

Fenêtre hebdomadaire	Phase ENSO	Phase MJO (init. S -3)	Phase MJO (cible)	Sensibilité MF S3 (%)	Sensibilité ECMWF S3 (%)
6-12 fév. 2001	La Niña	3	4	26.7	35.3

TABLEAU 5.2 – Caractéristiques de l'événement de fortes pluies du 6 au 8 février 2001. Phase « init. S -3 » : phase MJO dans ERA-Interim à l'initialisation trois semaines avant l'événement. Phase « cible » : phase MJO dans ERA-Interim pendant l'événement. Sensibilités en semaine 3 : pourcentage des membres prévoyant le quintile supérieur au 6-12 février 2001 sachant qu'il s'est réellement produit, sur les 12 points de grille de Nouvelle-Calédonie. Une sensibilité en italique est inférieure à la sensibilité moyenne en semaine 3 sur l'ensemble des re-prévisions de la période DJF 1996-2013 (23% pour MF, 25% pour ECMWF) et une sensibilité en gras est supérieure.

Le premier cas présenté est celui d'un événement qui s'est déroulé sur trois jours du 6 au 8 février 2001. Durant cette période, un volume d'eau de 1144 millions de m³ est tombé sur le territoire pour une épaisseur moyenne de lame d'eau de 61 mm. La région la plus affectée a été le sud de la Grande Terre, où les cumuls ont atteint jusqu'à 300 mm sur la durée de l'événement. Dans cette étude de cas, cet événement est ramené à la fenêtre hebdomadaire du 6 au 12 février. Les différents éléments qui sont utilisés pour le décrire sont détaillés ci-dessous. La même description sera adoptée dans les trois autres cas :

- Le Tableau 5.2 indique les principales informations relatives au contexte de grande échelle, et à la prévision de l'événement à trois semaines d'échéance (initialisée ici autour du 22 janvier).
- La Figure 5.7 présente les précipitations observées sur le domaine Pacifique Sud-Ouest tropical durant la semaine cible sous forme du centile de la climatologie à chaque point de grille. L'échelle de couleur permet d'identifier les points pour lesquels le quintile supérieur du cumul hebdomadaire est atteint (en rouge foncé). La Figure 5.7 présente également les prévisions probabilistes du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires sur la semaine cible dans les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF à trois semaines d'échéance (ici pour une initialisation au 21 ou 22 janvier), sans et avec approche statistico-dynamique. Seuls les points où les probabilités sont supérieures à la probabilité climatologique de 20% sont colorés en rouge.
- La Figure 5.8 représente la comparaison entre la MJO prévue sur la semaine cible trois semaines avant, et la MJO qui a effectivement été observée. La représentation de la MJO prévue (en moyenne hebdomadaire) est une représentation probabiliste initialement proposée par Marshall et al. (2016b). Les couleurs de chaque quadrant indiquent la probabilité que l'on soit dans la phase correspondante (MJO inactive comprise). Les phases en blanc ne sont prévues par aucun membre. Dans le cas des phases de MJO active, le rayon de l'arc de cercle indique la moyenne des amplitudes MJO concernées, tandis que la barre noire représente les amplitudes minimales et maximales prévues par les membres en question. La flèche noire en traits pleins montre l'évolution journalière de la MJO dans ERA-Interim sur la semaine cible, précédée par l'évolution journalière de la MJO depuis l'initialisation de la prévision (en traits discontinus).

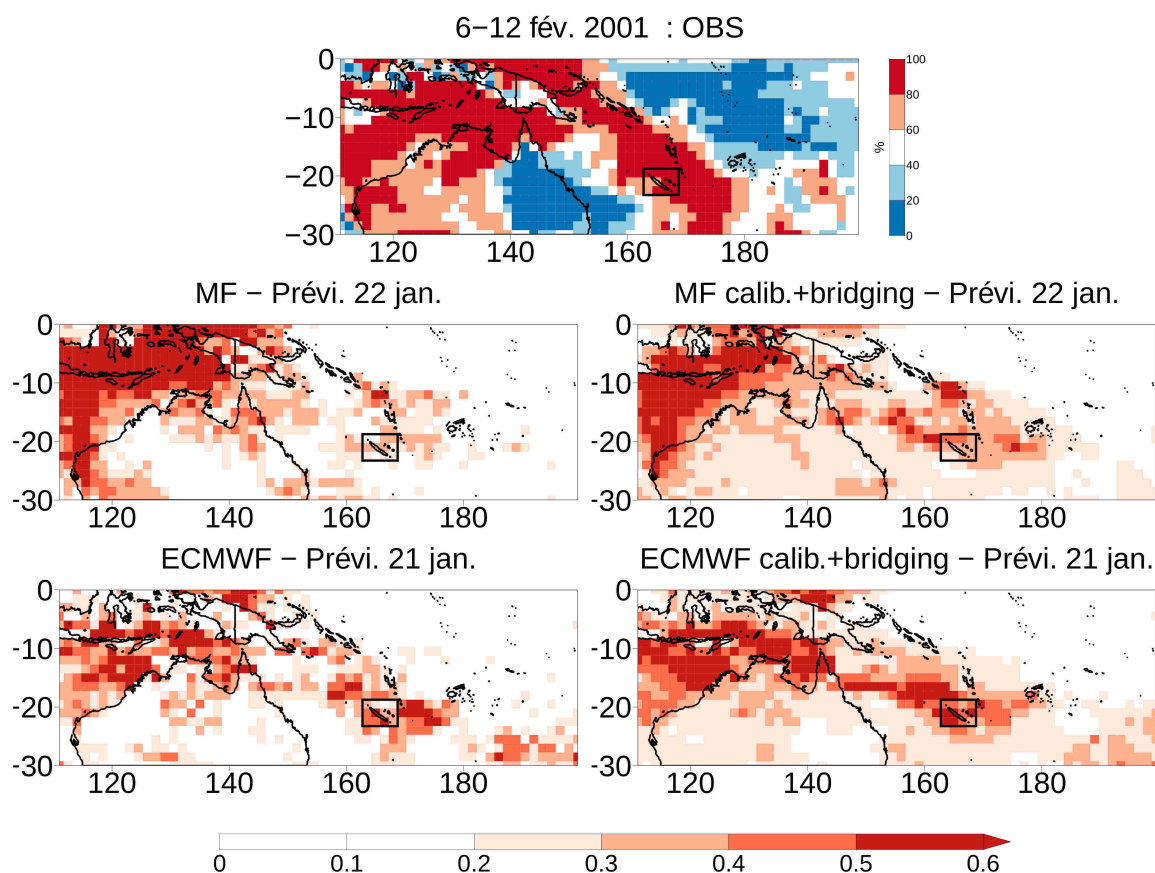


FIGURE 5.7 – En haut : centile de la climatologie observé sur la cible du 6-12 février 2001 (le rouge foncé de l'échelle de couleur signale l'occurrence du quintile supérieur). En bas : probabilité d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires prévues par les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF sur la semaine cible à trois semaines d'échéance, avant (à gauche) et après (à droite) application de l'approche statistico-dynamique détaillée au Chapitre 4.

- La Figure 5.9 indique les prévisions de MJO par les membres qui prévoient l'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires sur au moins l'un des points de la boîte Nouvelle-Calédonie où un tel événement a réellement été constaté. Elle fait écho aux résultats de la Figure 5.5 pour en déduire la confiance que l'on peut accorder *a priori* aux événements prévus, au vu de la phase MJO associée dans les modèles.

L'événement du 6 au 8 février 2001 était assez probable car les conditions ENSO (La Niña) et MJO (phase 4) au moment de sa survenue y étaient toutes deux favorables. Comme le soulignent à la fois les sensibilités indiquées dans le Tableau 5.2 et les panneaux de gauche de la Figure 5.7, les deux systèmes avaient raisonnablement bien anticipé un signal de fortes pluies sur la Nouvelle-Calédonie, bien que celui-ci ait été beaucoup plus marqué dans le système de l'ECMWF que dans celui de Météo-France.

La Figure 5.8 montre quant à elle que cette bonne anticipation des précipitations s'est accompagnée d'une bonne prévision de la MJO, en particulier dans le système de Météo-France qui annonçait une forte probabilité de se trouver en phase 4. Le contexte était favorable à une prévision de la MJO réussie dans la mesure où l'initialisation avait lieu durant une MJO déjà active et en cours de propagation sur l'océan Indien. Du fait de ces conditions MJO prévues

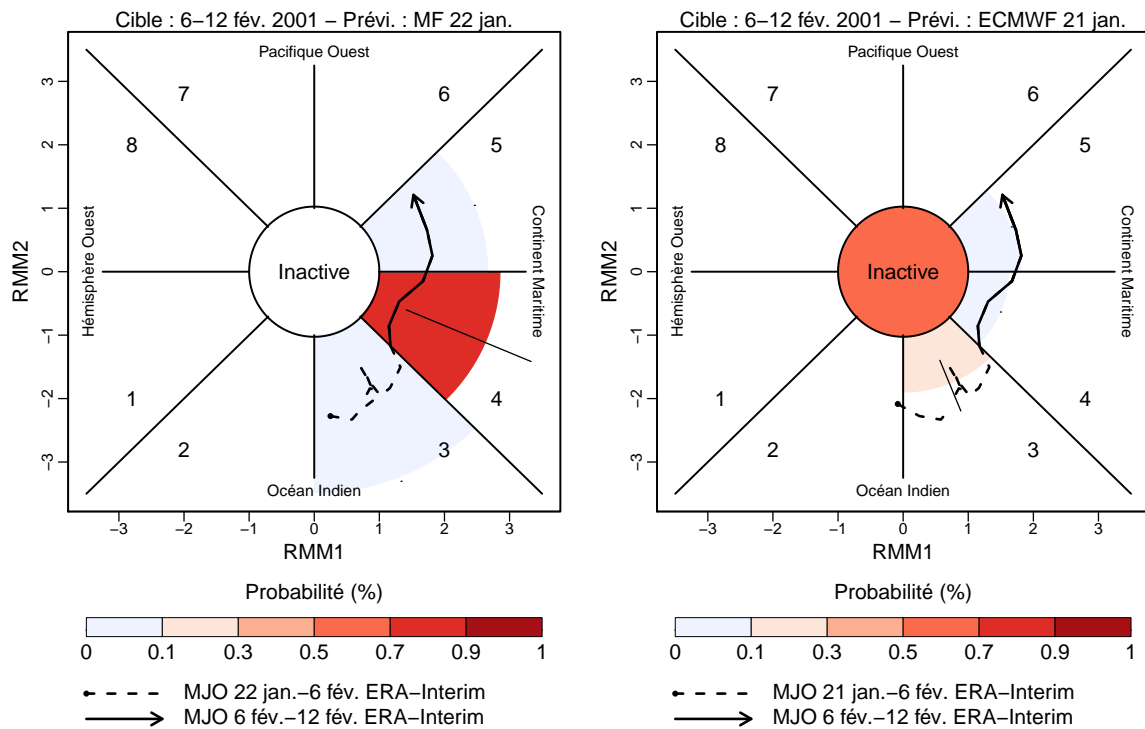


FIGURE 5.8 – Prévision probabiliste de la MJO moyenne sur la semaine cible (6-12 février 2001) à trois semaines d'échéance, dans les systèmes S2S Météo-France et de l'ECMWF, suivant la représentation proposée par Marshall et al. (2016b). Le trait noir discontinu indique l'évolution de la MJO jusqu'à la semaine cible dans la référence ERA-Interim, prolongée sur la semaine cible par la flèche en trait plein.

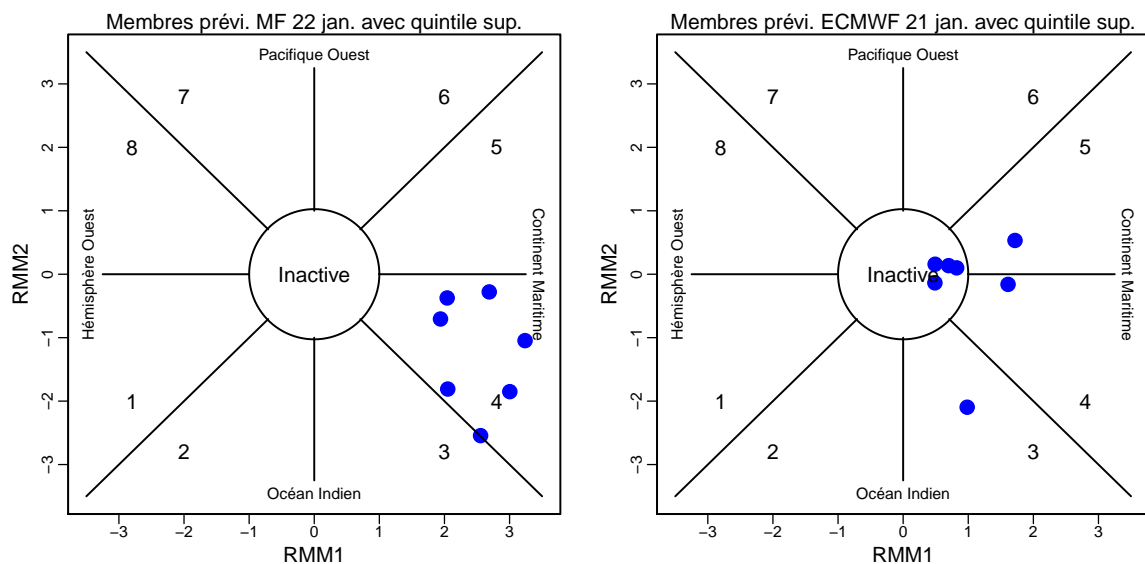


FIGURE 5.9 – MJO du 6-12 février 2001 prévue à trois semaines d'échéance par les membres des prévisions S2S annonçant un cumul hebdomadaire dans le quintile supérieur sur au moins l'un des points de grille de la boîte Nouvelle-Calédonie où un tel événement a été observé.

et des conditions La Niña, la prévision statistico-dynamique (Figure 5.7, colonne de gauche) confirme le signal de fortes pluies qui existe déjà dans les prévisions non corrigées. Même si

elle ne change pas réellement le message, l'approche statistico-dynamique se révèle bénéfique, en particulier pour le système de Météo-France où le signal initial de fortes précipitations était peu marqué.

Si l'on se réfère aux conclusions des sections précédentes, on constate *a posteriori* que l'événement avait de bonnes chances d'être prévu du fait des conditions La Niña (Figure 5.1), mais pas particulièrement du fait de son occurrence en phase MJO 4 (Figure 5.2). Par ailleurs, du point de vue *a priori*, on accorde une bonne confiance aux membres initialisés le 21/22 janvier annonçant de fortes pluies, encore une fois sur la base des conditions La Niña (Figure 5.4) mais aussi sur la base de la MJO en phase 2 à l'initialisation (Figure 5.6).

En résumé, ce cas est un cas typique de fenêtre d'opportunité liée aux conditions ENSO et MJO initiales. Les modèles sont capables de bien l'anticiper à trois semaines d'échéance et voient leurs résultats confortés par l'approche statistico-dynamique.

5.5.3 Cas n°2 : du 11 au 15 mars 2012

Fenêtre hebdomadaire	Phase ENSO	Phase MJO (init. S -3)	Phase MJO (cible)	Sensibilité MF S3 (%)	Sensibilité ECMWF S3 (%)
10-16 mar. 2012	La Niña	2	5	<i>12.4</i>	<i>10.4</i>

TABLEAU 5.3 – *Idem* Tableau 5.2 pour l'événement de fortes pluies du 11 au 15 mars 2012. Une sensibilité en italique est inférieure à la sensibilité moyenne en semaine 3 sur l'ensemble des re-prévisions de la période DJF 1996-2013 (23% pour MF, 25% pour ECMWF) et une sensibilité en gras est supérieure.

Le second événement a eu lieu du 11 au 15 mars 2012 (5 jours). Un volume de 2265 millions de m³ s'est déversé sur le territoire pour une épaisseur moyenne de lame d'eau de 122 mm. La côte Est et le sud de la Grande Terre ont été les régions les plus affectées, avec un cumul maximal enregistré localement à 624 mm. L'événement est ramené dans cette étude à la fenêtre hebdomadaire du 10 au 16 mars 2012.

Le Tableau 5.3 montre que c'est un événement très probable puisqu'il se déroule à la fois en conditions La Niña et au cours d'une MJO active en phase 5. Malgré cela, aucun des deux systèmes S2S n'est capable de l'anticiper. La Figure 5.10 (colonne de gauche) permet de comprendre ce qui se produit : les modèles ne prolongent pas suffisamment loin vers l'est les fortes anomalies pluvieuses qui se produisent au-dessus du Continent Maritime et de l'Australie.

Malgré des prévisions d'ensemble qui échouent à annoncer un signal de fortes pluies sur la Nouvelle-Calédonie, la Figure 5.12 montre que certains membres annoncent tout de même des cumuls de précipitations dans le quintile supérieur. La conjonction du contexte La Niña et de l'initialisation en phase 2 est de nature à leur accorder une certaine confiance dans le cadre de la prévision en temps réel. Ces membres peuvent donc inciter un prévisionniste à garder un œil vigilant sur l'évolution de la situation.

Par ailleurs, la Figure 5.11 montre que l'erreur des modèles n'est pas due à une mauvaise propagation de la MJO : à l'instar du cas précédent, les deux systèmes ont parfaitement été capables d'annoncer une MJO autour de la phase 5 pour la semaine cible, ce qui était facilité par une initialisation avec la MJO en phase 2. Du fait des conditions de grande échelle, à la fois favorables à de fortes pluies et bien prévues, on retient ce cas comme un exemple typique de précipitations intenses pour lesquelles l'approche statistico-dynamique présente une plus-value considérable. La Figure 5.10 (colonne de droite) le prouve.

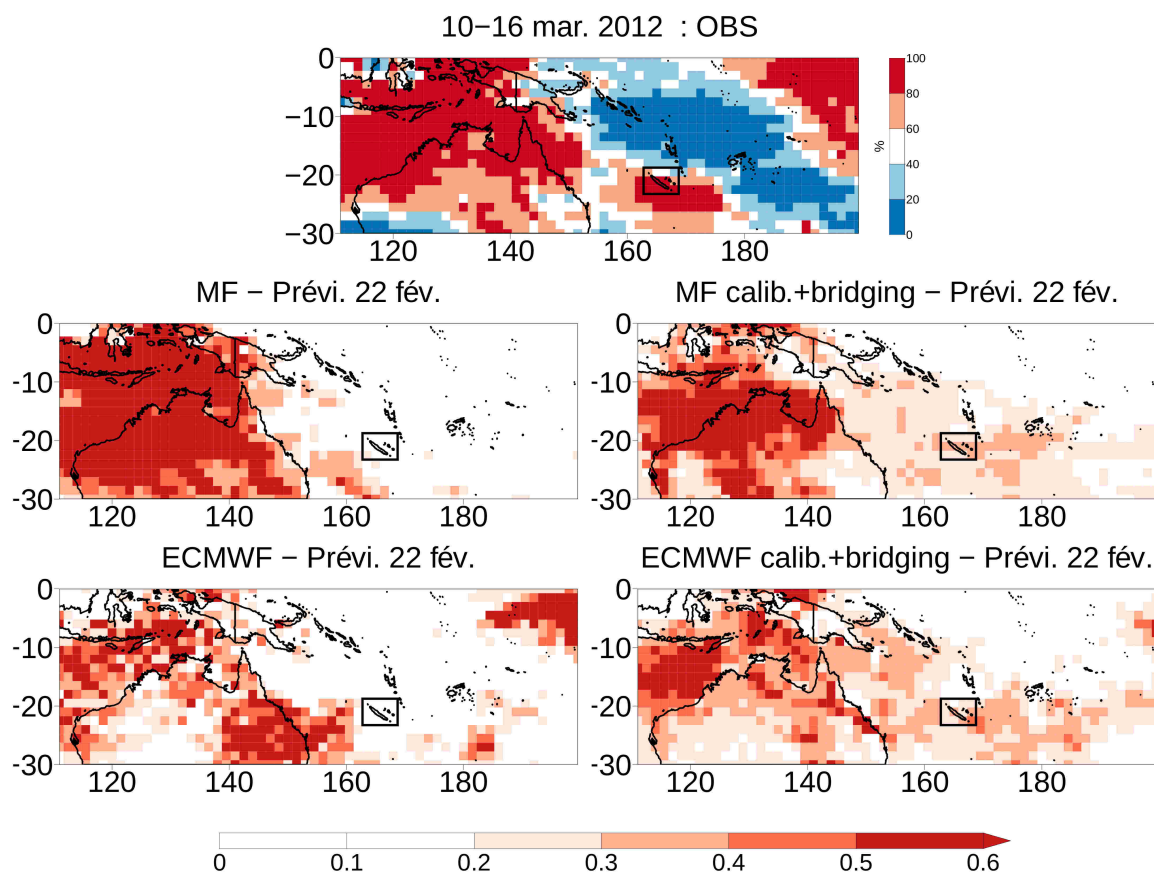


FIGURE 5.10 – *Idem* Figure 5.7 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.

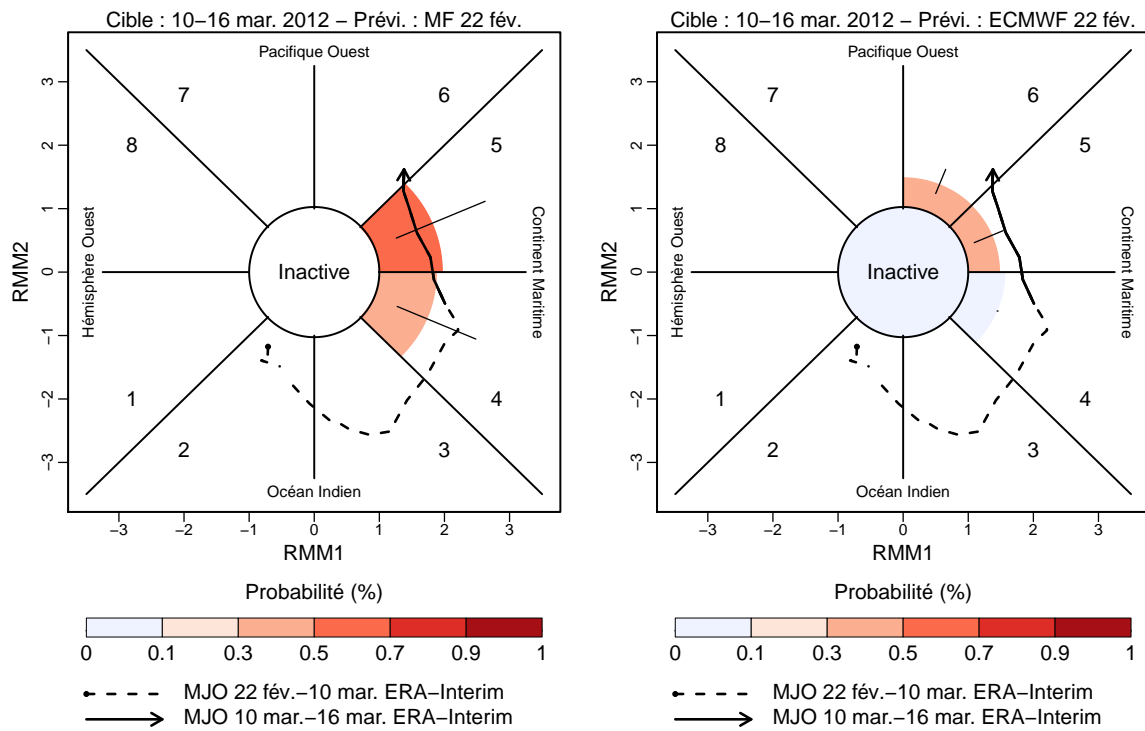


FIGURE 5.11 – *Idem* Figure 5.8 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.

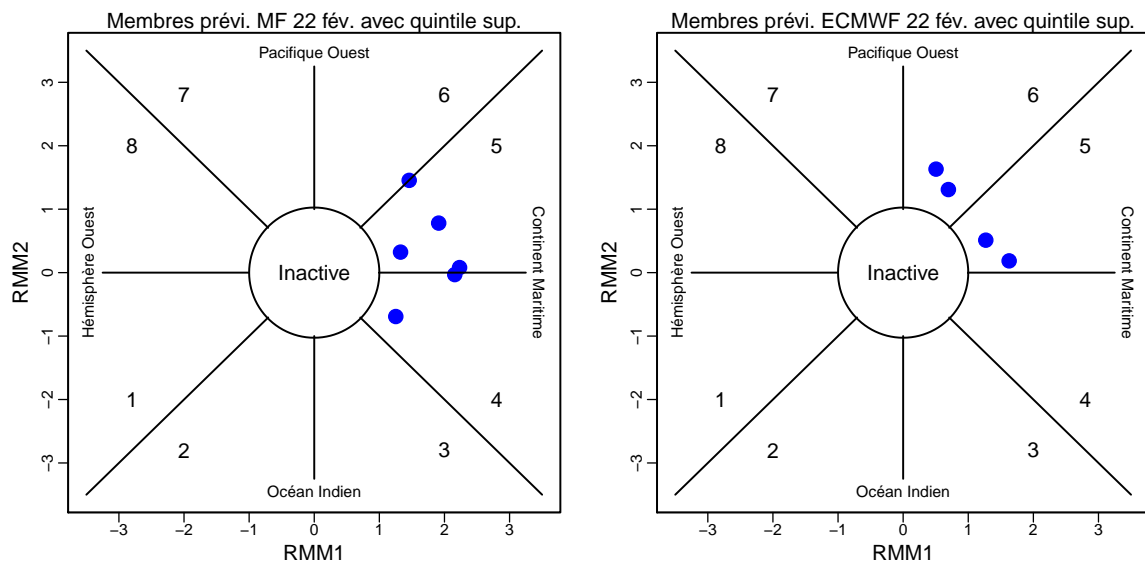


FIGURE 5.12 – *Idem* Figure 5.9 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.

5.5.4 Cas n°3 : 27 février-1^{er} mars 2006

Fenêtre hebdomadaire	Phase ENSO	Phase MJO (init. S -3)	Phase MJO (cible)	Sensibilité MF S3 (%)	Sensibilité ECMWF S3 (%)
23 fév.-1 mar. 2006	Neutre	8	3	37.5	29.5

TABLEAU 5.4 – *Idem* Tableau 5.2 pour l'événement de fortes pluies du 27 février au 1^{er} mars 2006. Une sensibilité en italique est inférieure à la sensibilité moyenne en semaine 3 sur l'ensemble des re-prévisions de la période DJF 1996-2013 (23% pour MF, 25% pour ECMWF) et une sensibilité en gras est supérieure.

Cet événement de trois jours, du 27 février au 1^{er} mars 2006, a déversé sur l'ensemble du territoire un volume de 2612 millions de m³ d'eau pour une épaisseur moyenne de lame d'eau de 141 mm. Les régions qui ont été les plus touchées sont la côte Est de la Grande Terre et les îles Loyauté. Sur la période hebdomadaire retenue (du 23 février au 1^{er} mars 2006), le Tableau 5.4 montre que les deux systèmes S2S ont été capables de prévoir l'événement, quoique de manière plus affirmée pour Météo-France. Cet événement a eu lieu alors que la MJO était active en phase 3. De plus, elle se trouvait en phase 8 trois semaines auparavant, lorsque les prévisions ont été initialisées. Du côté de l'ENSO, il n'y avait pas de signal marqué (conditions neutres).

L'un des intérêts de ce cas est de montrer les limites de l'approche statistico-dynamique : le signal ENSO n'apporte aucune information particulière et le signal MJO prévu, représenté dans la Figure 5.14, n'est pas le plus favorable à de fortes précipitations en Nouvelle-Calédonie. Ainsi, la prévision statistico-dynamique de la Figure 5.13 a tendance à atténuer les fortes précipitations alors que la prévision sans cette approche les prévoit à bon escient.

Comme pour les deux cas précédents, la situation est une fenêtre d'opportunité en semaine 3 grâce à la MJO à l'initialisation, qui est en phase 8 (voir Figure 5.6). Par ailleurs, dans ce cas précis, c'est aussi une opportunité du fait que les événements de fortes pluies sont prévus par des membres qui annoncent simultanément une MJO en phase 2 ou 3 (Figure 5.15). Cela rejoint les résultats de la Figure 5.5 qui montre que la phase 2 ou 3 est gage d'une confiance accrue envers les prévisions annonçant de fortes pluies en semaines 3 et 4.

En définitive, on retient que ce cas du 27 février au 1^{er} mars est un exemple pour lequel la prévision S2S à trois semaines d'échéance est très utile à l'anticipation de fortes pluies, avec la MJO comme principale source de prévisibilité. Toutefois, c'est un cas où l'approche statistico-dynamique est sans grand intérêt, voire contre-productive pour le système de Météo-France.

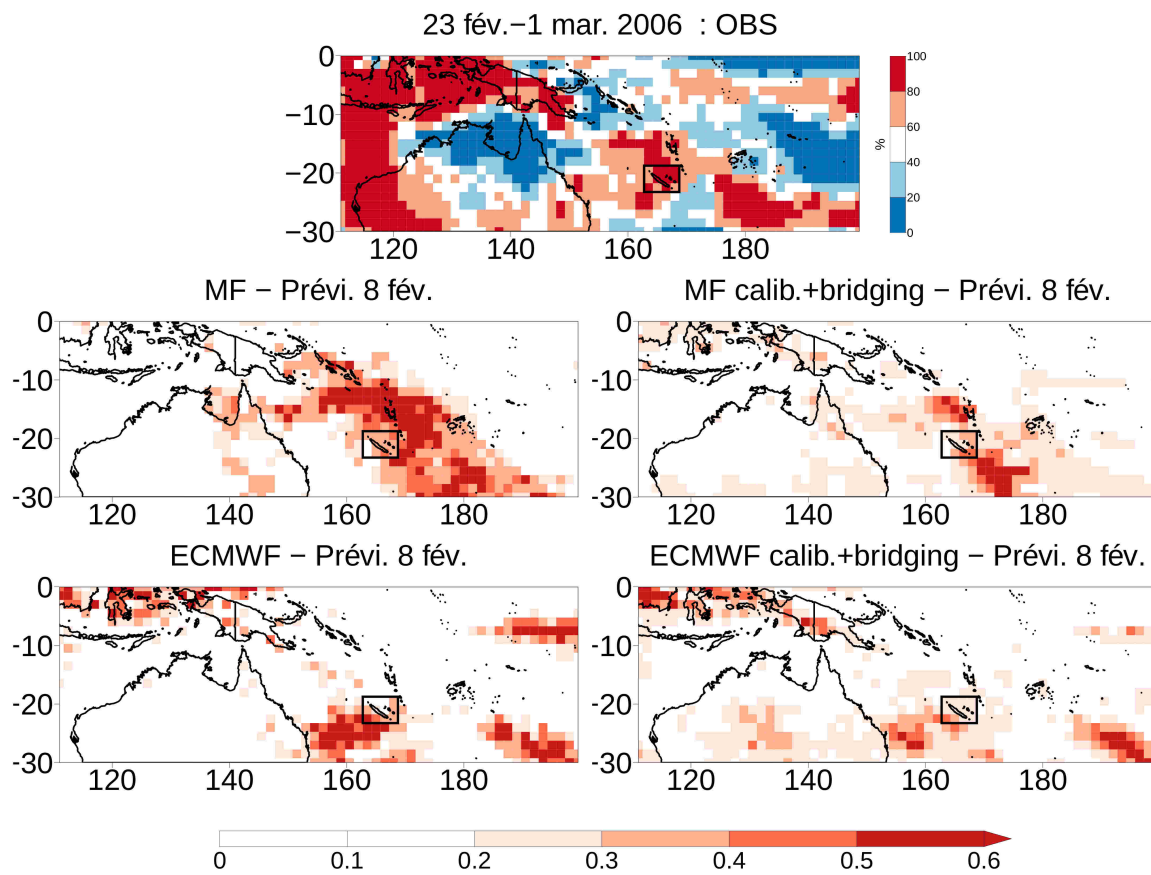


FIGURE 5.13 – *Idem* Figure 5.7 pour la semaine cible du 23 février au 1^{er} mars 2006.

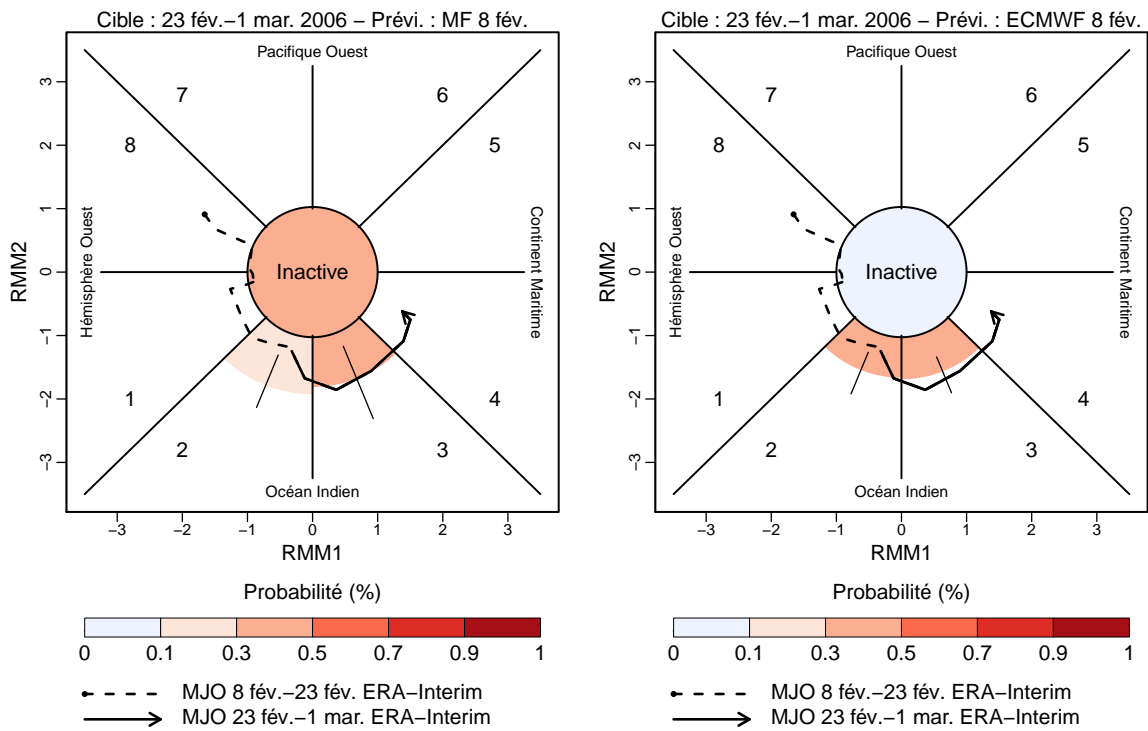


FIGURE 5.14 – *Idem* Figure 5.8 pour la semaine cible du 23 février au 1^{er} mars 2006.

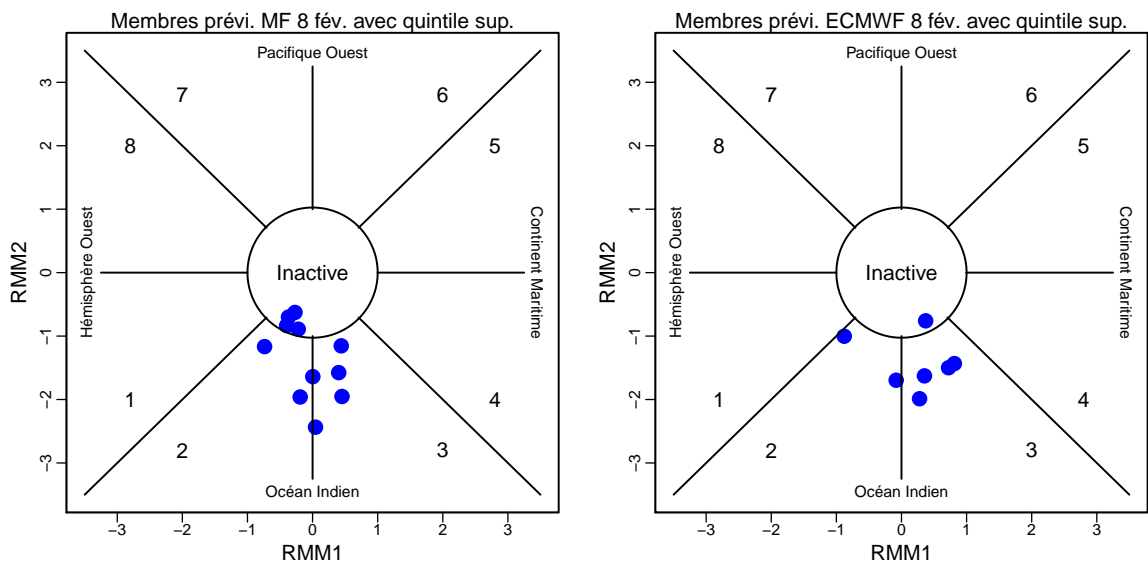


FIGURE 5.15 – *Idem* Figure 5.9 pour la semaine cible du 23 février au 1^{er} mars 2006.

5.5.5 Cas n°4 : 29-30 décembre 2003

Fenêtre hebdomadaire	Phase ENSO	Phase MJO (init. S -3)	Phase MJO (cible)	Sensibilité MF S3 (%)	Sensibilité ECMWF S3 (%)
28 déc. 2003 - 3 jan. 2004	El Niño	2	7	45.7	<i>7.8</i>

TABLEAU 5.5 – *Idem* Tableau 5.2 pour l'événement de fortes pluies du 29 au 30 décembre 2003. Une sensibilité en italique est inférieure à la sensibilité moyenne en semaine 3 sur l'ensemble des re-prévisions de la période DJF 1996-2013 (23% pour MF, 25% pour ECMWF) et une sensibilité en gras est supérieure.

Le dernier événement abordé est le moins intense des quatre. Il s'est produit sur deux jours entre le 29 et le 30 décembre 2003 et a déversé 308 millions de m³ pour une épaisseur moyenne de lame d'eau de 16 mm. Si tout le territoire a été arrosé, c'est surtout l'extrême sud-est de la Grande Terre qui a été concerné (avec un cumul maximal à 219 mm), ainsi que les îles Loyauté. On inclut cet événement dans la fenêtre hebdomadaire du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004. L'un des principaux intérêts de cet événement, souligné par le Tableau 5.5, est qu'il se déroule dans des conditions El Niño, défavorables aux fortes pluies en Nouvelle-Calédonie, tout en étant associé à une MJO active qui se propage depuis la phase 2 (trois semaines avant) jusqu'à la phase 7 (au moment où l'événement se produit).

Si les conditions El Niño permettent de déduire *a posteriori* que cet événement est difficile à prévoir (d'après la Figure 5.1), les conditions MJO nuancent un peu ce propos car la Figure 5.2 a montré qu'un événement en phase 7 avait plus de chances d'être anticipé. Dans les faits, seul le système de Météo-France prévoit effectivement des fortes pluies à trois semaines d'échéance sur cette période (Tableau 5.5 et Figure 5.16, colonne de gauche). De plus, la Figure 5.16 montre que même ce système n'avait pas prévu la bonne organisation spatiale des fortes précipitations sur le domaine Pacifique Sud-Ouest tropical : sa prévision de fortes pluies sur la Nouvelle-Calédonie est liée à l'extension de l'enveloppe convective vers le sud (ce que ne fait pas le système ECMWF), et non à une cellule précipitante disjointe comme dans les observations.

Sans surprise, l'approche statistico-dynamique ne peut pas améliorer l'anticipation de cet événement puisque ni les conditions ENSO, ni la MJO en phase 7 que les modèles prévoient correctement (voir Figure 5.17), n'y sont favorables. Par ailleurs, en utilisant des prévisions en temps réel au 8 décembre avec le point de vue *a priori*, beaucoup d'éléments invitent à la méfiance concernant les fortes pluies prévues par le système de Météo-France. Premièrement, ces fortes pluies sont prévues en phases MJO 6 et 7 (Figure 5.18), alors que l'on connaît la tendance du modèle à faire significativement plus de fausses alertes durant ces phases (Figure 5.5). Deuxièmement, le même raisonnement peut être tenu vis-à-vis des conditions El Niño (Figure 5.4). Enfin, le désaccord entre Météo-France et ECMWF est de nature à renforcer ce manque de confiance.

Par conséquent, on retient qu'il s'agit d'un événement de fortes pluies que l'on peut difficilement anticiper en raison de conditions de grande échelle adverses. Il est tout de même prévu par l'un des systèmes S2S, vraisemblablement par chance à partir de mécanismes qui ne sont pas les bons. Il est avant tout caractérisé par une absence de consensus d'un système à l'autre et aucune plus-value de l'approche statistico-dynamique.

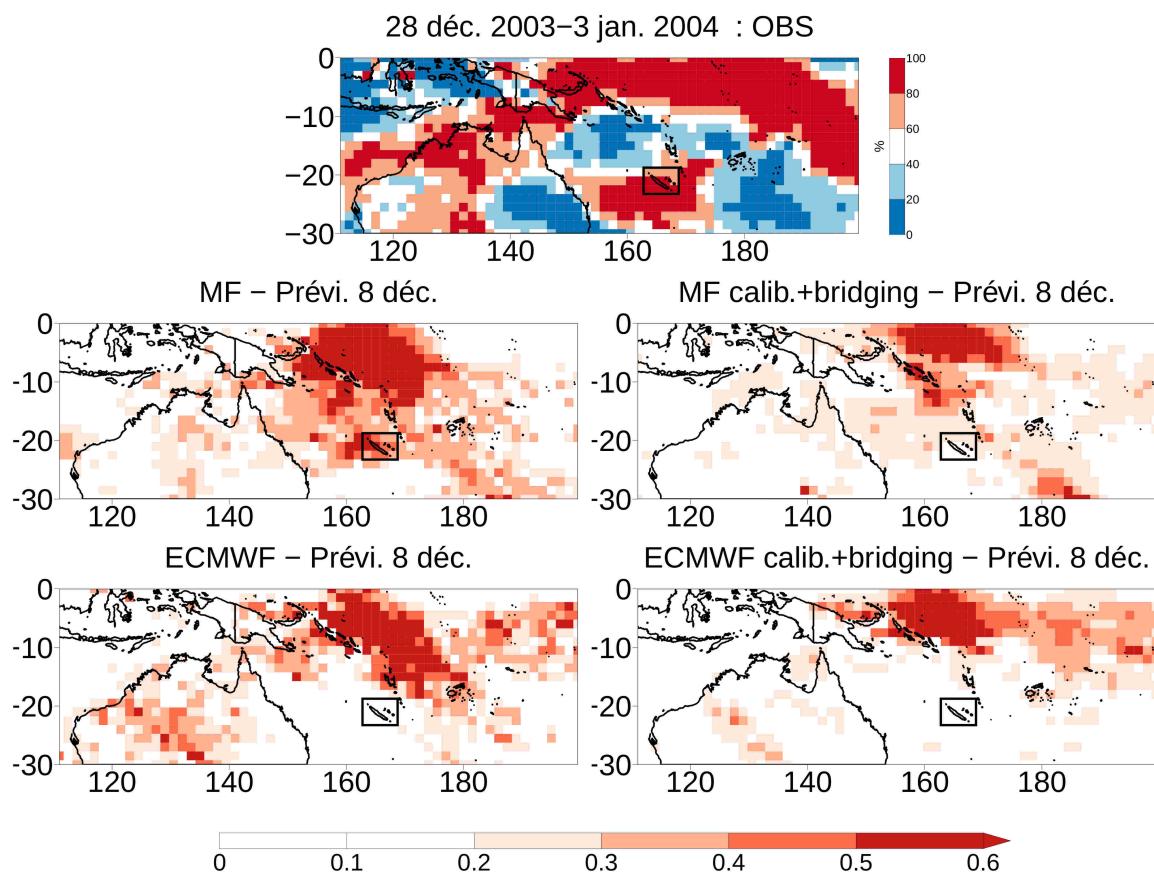


FIGURE 5.16 – *Idem* Figure 5.7 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.

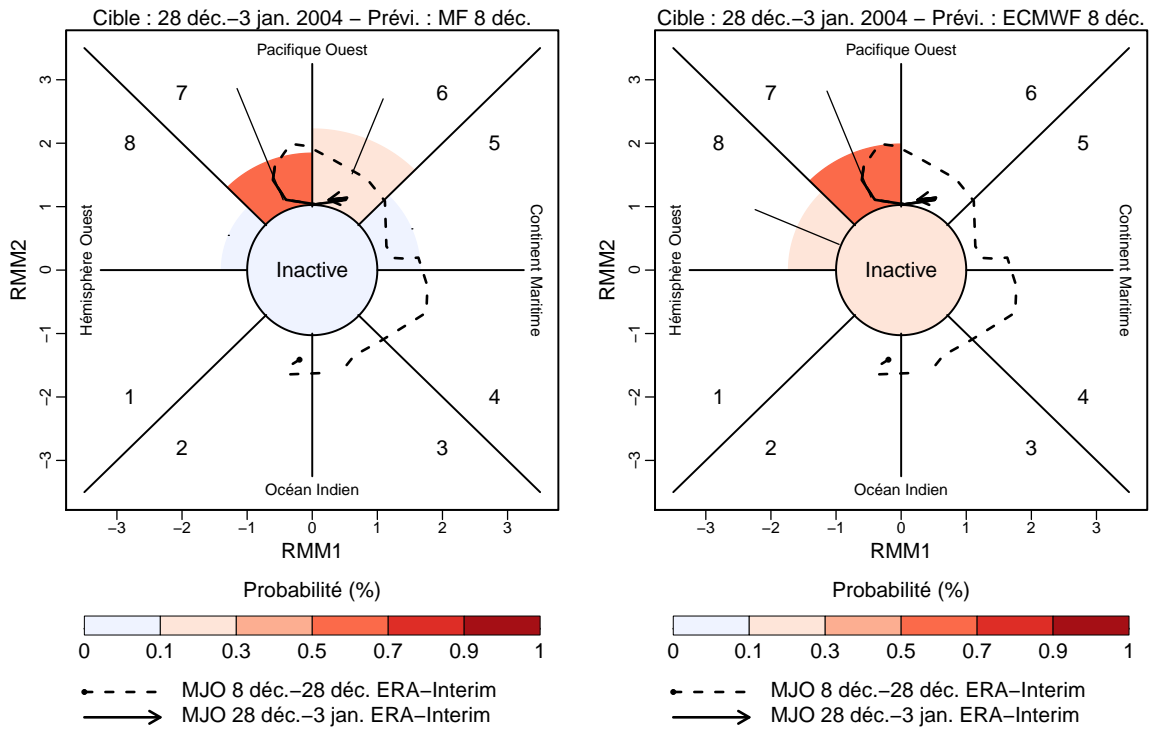


FIGURE 5.17 – *Idem* Figure 5.8 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.

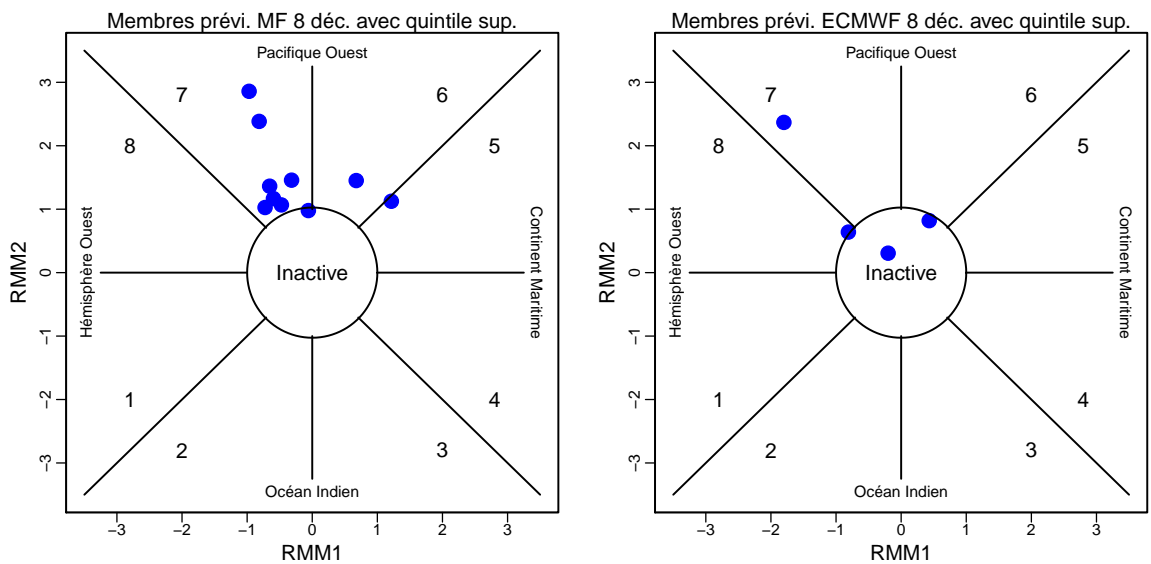


FIGURE 5.18 – *Idem* Figure 5.9 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.

5.5.6 Bilan des cas présentés

Les quatre cas présentés ici illustrent le potentiel de la prévision S2S pour annoncer des événements de fortes pluies en Nouvelle-Calédonie au-delà des échéances de la prévision météorologique à court terme. Ils témoignent aussi d'une bonne prévision du signal MJO après trois semaines lorsque la MJO est déjà active à l'initialisation. Ces cas confirment l'existence de fenêtres d'opportunité liées aux conditions de basse fréquence de l'ENSO sur lesquelles se rajoute la propagation de la MJO. La présence ou l'absence de ces fenêtres doit être considérée lorsqu'on dispose d'une prévision en temps réel qui annonce de fortes pluies : une confiance plus grande sera accordée aux pluies annoncées dans un contexte propice à leur occurrence.

Les exemples traités éclaircissent et hiérarchisent également les critères d'identification des opportunités qui ont été étudiés dans les Figures 5.4 (par rapport à l'ENSO), 5.5 (par rapport à la MJO prévue) et 5.6 (par rapport aux conditions MJO initiales). Ainsi, les indications liées à La Niña ou à la MJO initiale (en phases 8-1 et 2-3) sont révélatrices d'opportunités dans les cas concernés. Au contraire, considérer la phase MJO prévue simultanément aux fortes pluies, comme dans la Figure 5.5, s'avère peu éclairant dans les cas n°1, n°2 et n°4.

Dans un contexte d'identification de fenêtres d'opportunité en temps réel, on recommandera donc de considérer tout d'abord les indications liées à l'ENSO puis à la MJO initiale, avant de s'intéresser à la MJO prévue si celle-ci va dans le sens des éléments précédents. De manière plus générale, on s'attachera davantage à valoriser les prévisions qui représentent des opportunités (en rouge dans les Figures 5.4, 5.5 et 5.6) qu'à déconsidérer celles où la précision est diminuée (en bleu dans les mêmes figures).

De plus, les cas traités soulignent l'intérêt de croiser plusieurs types de prévision S2S et d'y ajouter une expertise humaine. Non seulement il importe de considérer le bon accord entre les prévisions de différents systèmes, mais aussi de confronter ce que l'on obtient avec et sans l'approche statistico-dynamique. Le Chapitre 4 a montré que le statistico-dynamique améliorerait grandement les scores de prévision dans une évaluation systématique, mais les cas n°3 et n°4 ont montré que cela ne garantissait pas nécessairement de meilleures prévisions pour des événements particuliers. En effet, la prévision statistico-dynamique peut être moins bonne que la prévision non corrigée si l'ENSO et la MJO n'incitent pas à prévoir de fortes pluies (cas n°4) ou si la plus grande prise en compte des incertitudes amène à atténuer un signal qui était bien anticipé (cas n°3). À terme, il conviendra d'améliorer la méthode statistico-dynamique pour ajuster l'importance accordée à l'ENSO et la MJO selon le contexte.

À l'instar de l'approche statistico-dynamique, les approches multi-modèle (dont les résultats figurent en Annexe D) sont aussi des méthodes qui permettent d'améliorer les scores dans une évaluation systématique grâce à une meilleure prise en compte des incertitudes (Chapitre 3). Cependant, leurs bénéfices pour prévoir les exemples traités sont faibles. De manière générale, on constate qu'un multi-modèle augmente la taille des zones où est prévu un signal de fortes pluies, mais uniformise et atténue ce signal du point de vue de l'intensité. Par ailleurs, contrairement à l'approche statistico-dynamique, il ne peut pas rectifier un échec des prévisions individuelles (l'événement manqué dans le cas n°2) dès lors que cet échec concerne la majorité des systèmes.

5.6 Synthèse

Malgré des difficultés mises en évidence au Chapitre 4 concernant la représentation des impacts de l'ENSO et de la MJO sur la Nouvelle-Calédonie dans les modèles numériques, le présent chapitre démontre qu'il est possible d'utiliser les prévisions S2S pour anticiper des fortes pluies sur ce territoire durant l'été austral. Bien entendu, certains événements resteront imprévisibles car liés à des phénomènes de trop fine échelle spatiale et temporelle, tandis que d'autres seront annoncés à mauvais escient. Cependant, une sélection en temps réel des prévisions qui sont liées à des fenêtres d'opportunité, grâce à l'expertise d'un prévisionniste, pourrait être d'une grande valeur ajoutée pour un utilisateur local.

Il faut toutefois garder à l'esprit que l'approche d'identification des fenêtres d'opportunité proposée ici demeure rudimentaire, en raison des limites exposées à la Section 5.2.1. De plus, elle est incomplète car seule est utilisée la précision, c'est-à-dire le cas où l'événement est prévu par le modèle, tandis que la prévision correcte d'absence d'événement (rapport $d/(c+d)$ de la table de contingence 5.1) est laissée de côté. Ce deuxième point revient à dire que l'approche utilisée dans ce chapitre n'est qu'une première étape vers la mise en place de scores robustes de vérification conditionnelle (la précision en tant que telle n'est pas un score). La mise en place de ces scores est l'un des principaux défis à relever en évaluation des prévisions S2S (Coelho et al., 2019).

En conclusion de ce chapitre, nous souhaitons proposer une démarche empirique pour appliquer les prévisions S2S en temps réel aux cas de fortes pluies en Nouvelle-Calédonie. Cette démarche repose sur l'hypothèse préalable que les comportements relatifs à l'ENSO et à la MJO, établis sur des re-prévisions, sont toujours valables lorsque les systèmes S2S sont utilisés en temps réel. Une telle hypothèse est raisonnable car les deux configurations sont censées être proches (voir Chapitre 2). Les étapes de la démarche, dans l'ordre chronologique, sont les suivantes :

1. Identification des périodes de fortes pluies dans les premières échéances infra-saisonniers (à partir de la semaine 3) dans chaque système de prévision
2. Pour chaque période identifiée dans un système donné, comparaison avec les prévisions des autres systèmes
3. Pour chaque période identifiée dans un système donné, comparaison entre les prévisions avant et après application de l'approche statistico-dynamique
4. Prise en compte, dans cet ordre d'importance, des critères permettant de détecter les fenêtres d'opportunité :
 - (a) Conditions ENSO à l'initialisation
 - (b) Phase de la MJO à l'initialisation
 - (c) Phase de la MJO prévue simultanément aux fortes pluies.

Au-delà du seul exemple de la Nouvelle-Calédonie, les analyses présentées dans ce chapitre et la démarche qui en est extraite peuvent être réemployées pour d'autres applications, à commencer par le même type de prévision sur d'autres régions. Par exemple, les résultats obtenus sur les autres zones du Pacifique Sud-Ouest tropical délimitées au Chapitre 3 sont prometteurs (non montré). Enfin, cette démarche peut être généralisée à d'autres types d'événements, en particulier ceux pour lesquels des téléconnexions avec la MJO existent.

CONCLUSION

6

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Cette thèse a proposé deux démarches visant à améliorer les scores des prévisions de précipitations aux échéances infra-saisonniers sur le Pacifique Sud-Ouest tropical. Le Chapitre 3 a illustré et détaillé les avantages de l'approche multi-modèle, tandis que le Chapitre 4 s'est orienté vers la correction des prévisions d'un système individuel par une méthode statistico-dynamique. Les indéniables bénéfices que ces deux approches procurent, du point de vue d'une évaluation systématique sur un jeu de re-prévisions, sont cependant à mettre en perspective avec les performances contrastées réalisées par les systèmes S2S lorsqu'il s'agit de prévoir des événements particuliers en temps réel (Chapitre 5). L'ensemble de ces résultats permet d'apporter des réponses aux questions scientifiques formulées à la fin du Chapitre 1. Ces réponses sont détaillées dans la Section 6.1, tandis que les perspectives qu'elles ouvrent sont présentées dans la Section 6.2.

6.1 Synthèse générale et discussions

6.1.1 Quelles sont les capacités actuelles des systèmes S2S pour prévoir les précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical ?

Pour répondre à cette question, il est nécessaire de définir au préalable un cadre d'évaluation des prévisions, c'est-à-dire de spécifier ce que l'on va chercher à prévoir (en l'occurrence les précipitations hebdomadaires), sous quelle forme (cumuls de pluies ou événement particulier) et avec quel score on va procéder à l'évaluation. Par exemple, il est clairement apparu au cours des premiers mois de cette thèse que la vérification des erreurs quantitatives des cumuls de pluies n'était pas la plus adaptée à la prévision S2S. En effet, ces erreurs sont souvent trop importantes pour augmenter de manière monotone avec l'échéance, si bien qu'il est impossible d'en tirer une quelconque information sur les horizons de prévisibilité. Le lecteur est pour cela invité à se référer à la Figure 4.12 du Chapitre 4 et à considérer le Mean Square error Skill Score (MSSS) du système S2S de Météo-France, qui apparaît en trait noir plein : il est si faible qu'aucune diminution nette avec l'échéance ne peut être constatée.

Ce problème a rapidement incité à utiliser des scores de type corrélation et ROC skill

score, qui ont pour point commun d'être fortement sensibles à la concomitance des pics de précipitations entre modèles et observations, mais qui sont peu impactés par des erreurs quantitatives sur les cumuls de pluies. Contrairement aux scores d'erreur, ils parviennent à mettre systématiquement en évidence la décroissance monotone des performances des prévisions S2S avec l'échéance, ce qui confirme qu'ils sont plus adéquats pour leur vérification. Avec ces deux types de scores, les évaluations présentées au Chapitre 3 ont souligné que les systèmes S2S sont bel et bien capables de fournir des informations sur les précipitations qui sont plus pertinentes qu'une prévision triviale climatologique, y compris aux échéances infra-saisonniers. En effet, le ROC skill score et les corrélations (mean-ACC, CORa) sont toujours significativement positifs même en semaines 3 et 4, sauf en de rares points de grille individuels. Cependant, leurs valeurs restent modestes et invitent à la prudence dans l'utilisation des prévisions S2S.

Par exemple, aux échéances infra-saisonniers, le ROC skill score de la prévision du quintile hebdomadaire supérieur se situe autour de 0.3 et correspond donc à une aire sous la courbe ROC valant environ 0.65. On rappelle que, d'après Mason et Graham (2002), cette aire est la probabilité que la prévision probabiliste soit supérieure lorsqu'un événement survient que lorsqu'il ne survient pas. Une telle probabilité de discrimination, autour de 0.65, indique donc une capacité de détection occasionnelle plutôt que systématique. Ceci est d'ailleurs illustré au Chapitre 5, à travers la comparaison entre les cas n°1 (Figure 5.7, bien détecté) et n°2 (Figure 5.10, mal détecté).

D'autres éléments viennent par ailleurs montrer les limites des systèmes S2S sur le domaine d'étude. Premièrement, même aux échéances les plus proches, les scores obtenus restent très inférieurs à ce que l'on obtient en vérifiant un jeu de données d'observation par rapport à un autre. Ainsi, le ROC skill score des meilleurs modèles par rapport à MSWEP se situe autour de 0.55 en semaine 1 (Figure 3.6), tandis qu'il serait de 0.74 si l'on vérifiait les données de précipitations TRMM 3B42 par rapport à ces mêmes données MSWEP (Figure 2.3). Même s'il n'est pas surprenant en soi que des observations soient plus proches d'autres observations que ne l'est un modèle, cet écart important en semaine 1 suggère les difficultés des systèmes S2S à transcrire dans leurs précipitations les signaux dont ils disposent grâce aux conditions initiales.

En outre, derrière les performances résumées par des scores à l'échelle de tout le Pacifique Sud-Ouest tropical se trouvent d'importantes disparités locales que l'on peut résumer par :

- une zone où les scores de prévision sont approximativement deux fois plus importants que dans le reste du domaine : le Pacifique équatorial (voir Figure 3.17)
- un gradient de prévisibilité sud-nord dans l'océan : plus on est proche du Pacifique équatorial et plus les précipitations sont prévisibles
- un contraste entre terres émergées et océan : les scores de prévision sont plus élevés sur océan que sur les terres où ils sont parfois faibles voire non significatifs, en particulier sur l'Australie continentale et la Nouvelle-Guinée. Ce contraste a également été mis en évidence par Moron et Robertson (2020).

Ces disparités montrent que l'évaluation à des échelles spatiales agrégées ne saurait suffire lorsqu'on s'intéresse à des applications locales. En effet, les scores à l'échelle de tout le domaine sont manifestement tirés vers le haut par une région, le Pacifique équatorial, où la prévisibilité contraste de manière très marquée avec ce que l'on trouve ailleurs.

Au-delà de l'agrégation spatiale, l'agrégation temporelle démontre quant à elle toute sa pertinence pour tirer parti des signaux dont disposent les systèmes de prévision aux échéances

infra-saisonniers. Les résultats du Chapitre 3 ont ainsi montré que les scores de prévision obtenus sur la quinzaine regroupant les semaines 3 et 4 sont au même niveau que ceux de la semaine 2. Autrement dit, l'utilisation d'une fenêtre bihebdomadaire permet de repousser l'horizon limite de validité des prévisions d'environ une semaine lorsqu'on rentre dans les échéances infra-saisonniers, comme le suggéraient déjà Zhu et al. (2014).

Enfin, dans le cadre de cet état de l'art, il est nécessaire de souligner que les capacités actuelles de prévision infra-saisonnier des précipitations dans le Pacifique Sud-Ouest tropical sont très variables selon les systèmes de prévision considérés. Parmi ceux qui ont été étudiés dans cette thèse, le système ECMWF présente la plupart du temps les meilleurs scores, ce qui est conforme aux résultats obtenus pour les précipitations sur d'autres zones (par exemple de Andrade et al., 2019; Li et Robertson, 2015; Vigaud et al., 2017a) ou encore pour d'autres variables comme la température (par exemple Vigaud et al., 2019).

6.1.2 Comment les capacités des systèmes de prévision infra-saisonnier peuvent-elles être améliorées *a posteriori* ?

La section précédente vient de rappeler les performances de la prévision S2S dans le cas où on utilise un système individuel avec un minimum de traitement *a posteriori* (correction du biais moyen en prévision déterministe et correction implicite grâce à la climatologie du modèle en prévision probabiliste). Le cœur de ces travaux de thèse a consisté à rechercher des approches permettant de réaliser un « saut qualitatif » par rapport à ces scores de prévision initialement obtenus. Cela a mené à la mise en œuvre de la prévision multi-modèle et de la prévision statistico-dynamique. L'une comme l'autre sont sources de progrès, en particulier pour la fiabilité des prévisions probabilistes et leur capacité à discriminer entre occurrence et non-occurrence d'un événement de fortes pluies.

La prévision multi-modèle consiste à combiner l'information en provenance de plusieurs systèmes de prévision. Les améliorations qu'elle apporte reposent sur une plus grande dispersion de la prévision d'ensemble, qui permet une prise en compte plus réaliste des incertitudes. Pour cela, deux effets rentrent en jeu : la taille d'ensemble (c'est-à-dire le volume d'information utilisé) et la diversité des prévisions incluses. Le Chapitre 3 a montré que, dans le cadre de notre étude, c'est l'augmentation de la taille d'ensemble qui joue les premiers rôles. Ce résultat tend à se rapprocher des conclusions de Weigel et al. (2008).

D'un point de vue pratique, le Chapitre 3 a également abordé la technique de combinaison multi-modèle en proposant trois approches. La combinaison équilibrée, qui impose le même nombre de membres en provenance de chaque système, s'avère utile pour caractériser les rôles respectifs de la taille d'ensemble et de la diversité mais ne permet pas d'obtenir les scores les plus élevés. Dans cette optique, ce sont les combinaisons mélangeant tous les membres disponibles, directement ou après pondération optimale, qui sont les plus efficaces. La pondération optimale donne théoriquement les scores maximaux mais peut ne pas y parvenir si la détermination des poids optimisés n'est pas assez robuste. Le plus simple est donc d'avoir recours au simple mélange de tous les membres, même si une comparaison préalable avec le mélange par pondération optimale est recommandée. Une telle comparaison des différentes combinaisons multi-modèle se rapproche des travaux en prévision saisonnière de Hemri et al. (2020), qui montrent aussi qu'une approche sans pondération est déjà satisfaisante.

Quant à la prévision statistico-dynamique, elle consiste à combiner plusieurs informations

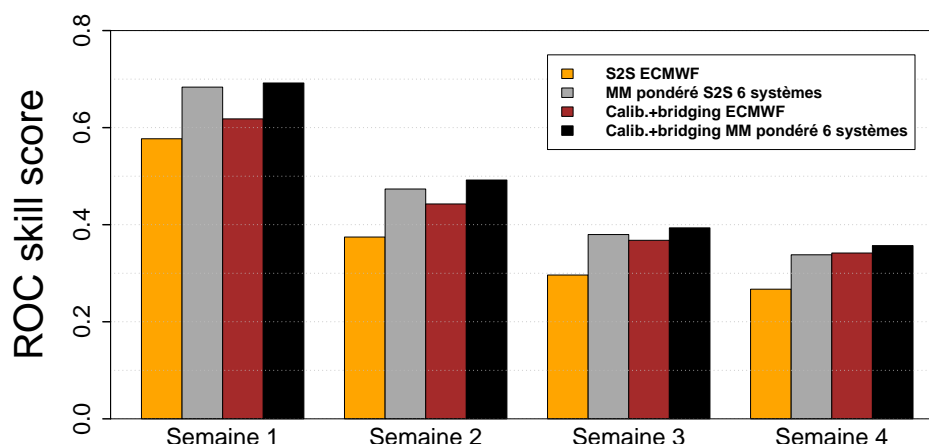


FIGURE 6.1 – ROC skill score de la prévision du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires sur les semaines 1 à 4 par rapport aux précipitations de référence MSWEP. Orange : système ECMWF. Gris : multi-modèle avec pondération optimale des six systèmes BoM, CMA, ECCO, ECMWF, MF et UKMO. Marron : système ECMWF après application de l’approche statistico-dynamique avec calibration + *bridging*. Noir : multi-modèle avec pondération optimale des six systèmes après application de l’approche statistico-dynamique calibration + *bridging*.

en provenance d’un unique système. Elle utilise les relations qui existent vis-à-vis des précipitations observées, à la fois par rapport aux précipitations prévues (calibration) et aux indices climatiques liés à l’ENSO et à la MJO (*bridging*). Cela permet d’en déduire des probabilités ajustées qui se révèlent plus adéquates. Comme le multi-modèle, la principale raison pour laquelle cette approche améliore les scores probabilistes est la meilleure prise en compte des incertitudes des prévisions, qui intervient lors de la formulation de ces dernières sous forme d’une distribution gaussienne. Dans ce cadre, la partie calibration permet à elle seule d’expliquer une large part des progrès réalisés, mais l’information de grande échelle liée à l’ENSO ou à la MJO lors du *bridging* permet d’augmenter la discrimination des événements de fortes pluies. Cette valeur ajoutée du *bridging* provient en particulier de situations où les précipitations initialement prévues ne sont pas suffisamment cohérentes avec ce que l’on attendrait à partir du contexte ENSO et MJO, comme l’a montré le cas n°2 étudié au Chapitre 5 (Figure 5.10).

Les succès respectifs du multi-modèle et de la prévision statistico-dynamique laissent espérer qu’un mélange de ces deux approches conduirait à cumuler les gains de scores. Cette hypothèse a été testée en ayant recours à la prévision statistico-dynamique, appliquée non pas à un système de prévision individuel mais au multi-modèle avec pondération optimale. Les prédictors de la prévision statistico-dynamique sont alors les précipitations et les indices $N34$, $RMM1$ et $RMM2$ du multi-modèle pondéré¹. Le ROC skill score obtenu avec cette démarche apparaît sur la Figure 6.1, conjointement avec le ROC skill score de trois autres prévisions évaluées précédemment, à titre de comparaison : celui de la prévision ECMWF, sans et avec approche statistico-dynamique (scores identiques à ceux de la Figure 4.13), et celui du multi-modèle pondéré (identique à celui de la Figure 3.15). On fera remarquer au passage que le mélange des deux approches a aussi été essayé en inversant les deux étapes (avec l’application

1. Les poids sont déterminés indépendamment pour chaque prédictor de manière à ce que les valeurs de chacun soient optimisées.

de l'approche statistico-dynamique à chacun des six systèmes avant pondération optimale), ce qui a abouti à un résultat similaire (non montré).

La Figure 6.1 souligne que l'approche statistico-dynamique n'a pas le même effet sur l'augmentation du ROC skill score lorsqu'elle est appliquée à un système individuel comme celui de l'ECMWF (pour lequel on gagne près de 0.1 points de score en semaines 3 et 4) que lorsqu'elle est appliquée au multi-modèle pondéré. Dans ce deuxième cas, l'amélioration obtenue, même si elle est visible, est bien plus anecdotique. Cela souligne que les deux approches ne sont pas vraiment complémentaires. La raison la plus vraisemblable est qu'elles prennent toutes les deux en charge le même défaut, presque systématique, des prévisions S2S : la sous-dispersion et la trop grande confiance (*overconfidence*) qui en résulte en mode probabiliste.

Enfin, la Figure 6.1 peut laisser penser que l'approche statistico-dynamique appliquée à un système individuel (ECMWF) est d'un intérêt moindre par rapport au multi-modèle pondéré, car elle est plus complexe à mettre en œuvre et aboutit à des scores généralement inférieurs. Cependant, une telle conclusion serait hâtive. D'une part, le multi-modèle pondéré n'est pas exempt de difficultés de conception (calendriers de prévision non coïncidents, pondération optimale). D'autre part, le *bridging* dans l'approche statistico-dynamique est d'un grand secours lorsqu'il s'agit de prévoir certains cas particuliers d'événements extrêmes (voir Figure 5.10) alors que ce n'est pas le cas des multi-modèles. Dans une perspective opérationnelle, il est donc légitime d'envisager ces deux démarches d'amélioration *a posteriori* puis de choisir selon les besoins des usagers.

6.1.3 Quel rôle les modes de variabilité grande échelle que sont l'ENSO et la MJO jouent-ils sur la prévisibilité ? Les systèmes de prévision en tirent-ils parti de manière optimale ?

Le Chapitre 4 a souligné que l'ENSO et la MJO modulent fortement la probabilité d'occurrence de fortes pluies dans le Pacifique Sud-Ouest tropical, avec des effets différents selon les zones choisies. En supposant leur état parfaitement connu à l'avance, la Figure 4.29 a montré que l'ENSO et la MJO permettent déjà à eux seuls d'anticiper en partie l'occurrence ou la non-occurrence d'un événement de fortes pluies, avec un ROC skill score de 0.36 (soit une probabilité de discrimination de 0.68) sans aucune information en provenance d'un modèle.

Bien que significatif, ce score souligne que l'ENSO et la MJO ne contraignent pas les précipitations au point que l'occurrence de fortes pluies soit rendue quasi-certaine ou quasi-impossible en fonction de leurs phases, même dans les configurations les plus favorables ou défavorables. La variabilité de plus haute fréquence, à travers les ondes de Rossby et les cyclones tropicaux (Pariyar et al., 2020), ou encore les effets locaux de l'orographie et du cycle diurne (Qian, 2008) peuvent en effet venir se rajouter et contredire les signaux liés à l'ENSO et à la MJO, au point de donner lieu à des précipitations qui seraient peu probables si l'on ne tenait compte que de ces deux modes de variabilité.

En parallèle, on constate que l'état de l'ENSO et de la MJO est raisonnablement bien anticipé jusqu'à plusieurs semaines d'échéance par les systèmes de prévision S2S. Dans une situation idéale, les relations observées entre ces deux modes de variabilité et les précipitations se retrouveraient de manière identique dans les sorties des modèles. Les seules sources d'erreurs sur les précipitations seraient alors les erreurs dans la prévision des modes de variabilité grande échelle eux-mêmes (en particulier la MJO), qui deviennent inévitables lorsqu'on

s'éloigne de l'initialisation, et les incertitudes liées au fait qu'ENSO et MJO ne contraignent qu'imparfaitement les pluies. Dans cette situation idéale, les systèmes de prévision tireraient parti de manière optimale de l'information sur la variabilité grande échelle qu'ils produisent en simulant l'évolution de l'ENSO et de la MJO.

Cependant, le Chapitre 4 a montré que cette situation idéale n'est pas complètement vérifiée : les distributions climatologiques des fortes précipitations dans les modèles numériques, conditionnellement à l'état de l'ENSO et de la MJO, présentent des différences notables par rapport à celles que l'on trouve dans les observations. Ce constat est particulièrement vrai en Nouvelle-Calédonie. L'utilisation de l'ENSO et de la MJO par les systèmes de prévision S2S reste donc perfectible, d'où l'incorporation du *bridging* dans la prévision statistico-dynamique qui permet d'effectuer quelques progrès dans ce domaine.

6.1.4 Les prévisions S2S permettent-elles d'anticiper les événements de fortes pluies en Nouvelle-Calédonie à plusieurs semaines d'échéance ?

Le Chapitre 5 a montré que cette question scientifique n'admet pas de réponse unique. Tout dépend en réalité du contexte, à la fois celui dans lequel se produisent les événements de fortes pluies et celui dans lequel ils sont prévus (en particulier à l'initialisation). Cette question renvoie à la notion de fenêtre d'opportunité (Mariotti et al., 2020), c'est-à-dire l'identification de situations où l'on peut accorder une bonne confiance à la prévision car cette dernière est cohérente avec les signaux de grande échelle initiaux puis prévus.

Dans le cas de la Nouvelle-Calédonie, les conditions La Niña, au cours desquelles les fortes pluies sont les plus probables, sont associées à plus d'événements prévisibles et à des prévisions de fortes pluies qui tombent plus souvent juste. De plus, une initialisation avec l'enveloppe convective de la MJO autour de l'océan Indien est un gage de confiance accrue lorsqu'un tel événement est prévu quelques semaines plus tard. Au contraire, les possibilités d'identifier des fenêtres d'opportunité en s'appuyant non plus sur la MJO initiale mais sur la MJO prévue sont plus restreintes. Cela est dû aux difficultés des modèles à représenter correctement l'impact de la MJO sur ce territoire.

Les études de cas soulignent bien la disparité des performances de la prévision S2S, mais incitent à l'optimisme car les situations favorables conduisent le plus souvent à une bonne anticipation de l'événement visé. Elles démontrent aussi que c'est parfois la prévision statistico-dynamique, grâce au *bridging*, qui permet une telle anticipation, et donc que la confrontation entre la prévision brute et la prévision statistico-dynamique est nécessaire.

6.2 Perspectives

Cette thèse débouche sur de nouvelles problématiques qui constituent autant de perspectives pour la suite. Tandis que certains aspects seront prochainement traités dans la continuité directe de ce doctorat, d'autres nécessiteront des travaux de recherche à plus long terme.

6.2.1 Des re-prévisions aux prévisions en temps réel

Dans ce manuscrit, tous les travaux ont porté sur les re-prévisions des systèmes S2S, tandis que les prévisions en temps réel ont été laissées de côté. Ce choix a été fait en première approche car les re-prévisions ont une profondeur temporelle plus importante. En vue d'utilisations opérationnelles, la question de la transposition des conclusions obtenues dans cette thèse à la prévision en temps réel se pose cependant. En effet, les deux types de prévision présentent quelques différences (initialisation, taille d'ensemble) alors que la principale raison d'être des re-prévisions est précisément de servir d'échantillon d'apprentissage pour tout ce qui relève de la calibration des prévisions en temps réel. Cela peut-il donc être fait sans modifier notablement les évaluations réalisées ici ?

Pour le vérifier, une perspective à court terme est de réitérer les travaux exposés dans les chapitres précédents au niveau des prévisions S2S en temps réel. On utilisera alors tout l'échantillon de re-prévisions pour déterminer la climatologie des modèles ou effectuer les apprentissages (pondération multi-modèle optimale du Chapitre 3, méthode bayésienne du Chapitre 4), plutôt que d'utiliser comme jusqu'à maintenant la validation croisée qui peut présenter certaines limites (Mason, 2008). L'avantage des prévisions S2S pour la vérification des productions en temps réel est qu'il est permis d'espérer une certaine robustesse au niveau des scores calculés. En effet, la plupart des systèmes S2S fournissent des prévisions en temps réel à fréquence hebdomadaire depuis plusieurs années (environ 5 ans) : même si c'est peu comparé aux re-prévisions, cela représente déjà des échantillons conséquents.

6.2.2 Quels sont les niveaux d'agrégation spatiale et temporelle optimaux ?

Les résultats présentés dans ce mémoire se sont focalisés sur des échelles spatiales et temporelles qui relèvent davantage des usages humains (les fenêtres hebdomadaires, la zone autour de la Nouvelle-Calédonie) que des échelles caractéristiques du système climatique. La prévisibilité aux échelles de temps infra-saisonnières est pourtant indissociable de ces échelles caractéristiques : en prévision climatique, c'est l'agrégation spatiale et/ou temporelle aux échelles pertinentes qui réduit le bruit lié au chaos de l'atmosphère pour faire ressortir les signaux de plus basse fréquence. Rien n'indique que les échelles choisies pour des raisons d'usage permettent de tirer le meilleur parti des prévisions numériques S2S.

Déterminer les échelles optimales, et plus généralement la prévisibilité selon le niveau d'agrégation, est important pour pouvoir communiquer auprès des utilisateurs les potentialités des prévisions selon leurs besoins. L'établissement du lien entre prévisibilité et niveau d'agrégation dans le cas précis des précipitations sur le Pacifique Sud-Ouest tropical fera l'objet de travaux à court terme. À ce titre, la méthodologie adoptée par van Straaten et al. (2020) sur la prévision S2S des températures en Europe, qui porte à la fois sur l'agrégation spatiale et temporelle, mérite d'être développée.

Si on se limite à l'agrégation temporelle, l'approche alternative consistant à augmenter la fenêtre cible au fur et à mesure que l'on s'éloigne de l'initialisation est prometteuse, comme l'a souligné la vérification sur les semaines 3-4. Il est donc intéressant de considérer des échéances encore plus lointaines que le premier mois, par exemple les quatre semaines à partir de la semaine 5 (Wheeler et al., 2017; Zhu et al., 2014). Il est même possible de tester une méthode d'agrégation avec une moyenne pondérée sur la fenêtre cible, comme le proposent Ford et al. (2018). En parallèle, on s'attachera à rechercher des échelles temporelles sur mesure pour

chaque territoire selon la durée caractéristique des périodes de fortes pluies qui l'affectent (Thierry Lefort, communication personnelle). Du point de vue de l'agrégation spatiale, Moron et Robertson (2020) ont montré que la prévisibilité infra-saisonnière des précipitations tropicales dans une région donnée est fortement liée à la taille moyennes des cellules de pluies qui l'impactent. Cela plaide également pour une agrégation spatiale et une vérification différenciée selon les points de grille.

6.2.3 Identification et évaluation des fenêtres d'opportunité

Le concept de fenêtre d'opportunité est un concept-clé pour une utilisation pertinente des prévisions climatiques à longue échéance, à commencer par l'infra-saisonnier. Face à des performances très intermittentes, Mariotti et al. (2020) soulignent que l'évaluation systématique de tout un échantillon de prévision, démarche issue de la prévision météorologique à court terme, s'avère parfois inadéquate pour caractériser les potentialités des prévisions à plus long terme. Cependant, considérer les fenêtres d'opportunité comme le nouveau paradigme de la prévision climatique soulève deux problèmes scientifiques importants : les critères utilisés pour identifier ces fenêtres (par exemple l'état de l'ENSO ou de la MJO au Chapitre 5), et la vérification conditionnelle qui permet de démontrer de manière objective l'existence de ces fenêtres grâce à des indicateurs de performance qui y sont significativement plus élevés (par exemple la précision au Chapitre 5).

Le Chapitre 5 propose des pistes de réponse à ces deux problèmes en première approche, mais avec certaines limites. Du point de vue de la vérification conditionnelle, il a été souligné à la Section 5.6 que l'indicateur précision n'est pas un score à proprement parler car il ne prend en compte qu'un seul aspect de la question, en se limitant aux cas où l'événement est prévu. La conception de véritables scores adaptés à la vérification conditionnelle, qui pourront être comparés entre deux sous-échantillons distincts de paires observation/prévision, est donc une perspective de réflexion à moyen terme pour compléter ce chapitre. Elle rentre dans le cadre des objectifs fixés par Coelho et al. (2019) pour améliorer l'évaluation des prévisions S2S.

Pour ce qui est des critères permettant d'identifier les fenêtres d'opportunité, le Chapitre 5 a recours à des situations prédéfinies (phases de l'ENSO et de la MJO). Même s'il mène à des résultats satisfaisants, ce découpage pourrait très bien ne pas être optimal pour la Nouvelle-Calédonie. De plus, il ne tient compte que de deux phénomènes alors que d'autres phénomènes intermittents, comme les ondes de Rossby, pourraient aussi donner lieu à des fenêtres d'opportunité sur ce territoire. À long terme, la mise en place de méthodes permettant de repérer l'ensemble des fenêtres d'opportunité sur une zone donnée est un horizon vers lequel on doit tendre. La poursuite de cet objectif peut passer par des approches complètement différentes de celles mises en œuvre dans cette thèse, comme la détection et le suivi d'objets précipitants. Ces approches de prévision orientée objet, initialement développées en prévision numérique du temps à court terme (par exemple Arbogast et al., 2016), tendent aussi à apparaître aux échelles infra-saisonnières pour l'étude des précipitations liées à la MJO (Kerns et Chen, 2016) et de leurs prévisions dans la base S2S (Chen et al., 2019).

6.2.4 La représentation des impacts de l'ENSO et de la MJO

Le Chapitre 4 a montré que les relations entre les prédicteurs de grande échelle et les précipitations dans le « monde des modèles » ne sont pas complètement satisfaisantes, en

particulier pour la MJO. Les progrès de la prévision S2S ayant été avant tout permis par les progrès de la modélisation, on peut espérer que de futures versions des modèles permettront de remédier au moins partiellement à ce problème. À court terme, il est pertinent d'étudier les relations climatologiques entre la MJO et les pluies lorsqu'on fait tourner librement un modèle sur une longue période. Cela permet de s'affranchir des effets de l'initialisation et des perturbations aléatoires qui existent en mode prévision. Si les mêmes défauts subsistent dans le modèle libre, cela montre qu'ils sont intrinsèques aux choix de modélisation et peuvent être corrigés par des modifications de la physique, sous réserve que les mécanismes soient identifiés et compris.

Par ailleurs, quelles que soient les améliorations apportées aux modèles, l'application de corrections *a posteriori* demeure nécessaire pour disposer de prévisions qui puissent être utilisées et comprises par des utilisateurs. En parallèle des améliorations en modélisation numérique, il est donc fondamental de continuer à développer de telles techniques de correction. En ce qui concerne les impacts de l'ENSO et de la MJO, l'approche statistico-dynamique du Chapitre 4 ne résout que partiellement le problème de leur représentation dans les prévisions. À moyen terme, on envisage donc d'améliorer cette démarche en se donnant pour priorité d'assurer la concordance entre les relations climatologiques observées et modélisées.

Pour atteindre cet objectif de concordance, l'utilisation d'un petit nombre d'indices climatiques et de relations linéaires, comme au Chapitre 4, est vraisemblablement insuffisante. Il est sans doute nécessaire de faire un apprentissage sur un grand nombre de champs bidimensionnels et de prendre en compte des non-linéarités. Les méthodes les plus poussées d'apprentissage machine, basées sur les forêts aléatoires ou les réseaux de neurones (*deep learning*), constituent pour cela des candidats crédibles, même s'il faut rester conscient de leurs limites. Ces limites sont la nécessité d'un très grand échantillon d'apprentissage, le risque de surapprentissage et les difficultés d'interprétation ultérieure par un prévisionniste dans le cas de certaines méthodes dont le fonctionnement s'assimile parfois à une « boîte noire ».

Ces méthodes font actuellement l'objet d'un fort engouement en prévision aux échéances météorologiques et climatiques autour de questions très diverses, par exemple l'identification de scénarios dans une prévision d'ensemble (qui fait l'objet d'une thèse en cours au CNRM²) ou encore le développement de prévisions purement statistiques, comme le proposent Ham et al. (2019) pour les anomalies de TSO dans le Pacifique équatorial. En ce qui concerne le problème de la correction *a posteriori* des relations entre les prédicteurs de grande échelle et les précipitations, on s'inspirera des travaux de Toms et al. (2019) qui montrent qu'un réseau de neurones convolutif est capable de reconnaître les différentes phases de la MJO à partir des champs d'anomalies de plusieurs variables.

6.2.5 Vers les applications opérationnelles

Certaines démarches détaillées dans cette thèse peuvent être directement envisagées pour des applications opérationnelles ou pré-opérationnelles. L'intérêt du multi-modèle est solidement établi et il a déjà fait ses preuves aux échéances saisonnières, pour lesquelles son déploiement opérationnel fait actuellement l'objet d'études préparatoires (Hemri et al., 2020). Du côté de l'approche statistico-dynamique, la partie calibration est également applicable quelle

2. A. Mounier, *Synthèse des prévisions d'ensemble par scénarios physiquement cohérents : mise en pratique au moyen d'approches objets et d'apprentissage statistique*, débutée en 2019.

que soit la région d'intérêt et pourrait rapidement être mise en place de manière automatique. Quant au *bridging*, s'il n'est pas directement généralisable partout (car l'ENSO et la MJO ne sont pas systématiquement des prédicteurs majeurs des précipitations), il peut aussi présenter un fort intérêt sur d'autres zones comme l'océan Indien, moyennant l'inclusion de prédicteurs complémentaires.

Ces développements opérationnels requièrent de compléter prochainement les évaluations effectuées dans cette thèse, car celles-ci ont été restreintes à un domaine (Pacifique Sud-Ouest tropical), une saison (DJF) et des événements (fortes précipitations) particuliers, qui n'intéresseront pas nécessairement tous les utilisateurs. On peut ajouter à cela la nécessité à plus long terme de co-construire avec ces mêmes utilisateurs de nouvelles approches de vérification sur mesure pour leurs besoins. Par exemple, le mean-ACC et le ROC skill score sont sensibles à la prévision correcte des pics de précipitations, mais ce n'est pas nécessairement ce qui est recherché en priorité lorsque l'enjeu principal est l'anticipation des périodes de sécheresse.

Le transfert vers l'opérationnel des résultats de cette thèse pourra être facilité par l'existence de projets et de collaborations dont l'objet est précisément la fourniture opérationnelle d'informations sur les précipitations aux échéances infra-saisonniers. Ainsi, l'initiative Climate Risk and Early Warning Systems (CREWS, pilotée entre autres par l'Organisation Météorologique Mondiale et la Banque Mondiale) met en place des systèmes d'alerte hydrométéorologique précoces pour des événements dévastateurs dans certains pays en développement, dont la Papouasie-Nouvelle-Guinée et les états insulaires du Pacifique qui figurent dans cette thèse. De même, parmi les 16 projets pilotes de prévision en temps réel de la phase 2 du projet S2S³, trois d'entre eux sont explicitement consacrés à la prévision des extrêmes de précipitations et de leurs impacts en diverses régions du globe (côte Ouest de l'Amérique du Nord, Kenya, Amérique du Sud). Plus généralement, ces collaborations internationales permettront de progresser sur certaines perspectives de recherche décrites dans les sections précédentes, et dont l'exploration est déjà prévue à Météo-France au sein du CNRM dans les mois et les années à venir.

3. http://s2sprediction.net/file/documents_reports/16Projects.pdf, consulté le 10 août 2020.

LISTE DES FIGURES

1.1	Prévision probabiliste infra-saisonnière des précipitations hebdomadaires sur l'Europe produite par l'ECMWF et initialisée le 9 mars 2020.	5
1.2	Utilisation des prévisions S2S dans un cadre de travail intégré avec d'autres échelles temporelles.	6
1.3	Principales sources de prévisibilité selon les échéances.	8
1.4	Structures de grande échelle associées à la MJO.	9
1.5	Diagramme de la propagation de la MJO dans le plan ($RMM1, RMM2$) pour la période du 1 ^{er} au 18 décembre 2000.	10
1.6	Diagramme spectral nombre d'onde-fréquence de l'OLR dans la bande tropicale.	11
1.7	Structure tridimensionnelle de la MJO.	12
1.8	Anomalies infra-saisonnières de précipitations (mm/j) dans le produit TRMM au cours de la période novembre-avril 1998-2012 selon la phase de la MJO.	13
1.9	Anomalies de précipitations sur un jeu global de stations selon la phase de la MJO.	14
1.10	Résumé des principales téléconnexions entre l'enveloppe convective de la MJO et l'hémisphère Nord.	14
1.11	Représentation du couplage entre les anomalies de TSO et la circulation zonale de Walker selon les phases de l'ENSO.	17
1.12	Impacts de l'ENSO en moyenne climatologique sur les conditions de température et de précipitations globales en hiver boréal.	18
1.13	Zones utilisées pour définir les indices océaniques Niño.	19
1.14	Variations de l'indice mensuel de QBO sur la période 1981-2010 dans des données de référence et dans les prévisions POAMA.	22
1.15	Précipitations moyennes (mm/j) sur le domaine Pacifique Sud-Ouest tropical (PSOT) dans le jeu de données MSWEP durant la période DJF 1996-2013.	24
1.16	Circulation atmosphérique moyenne dans le Pacifique tropical, position des zones de convergence (ITCZ et SPCZ) et localisation des principaux territoires.	25

LISTE DES FIGURES

1.17	Quintile supérieur des cumuls hebdomadaires de précipitations (en mm) sur le Pacifique Sud-Ouest tropical dans les données MSWEP, pour la période DJF 1993-2016.	26
1.18	Précipitations annuelles moyennes (mm) en Nouvelle-Calédonie sur la période 1981-2010.	28
1.19	Représentation des deux premières EOF de l'OLR (W/m^2) en été austral sur un domaine contenant la SPCZ ($150^{\circ}E-140^{\circ}W$; $30^{\circ}S-0^{\circ}$).	29
1.20	Illustration de l'approche ensembliste pour réaliser des prévisions climatiques.	31
2.1	Schéma des différentes composantes de CNRM-CM et fréquences de couplage pour la version utilisée dans le système S2S de Météo-France.	39
2.2	Diagramme de fiabilité de la prévision probabiliste du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en semaine 1 dans le système S2S de Météo-France, sur le domaine PSOT pour la période DJF 1996-2013	52
2.3	Courbe ROC de la prévision probabiliste du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires sur le domaine PSOT par le système S2S de Météo-France en semaine 1 et par le jeu d'observations alternatif TRMM 3B42.	54
3.1	Exemple de construction d'une prévision multi-modèle pour l'échéance semaine 1 d'un démarrage le 8 janvier.	63
3.2	Biais moyen (mm/j) des prévisions de précipitations sur les semaines 3 et 4 par rapport aux précipitations MSWEP sur la période DJF 1996-2013.	67
3.3	Corrélation temporelle des prévisions d'anomalies de précipitations (CORa) en semaines 3-4 par rapport à MSWEP, sur la période DJF 1996-2013.	69
3.4	mean-ACC des six systèmes S2S et du multi-modèle équilibré à 24 membres sur le domaine PSOT, en semaines 1 à 4 et en semaines 3-4 regroupées.	70
3.5	<i>Idem</i> Figure 3.3 pour le ROC skill score du quintile supérieur des précipitations sur les semaines 3-4.	71
3.6	<i>Idem</i> Figure 3.4 pour le ROC skill score du quintile supérieur des précipitations en regroupant tous les points du domaine PSOT.	72
3.7	<i>Idem</i> Figure 3.4 pour la fiabilité des prévisions probabilistes du quintile supérieur des précipitations en regroupant tous les points du domaine PSOT.	73
3.8	Diagrammes de fiabilité de la prévision probabiliste du quintile supérieur des précipitations en semaines 3-4 pour les systèmes BoM, ECMWF, Météo-France et pour le multi-modèle à 24 membres, en regroupant tous les points du domaine PSOT.	73
3.9	Scores des six systèmes S2S sur le domaine PSOT en effectuant un sous-échantillonnage de 4 membres pour chaque prévision d'ensemble.	75
3.10	Évolution du mean-ACC, du ROC skill score et de la fiabilité des systèmes de prévision du BoM et de Météo-France en fonction du nombre de membres.	76

3.11	Comparaison du mean-ACC sur le domaine PSOT entre chaque système individuel et le multi-modèle équilibré à taille d'ensemble équivalente.	77
3.12	<i>Idem</i> Figure 3.11 pour le ROC skill score du quintile supérieur des précipitations sur le domaine PSOT.	78
3.13	<i>Idem</i> Figure 3.11 pour la fiabilité des prévisions probabilistes du quintile supérieur des précipitations sur le domaine PSOT.	79
3.14	Évolution du mean-ACC et du ROC skill score du multi-modèle en fonction du nombre de membres.	80
3.15	Comparaison des performances des multi-modèles équilibré, tous membres et pondéré.	81
3.16	Localisation des zones Nouvelle-Calédonie (NC), Nouvelle-Guinée (NG), nord de l'Australie (NAUS), Pacifique équatorial (EQPAC) et Fidji.	83
3.17	Scores des six systèmes S2S et des trois approches multi-modèles sur les cinq zones NC, NG, NAUS, EQPAC et FIDJI, en semaines 3-4 regroupées.	84
4.1	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires selon la phase de l'ENSO dans les données MSWEP pour la période DJF 1996-2014.	92
4.2	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires selon la phase MJO dans les données MSWEP pour la période DJF 1996-2014.	93
4.3	Corrélation et RMSE (en °C) des prévisions d'anomalies journalières de TSO dans la boîte Niño 3.4 par les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF, par rapport à ERA-Interim sur la période DJF 1996-2014.	95
4.4	Évaluation des prévisions de la paire d'indices MJO (<i>RMM1</i> , <i>RMM2</i>) par les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF, par rapport à ERA-Interim sur la période DJF 1996-2014.	96
4.5	Pourcentage de prévisions MJO correctes dans les systèmes de Météo-France et de l'ECMWF selon la fenêtre hebdomadaire.	97
4.6	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en phase La Niña dans les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF selon l'échéance.	98
4.7	<i>Idem</i> Figure 4.6 en phase El Niño.	99
4.8	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires lors des phases de la MJO 8 et 1 dans les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF, selon l'échéance.	101
4.9	<i>Idem</i> Figure 4.8 pour les phases 4 et 5 de la MJO.	102
4.10	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires au cours des différentes phases MJO sur les trois zones NC, NAUS et FIDJI, dans les précipitations MSWEP et dans le système S2S de Météo-France pour les échéances semaine 1 à semaine 4.	104

LISTE DES FIGURES

4.11	<i>Idem</i> Figure 4.10 pour le système S2S de l'ECMWF.	105
4.12	Mean Square Skill Score at the scale of the SWTP basin for the subseasonal reforecasts with various statistical-dynamical post-processing : raw S2S, calibrated, bridged and calibrated + bridged.	119
4.13	ROC skill score for the upper quintile of precipitation at the scale of the SWTP basin for the subseasonal reforecasts with various statistical-dynamical post-processing : raw S2S, calibrated, bridged and calibrated + bridged.	120
4.14	Left : ROC skill score for the upper quintile of weekly precipitation in the MF S2S reforecast. Right : Difference in ROC skill score between the calibration + bridging statistical-dynamical scheme and the raw MF S2S reforecast.	121
4.15	Left : ROC skill score for the upper quintile of precipitation in the ECMWF S2S reforecast. Right : Difference in ROC skill score between the calibration + bridging statistical-dynamical scheme and the raw ECMWF S2S reforecast.	122
4.16	Comparison of the reliability diagrams (whole domain) for the upper quintile of weekly precipitation, between the raw MF S2S reforecast, the calibration reforecast and the calibration + bridging reforecast, at week 2 and week 3.	123
4.17	Same as Figure 4.16 for the ECMWF S2S system.	124
4.18	Left : linear regression coefficient of each predictor against observed rainfall \hat{r}_o . Right : Order of selection for each predictor in a stepwise forward selection scheme when considering large-scale predictors only in reference data.	125
4.19	Order of selection for each predictor in a stepwise forward selection scheme, applied at each lead time for the calibration + bridging scheme applied to the MF system.	126
4.20	ROC skill score for the upper quintile of weekly precipitation over the southwest tropical Pacific domain for raw S2S, calibrated + bridged with the original set of large-scale indices, calibrated + bridged after PCA on the large-scale indices.	128
4.21	Same as Figure 1 in the main body of the article (Mean Square error Skill Score over SWTP) for six S2S systems over the DJF 1996-2013 reforecast period.	129
4.22	Same as Figure 2 in the main body of the article (ROC Skill Score over SWTP) for six S2S systems over the DJF 1996-2013 reforecast period.	130
4.23	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en phase La Niña dans les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF en semaine 3 avant et après application de l'approche statistico-dynamique.	132
4.24	<i>Idem</i> Figure 4.23 pour la phase El Niño.	133
4.25	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires lors des différentes phases MJO dans le système S2S de Météo-France en semaine 3 avant et après application de l'approche statistico-dynamique.	134
4.26	<i>Idem</i> Figure 4.25 pour le système S2S de l'ECMWF.	135

4.27	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires au cours des différentes phases MJO sur les trois zones NC, NAUS et FIDJI, dans le système S2S de Météo-France en semaine 3 avant et après application de l'approche statistico-dynamique.	136
4.28	<i>Idem</i> Figure 4.27 pour le système S2S de l'ECMWF.	137
4.29	ROC skill score du quintile supérieur des précipitations sur tous les points du domaine PSOT pour plusieurs prévisions statistico-dynamiques en semaines 1 à 4 : sans post-traitement, calibration, calibration + <i>bridging</i> , <i>bridging</i> avec les indices provenant de la réanalyse ERA-Interim, calibration S2S + <i>bridging</i> avec les indices provenant d'ERA-Interim.	138
5.1	Variation de la sensibilité des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de l'ENSO.	144
5.2	Variation de la sensibilité des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de la MJO observée.	145
5.3	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires au cours des différentes phases MJO dans les précipitations MSWEP sur la zone Nouvelle-Calédonie.	146
5.4	Variation de la précision des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de l'ENSO.	147
5.5	Variation de la précision des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de la MJO prévue par chaque membre.	149
5.6	Variation de la précision des prévisions du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires en Nouvelle-Calédonie par les systèmes S2S, selon la phase de la MJO observée à l'initialisation.	150
5.7	Centile de la climatologie observé sur la cible du 6-12 février 2001 et probabilité d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires prévue par les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF à trois semaines d'échéance, avant et après application de l'approche statistico-dynamique.	154
5.8	Prévision probabiliste de la MJO moyenne sur la semaine cible (6-12 février 2001) à trois semaines d'échéance, dans les systèmes S2S de Météo-France et de l'ECMWF.	155
5.9	MJO du 6-12 février 2001 prévue à trois semaines d'échéance par les membres des prévisions S2S annonçant un cumul hebdomadaire dans le quintile supérieur sur au moins l'un des points de grille de la boîte Nouvelle-Calédonie où un tel événement a été observé.	155
5.10	<i>Idem</i> Figure 5.7 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.	158
5.11	<i>Idem</i> Figure 5.8 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.	159

LISTE DES FIGURES

5.12	<i>Idem</i> Figure 5.9 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.	159
5.13	<i>Idem</i> Figure 5.7 pour la semaine cible du 23 février au 1 ^{er} mars 2006.	161
5.14	<i>Idem</i> Figure 5.8 pour la semaine cible du 23 février au 1 ^{er} mars 2006.	162
5.15	<i>Idem</i> Figure 5.9 pour la semaine cible du 23 février au 1 ^{er} mars 2006.	162
5.16	<i>Idem</i> Figure 5.7 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.	164
5.17	<i>Idem</i> Figure 5.8 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.	165
5.18	<i>Idem</i> Figure 5.9 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.	165
6.1	ROC skill score de la prévision du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires sur les semaines 1 à 4 par rapport aux précipitations de référence par le multi-modèle avec pondération optimale des six systèmes après application de l'approche statistico-dynamique calibration + <i>bridging</i>	174
C.1	Fréquence d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires lors des phases de la MJO 2 et 3 dans les systèmes S2S Météo-France et ECMWF, selon l'échéance.	224
C.2	<i>Idem</i> Figure C.1 pour les phases 6-7 de la MJO.	225
D.1	Centile de la climatologie observé sur la cible du 6-12 février 2001 et probabilité d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires prévue à trois semaines d'échéance par les multi-modèles tous membres et à pondération optimale.	227
D.2	<i>Idem</i> Figure D.1 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.	228
D.3	<i>Idem</i> Figure D.1 pour la semaine cible du 23 février au 1 ^{er} mars 2006.	228
D.4	<i>Idem</i> Figure D.1 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.	229

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Résumé bibliographique (non exhaustif) des impacts de la MJO sur le climat de plusieurs régions du globe.	15
2.1	Principales caractéristiques des re-prévisions de la base S2S.	38
2.2	Exemple schématique d'une table de contingence.	53
3.1	Correspondance entre les dates de démarrage des re-prévisions S2S de Météo-France et les dates de démarrage des cinq autres systèmes.	64
3.2	Tailles d'ensembles et poids équivalents de chaque modèle dans le multi-modèle tous membres.	66
3.3	Distance euclidienne entre le vecteur des poids affectés dans le multi-modèle pondéré et le vecteur des poids équivalents du multi-modèle tous membres selon l'échéance.	80
3.4	Coordonnées des cinq zones choisies sur la grille à 1.5°.	82
4.1	Reforecast attributes for the Météo-France and ECMWF systems.	112
4.2	Correspondence between the Météo-France and the ECMWF reference start dates	113
4.3	Reliability and resolution components of the Brier Score (whole domain) for the upper quintile of weekly precipitation at weeks 1 to 4.	123
5.1	Illustration du calcul du pourcentage de bons membres, selon le point de vue <i>a posteriori</i> du climatologue et le point de vue <i>a priori</i> du prévisionniste, à partir d'une table de contingence.	143
5.2	Caractéristiques de l'événement de fortes pluies du 6 au 8 février 2001.	153
5.3	<i>Idem</i> Tableau 5.2 pour l'événement de fortes pluies du 11 au 15 mars 2012.	157
5.4	<i>Idem</i> Tableau 5.2 pour l'événement de fortes pluies du 27 février au 1 ^{er} mars 2006.	160
5.5	<i>Idem</i> Tableau 5.2 pour l'événement de fortes pluies du 29 au 30 décembre 2003.	163

LISTE DES TABLEAUX

A.1	Comparaison qualitative du ROC skill score entre chaque combinaison multi-modèle (n°1 à n°24) et les modèles du CEPMMT et du MetOffice.	218
A.2	Suite du Tableau A.1 pour les combinaisons multi-modèles n°25 à n°57.	219

ACRONYMES

ACC	Anomaly Correlation Coefficient, page 48
ACP	Analyse en composantes principales, page 10
ARPEGE	Action de Recherche Petite Échelle Grande Échelle, modèle global d'atmosphère développé à Météo-France et utilisé en prévision climatique infra-saisonnière sous sa version ARPEGE-Climat, page 37
BoM	Bureau of Meteorology, service météorologique australien, page 36
CDF	Cumulative Distribution Function, fonction de répartition d'une variable, page 113
CERFACS	Centre Européen de Recherche et de Formation Avancée en Calcul Scientifique, centre de recherche en méthodes de simulation numérique co-financé par sept actionnaires dont Météo-France, page 36
CMA	China Meteorological Administration, service météorologique chinois, page 36
CMIP	Coupled Model Intercomparison Project, suite de projets d'intercomparaison de modèles de climat couplés, page 37
CNRM	Centre National de Recherches Météorologiques, unité mixte de recherche relevant de Météo-France et du CNRS, page 36
CNRM-CM	modèle de climat global couplé développé conjointement par le CNRM et le CERFACS, page 36
CORa	corrélation temporelle des anomalies, page 48
DEMETER	DEvelopment of a Multi-model Ensemble system of seasonal-to-inTERannual prediction, projet de recherche autour de la prévision saisonnière multi-modèle qui s'est déroulé dans les années 2000, page 31
DJF	saison Décembre-Janvier-Février, page 23
ECCC	Environment and Climate Change Canada, service météorologique canadien, page 36
ECMWF	European Centre for Medium-range Weather Forecasts. Acronyme anglophone désignant le Centre Européen de Prévisions Météorologiques à Moyen Terme, organisation intergouvernementale européenne dont le but est de développer la prévision numérique à moyen terme et de fournir des prévisions à ces échéances aux services météorologiques de ses états-membres, page 4

ACRONYMES

ENSO	Oscillation Australe - El Niño (acronyme anglophone), page 16
EOF	Empirical Orthogonal Function. Acronyme anglophone désignant un vecteur propre lors d'une Analyse en Composantes Principales, page 28
EQPAC	zone PACifique ÉQuatorial, page 80
ERA-Interim	ECMWF Re-Analysis Interim, réanalyse atmosphérique globale fournie par l'ECMWF couvrant la période 1979-2019, page 40
GCM	Modèle de Circulation Générale (acronyme anglophone), terme désignant un modèle global d'atmosphère ou de climat, page 109
IFS	Integrated Forecast System, modèle d'atmosphère développé à l'ECMWF, page 40
ITCZ	Inter-Tropical Convergence Zone. Acronyme anglophone désignant la Zone de Convergence Intertropicale, page 24
MF	Météo-France, page 36
MJO	Oscillation de Madden-Julian (acronyme anglophone), page 8
MM	Multi-modèle, page 64
MOS	Model Output Statistics, démarche de calibration des prévisions reposant sur un apprentissage direct des relations entre des prédicteurs issus d'un modèle et un prédicte observé, page 109
MSE	Mean Square Error ou erreur quadratique moyenne, page 47
MSSS	Mean Square error Skill Score, page 52
MSWEP	Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation, précipitations de référence utilisées dans cette thèse et issues de la fusion de plusieurs produits d'observations et de réanalyses, page 45
N34	abréviation désignant l'indice Niño 3.4, page 89
NAO	Oscillation Nord-Atlantique (acronyme anglophone), principal mode de variabilité du climat sur l'Atlantique Nord et l'Europe, page 12
NAUS	zone Nord AUstralie, page 80
NC	zone Nouvelle-Calédonie, page 80
NCEP	National Centers for Environmental Prediction, regroupement d'organismes états-uniens dédiés à la prévision météorologique, page 44
NG	zone Nouvelle-Guinée, page 80
Niño 3.4	région du Pacifique équatorial (170°W-120°W ; 5°S-5°N) servant à définir un indice d'anomalies de TSO permettant de caractériser l'ENSO, page 17
OLR	Outgoing Longwave Radiation, flux de rayonnement infrarouge sortant au sommet de l'atmosphère, page 9
PSOT	Pacifique Sud-Ouest tropical. Acronyme désignant le domaine spatial utilisé dans cette thèse, page 23
QBO	Oscillation Quasi-Biennale (acronyme anglophone), page 21

RMM	Real-time Multivariate MJO index, paire d'indices servant à caractériser l'état de la MJO, page 10
RMSE	Root Mean Square Error, page 47
ROC	Relative Operating Characteristic, page 51
S2S	Subseasonal-to-seasonal, projet de recherche international dédié à la prévision aux échéances infra-saisonniers. Par extension, désigne ces échéances temporelles, page 5
SPCZ	South Pacific Convergence Zone. Acronyme anglophone désignant la Zone de Convergence du Pacifique Sud, page 24
SST	Sea Surface Temperature, voir TSO, page 111
SSW	Sudden Stratospheric Warming. Acronyme anglophone désignant un Réchauffement Stratosphérique Soudain, page 22
SubX	Subseasonal Experiment. Projet de recherche nord-américain dédié à la prévision numérique aux échéances infra-saisonniers, page 5
SWTP	Southwest Tropical Pacific, voir PSOT, page 109
TL	Troncature Linéaire. Suivie d'un nombre, indique le nombre d'onde de troncature et donc la résolution horizontale d'un modèle spectral, page 38
TRMM	Tropical Rainfall Measurement Mission, jeu de données de précipitations mesurées par satellite, page 45
TSO	Température de Surface de l'Océan, page 16
U200	vent zonal à 200 hPa, page 9
U850	vent zonal à 850 hPa, page 9
UKMO	United Kingdom MetOffice, service météorologique britannique, page 36

BIBLIOGRAPHIE

- S. Antoine (2019). *Prévisibilité d'événements extrêmes aux échelles sub-saisonniers*. Thèse de master, École Nationale de la Météorologie.
- P. Arbogast, O. Pannekoucke, L. Raynaud, R. Lalanne, et E. Mémin (2016). Object-oriented processing of CRM precipitation forecasts by stochastic filtering. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(700) : 2827–2838. doi : 10.1002/qj.2871.
- C. Ardilouze (2019). *Impact de l'humidité du sol sur la prévisibilité du climat estival aux moyennes latitudes*. Thèse de doctorat, Université de Toulouse.
- C. Ardilouze, L. Batté, et M. Déqué (2017). Subseasonal-to-seasonal (S2S) forecasts with CNRM-CM : a case study on the July 2015 West-European heat wave. *Advances in Science and Research*, 14 : 115–121. doi : 10.5194/asr-14-115-2017.
- H. Ashouri, K.-L. Hsu, S. Sorooshian, D. K. Braithwaite, K. R. Knapp, L. D. Cecil, B. R. Nelson, et O. P. Prat (2015). PERSIANN-CDR : Daily Precipitation Climate Data Record from Multisatellite Observations for Hydrological and Climate Studies. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 96(1) : 69–83. doi : 10.1175/bams-d-13-00068.1.
- Atlas Climatique de la Nouvelle-Calédonie (2008). Météo-France.
URL : <http://www.meteo.nc/en-savoir-plus/comprendre-la-meteo/publications/atlas-climatique-de-la-nouvelle-caledonie-sommaire>.
- Australian Bureau of Meteorology et CSIRO (2011). Climate of the Western Tropical Pacific and East Timor. In *Climate Change in the Pacific : Scientific Assessment and New Research*. Australian Government.
URL : <https://www.pacificclimatechangescience.org/publications/reports/report-climate-change-in-the-pacific-scientific-assessment-and-new-research/>.
- C. F. Baggett, K. M. Nardi, S. J. Childs, S. N. Zito, E. A. Barnes, et E. D. Maloney (2018). Skillful Subseasonal Forecasts of Weekly Tornado and Hail Activity Using the Madden-Julian Oscillation. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 123(22) : 12661–12675. doi : 10.1029/2018JD029059.
- M. P. Baldwin, L. J. Gray, T. J. Dunkerton, K. Hamilton, P. H. Haynes, W. J. Randel, J. R. Holton, M. J. Alexander, I. Hirota, T. Horinouchi, D. B. A. Jones, J. S. Kinnersley, C. Marquardt, K. Sato, et M. Takahashi (2001). The Quasi-Biennial Oscillation. *Reviews of Geophysics*, 39(2) : 179–229. doi : 10.1029/1999rg000073.

BIBLIOGRAPHIE

- G. Balsamo, A. Beljaars, K. Scipal, P. Viterbo, B. van den Hurk, M. Hirschi, et A. K. Betts (2009). A Revised Hydrology for the ECMWF Model : Verification from Field Site to Terrestrial Water Storage and Impact in the Integrated Forecast System. *Journal of Hydrometeorology*, 10(3) : 623–643. doi : 10.1175/2008jhm1068.1.
- R. Barbero, V. Moron, M. Mangeas, M. Despinoy, et C. Hély (2011). Relationships between MODIS and ATSR fires and atmospheric variability in New Caledonia (SW Pacific). *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 116(D21). doi : 10.1029/2011jd015915.
- E. A. Barnes et J. A. Screen (2015). The impact of Arctic warming on the midlatitude jet-stream : Can it ? Has it ? Will it ? *Wiley Interdisciplinary Reviews : Climate Change*, 6(3) : 277–286. doi : 10.1002/wcc.337.
- T. P. Barnett (1981). Statistical Prediction of North American Air Temperatures from Pacific Predictors. *Monthly Weather Review*, 109(5) : 1021–1041. doi : 10.1175/1520-0493(1981)109<1021:SPONAA>2.0.CO;2.
- A. G. Barnston et T. M. Smith (1996). Specification and Prediction of Global Surface Temperature and Precipitation from Global SST Using CCA. *Journal of Climate*, 9(11) : 2660–2697. doi : 10.1175/1520-0442(1996)009<2660:SAPOGS>2.0.CO;2.
- A. G. Barnston, M. K. Tippett, M. L. L’Heureux, S. Li, et D. G. DeWitt (2012). Skill of Real-Time Seasonal ENSO Model Predictions during 2002–11 : Is Our Capability Increasing ? *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(5) : 631–651. doi : 10.1175/BAMS-D-11-00111.1.
- B. S. Barrett, J. F. Carrasco, et A. P. Testino (2012). Madden–Julian Oscillation (MJO) Modulation of Atmospheric Circulation and Chilean Winter Precipitation. *Journal of Climate*, 25(5) : 1678–1688. doi : 10.1175/jcli-d-11-00216.1.
- L. Batté et M. Déqué (2012). A stochastic method for improving seasonal predictions. *Geophysical Research Letters*, 39(9). doi : 10.1029/2012gl051406.
- L. Batté et M. Déqué (2016). Randomly correcting model errors in the ARPEGE-Climate v6.1 component of CNRM-CM : applications for seasonal forecasts. *Geoscientific Model Development*, 9(6) : 2055–2076. doi : 10.5194/gmd-9-2055-2016.
- L. Batté (2013). *Prévision d’ensemble à l’échelle saisonnière : mise en place d’une dynamique stochastique*. Thèse de doctorat, Université Paris-Est.
- H. E. Beck, A. I. J. M. van Dijk, V. Levizzani, J. Schellekens, D. G. Miralles, B. Martens, et A. de Roo (2017). MSWEP : 3-hourly 0.25° global gridded precipitation (1979–2015) by merging gauge, satellite, and reanalysis data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(1) : 589–615. doi : 10.5194/hess-21-589-2017.
- E. J. Becker, E. H. Berbery, et R. W. Higgins (2011). Modulation of Cold-Season U.S. Daily Precipitation by the Madden–Julian Oscillation. *Journal of Climate*, 24(19) : 5157–5166. doi : 10.1175/2011jcli4018.1.
- M. Bessafi et M. C. Wheeler (2006). Modulation of South Indian Ocean Tropical Cyclones by the Madden–Julian Oscillation and Convectively Coupled Equatorial Waves. *Monthly Weather Review*, 134(2) : 638–656. doi : 10.1175/mwr3087.1.

- J. Bjerknes (1969). Atmospheric Teleconnections From The Equatorial Pacific. *Monthly Weather Review*, 97(3) : 163–172. doi : 10.1175/1520-0493(1969)097<0163:atftpep>2.3.co;2.
- M. Boisserie, B. Decharme, L. Descamps, et P. Arbogast (2016). Land surface initialization strategy for a global reforecast dataset. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(695) : 880–888. doi : 10.1002/qj.2688.
- R. J. Bombardi, K. V. Pegion, J. L. Kinter, B. A. Cash, et J. M. Adams (2017). Sub-seasonal Predictability of the Onset and Demise of the Rainy Season over Monsoonal Regions. *Frontiers in Earth Science*, 5. doi : 10.3389/feart.2017.00014.
- P. Bougeault (1981). Modeling the Trade-Wind Cumulus Boundary Layer. Part I : Testing the Ensemble Cloud Relations Against Numerical Data. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 38(11) : 2414–2428. doi : 10.1175/1520-0469(1981)038<2414:mttwcb>2.0.co;2.
- P. Bougeault (1982). Cloud-Ensemble Relations Based on the Gamma Probability Distribution for the Higher-Order Models of the Planetary Boundary Layer. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 39(12) : 2691–2700. doi : 10.1175/1520-0469(1982)039<2691:cerbot>2.0.co;2.
- P. Bougeault (1985). A Simple Parameterization of the Large-Scale Effects of Cumulus Convection. *Monthly Weather Review*, 113(12) : 2108–2121. doi : 10.1175/1520-0493(1985)113<2108:aspotl>2.0.co;2.
- C. S. Bretherton, C. Smith, et J. M. Wallace (1992). An Intercomparison of Methods for Finding Coupled Patterns in Climate Data. *Journal of Climate*, 5(6) : 541–560. doi : 10.1175/1520-0442(1992)005<0541:aiomff>2.0.co;2.
- G. W. Brier (1950). Verification Of Forecasts Expressed In Terms Of Probability. *Monthly Weather Review*, 78(1) : 1–3. doi : 10.1175/1520-0493(1950)078<0001:vofeit>2.0.co;2.
- J. Bröcker (2015). Resolution and discrimination – two sides of the same coin. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 141(689) : 1277–1282. doi : 10.1002/qj.2434.
- R. Buizza et T. N. Palmer (1995). The Singular-Vector Structure of the Atmospheric Global Circulation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 52(9) : 1434–1456. doi : 10.1175/1520-0469(1995)052<1434:tsvsot>2.0.co;2.
- R. Buizza, M. Milleer, et T. N. Palmer (1999). Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 125(560) : 2887–2908. doi : 10.1002/qj.49712556006.
- A. Buse (1982). The Likelihood Ratio, Wald, and Lagrange Multiplier Tests : An Expository Note. *The American Statistician*, 36(3) : 153–157. doi : 10.2307/2683166.
- A. Butler, A. Charlton-Perez, D. I. Domeisen, C. Garfinkel, E. P. Gerber, P. Hitchcock, A. Y. Karpechko, A. C. Maycock, M. Sigmond, I. Simpson, et S.-W. Son (2019). Sub-seasonal Predictability and the Stratosphere. In *Sub-Seasonal to Seasonal Prediction*, pages 223–241. Elsevier. doi : 10.1016/b978-0-12-811714-9.00011-5.
- A. H. Butler, D. J. Seidel, S. C. Hardiman, N. Butchart, T. Birner, et A. Match (2015). Defining Sudden Stratospheric Warmings. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 96(11) : 1913–1928. doi : 10.1175/bams-d-13-00173.1.

BIBLIOGRAPHIE

- C. Cassou (2008). Intraseasonal interaction between the Madden–Julian Oscillation and the North Atlantic Oscillation. *Nature*, 455(7212) : 523–527. doi : 10.1038/nature07286.
- C. Cassou, L. Terray, et A. S. Phillips (2005). Tropical Atlantic Influence on European Heat Waves. *Journal of Climate*, 18(15) : 2805–2811. doi : 10.1175/JCLI3506.1.
- S. S. Chen, Y. Zhang, B. Kerns, et A. Savarin (2019). Understanding predictability of the MJO in ECMWF S2S Reforecast. Workshop on Predictability, dynamics and applications research using the TIGGE and S2S ensembles.
URL : <https://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2019/18932-understanding-predictability-mjo-ecmwf-s2s-reforecast.pdf>.
- M. Chevallier, F. Massonnet, H. Goessling, V. Guémas, et T. Jung (2019). The Role of Sea Ice in Sub-seasonal Predictability. In *Sub-Seasonal to Seasonal Prediction*, pages 201–221. Elsevier. doi : 10.1016/b978-0-12-811714-9.00010-3.
- R. Clark et M. Déqué (2003). Conditional probability seasonal predictions of precipitation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 129(587) : 179–193. doi : 10.1256/qj.02.81.
- C. A. Coelho, M. A. Firpo, et F. M. de Andrade (2018). A verification framework for South American sub-seasonal precipitation predictions. *Meteorologische Zeitschrift*, 27(6) : 503–520. doi : 10.1127/metz/2018/0898.
- C. A. Coelho, B. Brown, L. Wilson, M. Mittermaier, et B. Casati (2019). Forecast Verification for S2S Timescales. In *Sub-Seasonal to Seasonal Prediction*, pages 337 – 361. Elsevier. doi : 10.1016/B978-0-12-811714-9.00016-4.
- C. A. S. Coelho, S. Pezzulli, M. Balmaseda, F. J. Doblas-Reyes, et D. B. Stephenson (2004). Forecast Calibration and Combination : A Simple Bayesian Approach for ENSO. *Journal of Climate*, 17(7) : 1504–1516. doi : 10.1175/1520-0442(2004)017<1504:fcacas>2.0.co;2.
- C. A. S. Coelho, D. B. Stephenson, F. J. Doblas-Reyes, M. Balmaseda, A. Guetter, et G. J. van Oldenborgh (2006). A Bayesian approach for multi-model downscaling : Seasonal forecasting of regional rainfall and river flows in South America. *Meteorological Applications*, 13(01) : 73. doi : 10.1017/s1350482705002045.
- J. Cohen, D. Coumou, J. Hwang, L. Mackey, P. Orenstein, S. Totz, et E. Tziperman (2019). S2S reboot : An argument for greater inclusion of machine learning in subseasonal to seasonal forecasts. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Climate Change*, 10(2). doi : 10.1002/wcc.567.
- C. C. Collimore, D. W. Martin, M. H. Hitchman, A. Huesmann, et D. E. Waliser (2003). On The Relationship between the QBO and Tropical Deep Convection. *Journal of Climate*, 16(15) : 2552–2568. doi : 10.1175/1520-0442(2003)016<2552:otrbtq>2.0.co;2.
- T. Cowan, M. Wheeler, O. Alves, S. Narsey, C. de Burgh-Day, M. Griffiths, C. Jarvis, D. Cobon, et M. Hawcroft (2019). Forecasting the extreme rainfall, low temperatures, and strong winds associated with the northern Queensland floods of February 2019. *Weather and Climate Extremes*, 26 : 100232. doi : 10.1016/j.wace.2019.100232.
- F. M. de Andrade, C. A. S. Coelho, et I. F. A. Cavalcanti (2019). Global precipitation hindcast quality assessment of the Subseasonal-to-Seasonal (S2S) prediction project models. *Climate Dynamics*, 52 : 5451–5475. doi : 10.1007/s00382-018-4457-z.

- D. P. Dee, S. M. Uppala, A. J. Simmons, P. Berrisford, P. Poli, S. Kobayashi, et al. (2011). The ERA-Interim reanalysis : configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656) : 553–597. doi : 10.1002/qj.828.
- P. Delécluse, M. K. Davey, Y. Kitamura, S. G. H. Philander, M. Suarez, et L. Bengtsson (1998). Coupled general circulation modeling of the tropical Pacific. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 103(C7) : 14357–14373. doi : 10.1029/97JC02546.
- E. R. DeLong, D. M. DeLong, et D. L. Clarke-Pearson (1988). Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves : A Nonparametric Approach. *Biometrics*, 44(3) : 837–845. doi : 10.2307/2531595.
- C. A. DeMott, N. P. Klingaman, et S. J. Woolnough (2015). Atmosphere-ocean coupled processes in the Madden-Julian oscillation. *Reviews of Geophysics*, 53(4) : 1099–1154. doi : 10.1002/2014rg000478.
- M. Déqué (2007). Frequency of precipitation and temperature extremes over France in an anthropogenic scenario : Model results and statistical correction according to observed values. *Global and Planetary Change*, 57(1-2) : 16–26. doi : 10.1016/j.gloplacha.2006.11.030.
- M. Déqué (2012). Deterministic Forecasts of Continuous Variables. In *Forecast Verification*, chapter 5, pages 77–94. John Wiley & Sons, Ltd. doi : 10.1002/9781119960003.ch5.
- M. Déqué et J. F. Royer (1992). The Skill of Extended-Range Extratropical Winter Dynamical Forecasts. *Journal of Climate*, 5(11) : 1346–1356. doi : 10.1175/1520-0442(1992)005<1346:tsoere>2.0.co;2.
- M. Déqué, C. Drevet, A. Braun, et D. Cariolle (1994). The ARPEGE/IFS atmosphere model : a contribution to the French community climate modelling. *Climate Dynamics*, 10(4-5) : 249–266. doi : 10.1007/bf00208992.
- E. Díez, C. Primo, J. García-Moya, J. Gutiérrez, et B. Orfila (2005). Statistical and dynamical downscaling of precipitation over Spain from DEMETER seasonal forecasts. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 57(3) : 409–423. doi : 10.3402/tellusa.v57i3.14698.
- P. A. Dirmeyer (2006). The Hydrologic Feedback Pathway for Land–Climate Coupling. *Journal of Hydrometeorology*, 7(5) : 857–867. doi : 10.1175/jhm526.1.
- P. A. Dirmeyer, S. Halder, et R. Bombardi (2018). On the Harvest of Predictability From Land States in a Global Forecast Model. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 123(23). doi : 10.1029/2018jd029103.
- P. A. Dirmeyer, P. Gentine, M. B. Ek, et G. Balsamo (2019). Land Surface Processes Relevant to Sub-seasonal to Seasonal (S2S) Prediction. In *Sub-Seasonal to Seasonal Prediction*, pages 165–181. Elsevier. doi : 10.1016/b978-0-12-811714-9.00008-5.
- F. J. Doblas-Reyes, R. Hagedorn, et T. Palmer (2005). The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting — II. Calibration and combination. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 57(3) : 234–252. doi : 10.3402/tellusa.v57i3.14658.

BIBLIOGRAPHIE

- A. Donald, H. Meinke, B. Power, A. de H. N. Maia, M. C. Wheeler, N. White, R. C. Stone, et J. Ribbe (2006). Near-global impact of the Madden-Julian Oscillation on rainfall. *Geophysical Research Letters*, 33(9). doi : 10.1029/2005gl025155.
- J. Doss-Gollin, A. G. Muñoz, S. J. Mason, et M. Pastén (2018). Heavy Rainfall in Paraguay during the 2015/16 Austral Summer : Causes and Subseasonal-to-Seasonal Predictive Skill. *Journal of Climate*, 31(17) : 6669–6685. doi : 10.1175/JCLI-D-17-0805.1.
- Dossier sur les risques majeurs de la Nouvelle-Calédonie (2015). Gouvernement de la Nouvelle-Calédonie.
URL : https://securite-civile.nc/sites/default/files/documents/drm_2016.pdf.
- C. Dutheil, M. Bador, M. Lengaigne, J. Lefèvre, N. C. Jourdain, J. Vialard, S. Jullien, A. Peltier, et C. Menkes (2019). Impact of surface temperature biases on climate change projections of the South Pacific Convergence Zone. *Climate Dynamics*, 53(5-6) : 3197–3219. doi : 10.1007/s00382-019-04692-6.
- R. L. Dykstra (1983). An Algorithm for Restricted Least Square Regression. *Journal of the American Statistical Association*, 78(384) : 837–842.
- ECMWF (2017). MJO Index Computation at ECMWF.
URL : <ftp://acquisition.ecmwf.int/RMMS/RMMS{ }computation.docx>.
- H. Feddersen, A. Navarra, et M. N. Ward (1999). Reduction of Model Systematic Error by Statistical Correction for Dynamical Seasonal Predictions. *Journal of Climate*, 12(7) : 1974–1989. doi : 10.1175/1520-0442(1999)012<1974:romseb>2.0.co;2.
- L. Ferranti, T. N. Palmer, F. Molteni, et E. Klinker (1990). Tropical-Extratropical Interaction Associated with the 30–60 Day Oscillation and Its Impact on Medium and Extended Range Prediction. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 47(18) : 2177–2199. doi : 10.1175/1520-0469(1990)047<2177:teiawt>2.0.co;2.
- N. Ferry, L. Parent, G. Garric, B. Bamier, N. C. Jourdain, et al. (2010). Mercator global eddy-permitting ocean reanalysis GLORYS1V1 : Description and results. *Mercator-Océan Quarterly Newsletter*, 36 : 15–27.
- M. Fischer, B. Dewitte, et L. Maitrepierre (2004). A non-linear statistical downscaling model : El Niño/Southern Oscillation impact on precipitation over New Caledonia. *Geophysical Research Letters*, 31(16). doi : 10.1029/2004gl020112.
- T. W. Ford, P. A. Dirmeyer, et D. O. Benson (2018). Evaluation of heat wave forecasts seamlessly across subseasonal timescales. *npj Climate and Atmospheric Science*, 1(1) : 20. doi : 10.1038/s41612-018-0027-7.
- C. Frauen, D. Dommenges, N. Tyrrell, M. Reznay, et S. Wales (2014). Analysis of the Non-linearity of El Niño–Southern Oscillation Teleconnections. *Journal of Climate*, 27(16) : 6225–6244. doi : 10.1175/JCLI-D-13-00757.1.
- J. García-Serrano, C. Frankignoul, G. Gastineau, et A. de la Cámara (2015). On the Predictability of the Winter Euro-Atlantic Climate : Lagged Influence of Autumn Arctic Sea Ice. *Journal of Climate*, 28(13) : 5195–5216. doi : 10.1175/jcli-d-14-00472.1.

- R. Gelaro, W. McCarty, M. J. Suárez, R. Todling, A. Molod, L. Takacs, et al. (2017). The Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications, Version 2 (MERRA-2). *Journal of Climate*, 30(14) : 5419–5454. doi : 10.1175/jcli-d-16-0758.1.
- T. Gneiting, A. E. Raftery, I. Westveld, Anton H., et T. Goldman (2005). Calibrated Probabilistic Forecasting Using Ensemble Model Output Statistics and Minimum CRPS Estimation. *Monthly Weather Review*, 133(5) : 1098–1118. doi : 10.1175/MWR2904.1.
- L. Goddard, W. E. Baethgen, H. Bhojwani, et A. W. Robertson (2014). The International Research Institute for Climate & Society : why, what and how. *Earth Perspectives*, 1(1) : 10. doi : 10.1186/2194-6434-1-10.
- J. Gottschalck, M. Wheeler, K. Weickmann, F. Vitart, N. Savage, H. Lin, et al. (2010). A Framework for Assessing Operational Madden–Julian Oscillation Forecasts : A CLIVAR MJO Working Group Project. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 91(9) : 1247–1258. doi : 10.1175/2010BAMS2816.1.
- G. M. Griffiths, M. J. Salinger, et I. Leleu (2003). Trends in extreme daily rainfall across the South Pacific and relationship to the South Pacific Convergence Zone. *International Journal of Climatology*, 23(8) : 847–869. doi : 10.1002/joc.923.
- A. M. Grimm (2019). Madden–Julian Oscillation impacts on South American summer monsoon season : precipitation anomalies, extreme events, teleconnections, and role in the MJO cycle. *Climate Dynamics*, 53(1-2) : 907–932. doi : 10.1007/s00382-019-04622-6.
- R. Hagedorn, F. J. Doblas-Reyes, et T. N. Palmer (2005). The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting - I. Basic concept. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 57(3) : 219–233. doi : 10.1111/j.1600-0870.2005.00103.x.
- Y.-G. Ham, J.-H. Kim, et J.-J. Luo (2019). Deep learning for multi-year ENSO forecasts. *Nature*, 573(7775) : 568–572. doi : 10.1038/s41586-019-1559-7.
- S. Hemri, J. Bhend, M. A. Liniger, R. Manzanaras, S. Siegert, D. B. Stephenson, J. M. Gutiérrez, A. Brookshaw, et F. J. Doblas-Reyes (2020). How to create an operational multi-model of seasonal forecasts? *Climate Dynamics*, 55(5-6) : 1141–1157. doi : 10.1007/s00382-020-05314-2.
- H. H. Hendon, B. Liebmann, M. Newman, J. D. Glick, et J. E. Schemm (2000). Medium-Range Forecast Errors Associated with Active Episodes of the Madden–Julian Oscillation. *Monthly Weather Review*, 128(1) : 69–86. doi : 10.1175/1520-0493(2000)128<0069:mrfeaw>2.0.co;2.
- R. Hidayat et S. Kizu (2010). Influence of the Madden-Julian Oscillation on Indonesian rainfall variability in austral summer. *International Journal of Climatology*. doi : 10.1002/joc.2005.
- R. N. Hoffman et E. Kalnay (1983). Lagged average forecasting, an alternative to Monte Carlo forecasting. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 35(2) : 100–118. doi : 10.3402/tellusa.v35i2.11425.
- R. J. Hogan et I. B. Mason (2012). Deterministic Forecasts of Binary Events. In *Forecast Verification*, pages 31–59. John Wiley & Sons, Ltd. doi : 10.1002/9781119960003.ch3.

BIBLIOGRAPHIE

- C.-C. Hong et T. Li (2009). The Extreme Cold Anomaly over Southeast Asia in February 2008 : Roles of ISO and ENSO. *Journal of Climate*, 22(13) : 3786–3801. doi : 10.1175/2009jcli2864.1.
- D. Hudson, O. Alves, H. H. Hendon, et A. G. Marshall (2011). Bridging the gap between weather and seasonal forecasting : intraseasonal forecasting for Australia. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656) : 673–689. doi : 10.1002/qj.769.
- D. Hudson, A. G. Marshall, O. Alves, G. Young, D. Jones, et A. Watkins (2016). Forewarned is Forearmed : Extended-Range Forecast Guidance of Recent Extreme Heat Events in Australia. *Weather and Forecasting*, 31(3) : 697–711. doi : 10.1175/waf-d-15-0079.1.
- G. J. Huffman, R. F. Adler, M. M. Morrissey, D. T. Bolvin, S. Curtis, R. Joyce, B. McGavock, et J. Susskind (2001). Global Precipitation at One-Degree Daily Resolution from Multisatellite Observations. *Journal of Hydrometeorology*, 2(1) : 36–50. doi : 10.1175/1525-7541(2001)002<0036:gpaodd>2.0.co;2.
- G. J. Huffman, D. T. Bolvin, E. J. Nelkin, D. B. Wolff, R. F. Adler, G. Gu, Y. Hong, K. P. Bowman, et E. F. Stocker (2007). The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA) : Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales. *Journal of Hydrometeorology*, 8(1) : 38–55. doi : 10.1175/jhm560.1.
- J. Hwang, P. Orenstein, J. Cohen, K. Pfeiffer, et L. Mackey (2019). Improving Subseasonal Forecasting in the Western U.S. with Machine Learning. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pages 2325–2335. doi : 10.1145/3292500.3330674.
- A. V. Ines et J. W. Hansen (2006). Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 138(1-4) : 44–53. doi : 10.1016/j.agrformet.2006.03.009.
- J.-H. Jeong (2005). Influence of the Madden-Julian Oscillation on wintertime surface air temperature and cold surges in east Asia. *Journal of Geophysical Research*, 110(D11). doi : 10.1029/2004jd005408.
- N. C. Johnson, D. C. Collins, S. B. Feldstein, M. L. L’Heureux, et E. E. Riddle (2014). Skillful Wintertime North American Temperature Forecasts out to 4 Weeks Based on the State of ENSO and the MJO. *Weather and Forecasting*, 29(1) : 23–38. doi : 10.1175/WAF-D-13-00102.1.
- C. Jones (2000). Occurrence of Extreme Precipitation Events in California and Relationships with the Madden-Julian Oscillation. *Journal of Climate*, 13(20) : 3576–3587. doi : 10.1175/1520-0442(2000)013<3576:ooepei>2.0.co;2.
- C. Jones, D. E. Waliser, K. M. Lau, et W. Stern (2004). Global Occurrences of Extreme Precipitation and the Madden-Julian Oscillation : Observations and Predictability. *Journal of Climate*, 17(23) : 4575–4589. doi : 10.1175/3238.1.
- C. Jones, L. M. V. Carvalho, J. Gottschalck, et W. Higgins (2011a). The Madden-Julian Oscillation and the Relative Value of Deterministic Forecasts of Extreme Precipitation in the Contiguous United States. *Journal of Climate*, 24(10) : 2421–2428. doi : 10.1175/2011jcli-d-10-05002.1.

- C. Jones, J. Gottschalck, L. M. V. Carvalho, et W. Higgins (2011b). Influence of the Madden-Julian Oscillation on Forecasts of Extreme Precipitation in the Contiguous United States. *Monthly Weather Review*, 139(2) : 332–350. doi : 10.1175/2010MWR3512.1.
- R. J. Joyce, J. E. Janowiak, P. A. Arkin, et P. Xie (2004). CMORPH : A Method that Produces Global Precipitation Estimates from Passive Microwave and Infrared Data at High Spatial and Temporal Resolution. *Journal of Hydrometeorology*, 5(3) : 487–503. doi : 10.1175/1525-7541(2004)005<0487:camtpg>2.0.co;2.
- E. Kalnay et A. Dalcher (1987). Forecasting Forecast Skill. *Monthly Weather Review*, 115(2) : 349–356. doi : 10.1175/1520-0493(1987)115<0349:ffs>2.0.co;2.
- A. Y. Karpechko, A. Charlton-Perez, M. Balmaseda, N. Tyrrell, et F. Vitart (2018). Predicting Sudden Stratospheric Warming 2018 and Its Climate Impacts With a Multimodel Ensemble. *Geophysical Research Letters*, 45(24) : 13,538–13,546. doi : 10.1029/2018GL081091.
- L. Kautz, I. Polichtchouk, T. Birner, H. Garny, et J. G. Pinto (2020). Enhanced extended-range predictability of the 2018 late-winter Eurasian cold spell due to the stratosphere. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(727) : 1040–1055. doi : 10.1002/qj.3724.
- B. W. Kerns et S. S. Chen (2016). Large-scale precipitation tracking and the MJO over the Maritime Continent and Indo-Pacific warm pool. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 121(15) : 8755–8776. doi : 10.1002/2015jd024661.
- E. Kessler (1969). On distribution and continuity of water substance in atmospheric circulations. *Meteorological Monographs*, 10(32).
- K. Kikuchi, B. Wang, et Y. Kajikawa (2012). Bimodal representation of the tropical intraseasonal oscillation. *Climate Dynamics*, 38(9-10) : 1989–2000. doi : 10.1007/s00382-011-1159-1.
- D. Kim et E. D. Maloney (2017). Simulation of the Madden-Julian Oscillation Using General Circulation Models. In *The Global Monsoon System*, pages 119–130. World Scientific. doi : 10.1142/9789813200913_0009.
- H. Kim, F. Vitart, et D. E. Waliser (2018). Prediction of the Madden–Julian Oscillation : A Review. *Journal of Climate*, 31(23) : 9425–9443. doi : 10.1175/JCLI-D-18-0210.1.
- H. Kim, M. A. Janiga, et K. Pegion (2019). MJO Propagation Processes and Mean Biases in the SubX and S2S Reforecasts. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 124(16) : 9314–9331. doi : 10.1029/2019JD031139.
- P. J. Klotzbach (2014). The Madden–Julian Oscillation’s Impacts on Worldwide Tropical Cyclone Activity. *Journal of Climate*, 27(6) : 2317–2330. doi : 10.1175/jcli-d-13-00483.1.
- S. Kobayashi, Y. Ota, Y. Harada, A. Ebata, M. Moriya, H. Onoda, K. Onogi, H. Kamahori, C. Kobayashi, H. Endo, K. Miyaoka, et K. Takahashi (2015). The JRA-55 Reanalysis : General Specifications and Basic Characteristics. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 93(1) : 5–48. doi : 10.2151/jmsj.2015-001.
- R. D. Koster, S. P. P. Mahanama, T. J. Yamada, G. Balsamo, A. A. Berg, M. Boisserie, et al. (2010). Contribution of land surface initialization to subseasonal forecast skill : First results from a multi-model experiment. *Geophysical Research Letters*, 37(2). doi : 10.1029/2009GL041677.

BIBLIOGRAPHIE

- T. N. Krishnamurti (1999). Improved Weather and Seasonal Climate Forecasts from Multimodel Superensemble. *Science*, pages 1548–1550. doi : 10.1126/science.285.5433.1548.
- T. N. Krishnamurti, C. M. Kishtawal, Z. Zhang, T. LaRow, D. Bachiochi, E. Williford, S. Gadgil, et S. Surendran (2000). Multimodel Ensemble Forecasts for Weather and Seasonal Climate. *Journal of Climate*, 13(23) : 4196–4216. doi : 10.1175/1520-0442(2000)013<4196:meffwa>2.0.co;2.
- J.-Y. Lee, B. Wang, M. C. Wheeler, X. Fu, D. E. Waliser, et I.-S. Kang (2013). Real-time multivariate indices for the boreal summer intraseasonal oscillation over the Asian summer monsoon region. *Climate Dynamics*, 40(1-2) : 493–509. doi : 10.1007/s00382-012-1544-4.
- J. Lefèvre, P. Marchesiello, N. C. Jourdain, C. Menkes, et A. Leroy (2010). Weather regimes and orographic circulation around New Caledonia. *Marine Pollution Bulletin*, 61(7-12) : 413–431. doi : 10.1016/j.marpolbul.2010.06.012.
- T. Lefort (2005). Starting up medium-range forecasting for New Caledonia in the South-West Pacific Ocean - a not so boring tropical climate. *ECMWF Newsletter No. 102 - Winter 2004/05*, pages 2–7.
- I. Lehtonen et A. Y. Karpechko (2016). Observed and modeled tropospheric cold anomalies associated with sudden stratospheric warmings. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 121(4) : 1591–1610. doi : 10.1002/2015jd023860.
- C. E. Leith (1974). Theoretical Skill of Monte Carlo Forecasts. *Monthly Weather Review*, 102(6) : 409–418. doi : 10.1175/1520-0493(1974)102<0409:tsomcf>2.0.co;2.
- A. Leroy (2006). *Utilisation des Prévisions Saisonnières en Nouvelle-Calédonie*. Météo-France.
- A. Leroy et M. C. Wheeler (2008). Statistical Prediction of Weekly Tropical Cyclone Activity in the Southern Hemisphere. *Monthly Weather Review*, 136(10) : 3637–3654. doi : 10.1175/2008mwr2426.1.
- F. Li, Y. J. Orsolini, N. Keenlyside, M. Shen, F. Counillon, et Y. G. Wang (2019a). Impact of Snow Initialization in Subseasonal-to-Seasonal Winter Forecasts With the Norwegian Climate Prediction Model. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 124(17-18) : 10033–10048. doi : 10.1029/2019JD030903.
- S. Li et A. W. Robertson (2015). Evaluation of Submonthly Precipitation Forecast Skill from Global Ensemble Prediction Systems. *Monthly Weather Review*, 143(7) : 2871–2889. doi : 10.1175/MWR-D-14-00277.1.
- W. Li, Y. Zhu, X. Zhou, D. Hou, E. Sinsky, C. Melhauser, M. Peña, H. Guan, et R. Wobus (2018). Evaluating the MJO prediction skill from different configurations of NCEP GEFS extended forecast. *Climate Dynamics*, 52(7-8) : 4923–4936. doi : 10.1007/s00382-018-4423-9.
- W. Li, J. Chen, L. Li, H. Chen, B. Liu, C.-Y. Xu, et X. Li (2019b). Evaluation and Bias Correction of S2S Precipitation for Hydrological Extremes. *Journal of Hydrometeorology*, 20(9) : 1887–1906. doi : 10.1175/jhm-d-19-0042.1.
- P. Liang et H. Lin (2018). Sub-seasonal prediction over East Asia during boreal summer using the ECCO monthly forecasting system. *Climate Dynamics*, 50(3-4) : 1007–1022. doi : 10.1007/s00382-017-3658-1.

- E.-P. Lim, H. H. Hendon, D. L. T. Anderson, A. Charles, et O. Alves (2011). Dynamical, Statistical–Dynamical, and Multimodel Ensemble Forecasts of Australian Spring Season Rainfall. *Monthly Weather Review*, 139(3) : 958–975. doi : 10.1175/2010mwr3399.1.
- Y. Lim, S.-W. Son, et D. Kim (2018). MJO Prediction Skill of the Subseasonal-to-Seasonal Prediction Models. *Journal of Climate*, 31(10) : 4075–4094. doi : 10.1175/jcli-d-17-0545.1.
- Y. Lim, S.-W. Son, A. G. Marshall, H. H. Hendon, et K.-H. Seo (2019). Influence of the QBO on MJO prediction skill in the subseasonal-to-seasonal prediction models. *Climate Dynamics*, 53(3-4) : 1681–1695. doi : 10.1007/s00382-019-04719-y.
- H. Lin et G. Brunet (2009). The Influence of the Madden–Julian Oscillation on Canadian Wintertime Surface Air Temperature. *Monthly Weather Review*, 137(7) : 2250–2262. doi : 10.1175/2009mwr2831.1.
- H. Lin, G. Brunet, et J. Derome (2008). Forecast Skill of the Madden–Julian Oscillation in Two Canadian Atmospheric Models. *Monthly Weather Review*, 136(11) : 4130–4149. doi : 10.1175/2008mwr2459.1.
- H. Lin, G. Brunet, et J. S. Fontecilla (2010). Impact of the Madden-Julian Oscillation on the intraseasonal forecast skill of the North Atlantic Oscillation. *Geophysical Research Letters*, 37(19). doi : 10.1029/2010gl044315.
- H. Lin, R. Mo, F. Vitart, et C. Stan (2019). Eastern Canada Flooding 2017 and its Subseasonal Predictions. *Atmosphere-Ocean*, 57(3) : 195–207. doi : 10.1080/07055900.2018.1547679.
- R. D. Lindzen (1967). Planetary Waves On Beta-Planes. *Monthly Weather Review*, 95(7) : 441–451. doi : 10.1175/1520-0493(1967)095<0441:pwobp>2.3.co;2.
- R. S. Lindzen (1974). Wave-CISK in the Tropics. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 31(1) : 156–179. doi : 10.1175/1520-0469(1974)031<0156:wcitt>2.0.co;2.
- L. Lledó et F. J. Doblas-Reyes (2020). Predicting daily mean wind speed in Europe weeks ahead from MJO status. *Monthly Weather Review*. doi : 10.1175/MWR-D-19-0328.1.
- E. Lorenz (1975). Climate Predictability. In *The physical basis of climate and climate modeling*, volume 16, pages 132–136. World Meteorological Organization.
- E. N. Lorenz (1963). Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 20(2) : 130–141. doi : 10.1175/1520-0469(1963)020<0130:dnf>2.0.co;2.
- E. N. Lorenz (1969). The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus*, 21(3) : 289–307. doi : 10.3402/tellusa.v21i3.10086.
- F. Lott et M. J. Miller (1997). A new subgrid-scale orographic drag parametrization : Its formulation and testing. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 123(537) : 101–127. doi : 10.1002/qj.49712353704.
- J.-F. Louis (1979). A parametric model of vertical eddy fluxes in the atmosphere. *Boundary Layer Meteorology*, 17 : 187–202. doi : <https://doi.org/10.1007/BF00117978>.
- L. Luo, E. F. Wood, et M. Pan (2007). Bayesian merging of multiple climate model forecasts for seasonal hydrological predictions. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 112(D10). doi : 10.1029/2006jd007655.

BIBLIOGRAPHIE

- R. A. Madden et P. R. Julian (1971). Detection of a 40–50 day oscillation in the zonal wind in the tropical Pacific. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 28(5) : 702–708. doi : [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1971\)028<0702:DOADOI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1971)028<0702:DOADOI>2.0.CO;2).
- R. A. Madden et P. R. Julian (1972). Description of Global-Scale Circulation Cells in the Tropics with a 40–50 Day Period. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 29(6) : 1109–1123. doi : [10.1175/1520-0469\(1972\)029<1109:dogscc>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1972)029<1109:dogscc>2.0.co;2).
- G. Madec (2008). NEMO ocean engine. Note du Pôle de modélisation No 27, Insitut Pierre-Simon Laplace (IPSL). ISSN No 1288-1619.
- E. D. Maloney et D. L. Hartmann (2000). Modulation of Eastern North Pacific Hurricanes by the Madden–Julian Oscillation. *Journal of Climate*, 13(9) : 1451–1460. doi : [10.1175/1520-0442\(2000\)013<1451:moenph>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2000)013<1451:moenph>2.0.co;2).
- N. Manubens, L.-P. Caron, A. Hunter, O. Bellprat, E. Exarchou, N. S. Fučkar, et al. (2018). An R package for climate forecast verification. *Environmental Modelling & Software*, 103 : 29–42. doi : [10.1016/j.envsoft.2018.01.018](https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.01.018).
- R. Manzanas (2017). Assessing the suitability of statistical downscaling approaches for seasonal forecasting in Senegal. *Atmospheric Science Letters*, 18(9) : 381–386. doi : [10.1002/asl.767](https://doi.org/10.1002/asl.767).
- R. Manzanas, S. Brands, D. San-Martín, A. Lucero, C. Limbo, et J. M. Gutiérrez (2015). Statistical Downscaling in the Tropics Can Be Sensitive to Reanalysis Choice : A Case Study for Precipitation in the Philippines. *Journal of Climate*, 28(10) : 4171–4184. doi : [10.1175/jcli-d-14-00331.1](https://doi.org/10.1175/jcli-d-14-00331.1).
- A. Mariotti, C. Baggett, E. A. Barnes, E. Becker, A. Butler, D. C. Collins, et al. (2020). Windows of Opportunity for Skillful Forecasts Subseasonal to Seasonal and Beyond. *Bulletin of the American Meteorological Society*. doi : [10.1175/bams-d-18-0326.1](https://doi.org/10.1175/bams-d-18-0326.1).
- A. G. Marshall et H. H. Hendon (2015). Subseasonal prediction of Australian summer monsoon anomalies. *Geophysical Research Letters*, 42(24) : 10913–10919. doi : [10.1002/2015GL067086](https://doi.org/10.1002/2015GL067086).
- A. G. Marshall et H. H. Hendon (2019). Multi-week prediction of the Madden–Julian oscillation with ACCESS-S1. *Climate Dynamics*, 52(5-6) : 2513–2528. doi : [10.1007/s00382-018-4272-6](https://doi.org/10.1007/s00382-018-4272-6).
- A. G. Marshall, D. Hudson, M. C. Wheeler, H. H. Hendon, et O. Alves (2011). Assessing the simulation and prediction of rainfall associated with the MJO in the POAMA seasonal forecast system. *Climate Dynamics*, 37(11-12) : 2129–2141. doi : [10.1007/s00382-010-0948-2](https://doi.org/10.1007/s00382-010-0948-2).
- A. G. Marshall, D. Hudson, H. H. Hendon, M. J. Pook, O. Alves, et M. C. Wheeler (2014). Simulation and prediction of blocking in the Australian region and its influence on intra-seasonal rainfall in POAMA-2. *Climate Dynamics*, 42(11-12) : 3271–3288. doi : [10.1007/s00382-013-1974-7](https://doi.org/10.1007/s00382-013-1974-7).
- A. G. Marshall, H. H. Hendon, S.-W. Son, et Y. Lim (2016a). Impact of the quasi-biennial oscillation on predictability of the Madden–Julian oscillation. *Climate Dynamics*, 49(4) : 1365–1377. doi : [10.1007/s00382-016-3392-0](https://doi.org/10.1007/s00382-016-3392-0).

- A. G. Marshall, H. H. Hendon, et D. Hudson (2016b). Visualizing and verifying probabilistic forecasts of the Madden-Julian Oscillation. *Geophysical Research Letters*, 43(23) : 12,278–12,286. doi : 10.1002/2016GL071423.
- S. J. Mason (2008). Understanding forecast verification statistics. *Meteorological Applications*, 15(1) : 31–40. doi : 10.1002/met.51.
- S. J. Mason et N. E. Graham (2002). Areas beneath the relative operating characteristics (ROC) and relative operating levels (ROL) curves : Statistical significance and interpretation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 128(584) : 2145–2166. doi : 10.1256/003590002320603584.
- V. Masson, J.-L. Champeaux, F. Chauvin, C. Meriguet, et R. Lacaze (2003). A Global Database of Land Surface Parameters at 1-km Resolution in Meteorological and Climate Models. *Journal of Climate*, 16(9) : 1261–1282. doi : 10.1175/1520-0442-16.9.1261.
- D. Mastrangelo et P. Malguzzi (2019). Verification of Two Years of CNR-ISAC Subseasonal Forecasts. *Weather and Forecasting*, 34(2) : 331–344. doi : 10.1175/WAF-D-18-0091.1.
- S. Materia, Á. G. Muñoz, M. C. Álvarez-Castro, S. J. Mason, F. Vitart, et S. Gualdi (2020). Multimodel Subseasonal Forecasts of Spring Cold Spells : Potential Value for the Hazelnut Agribusiness. *Weather and Forecasting*, 35(1) : 237–254. doi : 10.1175/waf-d-19-0086.1.
- S. Matsueda et Y. Takaya (2015). The Global Influence of the Madden-Julian Oscillation on Extreme Temperature Events. *Journal of Climate*, 28(10) : 4141–4151. doi : 10.1175/jcli-d-14-00625.1.
- T. Matsuno (1966). Quasi-Geostrophic Motions in the Equatorial Area. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 44(1) : 25–43. doi : 10.2151/jmsj1965.44.1_25.
- A. J. Matthews (2012). A multiscale framework for the origin and variability of the South Pacific Convergence Zone. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 138(666) : 1165–1178. doi : 10.1002/qj.1870.
- A. J. Matthews et H. Y. Y. Li (2005). Modulation of station rainfall over the western Pacific by the Madden-Julian oscillation. *Geophysical Research Letters*, 32(14). doi : 10.1029/2005GL023595.
- A. J. Matthews, B. J. Hoskins, J. M. Slingo, et M. Blackburn (1996). Development of convection along the SPCZ within a Madden-Julian oscillation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 122(531) : 669–688. doi : 10.1002/qj.49712253106.
- S. McGree, K. Whan, D. Jones, L. V. Alexander, A. Imielska, H. Diamond, et al. (2014). An updated assessment of trends and variability in total and extreme rainfall in the western Pacific. *International Journal of Climatology*, 34(8) : 2775–2791. doi : 10.1002/joc.3874.
- S. McGree, S. Schreider, et Y. Kuleshov (2016). Trends and Variability in Droughts in the Pacific Islands and Northeast Australia. *Journal of Climate*, 29(23) : 8377–8397. doi : 10.1175/JCLI-D-16-0332.1.
- G. L. Mellor et T. Yamada (1974). A Hierarchy of Turbulence Closure Models for Planetary Boundary Layers. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 31(7) : 1791–1806. doi : 10.1175/1520-0469(1974)031<1791:ahotcm>2.0.co;2.

BIBLIOGRAPHIE

- W. J. Merryfield, J. Baehr, L. Batté, E. J. Becker, A. H. Butler, C. A. S. Coelho, et al. (2020). Current and emerging developments in subseasonal to decadal prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*. doi : 10.1175/BAMS-D-19-0037.1.
- S. P. Millard (2013). *EnvStats*. Springer New York. doi : 10.1007/978-1-4614-8456-1.
- N. Mishra, C. Prodhomme, et V. Guemas (2018). Multi-model skill assessment of seasonal temperature and precipitation forecasts over Europe. *Climate Dynamics*, 52(7-8) : 4207–4225. doi : 10.1007/s00382-018-4404-z.
- E. J. Mlawer, S. J. Taubman, P. D. Brown, M. J. Iacono, et S. A. Clough (1997). Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres : RRTM, a validated correlated-k model for the longwave. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 102(D14) : 16663–16682. doi : 10.1029/97jd00237.
- K. C. Mo (2000). The Association between Intraseasonal Oscillations and Tropical Storms in the Atlantic Basin. *Monthly Weather Review*, 128(12) : 4097–4107. doi : 10.1175/1520-0493(2000)129<4097:tabioa>2.0.co;2.
- J.-J. Morcrette (1990). Impact of Changes to the Radiation Transfer Parameterizations Plus Cloud Optical Properties in the ECMWF Model. *Monthly Weather Review*, 118(4) : 847–873. doi : 10.1175/1520-0493(1990)118<0847:iocttr>2.0.co;2.
- A. Morlière et J. P. Rebert (1986). Rainfall Shortage and El Niño–Southern Oscillation in New Caledonia, Southwestern Pacific. *Monthly Weather Review*, 114(6) : 1131–1137. doi : 10.1175/1520-0493(1986)114<1131:rsaeno>2.0.co;2.
- V. Moron et A. W. Robertson (2020). Tropical rainfall subseasonal-to-seasonal predictability types. *npj Climate and Atmospheric Science*, 3(1) : 1–8. doi : 10.1038/s41612-020-0107-3.
- V. Moron, R. Barbero, et A. W. Robertson (2016). Subseasonal-to-interannual variability of rainfall over New Caledonia (SW Pacific). *Climate Dynamics*, 46(7-8) : 2449–2468. doi : 10.1007/s00382-015-2712-0.
- B. D. Mundhenk, E. A. Barnes, E. D. Maloney, et C. F. Baggett (2018). Skillful empirical subseasonal prediction of landfalling atmospheric river activity using the Madden–Julian oscillation and quasi-biennial oscillation. *npj Climate and Atmospheric Science*, 1(1). doi : 10.1038/s41612-017-0008-2.
- A. H. Murphy (1973). A New Vector Partition of the Probability Score. *Journal of Applied Meteorology*, 12(4) : 595–600. doi : 10.1175/1520-0450(1973)012<0595:anvpot>2.0.co;2.
- A. H. Murphy (1993). What Is a Good Forecast? An Essay on the Nature of Goodness in Weather Forecasting. *Weather and Forecasting*, 8(2) : 281–293. doi : 10.1175/1520-0434(1993)008<0281:WIAGFA>2.0.CO;2.
- J. M. Neena, J. Y. Lee, D. Waliser, B. Wang, et X. Jiang (2014). Predictability of the Madden–Julian Oscillation in the Intraseasonal Variability Hindcast Experiment (ISVHE). *Journal of Climate*, 27(12) : 4531–4543. doi : 10.1175/jcli-d-13-00624.1.
- J. B. Nicet et T. Delcroix (2000). ENSO-Related Precipitation Changes in New Caledonia, Southwestern Tropical Pacific : 1969–98. *Monthly Weather Review*, 128(8) : 3001–3006. doi : 10.1175/1520-0493(2000)128<3001:erpcin>2.0.co;2.

- J. Noilhan et J.-F. Mahfouf (1996). The ISBA land surface parameterisation scheme. *Global and Planetary Change*, 13(1-4) : 145–159. doi : 10.1016/0921-8181(95)00043-7.
- T. Oki et Y. C. Sud (1998). Design of Total Runoff Integrating Pathways (TRIP)—A Global River Channel Network. *Earth Interactions*, 2(1) : 1–37. doi : 10.1175/1087-3562(1998)002<0001:dotrip>2.3.co;2.
- Y. J. Orsolini et N. G. Kvamstø (2009). Role of Eurasian snow cover in wintertime circulation : Decadal simulations forced with satellite observations. *Journal of Geophysical Research*, 114 (D19). doi : 10.1029/2009jd012253.
- T. Palmer, A. Alessandri, U. Andersen, P. Cantelaube, M. Davey, P. Délecluse, et al. (2004). Development of a European Multimodel Ensemble System for Seasonal-to-Interannual Prediction (DEMETER). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(6) : 853–872. doi : 10.1175/BAMS-85-6-853.
- S. K. Pariyar, N. Keenlyside, A. Sorteberg, T. Spengler, B. Chandra Bhatt, et F. Ogawa (2020). Factors affecting extreme rainfall events in the South Pacific. *Weather and Climate Extremes*, 29 : 100262. doi : 10.1016/j.wace.2020.100262.
- K. Pegion, B. P. Kirtman, E. Becker, D. C. Collins, E. LaJoie, R. Burgman, et al. (2019). The Subseasonal Experiment (SubX) : A multi-model subseasonal prediction experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*. doi : 10.1175/BAMS-D-18-0270.1.
- B. Pohl et P. Camberlin (2006a). Influence of the Madden–Julian Oscillation on East African rainfall. I : Intraseasonal variability and regional dependency. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132(621) : 2521–2539. doi : 10.1256/qj.05.104.
- B. Pohl et P. Camberlin (2006b). Influence of the Madden–Julian Oscillation on East African rainfall. II : March–May season extremes and interannual variability. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132(621) : 2541–2558. doi : 10.1256/qj.05.223.
- J.-H. Qian (2008). Why Precipitation Is Mostly Concentrated over Islands in the Maritime Continent. *J. Atmos. Sci.*, 65 : 1428–1441. doi : 10.1175/2007JAS2422.1.
- B. Quesada, R. Vautard, P. Yiou, M. Hirschi, et S. I. Seneviratne (2012). Asymmetric European summer heat predictability from wet and dry southern winters and springs. *Nature Climate Change*, 2(10) : 736–741. doi : 10.1038/nclimate1536.
- A. E. Raftery, T. Gneiting, F. Balabdaoui, et M. Polakowski (2005). Using Bayesian Model Averaging to Calibrate Forecast Ensembles. *Monthly Weather Review*, 133(5) : 1155–1174. doi : 10.1175/MWR2906.1.
- H. A. Rashid, H. H. Hendon, M. C. Wheeler, et O. Alves (2011). Prediction of the Madden–Julian oscillation with the POAMA dynamical prediction system. *Climate Dynamics*, 36(3-4) : 649–661. doi : 10.1007/s00382-010-0754-x.
- J.-L. Ricard et J.-F. Royer (1993). A statistical cloud scheme for use in an AGCM. *Annales Geophysicae*, 11 : 1095–1115.
- A. W. Robertson et F. Vitart (2019). *Sub-seasonal to seasonal prediction : the gap between weather and climate forecasting*. Elsevier. ISBN 9780128117149.

BIBLIOGRAPHIE

- A. W. Robertson, S. Kirshner, et P. Smyth (2004a). Downscaling of Daily Rainfall Occurrence over Northeast Brazil Using a Hidden Markov Model. *Journal of Climate*, 17(22) : 4407–4424. doi : 10.1175/jcli-3216.1.
- A. W. Robertson, U. Lall, S. E. Zebiak, et L. Goddard (2004b). Improved Combination of Multiple Atmospheric GCM Ensembles for Seasonal Prediction. *Monthly Weather Review*, 132(12) : 2732–2744. doi : 10.1175/mwr2818.1.
- X. Robin, N. Turck, A. Hainard, N. Tiberti, F. Lisacek, J.-C. Sanchez, et M. Müller (2011). pROC : an open-source package for R and S to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics*, 12(1). doi : 10.1186/1471-2105-12-77.
- L. R. L. Rodrigues, F. J. Doblas-Reyes, et C. A. dos Santos Coelho (2014). Multi-model calibration and combination of tropical seasonal sea surface temperature forecasts. *Climate Dynamics*, 42(3-4) : 597–616. doi : 10.1007/s00382-013-1779-8.
- C. F. Ropelewski et M. S. Halpert (1987). Global and Regional Scale Precipitation Patterns Associated with the El Niño/Southern Oscillation. *Monthly Weather Review*, 115(8) : 1606–1626. doi : 10.1175/1520-0493(1987)115<1606:GARSPP>2.0.CO;2.
- H. Rui et B. Wang (1990). Development Characteristics and Dynamic Structure of Tropical Intraseasonal Convection Anomalies. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 47(3) : 357–379. doi : [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1990\)047<0357:DCADSO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1990)047<0357:DCADSO>2.0.CO;2).
- D. Salas y Méliá (2002). A global coupled sea ice–ocean model. *Ocean Modelling*, 4(2) : 137–172. doi : 10.1016/s1463-5003(01)00015-4.
- M. L. Salby et H. H. Hendon (1994). Intraseasonal Behavior of Clouds, Temperature, and Motion in the Tropics. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 51(15) : 2207–2224. doi : [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1994\)051<2207:IBOCTA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1994)051<2207:IBOCTA>2.0.CO;2).
- M. J. Salinger, S. McGree, F. Beucher, S. B. Power, et F. Delage (2014). A new index for variations in the position of the South Pacific convergence zone 1910/11-2011/2012. *Climate Dynamics*, 43(3-4) : 881–892. doi : 10.1007/s00382-013-2035-y.
- K. Schamm, M. Ziese, A. Becker, P. Finger, A. Meyer-Christoffer, U. Schneider, M. Schröder, et P. Stender (2014). Global gridded precipitation over land : a description of the new GPCP First Guess Daily product. *Earth System Science Data*, 6(1) : 49–60. doi : 10.5194/essd-6-49-2014.
- A. Schepen, Q. J. Wang, et D. E. Robertson (2012). Combining the strengths of statistical and dynamical modeling approaches for forecasting Australian seasonal rainfall. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 117(D20). doi : 10.1029/2012JD018011.
- A. Schepen, Q. J. Wang, et D. E. Robertson (2014). Seasonal Forecasts of Australian Rainfall through Calibration and Bridging of Coupled GCM Outputs. *Monthly Weather Review*, 142(5) : 1758–1770. doi : 10.1175/MWR-D-13-00248.1.
- A. Schepen, Q. J. Wang, et Y. Everingham (2016). Calibration, Bridging, and Merging to Improve GCM Seasonal Temperature Forecasts in Australia. *Monthly Weather Review*, 144(6) : 2421–2441. doi : 10.1175/MWR-D-15-0384.1.

- A. Schepen, T. Zhao, Q. J. Wang, et D. E. Robertson (2018). A Bayesian modelling method for post-processing daily sub-seasonal to seasonal rainfall forecasts from global climate models and evaluation for 12 Australian catchments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(2) : 1615–1628. doi : 10.5194/hess-22-1615-2018.
- T. Schneider, T. Bischoff, et G. H. Haug (2014). Migrations and dynamics of the intertropical convergence zone. *Nature*, 513(7516) : 45–53. doi : 10.1038/nature13636.
- J. A. Screen (2017). The missing Northern European winter cooling response to Arctic sea ice loss. *Nature Communications*, 8(1). doi : 10.1038/ncomms14603.
- S. I. Seneviratne, D. Lüthi, M. Litschi, et C. Schär (2006). Land–atmosphere coupling and climate change in Europe. *Nature*, 443(7108) : 205–209. doi : 10.1038/nature05095.
- S. I. Seneviratne, T. Corti, E. L. Davin, M. Hirschi, E. B. Jaeger, I. Lehner, B. Orlowsky, et A. J. Teuling (2010). Investigating soil moisture–climate interactions in a changing climate : A review. *Earth-Science Reviews*, 99(3-4) : 125–161. doi : 10.1016/j.earscirev.2010.02.004.
- J. Shukla (1998). Predictability in the Midst of Chaos : A Scientific Basis for Climate Forecasting. *Science*, 282(5389) : 728–731. doi : 10.1126/science.282.5389.728.
- G. Shutts (2005). A kinetic energy backscatter algorithm for use in ensemble prediction systems. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131(612) : 3079–3102. doi : 10.1256/qj.04.106.
- J. Slingo et T. Palmer (2011). Uncertainty in weather and climate prediction. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 369(1956) : 4751–4767. doi : 10.1098/rsta.2011.0161.
- J. M. Slingo, K. R. Sperber, J. S. Boyle, J.-P. Ceron, M. Dix, B. Dugas, et al. (1996). Intra-seasonal oscillations in 15 atmospheric general circulation models : results from an AMIP diagnostic subproject. *Climate Dynamics*, 12(5) : 325–357. doi : 10.1007/BF00231106.
- R. N. B. Smith (1990). A scheme for predicting layer clouds and their water content in a general circulation model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 116(492) : 435–460. doi : 10.1002/qj.49711649210.
- S.-W. Son, Y. Lim, C. Yoo, H. H. Hendon, et J. Kim (2017). Stratospheric Control of the Madden–Julian Oscillation. *Journal of Climate*, 30(6) : 1909–1922. doi : 10.1175/jcli-d-16-0620.1.
- D. Specq et L. Batté (2020). Improving subseasonal precipitation forecasts through a statistical–dynamical approach : application to the southwest tropical Pacific. *Climate Dynamics*. doi : 10.1007/s00382-020-05355-7.
- D. Specq, L. Batté, M. Déqué, et C. Ardilouze (2020). Multimodel forecasting of precipitation at subseasonal timescales over the southwest tropical Pacific. *Earth and Space Science*. doi : 10.1029/2019EA001003.
- C. Stan, D. M. Straus, J. S. Frederiksen, H. Lin, E. D. Maloney, et C. Schumacher (2017). Review of Tropical–Extratropical Teleconnections on Intraseasonal Time Scales. *Reviews of Geophysics*, 55(4) : 902–937. doi : 10.1002/2016rg000538.

BIBLIOGRAPHIE

- D. B. Stephenson, C. A. S. Coelho, et I. T. Jolliffe (2008). Two Extra Components in the Brier Score Decomposition. *Weather and Forecasting*, 23(4) : 752–757. doi : 10.1175/2007WAF2006116.1.
- S. Strazzo, D. C. Collins, A. Schepen, Q. J. Wang, E. Becker, et L. Jia (2019). Application of a Hybrid Statistical–Dynamical System to Seasonal Prediction of North American Temperature and Precipitation. *Monthly Weather Review*, 147(2) : 607–625. doi : 10.1175/MWR-D-18-0156.1.
- Q. Sun, C. Miao, Q. Duan, H. Ashouri, S. Sorooshian, et K.-L. Hsu (2018). A Review of Global Precipitation Data Sets : Data Sources, Estimation, and Intercomparisons. *Reviews of Geophysics*, 56(1) : 79–107. doi : 10.1002/2017rg000574.
- S. Szopa, Y. Balkanski, M. Schulz, S. Bekki, D. Cugnet, A. Fortems-Cheiney, et al. (2012). Aerosol and ozone changes as forcing for climate evolution between 1850 and 2100. *Climate Dynamics*, 40(9-10) : 2223–2250. doi : 10.1007/s00382-012-1408-y.
- M. Taillardat (2017). *Non-parametric Methods of post-processing for Ensemble Forecasting*. Thèse de doctorat, Université Paris-Saclay.
- M. Taillardat, A.-L. Fougères, P. Naveau, et O. Mestre (2019). Forest-Based and Semiparametric Methods for the Postprocessing of Rainfall Ensemble Forecasting. *Weather and Forecasting*, 34(3) : 617–634. doi : 10.1175/WAF-D-18-0149.1.
- D. B. Thompson et P. E. Roundy (2013). The Relationship between the Madden–Julian Oscillation and U.S. Violent Tornado Outbreaks in the Spring. *Monthly Weather Review*, 141(6) : 2087–2095. doi : 10.1175/mwr-d-12-00173.1.
- D. Tian, E. F. Wood, et X. Yuan (2017). CFSv2-based sub-seasonal precipitation and temperature forecast skill over the contiguous United States. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21 : 1477–1490. doi : 10.5194/hess-21-1477-2017.
- M. Tiedtke (1989). A Comprehensive Mass Flux Scheme for Cumulus Parameterization in Large-Scale Models. *Monthly Weather Review*, 117(8) : 1779–1800. doi : 10.1175/1520-0493(1989)117<1779:acmfsf>2.0.co;2.
- M. Tiedtke (1993). Representation of Clouds in Large-Scale Models. *Monthly Weather Review*, 121(11) : 3040–3061. doi : 10.1175/1520-0493(1993)121<3040:rocils>2.0.co;2.
- B. Toms, K. Kashinath, Prabhat, et D. Yang (2019). Deep Learning for the Scientific Inference from Geophysical Data : The Madden-Julian Oscillation as a Test Case.
URL : <https://arxiv.org/abs/1902.04621>.
- K. Trenberth et NCAR. The Climate Data Guide : Nino SST Indices (Nino 1+2, 3, 3.4, 4 ; ONI and TNI).
URL : <https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/nino-sst-indices-nino-12-3-34-4-oni-and-tni>.
- S. Valcke (2006). OASIS3 user guide. CERFACS.
- C. van Straaten, K. Whan, D. Coumou, B. van den Hurk, et M. Schmeits (2020). The influence of aggregation and statistical post-processing on the subseasonal predictability of european temperatures. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, pages 1–17. doi : 10.1002/qj.3810.

- N. Vigaud, A. W. Robertson, et M. K. Tippett (2017a). Multimodel Ensembling of Subseasonal Precipitation Forecasts over North America. *Monthly Weather Review*, 145(10) : 3913–3928. doi : 10.1175/MWR-D-17-0092.1.
- N. Vigaud, A. W. Robertson, M. K. Tippett, et N. Acharya (2017b). Subseasonal Predictability of Boreal Summer Monsoon Rainfall from Ensemble Forecasts. *Frontiers in Environmental Science*, 5 : 67. doi : 10.3389/fenvs.2017.00067.
- N. Vigaud, M. K. Tippett, et A. W. Robertson (2018). Probabilistic Skill of Subseasonal Precipitation Forecasts for the East Africa–West Asia Sector during September–May. *Weather and Forecasting*, 33(6) : 1513–1532. doi : 10.1175/WAF-D-18-0074.1.
- N. Vigaud, M. K. Tippett, J. Yuan, A. W. Robertson, et N. Acharya (2019). Probabilistic Skill of Subseasonal Surface Temperature Forecasts over North America. *Weather and Forecasting*, 34(6) : 1789–1806. doi : 10.1175/waf-d-19-0117.1.
- N. Vigaud, M. K. Tippett, J. Yuan, A. W. Robertson, et N. Acharya (2020). Spatial Correction of Multimodel Ensemble Subseasonal Precipitation Forecasts over North America Using Local Laplacian Eigenfunctions. *Monthly Weather Review*, 148(2) : 523–539. doi : 10.1175/mwr-d-19-0134.1.
- D. G. Vincent (1994). The South Pacific Convergence Zone (SPCZ) : A Review. *Monthly Weather Review*, 122(9) : 1949–1970. doi : 10.1175/1520-0493(1994)122<1949:TSPCZA>2.0.CO;2.
- E. M. Vincent, M. Lengaigne, C. E. Menkes, N. C. Jourdain, P. Marchesiello, et G. Madec (2011). Interannual variability of the South Pacific Convergence Zone and implications for tropical cyclone genesis. *Climate Dynamics*, 36(9-10) : 1881–1896. doi : 10.1007/s00382-009-0716-3.
- F. Vitart (2004). Monthly Forecasting at ECMWF. *Monthly Weather Review*, 132(12) : 2761–2779. doi : 10.1175/MWR2826.1.
- F. Vitart (2014). Evolution of ECMWF sub-seasonal forecast skill scores. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 140(683) : 1889–1899. doi : 10.1002/qj.2256.
- F. Vitart (2017). Madden-Julian Oscillation prediction and teleconnections in the S2S database. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 143(706) : 2210–2220. doi : 10.1002/qj.3079.
- F. Vitart et F. Molteni (2010). Simulation of the Madden-Julian Oscillation and its teleconnections in the ECMWF forecast system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 136(649) : 842–855. doi : 10.1002/qj.623.
- F. Vitart, R. Buizza, M. A. Balmaseda, G. Balsamo, J.-R. Bidlot, A. Bonet, M. Fuentes, A. Hofstadler, F. Molteni, et T. N. Palmer (2008). The new VarEPS-monthly forecasting system : A first step towards seamless prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 134(636) : 1789–1799. doi : 10.1002/qj.322.
- F. Vitart, C. Ardilouze, A. Bonet, A. Brookshaw, M. Chen, C. Codorean, et al. (2017). The Subseasonal to Seasonal (S2S) Prediction Project Database. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1) : 163–173. doi : 10.1175/bams-d-16-0017.1.

BIBLIOGRAPHIE

- A. Voldoire, E. Sanchez-Gomez, D. S. y Méliá, B. Decharme, C. Cassou, S. Sénési, et al. (2013). The CNRM-CM5.1 global climate model : description and basic evaluation. *Climate Dynamics*, 40(9-10) : 2091–2121. doi : 10.1007/s00382-011-1259-y.
- A. Voldoire, D. Saint-Martin, S. Sénési, B. Decharme, A. Alias, M. Chevallier, et al. (2019). Evaluation of CMIP6 DECK Experiments With CNRM-CM6-1. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11(7) : 2177–2213. doi : 10.1029/2019ms001683.
- N. Wanders et E. F. Wood (2016). Improved sub-seasonal meteorological forecast skill using weighted multi-model ensemble simulations. *Environmental Research Letters*, 11(9) : 094007. doi : 10.1088/1748-9326/11/9/094007.
- B. Wang (2005). Theory. In *Intraseasonal Variability in the Atmosphere-Ocean Climate System*. Springer Berlin Heidelberg. doi : 10.1007/b138817.
- L. Wang et A. W. Robertson (2019). Week 3–4 predictability over the United States assessed from two operational ensemble prediction systems. *Climate Dynamics*, 52(9-10) : 5861–5875. doi : 10.1007/s00382-018-4484-9.
- Q. Wang, Y. Shao, Y. Song, A. Schepen, D. E. Robertson, D. Ryu, et F. Pappenberger (2019). An evaluation of ECMWF SEAS5 seasonal climate forecasts for Australia using a new forecast calibration algorithm. *Environmental Modelling & Software*, 122 : 104550. doi : 10.1016/j.envsoft.2019.104550.
- Q. J. Wang, D. E. Robertson, et F. H. S. Chiew (2009). A Bayesian joint probability modeling approach for seasonal forecasting of streamflows at multiple sites. *Water Resources Research*, 45(5). doi : 10.1029/2008wr007355.
- W. Wang, A. Kumar, J. X. Fu, et M.-P. Hung (2015). What is the Role of the Sea Surface Temperature Uncertainty in the Prediction of Tropical Convection Associated with the MJO? *Monthly Weather Review*, 143(8) : 3156–3175. doi : 10.1175/mwr-d-14-00385.1.
- Y. Wang, H.-L. Ren, F. Zhou, J.-X. Fu, Q.-L. Chen, J. Wu, W.-H. Jie, et P.-Q. Zhang (2020). Multi-Model Ensemble Sub-Seasonal Forecasting of Precipitation over the Maritime Continent in Boreal Summer. *Atmosphere*, 11(5). doi : 10.3390/atmos11050515.
- A. P. Weigel, M. A. Liniger, et C. Appenzeller (2008). Can multi-model combination really enhance the prediction skill of probabilistic ensemble forecasts? *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 134(630) : 241–260. doi : 10.1002/qj.210.
- A. Weisheimer et T. N. Palmer (2014). On the reliability of seasonal climate forecasts. *Journal of The Royal Society Interface*, 11(96). doi : 10.1098/rsif.2013.1162.
- A. Weisheimer, T. N. Palmer, et F. J. Doblas-Reyes (2011). Assessment of representations of model uncertainty in monthly and seasonal forecast ensembles. *Geophysical Research Letters*, 38(16). doi : 10.1029/2011gl048123.
- M. C. Wheeler et H. H. Hendon (2004). An All-Season Real-Time Multivariate MJO Index : Development of an Index for Monitoring and Prediction. *Monthly Weather Review*, 132(8) : 1917–1932. doi : 10.1175/1520-0493(2004)132<1917:AARMMI>2.0.CO;2.

- M. C. Wheeler et G. N. Kiladis (1999). Convectively Coupled Equatorial Waves : Analysis of Clouds and Temperature in the Wavenumber–Frequency Domain. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 56(3) : 374–399. doi : 10.1175/1520-0469(1999)056<0374:ccewao>2.0.co;2.
- M. C. Wheeler, H. H. Hendon, S. Cleland, H. Meinke, et A. Donald (2009). Impacts of the Madden–Julian Oscillation on Australian Rainfall and Circulation. *Journal of Climate*, 22(6) : 1482–1498. doi : 10.1175/2008jcli2595.1.
- M. C. Wheeler, H. Zhu, A. H. Sobel, D. Hudson, et F. Vitart (2017). Seamless precipitation prediction skill comparison between two global models. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 143(702) : 374–383. doi : 10.1002/qj.2928.
- C. J. White, D. Hudson, et O. Alves (2014). ENSO, the IOD and the intraseasonal prediction of heat extremes across Australia using POAMA-2. *Climate Dynamics*, 43(7-8) : 1791–1810. doi : 10.1007/s00382-013-2007-2.
- C. J. White, H. Carlsen, A. W. Robertson, R. J. Klein, J. K. Lazo, A. Kumar, et al. (2017). Potential applications of subseasonal-to-seasonal (S2S) predictions. *Meteorological Applications*, 24(3) : 315–325. doi : 10.1002/met.1654.
- R. Wilby (1998). Statistical downscaling of daily precipitation using daily airflow and seasonal teleconnection indices. *Climate Research*, 10 : 163–178. doi : 10.3354/cr010163.
- D. S. Wilks (2006). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Elsevier. doi : 10.1016/c2017-0-03921-6.
- S. J. Woolnough (2019). The Madden-Julian Oscillation. In *Sub-Seasonal to Seasonal Prediction*, pages 93–117. Elsevier. doi : 10.1016/b978-0-12-811714-9.00005-x.
- World Meteorological Organization (2018). WWRP/WCRP Sub-seasonal to Seasonal Prediction Project (S2S) Phase II Proposal (November 2018 - November 2023).
URL : http://s2sprediction.net/file/documents_reports/P2_Pro.pdf.
- W. Wu, Y. Liu, M. Ge, D. Rostkier-Edelstein, G. Descombes, P. Kunin, T. Warner, S. Swerdlin, A. Givati, T. Hopson, et D. Yates (2012). Statistical downscaling of climate forecast system seasonal predictions for the Southeastern Mediterranean. *Atmospheric Research*, 118 : 346–356. doi : 10.1016/j.atmosres.2012.07.019.
- P. Xavier, R. Rahmat, W. K. Cheong, et E. Wallace (2014). Influence of Madden-Julian Oscillation on Southeast Asia rainfall extremes : Observations and predictability. *Geophysical Research Letters*, 41(12) : 4406–4412. doi : 10.1002/2014gl060241.
- B. Xiang, M. Zhao, X. Jiang, S.-J. Lin, T. Li, X. Fu, et G. Vecchi (2015). The 3–4-Week MJO Prediction Skill in a GFDL Coupled Model. *Journal of Climate*, 28(13) : 5351–5364. doi : 10.1175/jcli-d-15-0102.1.
- L. Xu et P. Dirmeyer (2011). Snow-atmosphere coupling strength in a global atmospheric model. *Geophysical Research Letters*, 38(13). doi : 10.1029/2011gl048049.
- C. Zhang (2005). Madden-Julian Oscillation. *Reviews of Geophysics*, 43(2). doi : 10.1029/2004RG000158.

BIBLIOGRAPHIE

- C. Zhang (2013). Madden-Julian Oscillation : Bridging Weather and Climate. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 94(12) : 1849–1870. doi : 10.1175/BAMS-D-12-00026.1.
- C. Zhang et J. Ling (2017). Barrier Effect of the Indo-Pacific Maritime Continent on the MJO : Perspectives from Tracking MJO Precipitation. *Journal of Climate*, 30(9) : 3439–3459. doi : 10.1175/jcli-d-16-0614.1.
- L. Zhou et R. Murtugudde (2020). Oceanic Impacts on MJOs Detouring near the Maritime Continent. *Journal of Climate*, 33(6) : 2371–2388. doi : 10.1175/jcli-d-19-0505.1.
- S. Zhou, M. L’Heureux, S. Weaver, et A. Kumar (2012). A composite study of the MJO influence on the surface air temperature and precipitation over the Continental United States. *Climate Dynamics*, 38(7-8) : 1459–1471. doi : 10.1007/s00382-011-1001-9.
- H. Zhu, M. C. Wheeler, A. H. Sobel, et D. Hudson (2014). Seamless Precipitation Prediction Skill in the Tropics and Extratropics from a Global Model. *Monthly Weather Review*, 142(4) : 1556–1569. doi : 10.1175/MWR-D-13-00222.1.
- Z. Zhu, T. Li, P. Hsu, et J. He (2015). A spatial–temporal projection model for extended-range forecast in the tropics. *Climate Dynamics*, 45(3-4) : 1085–1098. doi : 10.1007/s00382-014-2353-8.
- E. Zorita et H. von Storch (1999). The Analog Method as a Simple Statistical Downscaling Technique : Comparison with More Complicated Methods. *Journal of Climate*, 12(8) : 2474–2489. doi : 10.1175/1520-0442(1999)012<2474:tamaas>2.0.co;2.

ANNEXES



**COMPARAISONS POUR DIFFÉRENTES
COMBINAISONS MULTI-MODÈLE**

Comparaisons pour différentes combinaisons multi-modèle

N°	BoM	CMA	ECCE	ECMWF	MF	UKMO	MM > ECMWF	MM > UKMO	MM > meilleur
1	X	X							Non (BoM)
2	X		X						Non (BoM)
3	X			X			Oui		
4	X				X				Oui (BoM)
5	X					X		Oui	
6		X	X						Oui (CMA)
7		X		X			Non		
8		X			X				Non (MF)
9		X				X		Non	
10			X	X			Non		
11			X		X				Non (MF)
12			X			X		Non	
13				X	X		Non		
14				X		X	Oui	Oui	
15					X	X		Oui	
16	X	X	X						Non (BoM)
17	X	X		X			Non		
18	X	X			X				Non (BoM)
19	X	X				X		Non	
20	X		X	X			Non		
21	X		X		X				Non (BoM)
22	X		X			X		Non	
23	X			X	X		Oui		
24	X			X		X	Oui	Non	

TABLEAU A.1 – Comparaison qualitative du ROC skill score entre chaque combinaison multi-modèle (n°1 à n°24, décrites par les croix) et les modèles du CEPMMT, du MetOffice et le meilleur modèle individuel de la combinaison (s'il ne s'agit pas de l'un des deux précédents, indiqué entre parenthèses). La comparaison ne figure que si le modèle est inclus dans la combinaison. La comparaison porte sur le score des modèles individuels avec tous leurs membres par rapport au 5^{ème} centile du multi-modèle à taille d'ensemble équivalente.

N°	BoM	CMA	ECCC	ECMWF	MF	UKMO	MM > ECMWF	MM > UKMO	MM > meilleur
25	X				X	X		Non	
26		X	X	X			Non		
27		X	X		X				Non (MF)
28		X	X			X		Non	
29		X		X	X		Non		
30		X		X		X	Oui	Non	
31		X			X	X		Non	
32			X	X	X		Non		
33			X	X		X	Non	Non	
34			X		X	X		Non	
35				X	X	X	Oui	Non	
36	X	X	X	X			Non		
37	X	X	X		X				Non (BoM)
38	X	X	X			X		Non	
39	X	X		X	X		Non		
40	X	X		X		X	Non	Oui	
41	X	X			X	X		Non	
42	X		X	X	X		Non		
43	X		X	X		X	Oui	Oui	
44	X		X		X	X		Non	
45	X			X	X	X	Oui	Oui	
46		X	X	X	X		Non		
47		X	X	X		X	Non	Non	
48		X	X		X	X		Non	
49		X		X	X	X	Oui	Oui	
50			X	X	X	X	Oui	Oui	
51	X	X	X	X	X		Non		
52	X	X	X	X		X	Non	Non	
53	X	X	X		X	X		Non	
54	X	X		X	X	X	Non	Non	
55	X		X	X	X	X	Non	Non	
56		X	X	X	X	X	Non	Non	
57	X	X	X	X	X	X	Non	Non	

TABLEAU A.2 – Suite du Tableau A.1 pour les combinaisons multi-modèles n°25 à n°57.

B

ARTICLE PUBLIÉ DANS *Earth and
Space Science*

Non inclus dans la version déposée en ligne. Consultable à l'adresse suivante : <https://doi.org/10.1029/2019EA001003>.

C

**IMPACTS DE LA MJO DANS LES
MODÈLES : PHASES 2-3 ET 6-7**

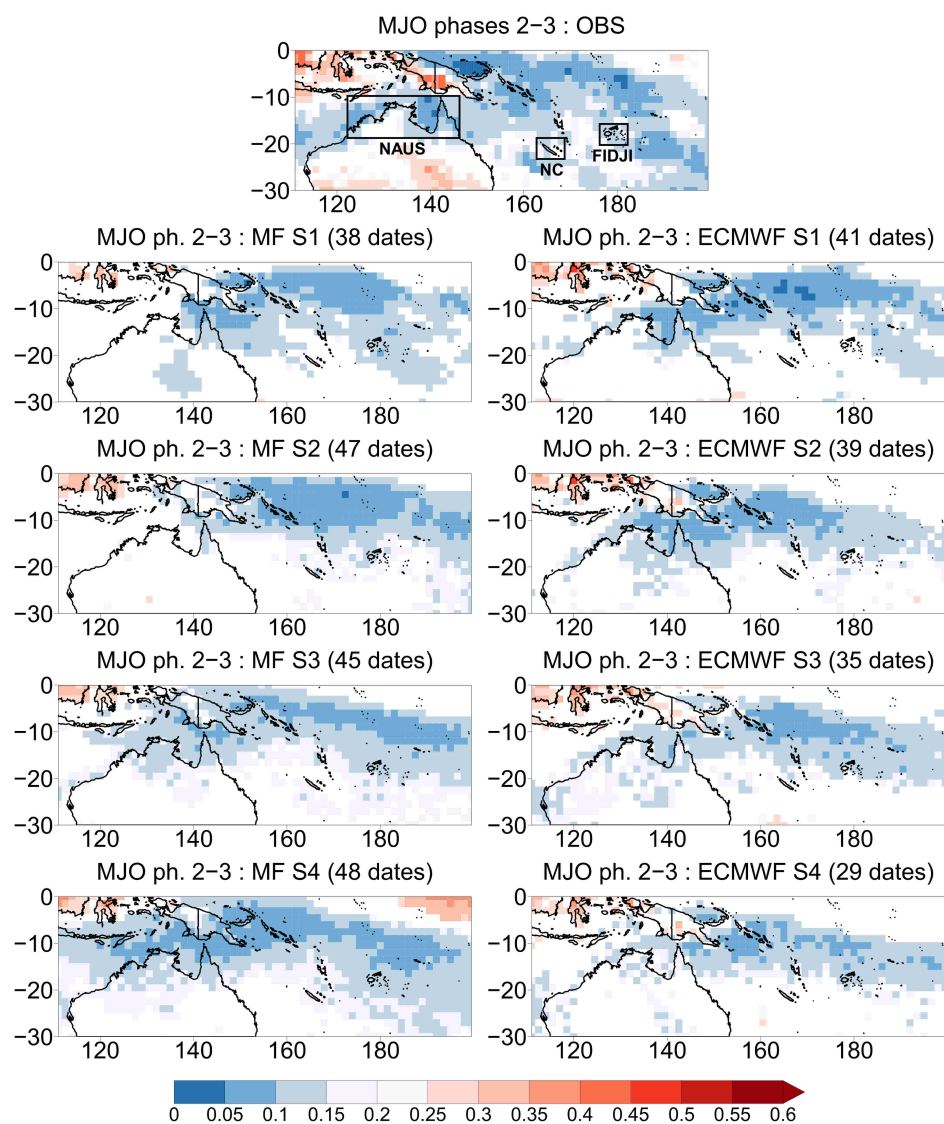


FIGURE C.1 – Fréquence d’occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires lors des phases de la MJO 2 et 3 dans les précipitations MSWEP, et dans les systèmes S2S de Météo-France et de l’ECMWF selon l’échéance. La phase de la MJO correspond à la phase observée dans chaque modèle. Les fréquences significativement inférieures à 0.2 d’après un test de Student à 95% apparaissent en bleu et les fréquences significativement supérieures à 0.2 apparaissent en rouge.

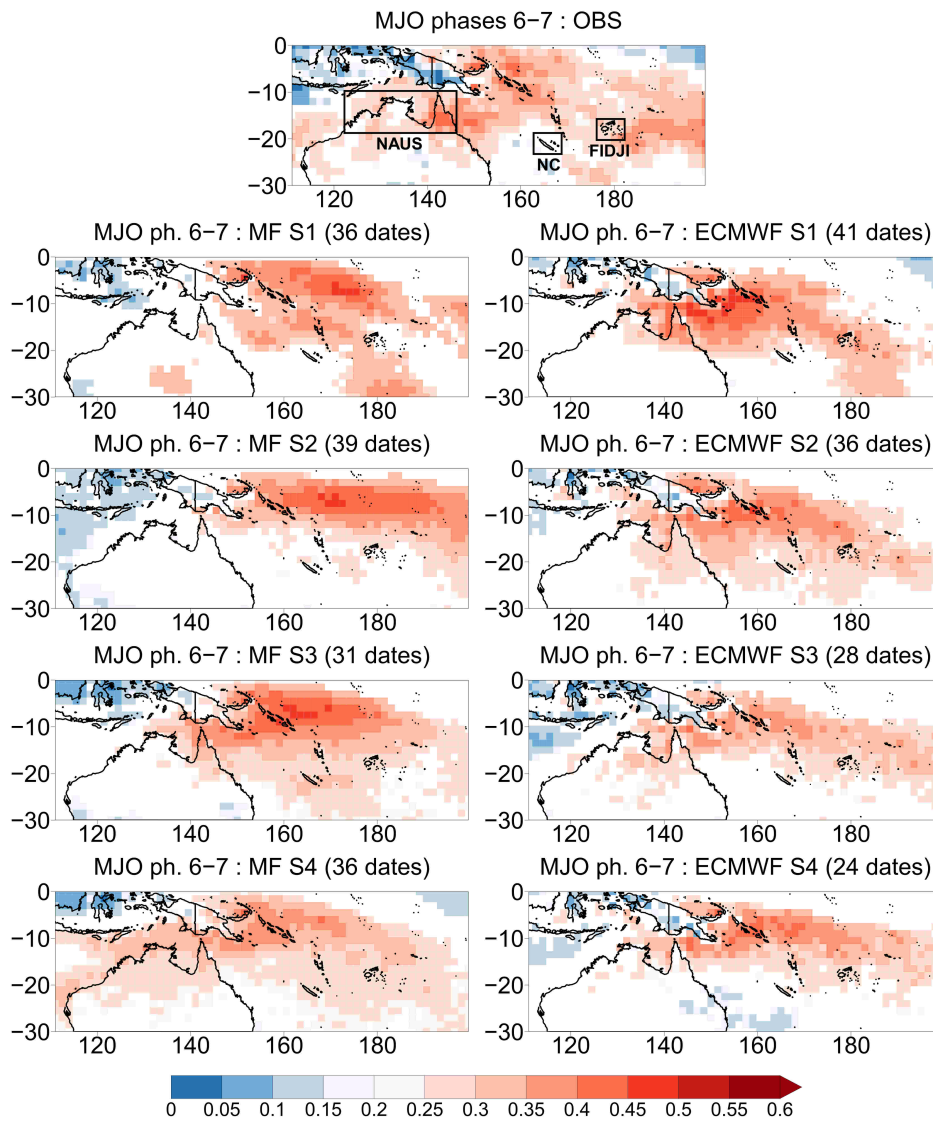


FIGURE C.2 – *Idem* Figure C.1 pour les phases 6-7 de la MJO.

D

ÉTUDES DE CAS : PRÉVISIONS MULTI-MODÈLES

D.1 Cas n°1 : 6-8 février 2001

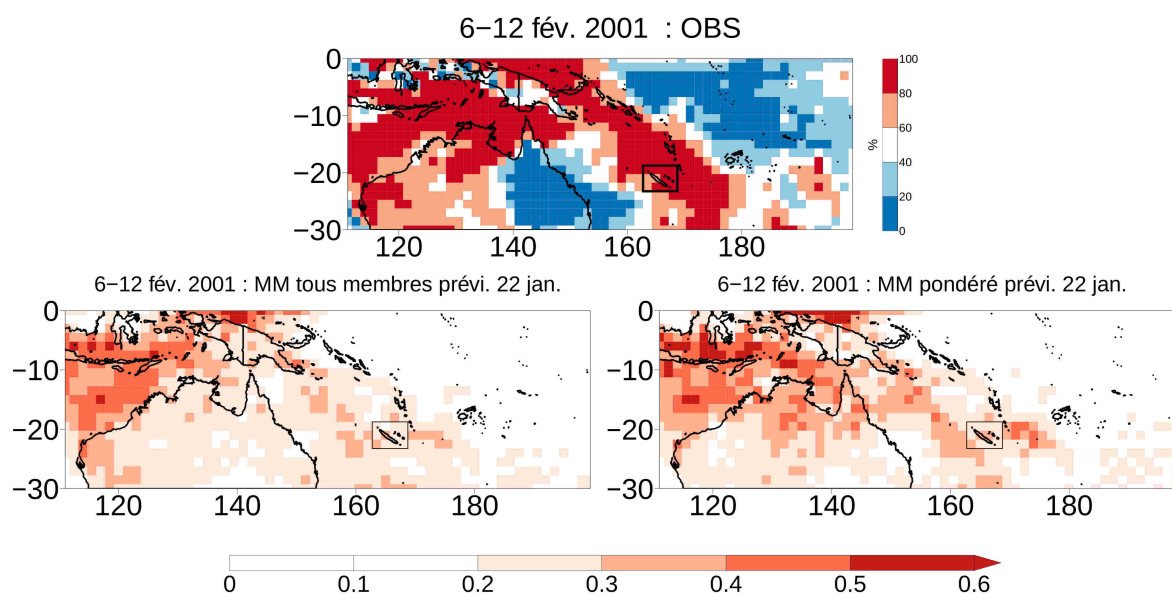


FIGURE D.1 – En haut : centile de la climatologie observé sur la cible du 6-12 février 2001 (le rouge foncé de l'échelle de couleur signale l'occurrence du quintile supérieur). En bas : probabilité d'occurrence du quintile supérieur des précipitations hebdomadaires prévues sur la semaine cible à trois semaines d'échéance par les multi-modèles tous membres (à gauche) et à pondération optimale (à droite) tels que décrits par le Chapitre 3.

D.2 Cas n°2 : du 11 au 15 mars 2012

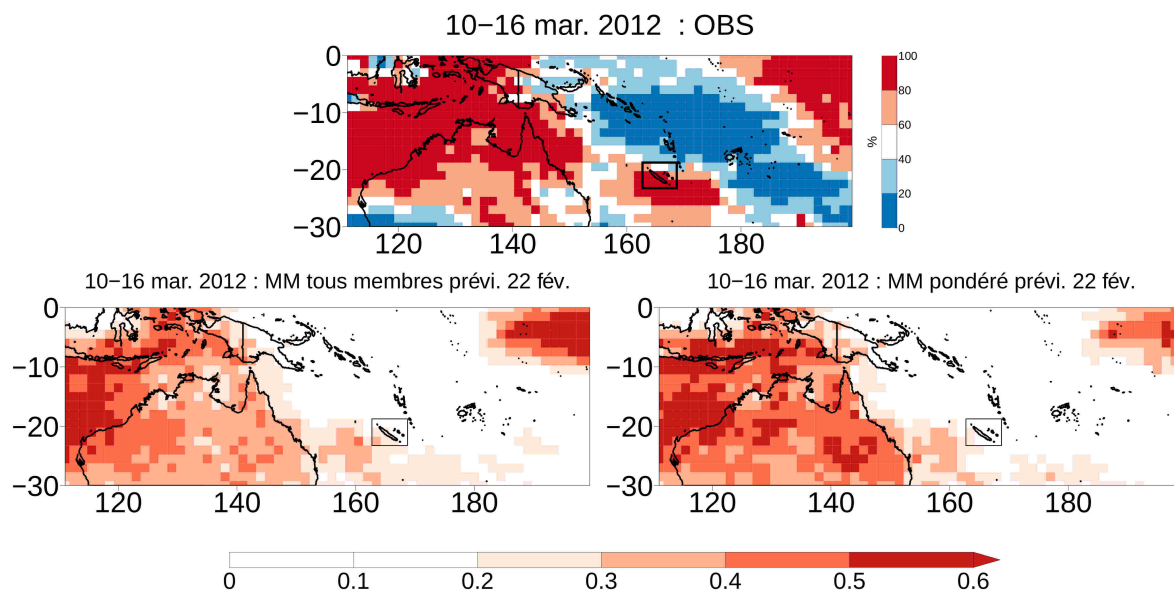


FIGURE D.2 – *Idem* Figure D.1 pour la semaine cible du 10 au 16 mars 2012.

D.3 Cas n°3 : 27 février-1er mars 2006

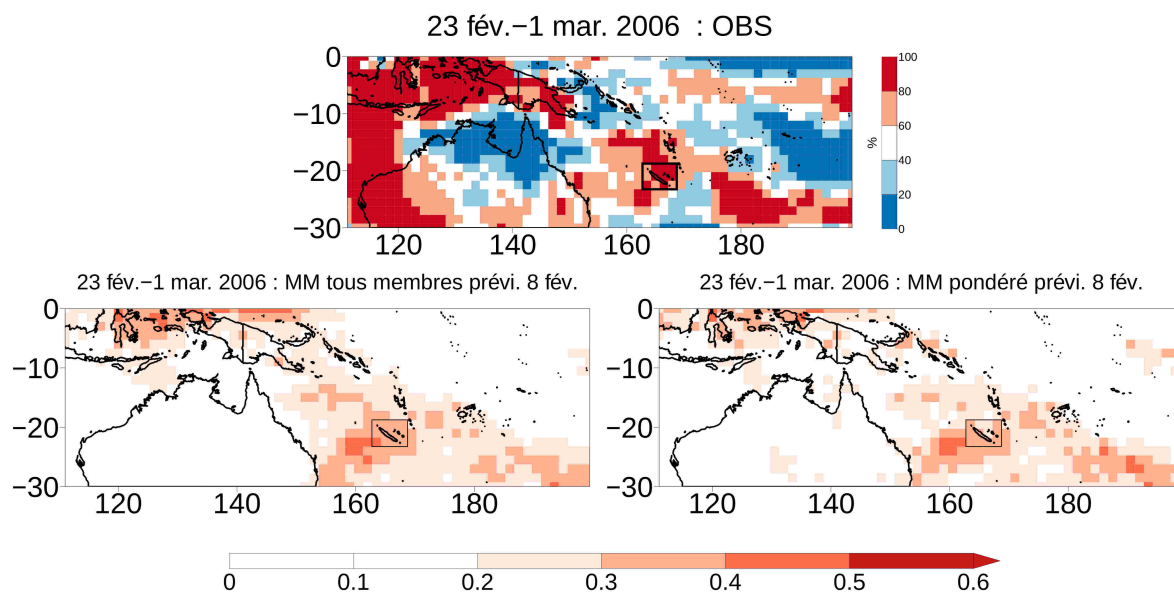


FIGURE D.3 – *Idem* Figure D.1 pour la semaine cible du 23 février au 1^{er} mars 2006.

D.4 Cas n°4 : 29-30 décembre 2003

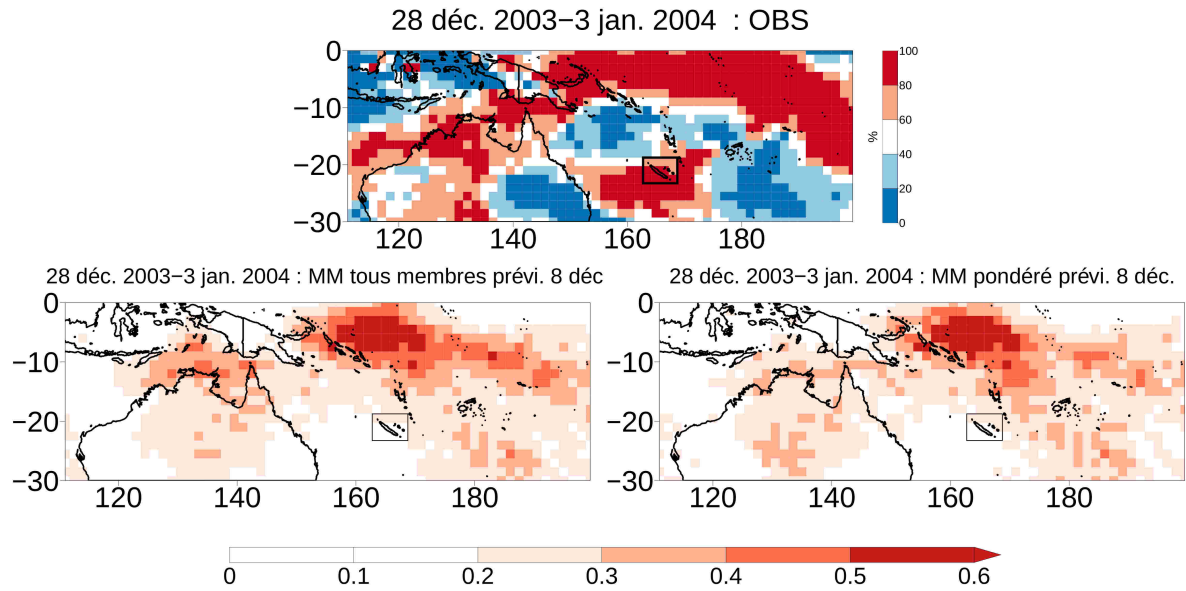


FIGURE D.4 – *Idem* Figure D.1 pour la semaine cible du 28 décembre 2003 au 3 janvier 2004.

