RÉPUBLIQUE FRANÇAISE
Liberté Égalité Fraternité

Université de Toulouse

Doctorat de l'Université de Toulouse

préparé à l'Université Toulouse III - Paul Sabatier

Méthodes pour l'évaluation de l'activité cyclonique tropicale en changement climatique

---

Thèse présentée et soutenue, le 20 décembre 2023 par

William DULAC

École doctorale
SDU2E - Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace

Spécialité
Océan, Atmosphère, Climat

Unité de recherche
CNRM - Centre National de Recherches Météorologiques

Thèse dirigée par
Julien CATTIAUX et Fabrice CHAUVIN

Composition du jury
Mme Sylvie MALARDEL, Rapporteure, Météo-France
M. Jean Philippe DUVEL, Rapporteur, CNRS - LMD Paris
Mme Caroline MULLER, Examinatrice, Institute of Science and Technology Austria (ISTA)
M. Christophe MENKES, Examinateur, IRD Nouméa
M. Julien CATTIAUX, Directeur de thèse, CNRS - CNRM Toulouse
M. Jean-Pierre CHABOUREAU, Président, Université Toulouse III Paul Sabatier

Membres invités
M. Fabrice Chauvin, Météo-France

Remerciements

Si le travail de thèse est *in fine* un travail individuel, il est évident qu'il ne peut avoir lieu — et encore moins aboutir — sans le concours actif d'un plus grand nombre de personnes. En particulier, l'encadrement joue sans conteste le rôle le plus déterminant dans le déroulement d'une thèse, et c'est donc naturellement à mes deux encadrants, Julien et Fabrice, que j'adresse mes remerciements en premier. Merci d'abord à Julien pour ces trois années, depuis l'élaboration du sujet de thèse et la préparation du concours de l'école doctorale jusqu'à la fermeture du bar, le soir après ma soutenance. Ta qualité que j'ai préférée pendant la thèse fut sans doute la sérénité avec laquelle tu abordais toutes les situations qui, pour moi, se présentaient comme des problèmes soit très ennuyeux sinon potentiellement catastrophiques. Tu proposais toujours les bonnes solutions, m'offrant ainsi le sentiment soulageant que tout était largement sous contrôle. Merci également à Fabrice de m'avoir fait bénéficier d'une part de ta grande expertise sur les cyclones tropicaux ainsi que sur le traqueur, et d'autre part de ta bonne humeur et de ton humour quasi constant. Au delà de la thèse, tu m'as également accueilli en stage de fin d'études en 2019, à la suite de quoi c'est aussi en grande partie grâce à toi que j'ai pu être embauché au CNRM avant de démarrer la thèse, et tu m'as également présenté Julien pour commencer à discuter du projet de thèse. Pour tout ça je te suis très reconnaissant. En tant qu'encadrants de thèse, vous formiez un binôme très complémentaire, et je vous dis donc merci encore à tous les deux pour votre rôle essentiel à l'aboutissement de ma thèse.

Je tiens également à remercier les membres de mon équipe pour leur bienveillance, pour les réunions d'équipe rythmées par de nombreuses rigolades et les quelques déjeuners d'équipe annuels fort sympathiques. Parmi les membres de l'équipe, je remercie également mes deux collègues de bureau, Occitane et Enora pour leur compagnie très agréable permettant de briser la monotonie qui peut sinon rapidement s'installer. J'ai également une pensée envers Christine, Jonathan et Florence pour leur très grande assiduité dans les mails annonçant les pauses café et destinés à celles et ceux qui, comme moi, sont trop éloigné·es de l'espace tisanerie pour être averti de ces moments d'une autre façon. Je remercie d'ailleurs toutes celles et ceux avec qui j'ai échangé à ces occasions. Je remercie également Samuel de l'équipe MOSCA qui — alors que je travaillais dans cette équipe à ce moment — m'a encouragé à mener cette thèse, ce qui impliquait pour moi de démissionner de mon poste actuel et donc pour lui de perdre la personne s'occupant entre autres du contrôle qualité des simulations climatiques régionales.

Je tiens aussi à remercier tous les membres de l'équipe Cyclones du LACy de m'avoir accueilli pendant ma visite scientifique à la Réunion pour m'avoir offert l'opportunité de travailler dans une équipe exclusivement portée sur l'étude de ces systèmes. Je remercie également les membres de mon comité de suivi individuel de thèse, Caroline et Emilia, d'avoir accepté d'en faire partie et de m'avoir aiguillé et fourni de précieux conseils. Je remercie également les membres de mon jury de thèse, qui ont accepté de relire et d'évaluer ce manuscrit et d'assister à ma soutenance, apportant des remarques constructives et pertinentes sur mon travail.

Un grand merci à Pauline pour son soutien essentiel à chaque étape du parcours. Un grand merci également à toute ma famille d'avoir traversé en grande partie le pays pour assister à ma soutenance, et en particulier à mes parents de m'avoir offert la possibilité de mener mes études jusqu'au bout, sans quoi cette thèse n'aurait pas pu avoir lieu.

Résumé

En raison de leurs impacts dévastateurs sur les populations et les infrastructures des pays concernés, l'évolution future de l'activité cyclonique tropicale dans le contexte du réchauffement climatique est une question de grande importance. Deux méthodes existent pour évaluer l'activité cyclonique tropicale en changement climatique dans les modèles de climat : l'utilisation d'algorithmes de détection (traqueurs) de cyclones ou l'utilisation d'indices de cyclogénèse qui traduisent des relations statistiques liant l'activité cyclonique observée à des variables atmosphériques de grande échelle. Ces deux méthodes tendent à fournir des projections opposées dans les simulations climatiques. Motivée par ce désaccord, cette thèse propose alors d'explorer ces deux approches dans le but d'apporter des améliorations à chacune d'elles.

Dans un premier temps, le traqueur de cyclones tropicaux du CNRM est appliqué à la réanalyse ERA5 du Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme, et évalué à l'aide de la base de données d'observations des cyclones IBTrACS. Ses performances sont évaluées en termes de probabilité de détection et de taux de fausses alarmes (POD et FAR), après optimisation des paramètres de détection, et en appliquant un filtre des systèmes de moyennes latitudes adéquat. Plusieurs métriques d'évaluation de la similarité des trajectoires détectées dans ERA5 avec celles observées sont ensuite proposées puis comparées. Ces métriques novatrices sont complémentaires au POD et au FAR et montrent que l'optimisation des paramètres de détection s'accompagne d'une légère amélioration de la similarité des trajectoires.

De nouveaux indices de cyclogénèse sont ensuite construits sur ERA5 par régression de Poisson entre des prédicteurs de grande échelle thermiques et dynamiques, et la base de données IBTrACS. Les régressions sont déclinées à différentes résolutions spatiales et temporelles ainsi qu'à l'échelle globale et pour les différents bassins océaniques. La résolution temporelle accrue permet la correction du biais équatorial présent dans les indices les plus communément utilisés. La variabilité interannuelle des indices apparaît cependant robuste aux modifications apportées aux coefficients de pondération des variables de grande échelle. Suite à ce constat, l'apport de l'ajout de prédicteurs dans les régressions est évalué sur ERA5 ainsi que dans le modèle ARPEGE ; d'une part en ajoutant explicitement un diagnostic du mode de variabilité El Niño (ENSO) dans l'indice, et d'autre part en remplaçant l'humidité relative à 600 hPa par le déficit de saturation d'humidité intégré sur la colonne (VPD). L'ajout du diagnostic ENSO permet alors d'améliorer la variabilité interannuelle de l'indice dans la plupart des bassins océaniques. Les corrélations avec les séries observées est rendue statistiquement significative au seuil de 95 % dans tous les bassins à l'exception du Nord Atlantique. L'utilisation du VPD permet quant à elle d'annuler les tendances à la hausse dans la période historique observée dans les indices basés sur l'humidité relative. L'indice obtenu présente donc un meilleur accord avec les observations. Lorsqu'appliqué à des simulations climatiques ARPEGE à très haute résolution, sous le scénario RCP8.5, le VPD amplifie également la diminution de l'activité cyclonique.

Abstract

Given their devastating impact on the populations and infrastructures of the countries concerned the future evolution of tropical cyclone activity in the context of global warming is an issue of great importance. Two methods exist for assessing tropical cyclone activity under climate change in climate models : the use of cyclone detection algorithms (trackers) or the use of cyclogenesis indices, which translate statistical relationships linking observed cyclone activity to large-scale atmospheric variables. These two methods tend to provide opposite projections in climate simulations. Motivated by this disagreement, this thesis proposes to explore these two approaches, with the aim of making improvements to each.

Firstly, the CNRM tropical cyclone tracker is applied to the ERA5 reanalysis of the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, and evaluated using the IBTrACS database of cyclone observations. Its performance is evaluated in terms of detection probability and false alarm rate (POD and FAR), after optimizing detection parameters and applying an appropriate mid-latitude system filter. Several metrics for assessing the similarity of the tracks detected in ERA5 with those observed are then proposed and compared. These innovative metrics are complementary to POD and FAR, and show that optimizing detection parameters is accompanied by a slight improvement in track similarity.

New cyclogenesis indices are then constructed on ERA5 by Poisson regression between large-scale thermal and dynamic predictors, and the IBTrACS database. The regressions are run at different spatial and temporal resolutions, as well as on a global scale and for different ocean basins. The increased temporal resolution enables the equatorial bias present in the most commonly used indices to be corrected. However, the interannual variability of the indices appears to be robust to changes in the weighting coefficients of the large-scale variables. Following this observation, the contribution of adding predictors to the regressions is evaluated on ERA5 as well as in the ARPEGE model ; on the one hand by explicitly adding a diagnostic of the El Niño (ENSO) variability mode to the index, and on the other hand by replacing the relative humidity at 600 hPa by the integrated moisture saturation deficit on the column (VPD). The addition of ENSO diagnostics improves the interannual variability of the index in most ocean basins. Correlations with observed series are made statistically significant at the 95 % threshold in all basins except the North Atlantic. The use of the VPD cancels out the upward trends in the historical period observed in indices based on relative humidity. The resulting index is therefore in better agreement with observations. When applied to very high-resolution ARPEGE climate simulations, under the RCP8.5 scenario, the VPD also amplifies the decrease in cyclonic activity.

Table des matières

Introduction générale **1**

1 Cyclones tropicaux : État de l'art **5**

1.1 Introduction aux cyclones tropicaux 6

1.1.1 Qu'est-ce qu'un cyclone tropical 6

1.1.2 Bassins d'activité et saisonnalité 7

1.1.3 Risques associés et enjeux 9

1.2 Formation des cyclones tropicaux 11

1.2.1 Ingrédients de la cyclogénèse 11

1.2.2 Climatologies 13

1.3 Cyclones tropicaux et changement climatique 16

1.3.1 Bases de données observationnelles et tendances historiques 16

1.3.2 Les modèles de climat 20

1.3.3 Les cyclones dans les modèles de climat 23

1.3.4 Approche directe et indirecte pour l'étude de l'activité cyclonique . 27

1.3.5 Les cyclones dans les projections climatiques 32

1.4 Synthèse et problématique 35

2 Algorithme de détection objective et de suivi de cyclones tropicaux **39**

2.1 Introduction 40

2.2 Évaluation du traqueur CNRM sur ERA5 par rapport à IBTrACS 42

2.2.1 Résumé de l'article 42

2.2.2 Article Climate Dynamics 44

2.3 Compléments 64

2.3.1 Filtrage des systèmes de moyennes latitudes 64

2.3.2 Métriques d'évaluation de la similarité des trajectoires 72
2.4 Synthèse 80

3 Construction d'indices de cyclogénèse par régression statistique 83
3.1 Les indices de cyclogénèse 84
3.1.1 Tour d'horizon des différents indices 84
3.1.2 Propriétés des indices de cyclogénèses 87
3.1.3 Limitations des indices de cyclogénèses 95
3.2 Apport de la résolution spatiale et temporelle 96
3.2.1 Données et méthodes 97
3.2.2 Résultats 99
3.2.3 Conclusion 108
3.3 Indice de cyclogénèse régional 109
3.3.1 Méthodes 109
3.3.2 Coefficients régionaux 110
3.3.3 Effet sur la répartition spatiale 111
3.3.4 Conclusion 114
3.4 Synthèse 115

4 Introduction de nouveaux prédicteurs dans les indices 119
4.1 Introduction 120
4.2 Utilisation d'un indice Niño dans une régression de Poisson 120
4.2.1 Données et Méthodes 121
4.2.2 Lien entre ENSO et l'activité cyclonique dans ARPEGE 125
4.2.3 Application de la régression 127
4.2.4 Discussion 133
4.3 Introduction du déficit de saturation d'humidité 135
4.3.1 Régression de Poisson avec le VPD 135
4.3.2 Détection de tendances dans ARPEGE et ERA5 139
4.3.3 Conclusion 141
4.4 Application en climat plus chaud 142
4.4.1 Description des simulations 142

4.4.2 Détection des cyclogénèses 143
4.4.3 Indices de cyclogénèse 144
4.4.4 Changements futurs 145
4.4.5 Conclusion 148
4.5 Synthèse 148

Conclusion et perspectives **153**

Bibliographie **158**

Introduction générale

Les cyclones tropicaux sont des larges systèmes dépressionnaires de plusieurs centaines de kilomètres de diamètre pouvant atteindre des vitesses de vents soutenus jusqu'à 300 km h^{-1}. Ils prennent naissance dans les tropiques et se répartissent dans six grands bassins océaniques majeurs. Ils font partie des phénomènes naturels les plus destructeurs sur Terre. Bien qu'ils évoluent sur océan, certains peuvent atteindre les côtes et avoir des impacts dévastateurs, autant environnementaux que socio-économiques. Ils seraient directement responsables de la mort de plus de 400 000 personnes sur la seule période 1980 – 2009, dont les deux tiers sont attribués à seulement deux évènements (Doocy et al. 2013). En raison de leur fort potentiel destructeur, ces phénomènes météorologiques sont étroitement surveillés. Les centres météorologiques des régions concernées déploient par ailleurs de grands efforts pour prévoir à court terme leurs trajectoires et l'évolution de leur intensité, dans le but de pouvoir avertir la population en cas de risque avéré. Néanmoins, la théorie sous-jacente à la formation des cyclones est mal connue, ce qui constitue par conséquent une limite importante à la prévisibilité de ces systèmes. À défaut de comprendre le processus physique aboutissant à la formation d'un cyclone tropical — nommé processus de cyclogénèse — les conditions favorables à leur émergence sont connues depuis de nombreuses années (Gray 1975). Une perturbation atmosphérique pré-éxistante pourra en effet donner lieu à un cyclone tropical si les eaux océaniques sont suffisamment chaudes pour pouvoir y puiser une quantité suffisante d'énergie, d'une atmosphère chargée en humidité et d'une absence de cisaillement vertical du vent.

Les émissions de gaz à effet de serre induisent un forçage radiatif qui déséquilibre le système climatique (Charney et al. 1979), aboutissant entre autres à une augmentation de la température moyenne planétaire. Il est en outre certain que le réchauffement climatique amène à des changements dans la répartition des conditions environnementales jugées favorables à l'émergence de cyclones tropicaux et, donc que celui-ci a un impact sur l'activité cyclonique (Seneviratne et al. 2021). Néanmoins, l'incertitude dans les effets exacts du forçage radiatif d'origine anthropique sur le système climatique, couplée à l'incertitude sur le processus de cyclogénèse, rend difficile l'estimation de l'effet du réchauffement climatique sur l'activité cyclonique. À cela s'ajoutent une certaine hétérogénéité dans le temps et l'espace des séries d'observations historiques, ce qui complique la recherche d'éventuelles tendances en cours dans la fréquence d'occurrence des cyclones. De plus, les modèles de climat dont la résolution est suffisamment fine pour permettre une représentation réaliste des cyclones tropicaux sont encore rares, ce qui rend les projections climatiques plus incertaines. Il existe toutefois deux options pour chercher à évaluer l'activité cyclonique tropicale future. La première, que l'on peut qualifier d'approche directe, consiste à appliquer un algorithme de détection et de suivi des cyclones tropicaux dans des simulations climatiques à haute résolution. La seconde option consiste à exploiter les simulations climatiques à basse résolution en cherchant des

liens statistiques entre l'activité observée et l'environnement de grande échelle. Il s'agit alors d'indices de cyclogénèse. Cette seconde approche peut être qualifiée d'indirecte, en ce sens que l'activité cyclonique est simplement inférée des champs de grande échelle issues des simulations climatiques.

Ces deux approches tendent à s'accorder sur certains points, comme par exemple sur une probable augmentation de l'intensité maximale des cyclones (Sobel et al. 2016 ; Bhatia et al. 2018), mais sont généralement en désaccord sur la question de la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux en climat futur. En effet, une diminution de l'activité cyclonique constitue un signal robuste de réponse au réchauffement climatique à travers les modèles pour l'approche directe (Christensen et al. 2013 ; Knutson et al. 2020). De l'autre côté, les indices de cyclogénèse tendent au contraire à indiquer une augmentation de la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux (Emanuel 2013 ; Camargo et al. 2014). Outre ce désaccord, chacune des deux approches possède son lot de points positifs et de points négatifs.

L'utilisation d'un algorithme de détection de cyclones tropicaux, ou traqueur, présente certes l'avantage non-négligeable de constituer une mesure directe, mais la conception même du traqueur, ses divers paramètres qui nécessitent souvent d'être ajustés à chaque modèle, voire à chaque simulation, et autres spécificités constituent autant de sources d'incertitudes qui viennent s'ajouter aux biais propres aux modèles. Ces deux sources d'incertitudes deviennent alors indiscernables l'une de l'autre. En effet, les algorithmes de détection consistent en l'application objective d'un schéma conceptuel de fonctionnement d'un cyclone tropical. Si celui-ci est trop contraignant, alors le traqueur risque de ne pas détecter l'ensemble des systèmes. À l'inverse, si le traqueur est trop permissif, alors les résultats risquent fortement d'être parasités par des systèmes indésirables. Comment trouver le juste milieu ? Quels sont les moyens disponibles pour améliorer les performances de détection d'un tel algorithme ?

Les indices de cyclogénèse, quant à eux, présupposent que les relations statistiques unissant l'environnement de grande échelle à l'activité observée sont stationnaires dans le temps — une hypothèse dont la validité n'est en aucune façon triviale (Nolan et Rappin 2008 ; Murakami et al. 2013). De plus, si les indices de cyclogénèse excellent dans leur capacité à simuler une climatologie spatiale et saisonnière réaliste, la variabilité interannuelle simulée par ces derniers est souvent incohérente avec les observations. Il est possible que la raison à cette mauvaise variabilité interannuelle soit due à une mauvaise représentation du processus physique sous-jacent. Or, un indice de cyclogénèse qui fournirait une bonne variabilité interannuelle en raison d'une meilleure représentation du processus aurait plus de chances de projeter la bonne réponse en changement climatique. Comment alors améliorer la représentation de la variabilité interannuelle simulée par les indices de cyclogénèse ?

Pour apporter quelques éléments de réponse à ces questions, cette thèse s'organise de la façon suivante : Le chapitre 1 est consacré à un grand tour d'horizon sur les cyclones tropicaux. Dans ce chapitre, les cyclones tropicaux sont introduits, leur climatologie détaillée et les risques et enjeux associés sont précisés. Ce chapitre introduit également les concepts nécessaires à la bonne compréhension de la suite du manuscrit. En particulier, il y est question des bases de données observationelles ainsi que des tendances connues à ce jour. Le fonctionnement général d'un modèle de climat est décrit, avec une attention plus particulière sur la manière dont les modèles sont utilisés pour étudier les cyclones tropicaux. Les deux approches utilisées dans la littérature pour évaluer l'activité cyclonique future et les problématiques associées sont introduits plus en détails, avant de se terminer sur le consensus scientifique actuel sur l'évolution future de l'activité cyclonique tropicale.

Le chapitre 2 est entièrement consacré à l'approche directe par détection objective de cyclones dans les modèles, et plus précisément à l'utilisation de l'algorithme de détection du CNRM. Dans une première partie du chapitre, le traqueur est appliqué à une réanalyse atmosphérique — c'est à dire à une simulation spécialement conçue pour représenter le plus fidèlement possible l'état passé de l'atmosphère, d'après les observations historiques disponibles — puis évalué à l'aide de la base de données des cyclones tropicaux historiques. Ce cadre de travail permet en effet de caractériser au mieux les propriétés du traqueur. Une seconde partie du chapitre porte sur des considérations supplémentaires, notamment sur les méthodes disponibles de filtrage des systèmes indésirables détectées par les traqueurs, ainsi que sur la mise au point de métriques d'évaluation alternatives de la qualité des trajectoires détectées par un algorithme de suivi.

Le chapitre 3 introduit en détail l'approche indirecte consistant en l'utilisation d'indices de cyclogénèse pour évaluer l'activité cyclonique dans les modèles. Les indices les plus couramment utilisés dans la littérature sont présentés et évalués dans ERA5, et un bref historique des différents développements est présenté. Une attention toute particulière est prêtée à un indice dont la méthodologie consiste en l'application d'une régression statistique entre l'environnement de grande échelle et l'activité observée. Cet indice présente en effet l'intérêt d'être facilement reproductible. Cette méthodologie est alors employée pour étudier l'effet de divers facteurs sur les coefficients de pondération de l'indice, ainsi que pour étudier la manière dont ces coefficients affectent la représentation de la variabilité interannuelle de l'indice.

Enfin, dans le chapitre 4, nous nous intéressons à l'ajout de nouveaux prédicteurs dans les indices de cyclogénèse construits selon cette méthodologie. L'apport de l'ajout explicite du mode de variabilité El Niño dans la régression est étudié dans un premier temps. Ensuite, nous nous intéressons au remplacement du prédicteur d'humidité relative par une mesure intégrée sur la colonne du déficit de saturation d'humidité. Cet indice est ensuite appliqué à deux simulations en climat plus chaud réalisées avec le modèle ARPEGE-Climat dans une configuration à résolution variable permettant d'atteindre localement de très hautes résolutions.

Chapitre 1

Cyclones tropicaux : État de l'art

Ce premier chapitre introduit les cyclones tropicaux (TC), de la simple définition jusqu'à la formulation de la question scientifique présentée dans cette thèse, en introduisant tous les concepts intermédiaires nécessaires.

Sommaire

1.1 Introduction aux cyclones tropicaux 6
1.1.1 Qu'est-ce qu'un cyclone tropical 6
1.1.2 Bassins d'activité et saisonnalité 7
1.1.3 Risques associés et enjeux 9
1.2 Formation des cyclones tropicaux 11
1.2.1 Ingrédients de la cyclogénèse 11
1.2.2 Climatologies 13
1.3 Cyclones tropicaux et changement climatique 16
1.3.1 Bases de données observationnelles et tendances historiques . . . 16
1.3.2 Les modèles de climat 20
1.3.3 Les cyclones dans les modèles de climat 23
1.3.4 Approche directe et indirecte pour l'étude de l'activité cyclonique 27
1.3.4.I Approche directe : Détection et suivi objectif des cyclones tropicaux 27
1.3.4.II Approche indirecte : Environnement de grande échelle . 28
1.3.5 Les cyclones dans les projections climatiques 32
1.4 Synthèse et problématique 35

1.1 Introduction aux cyclones tropicaux

1.1.1 Qu'est-ce qu'un cyclone tropical

Du grec *κύκλος*, nom commun désignant un cercle, ou plus généralement toute chose circulaire ou ronde, le terme cyclone, dans un contexte météorologique, fait référence au type de circulation atmosphérique dans lequel l'air se trouve en rotation atour d'un centre de basse pression. Sous cette définition, le terme de cyclone désigne une grande quantité d'objets aux caractéristiques très diverses et prenant place à différentes échelles spatiales et temporelles. Ainsi, à la méso-échelle, ou échelle moyenne, caractérisée par des distances entre 10 km et 100 km, on peut par exemple citer les mésocyclones, vortex d'air ascendant et convergeant, mesurant généralement moins de 10 km de diamètre et observés dans les systèmes météorologiques convectifs, comme notamment les orages super-cellulaires. De l'autre côté du spectre, à l'échelle synoptique, c'est à dire à l'échelle traitant des distances de l'ordre du millier de kilomètres et sur des temps caractéristiques de quelques jours, les plus grands objets météorologiques dépressionnaires pouvant être qualifiés de cyclones sont sans nulle doute les vortex polaires ; de larges dépressions d'altitude situées près des pôles géographiques et dans lesquelles de l'air froid est en rotation. Malgré ces différences apparentes, tous les cyclones possèdent néanmoins des caractéristiques communes. Ainsi, le centre du cyclone est toujours l'endroit où la pression atmosphérique est la plus faible, et la circulation de l'air autour du centre est assurée à minima par l'équilibre entre la force induite par le gradient de pression radial d'une part, et la somme de la force centrifuge ainsi que la force de Coriolis d'autre part, cette dernière devenant négligeable une fois le cyclone formé. Dans ce cas, l'équilibre est qualifié de cyclostrophique, tandis qu'il est appelé équilibre du vent gradient si la force de coriolis n'est pas négligeable par rapport aux deux autres. La force de Coriolis, force inertielle causée par la rotation de la Terre, est également la raison pour laquelle les cyclones tournent dans le sens contraire des aiguilles d'une montre dans l'hémisphère nord, et inversement dans l'hémisphère sud.

Les cyclones tropicaux — que l'on abrègera ensuite par l'acronyme TC, selon l'appellation anglaise *Tropical Cyclone* — sont donc des phénomènes tourbillonnaires pouvant atteindre plusieurs centaines de kilomètres, les plaçant ainsi à la lisière entre la mésoéchelle et l'échelle synoptique. Ces objets prennent naissance, comme leur nom l'indique, dans la ceinture tropicale, définie comme la zone située entre le Tropique du Cancer dans l'hémisphère nord et le Tropique du Capricorne dans l'hémisphère sud, et parfois délimitée approximativement par la bande de 20 °S à 20 °N. Les TC se caractérisent par des vents violents autour du cœur, appelé œil, et maximaux dans le mur de l'œil, ainsi que des précipitations intenses et organisées par bandes spiralées autour du cœur. Les TC ont également la propriété de posséder un cœur chaud en haute troposphère, c'est à dire une anomalie positive de température par rapport à leur environnement, propriété qui les distingue des cyclones extratropicaux. On dit que la perturbation dépressionnaire atteint le stade de cyclone tropical à proprement parler lorsque la vitesse du vent maximale à la surface et moyennée sur une certaine période, variable selon les régions du monde, atteint le seuil de 33 $\mathrm{m\,s^{-1}}$. En dessous de ce seuil, on parle soit de tempête tropicale si le vent maximal est supérieur à 17 $\mathrm{m\,s^{-1}}$ ou bien de dépression tropicale si le vent maximal y est inférieur.

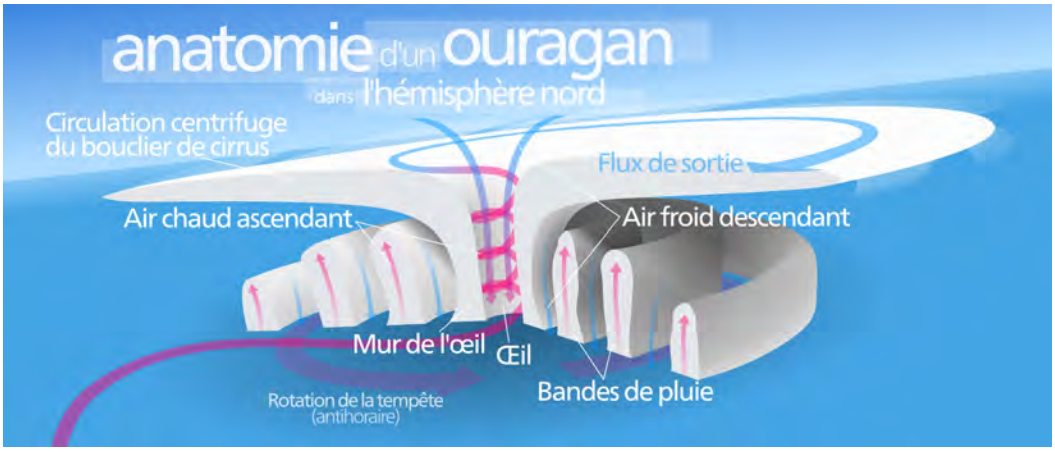


Figure 1.1 – Diagramme en coupe d'un cyclone tropical, aussi appelé ouragan lorsqu'il survient dans l'océan Atlantique ou Nord-Est Pacifique — By Kelvinsong - Own work, CC BY-SA 3.0, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=23563610

1.1.2 Bassins d'activité et saisonnalité

À l'échelle planétaire, il y a entre 82 et 85 TC par an en moyenne selon les bases de données utilisées comme référence, et avec un écart-type de 8 TC (Schreck et al. 2014). Cette activité globale est répartie sur un total de 6 grands bassins océaniques. Du point de vue opérationnel, c'est à dire pour ce qui traite des aspects de surveillance et de prévision de l'activité cyclonique, ces bassins océaniques peuvent en réalité être découpés en sous régions, dans lesquelles un centre météorologique régional spécialisé (CMRS, ou RSMC en anglais) ou un centre d'avertissements de cyclones tropicaux (*Tropical Cyclone Warning Centres*, TCWC) assure ces missions. Par exemple, l'océan Sud Indien est sous la tutelle conjointe, de part et d'autre du 90ème méridien Est, du CMRS de l'île de la Réunion (Météo-France) pour toute la partie Ouest, incluant le canal du Mozambique, tandis que la surveillance de la partie Est est assurée par les TCWC de Perth, rattaché au Bureau of Meteorology (BoM) Australien, et de Jakarta. Néanmoins, pour la régionalisation des analyses concernant l'activité cyclonique, nous favoriserons à travers ce document les grands bassins océaniques, et utiliserons des définitions des domaines adaptées des recommandations de Knutson et al. (2020), proposées dans un effort de standardisation afin de faciliter la comparaison entre les études sur ce sujet. Ces bassins sont présentés sur la figure 1.2. Le bassin océanique concentrant la plus grande activité est l'Ouest Pacifique (*West Pacific*, WPac) avec environ 25 TC par an, ce qui représente environ 30 % de l'activité globale. Pour les autres régions de l'hémisphère nord : en deuxième place se trouve le bassin Est Pacifique (EPac) avec une moyenne de 16,5 TC par an, suivi du bassin Nord Atlantique (NAtl) avec 12 TC par an et enfin le bassin Nord Indien (NInd) avec entre 4 et 5 TC par an, bassin le moins actif du monde (Gray 1968 ; Lander et Guard 1998 ; Schreck et al. 2014). Ce dernier se distingue également par le fait que le pays possèdent en réalité deux zones d'activité, de part et d'autre des côtes Indiennes : sur la Mer d'Arabie, à l'Ouest, et dans la Baie du Bengale, à l'Est. Au total, l'hémisphère nord contient 70 % de l'activité cyclonique globale. En ce qui concerne l'hémisphère sud, ses 24 TC annuels en moyenne sont répartis entre l'océan indien (*South Indian*, SInd) et l'océan pacifique (*South Pacific*, SPac) avec une moyenne de 14,6 TC pour le premier et 9,4 TC pour le second. Il arrive parfois que des systèmes cycloniques se forment dans le sud de l'océan

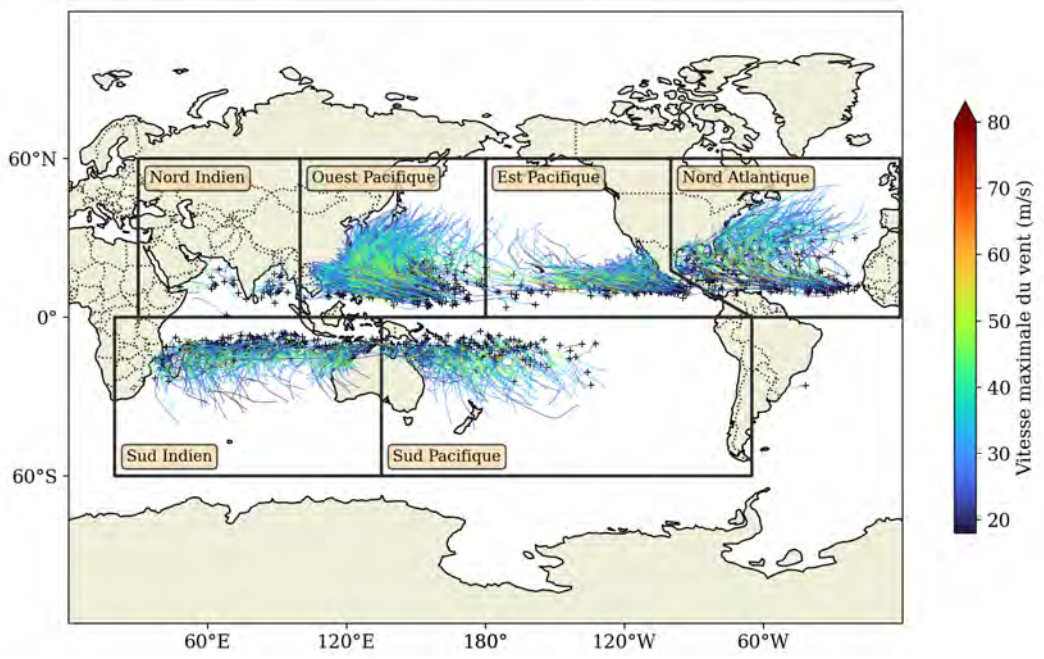


FIGURE 1.2 – Bassins océaniques majeurs ainsi que les trajectoires des cyclones tropicaux observés entre 1981 et 2019, d'après la base de données IBTrACS. Les trajectoires sont colorées en fonction de l'intensité maximale des vents à chaque échéance. Les croix noires indiquent la première position observée de ces systèmes, assimilables aux cyclogénèses. Les définitions des bassins océaniques utilisées ici, et plus généralement dans l'ensemble de ce document, sont issues, à quelques modifications près, des recommandations de Knutson et al. 2020, documents supplémentaires.

atlantique, bien que la région ne soit pas considérée comme bassin cyclonique actif et qu'elle ne possède pas de CMRS. Le cas le plus notable, et l'unique système ayant atteint le seuil de vent nécessaire pour être classé comme cyclone tropical, est le cas du cyclone Catarina, en mars 2004 et ayant frappé les côtés Brésiliennes alors qu'il était au plus fort de son intensité (McTaggart-Cowan et al. 2006). La portion de trajectoire correspondant à la partie la plus intense de ce cyclone est d'ailleurs visible sur la figure 1.2. Les cyclones tropicaux surviennent principalement durant la saison chaude et avec un pic en fin de saison, avec plus ou moins d'étalement selon les régions, avec pour exception notable le cas du bassin Nord Indien. Dans l'hémisphère sud, cela signifie que l'activité cyclonique est concentrée sur les mois de novembre à avril, avec la plus grande partie située au delà de janvier, mais donc néanmoins répartie sur deux années calendaires. Pour cette raison, on considère dans l'hémisphère sud que les saisons cycloniques courent de juillet de l'année précédente à juin de l'année courante, tandis qu'elle s'étend de janvier à décembre dans l'hémisphère nord. Le cycle saisonnier des 6 bassins cycloniques majeurs est présenté sur la figure 1.3. Le bassin WPac présente la plus grande dispersion, avec une activité comprise entre les mois de juin et de décembre, culminant au moins d'août. Pour l'EPac, la saison est un peu plus courte puisque, si elle commence également autour de juin, le mois de novembre ne voit quant à lui quasiment aucune activité. Le bassin NAtl présente une activité encore plus recentrée avec un pic en septembre qui concentre un tiers de l'activité du bassin. Le bassin SInd voit sa saison débuter en novembre avec un pic en janvier, tandis que le SPac démarre un mois plus tard, en décembre, et présente un pic d'activité en février avec 26 % de son activité qui est

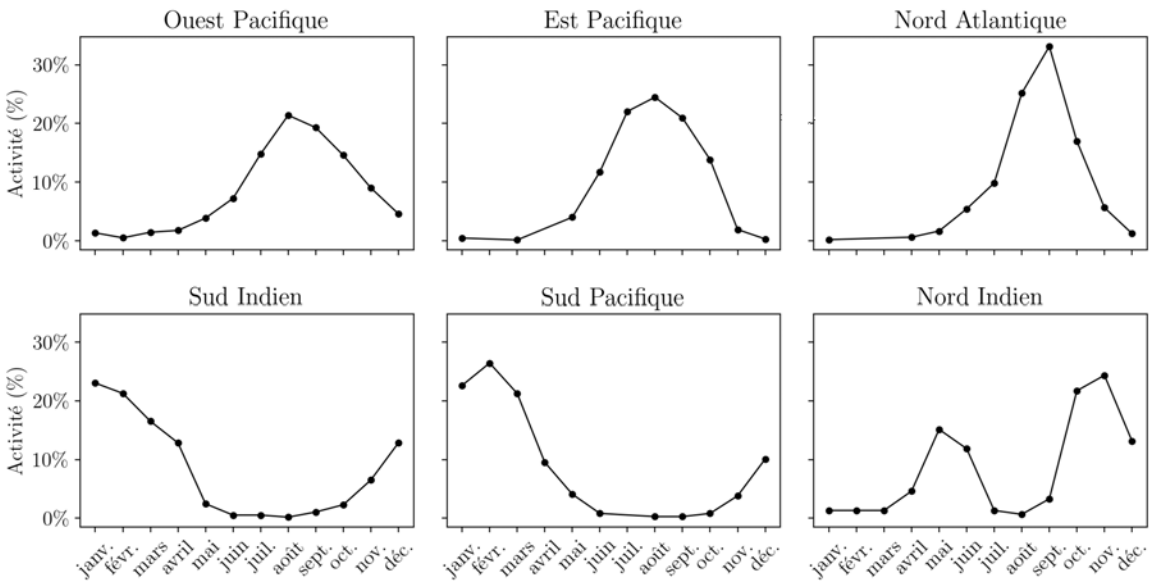


FIGURE 1.3 – Saisonnalité de l'activité cyclonique tropicale dans les six bassins océaniques majeurs, normalisée pour chaque bassin et calculée à partir de la base de données IBTrACS entre 1981 et 2019 et en considérant pour chaque TC le mois de la première échéance où le stade de tempête tropicale est atteint.

concentrée sur ce mois. Enfin, le bassin NInd se distingue ici une fois de plus puisque son cycle annuel fait apparaître deux périodes d'activité. La première, mineure, prend place de avril à juillet, tandis que la seconde, plus importante, a lieu de septembre à janvier. Cette coupure dans le cycle annuel s'explique par le phénomène de mousson indienne, qui a lieu durant l'été, et qui apporte du cisaillement vertical dans l'atmosphère, élément défavorable à la cyclogénèse (Gray 1968), comme développé dans la section 1.2.1.

1.1.3 Risques associés et enjeux

Les cyclones tropicaux constituent les événements météorologiques les plus extrêmes, les plus destructeurs et aussi les plus dangereux pour les populations. D'après l'étude de Doocy et al. (2013), le nombre médian de victimes par TC s'élève à 14 vies (430 en moyenne), pour un bilan humain total estimé entre les années 1980 et 2009 à 412 644 morts et 290 654 blessés. Les deux tiers de ce nombre sont attribués à seulement deux évènements : Le cyclone Gorky de 1991 ayant fait 138 866 victimes au Bangladesh, et le cyclone Nargis en 2008, en Birmanie, avec 138 366 victimes. Outre les morts, le nombre total de personnes affectées d'une façon ou d'une autre par les TC est estimé à plus de 466 millions, ce qui inclut 20 millions de personnes qui se sont retrouvées sans abri (Doocy et al. 2013). Ainsi, la région de l'Asie du Sud-est, telle que définie par l'Organisation Mondiale de la Santé, concentre 80 % des décès causés par les cyclones tropicaux, et 53 % de la population affectée, tandis qu'elle ne concentre que 9 % des évènements impactants, ce qui montre alors que les plus forts impacts sont causés par quelques évènements extrêmes.

Pour ce qui est du coût des dégâts matériels associés aux TC, ils sont difficiles à estimer à l'échelle globale car ils n'ont étés rapportés que dans 15,4 % des cas, toujours d'après Doocy et al. (2013). Ces coûts sont néanmoins d'autant plus importants que les pays concer-

nés sont riches et dotés d'infrastructures coûteuses. Le Centre National d'Information sur l'Environnement (NCEI) de l'Agence Américaine d'Observation Océanique et Atmosphérique (NOAA) recense tous les évènements météorologiques extrêmes impactant les États-Unis dont les coûts dépassent le seuil de 1 milliard de dollars. Ainsi, entre 1980 et 2020, les dégâts causés par les cyclones tropicaux sont évalués, en tenant compte de l'inflation, à 1145,3 milliards de dollars, ce qui concentre 52,3 % du coût total causé par l'ensemble des extrêmes météorologiques considérés — loin devant la deuxième plus importante cause de dégâts matériels, à savoir les fortes tempêtes, qui concentrent 15 % des coûts totaux — et ce qui représente un coût moyen de 21,6 milliard de dollars par évènement (Smith 2020).

Les risques associés aux TC sont nombreux et divers : vents extrêmes, fortes précipitations et inondations, orages, tornades et glissements de terrain. Mais le plus grand risque provient des ondes de marées. Sous l'effet conjugué des vents et de la pression centrale du cyclone, le niveau de la mer augmente fortement et rapidement, provoquant des inondations pouvant s'étendre sur plusieurs dizaines de kilomètres. Les ondes de marées sont le danger principal associé aux TC et aussi la première cause de mortalité durant ces évènements (Needham et al. 2015). Si chacun de ces risques peut, lorsque pris individuellement, causer des pertes considérables, matérielles comme immatérielles, le danger est d'autant plus grand lorsque ces aléas surviennent simultanément et interagissent entre eux, avec des impacts pouvant perdurer longtemps après le passage du cyclone. En effet, suite au passage d'un cyclone tropical, il n'est pas rare de voir l'émergence de maladies infectieuses, en particulier dans les pays en voie de développement (Shultz et al. 2005). Cette émergence se voit en effet favorisée, entre autres, par la perturbation des infrastructures de santé publique — incluant les hôpitaux et les centres de soins, mais également les réseaux de distribution en eau potable — mais aussi par les regroupements des populations dans des refuges surpeuplés, et plus généralement par une plus grande exposition de ces derniers à l'environnement suite aux dommages causés aux habitations. Il en ressort donc que les dégâts matériels et économiques causés par les cyclones tropicaux peuvent également avoir un coût en vies humaines.

Plus un cyclone tropical est large et intense, plus les risques sont accrus. Bien qu'il soit difficile de déterminer précisément la relation liant l'intensité d'un cyclone et les dégâts associés, il est néanmoins admis que le potentiel de destruction d'un cyclone dépend au moins de l'intensité de ses vents. Une métrique classiquement utilisée pour quantifier l'activité cyclonique sur une saison donnée est bien représentée par l'énergie cinétique cumulée des cyclones au cours de celle-ci. Pour la calculer, on fait la somme des vents maximums soutenus, élevés au carré, avec une période de six heures, sur l'ensemble des systèmes de la saison lorsqu'ils dépassent au moins le stade de tempête tropicale — métrique appelée l'énergie cumulative des cyclones tropicaux (*Accumulated Cyclone Energy*, ACE, G. D. Bell et al. (2000)). Si d'autres métriques sont parfois utilisées et jugées plus pertinentes pour évaluer le potentiel destructeur d'un TC, elles restent toutefois basées sur la vitesse du vent (Powell et Reinhold 2007). En supposant que le risque cyclonique demeure constant dans un climat plus chaud et que les pays concernés par ce risque continuent à se développer, alors les dégâts économiques ne peuvent qu'augmenter. Sous cette hypothèse de stationnarité, les travaux de Ye et al. (2020) suggèrent qu'un doublement de la valeur des actifs exposés à ce risque en Chine pourrait engendrer une hausse de 80 % des dégâts économiques induits par les TC. Or, rien ne permet d'affirmer la validité de cette hypothèse, étant données les incertitudes associées aux projections futures de l'activité cyclonique tropicale (voir section 1.3.5). Par conséquent, l'évolution de l'activité cyclonique dans un contexte de réchauffement global, en particulier pour ce qui concerne les questions d'intensité et de fréquence des TC, constitue un enjeu de

première importance.

1.2 Formation des cyclones tropicaux

1.2.1 Ingrédients de la cyclogénèse

On appelle « cyclogénèse » le processus par lequel un cyclone tropical se développe et s'intensifie. Bien que les mécanismes précis permettant d'expliquer ce processus ne soient pas encore bien compris, malgré des décennies d'efforts consacrés à cette question (Yanai 1964 ; Gray 1968 ; Montgomery et Farrell 1993 ; Gray 1998 ; Tory et Frank 2010), il existe néanmoins un consensus quant aux facteurs qui y sont favorables. Les travaux de Gray (1968), complétés dans Gray (1975), constituent, à partir des observations disponibles à l'époque, une étude globale sur l'origine des cyclones tropicaux et font référence en la matière. Six facteurs sont ainsi identifiés et brièvement présentés ci-dessous.

Vorticité relative en basses couches

Les cyclones tropicaux se forment toujours à partir de perturbations atmosphériques préexistantes. Ce sont souvent des petits systèmes dépressionnaires provenant de la zone de convergence intertropicale (ZCIT) (Gray 1968), ou encore des ondes d'est tropicales, comme dans le cas de l'océan Atlantique où ces ondes peuvent jouer le rôle de précurseurs (Thorncroft et Hodges 2001 ; Patricola et al. 2018). Landsea et Gray (1992) ont notamment montré que les ondes d'est africaines en provenance de la région du Sahel sont à l'origine de plus de 90 % des cyclones majeurs dans l'Atlantique nord.

Rotation de la Terre

La rotation de la Terre induit, du point de vue d'un observateur appartenant au même référentiel, une force sur tous les objets se déplaçant à la surface de la planète et appelée force de Coriolis. Cette force, qualifiée d'inertielle ou de fictionnelle, en ce sens qu'elle n'est le résultat que du fait que le référentiel d'observation est non inertiel. Dans le cas des cyclones tropicaux, la force de Coriolis cause la formation de deux circulations secondaires de part et d'autre du cyclone : Une circulation cyclonique à l'ouest et anticyclonique à l'est. La résultante de ces deux circulations secondaires tend à déplacer le cyclone vers le nord-ouest dans l'hémisphère nord, et vers le sud-ouest dans l'hémisphère sud.

Mais outre l'effet sur leur trajectoires, la rotation de la Terre joue également un rôle primordial dans la circulation cyclonique, puisque c'est cette force qui est à l'origine même du mouvement de rotation dans la circulation cyclonique. Cette force varie avec le sinus de la latitude et est donc nulle à l'équateur. À proximité de l'équateur, la force de Coriolis est dirigé verticalement et sa composante horizontale est donc négligeable et les vents de la couche limite atmosphérique ne sauraient se maintenir au delà de quelques mètres par secondes (Gray 1975). La force de Coriolis permet au vortex d'atteindre l'équilibre du vent gradient, mentionné dans la section 1.1.1 et donc de se développer jusqu'à devenir un cyclone tropical. Par conséquent, la cyclogénèse ne peut pas se produire à l'équateur, et les observations

historiques indiquent qu'une distance à l'équateur de 4 à 5 ° est requise pour qu'un cyclone tropical puisse se développer (Gray 1968).

Faible cisaillement vertical du vent

Le cisaillement du vent, ou plus précisément ici, le cisaillement vertical du vent horizontal, exprime la manière dont le vent horizontal varie avec l'altitude, en intensité comme en direction. Dans le cas des cyclones tropicaux, on le mesure (ou le calcule) sur toute la hauteur de la troposphère, c'est à dire entre la tropopause à 200 hPa et la basse troposphère, typiquement à 850 hPa. Un cisaillement vertical important cause l'advection de la chaleur libérée par la condensation des cumulonimbus dans les hautes couches dans une direction différente par rapport à la chaleur libérée dans les basses couches, si bien que que la capacité du système à accumuler de la chaleur en son cœur s'en voit fortement limitée (Gray 1968). Le cisaillement vertical apparaît alors comme très défavorable à la cyclogénèse.

Température de surface de la mer

Un cyclone tropical consomme environ 15 MJ par jour de chaleur sensible et latente extraite de la surface océanique (Gray 1975). De plus, la circulation cyclonique produit un mélange des eaux océaniques sous-jacentes et donc un refroidissement des SST par remontée des eaux situées sous la thermocline. Pour ces raisons, la cyclogénèse nécessite non seulement que la température de surface océanique (*sea surface temperature*, SST) dépasse un certain seuil — évalué empiriquement à 26 °C,[1] sinon quoi la flottabilité n'est pas suffisante pour assurer la convection (Palmen 1948) — mais également que cette température soit atteinte sur au moins 60 m de profondeur d'eau (Leipper 1967 ; Perlboth 1967). En effet, si la couche de mélange océanique n'est pas suffisamment profonde, alors la SST ne sera plus à même d'alimenter le cyclone. Ce besoin important en chaleur a généralement pour conséquence l'affaiblissement rapide du TC mature lorsqu'il atteint les terres.

Humidité relative et instabilité atmosphérique

Ces deux derniers facteurs que sont l'humidité relative en moyenne troposphère, c'est à dire autour de 600 hPa, et la notion de stabilité atmosphérique, sont, dans le cadre de la cyclogénèse, étroitement liés. La stabilité de l'atmosphère, à fortiori lorsqu'elle est chargée en vapeur d'eau, dépend du gradient vertical de température potentielle équivalente, notée θ_e et définie comme la température que la parcelle d'air atteindrait si tout son contenu en vapeur d'eau venait à condenser et qu'elle était ramenée au niveau du sol de manière adiabatique. Le processus de convection des cumulonimbus, à l'origine de la formation d'un cyclone tropical, nécessite en effet une forte diminution de θ_e entre la couche limite atmosphérique et la moyenne troposphère, c'est à dire une atmosphère instable. Par ailleurs, la convection profonde est favorisée par une atmosphère à haute humidité relative en moyenne troposphère, car à température égale, une parcelle d'air humide possède une plus grande flottabilité qu'une

1. Le seuil de 26 °C a été déterminé avec les observations historiques et est valable pour le climat présent. Il est cependant susceptible de changer avec le réchauffement climatique, sinon quoi les scénarios futurs indiqueraient une explosion du nombre de cyclone, ce qui n'est pas le cas. Voir aussi section 1.3.5.

parcelle d'air sec. Enfin, toujours d'après Gray (1975), une humidité relative élevée en haute troposphère favorise l'efficacité des pluies, tandis qu'une plus grande fraction de l'eau précipitée est ré-évaporée avant d'atteindre le sol dans une atmosphère sèche. La ré-évaporation de l'eau contribue à refroidir la moyenne troposphère, ce qui est défavorable à la cyclogénèse, et donc une atmosphère humide est quant à elle favorable.

1.2.2 Climatologies

La figure 1.4 présente les climatologies saisonnières de quatre des éléments favorables à la cyclogénèse que sont la vorticité absolue à 850 hPa, notée $\zeta_{850\,\mathrm{hPa}}$; l'humidité relative à 600 hPa, $\mathrm{RH}_{600\,\mathrm{hPa}}$; l'inverse du cisaillement vertical du vent horizontal entre 200 hPa et 850 hPa, noté $1/S_z$ et enfin la SST relative aux tropiques, définie comme la différence entre la SST et la SST moyenne entre 20 °S et 20 °N. Ces champs sont issus de la réanalyse ERA5 du Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme (CEPMMT, ou juste CEP ; en anglais *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*, ECMWF) (Hersbach et al. 2020), laquelle est décrite plus en détails dans la section 2.2. Notons que la vorticité absolue ζ à 850 hPa intègre déjà le paramètre de Coriolis, noté f, auquel le module de la force éponyme est proportionnel, puisque la vorticité absolue est définie comme

$$\zeta = \zeta_R + \underbrace{2\Omega \sin \phi}_{f}$$

où ζ_R est la vorticité relative, définie comme le rotationnel du vent tel que mesuré dans le référentiel de la Terre, Ω la période de rotation de la Terre et ϕ la latitude. L'inverse du cisaillement vertical est pris de telle façon à ce que des valeurs élevées indiquent des régions favorables à la cyclogénèse et la SST relative permet ici de faire apparaître les variations locales plus nettement.

Au premier abord, la SST apparaît comme un des facteurs prédominants dans la répartition spatiale et temporelle de l'activité cyclonique, puisqu'on retrouve sur ces cartes de SST relatives la répartition géographique des cyclogénèses présentées sur la figure 1.2 (. L'humidité relative et le cisaillement laissent également apparaître cette répartition spatiale, avec toutefois quelques nuances supplémentaires, notamment dans les régions extra tropicales. La climatologie de la vorticité est en revanche moins lisible mais présente localement des variations saisonnières dans l'étendue méridienne du bandeau tropical. Par ailleurs, les variations saisonnières de ces quatre paramètres coïncident également avec l'activité mensuelle présentée sur la figure 1.3. Cet accord est particulièrement visible sur les tracés de SST, avec des températures relatives de surface des océans très prononcées dans l'Atlantique nord et l'Indo-Pacifique nord pendant les saisons Juin - Juillet - Août (JJA) ainsi que Septembre - Octobre - Novembre (SON). Cette configuration spatiale s'inverse dans l'Indo-Pacifique sud durant les saisons Décembre - Janvier - Février (DJF) et Mars - Avril - Mai (MAM), où la partie sud présente une anomalie spatiale plus forte. Le bassin NInd durant la saison JJA constitue un cas particulier, déjà évoqué précédemment (c.f section 1.1.2), puisque l'humidité relative, la vorticité et la SST y sont toutes trois élevées, tandis que l'activité cyclonique y est quasi nulle (c.f figure 1.3). En effet, cette saison correspond à la mousson d'été en Inde, laquelle apporte du fort cisaillement vertical, si bien que $1/S_z$ avoisine zéro. Cela illustre à nouveau le rôle essentiel du cisaillement dans le processus de cyclogénèse et souligne le fait que c'est bien la combinaison de tous les ingrédients qui mène à la cyclogénèse.

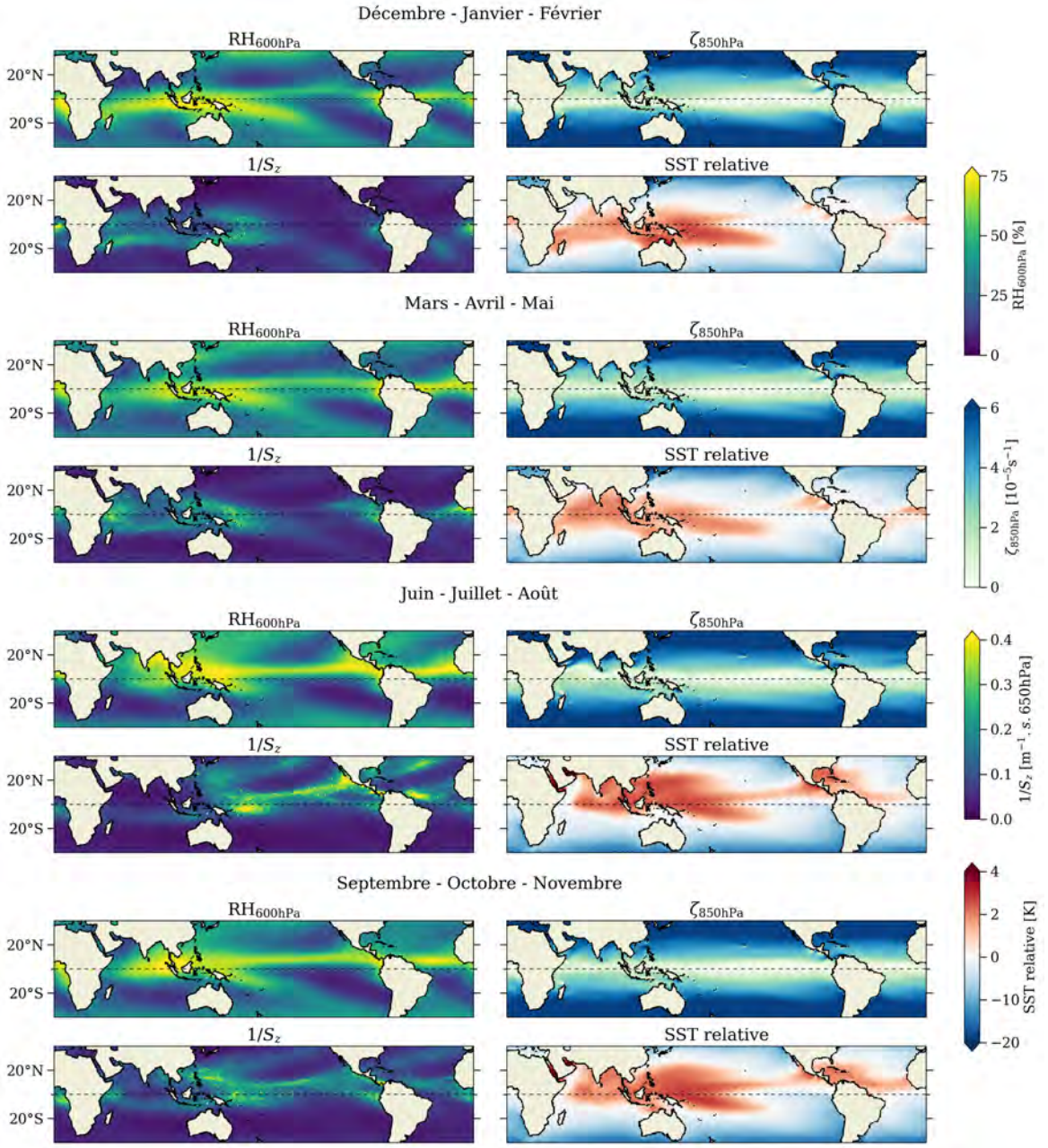


FIGURE 1.4 – Climatologies saisonnières de l'humidité relative à 600 hPa, de la vorticité absolue à 850 hPa, de l'inverse du cisaillement vertical entre 200 hPa et 850 hPa et de la SST relative à la température moyenne le long de la ceinture tropicale, entre 20 °S et 20 °N, calculées à partir de moyennes mensuelles de la réanalyse ERA5 entre 1979 et 2020 et avec une résolution horizontale de 1 °.

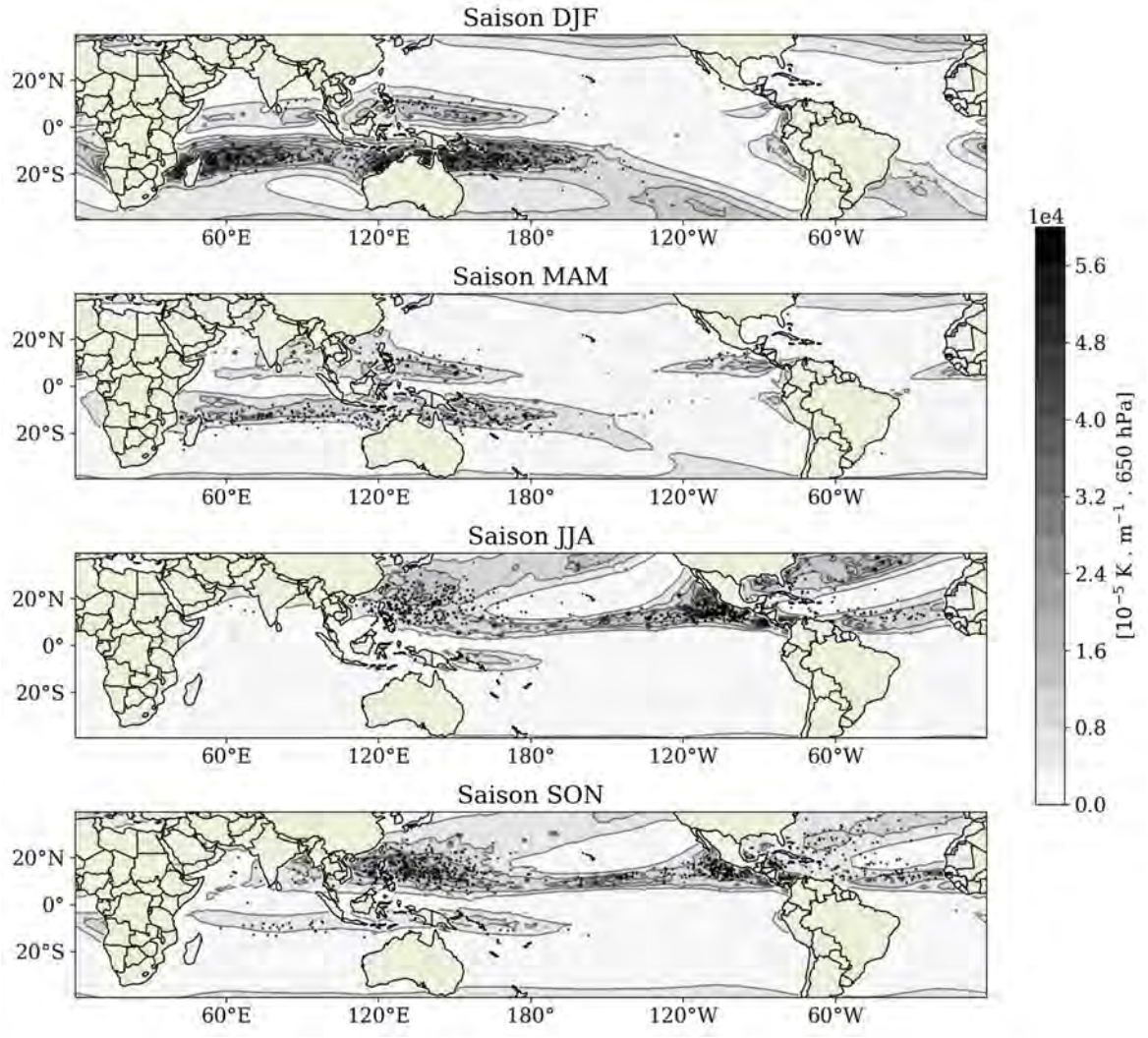


FIGURE 1.5 – Climatologies saisonnières du produit des quatre variables présentées sur la figure 1.4, où la SST est ici simplement la température de surface de l'océan, sans considérer l'écart aux tropiques. Sont représentés par des points noirs pour chaque saison les premières observations des trajectoires présentées sur la figure 1.2.

En première approche, il est possible d'estimer la climatologie spatiale et saisonnière des zones où les conditions favorables sont réunies en prenant simplement le produit des quatre variables présentées sur la figure 1.4. C'est ce que montre la figure 1.5, avec en superposition les premières occurrences des trajectoires des cyclones tropicaux observés entre 1981 et 2019, celles là mêmes qui sont présentées sur la figure 1.2. Ces points peuvent être assimilés aux cyclogénèses, malgré l'incertitude qui peut exister sur leur localisation exacte. Ce produit est ici défini comme suit :

$$\mathrm{RH}_{600\,hPa} \times \zeta_{850\,hPa} \times \frac{1}{S_z} \times \mathrm{SST} \quad [10^{-5}\ \mathrm{K\ m^{-1}\ 650\,hPa}]$$

Cette figure montre un excellent accord entre le produit des quatre variables et la cyclogénèse observée, aussi bien dans la répartition géographique que temporelle. Quelques points de discorde demeurent cependant, avec une extension vers les moyennes latitudes des zones indiquées comme favorables par le produit des quatre variables, tandis que les cyclogénèses

y sont quasiment inexistantes. On distingue dans ces zones l'empreinte conjointe de l'humidité relative et du cisaillement, lesquelles présentent la même structure sur la figure 1.4. Dans la ceinture tropicale et subtropicale, la correspondance entre le produit des paramètres et l'activité observée demeure cependant remarquable. Ce constat selon lequel la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux en un lieu donné puisse être proportionnelle à une combinaison de variables de grande échelle, découverte attribuée à Gray (1975), est à l'origine de ce qui sera nommé par la suite les indices de cyclogénèse, et qui seront abordés plus en détails dans la section 1.3.4.II, puis dans le chapitre 3.

1.3 Cyclones tropicaux et changement climatique

1.3.1 Bases de données observationnelles et tendances historiques

Un pré-requis pour pouvoir traiter de changement climatique, quelque soit l'objet d'étude, est de disposer de données observationelles le plus fiables possibles, et sur la plus longue période possible. Or, les réseaux d'observation s'étendent et se densifient, les instruments se perfectionnent avec le temps, de nouvelles techniques de mesure émergent et donc les incertitudes associées aux observations tendent à diminuer, ce qui donne alors lieu à de fortes hétérogénéités et ruptures temporelles dans la qualité des données. L'observation des cyclones tropicaux ne fait pas exception à cette règle. Les cyclones étant des phénomènes prenant place sur mer, les premiers relevés météorologiques de cyclones tropicaux étaient réalisés par les marins et consignés dans leurs journaux de bords (Knapp et al. 2010). Avec le temps, et étant donné le fort potentiel d'impact de ces systèmes, les sources d'observations se sont multipliées et diversifiées, de manière très inégale selon les régions. Les États-Unis déploient par exemple des avions de reconnaissance dédiés à la recherche et à l'observation des cyclones tropicaux au large des côtes atlantiques depuis 1946, bassin océanique qui est encore à ce jour le seul à bénéficier de ce type d'observations de manière régulière. D'autres sources d'observations incluent notamment les stations météorologiques terrestres, bouées instrumentées, radars et enfin radio sondages, ces derniers pouvant être réalisés par largage aérien directement dans le cyclone. Néanmoins, la véritable rupture technologique a lieu avec l'ère satellitaire, réellement entérinée à la fin des années 70. L'observation par satellite permet d'une part de détecter la quasi totalité des cyclones, mais aussi d'estimer systématiquement leur intensité, même en l'absence de mesures *in situ*, par analyse de Dvorak consistant en une estimation indirecte et partiellement subjective de l'intensité à partir de la structure des amas nuageux et de leur température (Dvorak 1975 ; Velden et al. 1998 ; Olander et al. 2002 ; Olander et Velden 2007, 2019).[2] En effet, un bon nombre de systèmes qui n'atteignaient jamais les côtes passaient inaperçus avant cela (Landsea et al. 2004), et un grand nombre de cyclones observés avant ce tournant contiennent des données manquantes. Pour ces raisons, et bien qu'il soit possible d'obtenir des données locales relatives aux cyclones tropicaux remontant jusqu'en 1850, nous nous limiterons dans l'ensemble de ce document à utiliser des données issues d'observations réalisées à partir de 1980.

La constitution de bases de données cycloniques passe par la mise au point, pour chaque

2. Le perfectionnement de la méthode de Dvorak originelle avec le temps est indicatif du fait que les données observées relatives à l'intensité des cyclones tropicaux souffrent d'hétérogénéité temporelle, et ce même après le début de l'ère satellitaire.

système, de ce qui est nommé la *best track*. Il s'agit de la meilleure estimation, réalisée à posteriori, de la position et de l'intensité du cyclone, et ce à partir de l'ensemble des sources d'information disponibles. Il en résulte que la best track ne représente pas nécessairement le cycle de vie réel du cyclone, mais plutôt une version artificiellement lissée, aussi bien du point de vue de sa trajectoire, que de ses variations en intensité et en taille, et ce même si le système a été observé avec une grande précision en premier lieu (Landsea et Franklin 2013). Il est important de souligner qu'il n'existe pas de méthodologie unifiée à l'échelle globale sur la manière d'établir les best tracks. Comme mentionné à la section 1.1.2, les zones d'activité sont sous la supervision d'un CMRS ou d'un TCWC — eux-mêmes sous la tutelle de l'Organisation Météorologique Mondiale (*World Meteorological Organization*, WMO) — lesquels établissent les best tracks pour leur secteur, selon des procédures opérationnelles qui leur sont propres, donnant lieu à une forte hétérogénéité spatiale (Schreck et al. 2014). L'estimation de l'intensité du vent est probablement le cas le plus probant pour mettre en évidence la difficulté à unifier toutes ces données. En effet, outre le fait qu'un cyclone tropical peut être observé par plus ou moins de moyens différents — chaque outil fournissant des données plus ou moins fiables — et outre aussi la subjectivité inhérente à l'analyse, tous les CMRS n'utilisent pas le même temps d'intégration pour la mesure du vent maximum soutenu (*Maximum Sustained Wind*, MSW). Le WMO définit le MSW comme le vent maximal mesuré 10 m au dessus de la surface et soutenu pendant 10 minutes. Or, certains centres intègrent le vent sur 1 minute, et d'autres sur 3 minutes. Par ailleurs, comme le souligne Knapp et al. (2010), un coefficient de conversion de 0,88 est parfois utilisé par les CMRS eux-mêmes pour convertir un vent sur 1 minute en un vent sur 10 minutes, tandis que le WMO recommande d'utiliser la valeur de 0,93. Ainsi, les différences dans la façon dont chaque CMRS analyse les cyclones tropicaux compliquent non seulement la comparaison des données issues de différents bassins océaniques, mais elles constituent aussi une source d'incertitude supplémentaire pour la comparaison entre les études traitant de l'activité cyclonique globale, puisque toutes ne procèdent pas de la même façon pour tenter de les harmoniser.

En dépit de toutes ces difficultés, la mise en commun des données issues de chaque centre spécialisé en un fichier unique est précisément l'objectif de la base de données IBTrACS (*International Best Track Archive for Climate Stewardship*, Knapp et al. (2010)). Bien qu'IBTrACS puisse être moins détaillée que certaines bases de données locales, comme par exemple HURDAT2 pour l'océan Atlantique (Landsea et Franklin 2013) qui fournit une information sur la taille des cyclones à travers l'étendue maximale des vents à 34, 50 et 64 kt dans les quatre quadrants autour du centre du système, elle possède donc néanmoins la qualité de couvrir tous les bassins géographiques et fournit également une grande quantité de méta données permettant de filtrer au mieux les informations. Pour cette raison, IBTrACS est la base de données observationelle qui est utilisée à travers tout ce document. Il demeure que toutes les sources d'hétérogénéité mentionnées, spatiales comme temporelles, y compris la rupture causée par l'avènement de l'ère satellitaire, constituent autant de limites à l'analyse de tendances historiques de l'activité cyclonique tropicale.

Une des tendances historiques les plus facilement détectables concerne l'intensité des cyclones tropicaux. Kossin et al. (2013) ont, à partir d'une base de données construite dans un soucis d'homogénéisation spatiale et temporelle de l'intensité observée des TC issus des best tracks, montré qu'une légère tendance positive dans l'intensité maximale sur le cycle de vie des TC (*Lifecycle Maximum Intensity*, LMI) est détectable à l'échelle globale, indiquant donc un changement vers des systèmes plus forts. Les tendances dans les quantiles de la distribution du LMI sur la période 1982 – 2009 à l'échelle globale et pour cinq bassins

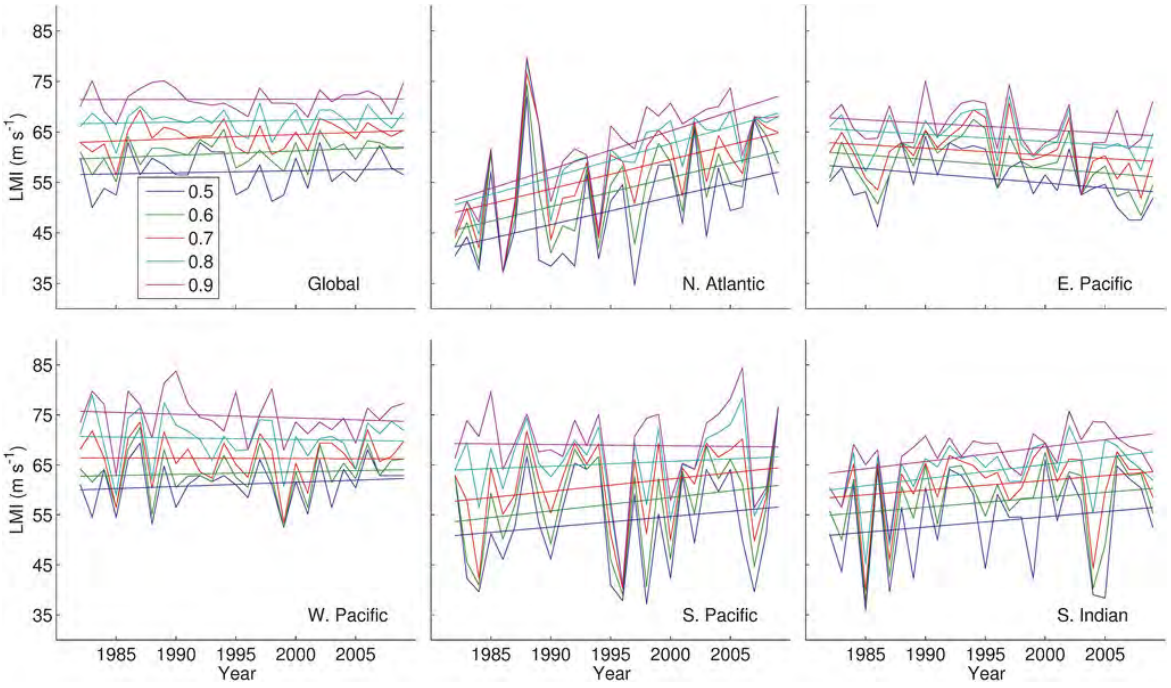


FIGURE 1.6 – Évolution temporelle de l'intensité maximale sur le cycle de vie des TC (*lifecycle maximum intensity*, LMI) entre 1982 et 2009, présentée par les quantiles entre 0,5 et 0,9 de la distribution associée et leur tendances linéaires. Intensités calculées avec une base de données homogénéisée de l'intensité construite à partir d'images satellites HURSAT (*Hurricane Satellite*) auxquelles est appliquée la technique de Dvorak avancée (*Advanced Dvorak Technique*, ADT, Olander et Velden 2007). Figure issue de Kossin et al. (2013)

océaniques sont présentées sur la figure 1.6. Cette tendance globale cache en effet de fortes disparités régionales, avec notamment une très forte tendance positive dans le NAtl — pouvant s'expliquer au moins en partie par l'augmentation constatée des SST dans la région due à la phase ascendante actuelle de l'oscillation atlantique multidécénnale (OAM, ou AMO en anglais) (Ting et al. 2009) — et au contraire une diminution de l'intensité dans le bassin EPac. En répétant l'exercice avec des données étendues jusqu'en 2017, Kossin et al. (2020) confirment une tendance à la hausse dans la probabilité de dépassement des TC majeurs et établit une significativité supérieure à 95 % pour l'échelle globale, et de 99 % pour le NAtl. Parmi les autres bassins, seul le SInd présente une significativité d'au moins 90 %. Cette propension vers des cyclones plus intenses est accompagnée d'une augmentation du taux d'intensification des TC ainsi que de la fréquence de cas d'intensification rapide (Balaguru et al. 2018 ; Kishtawal et al. 2012). Dans le bassin WPac, si aucune tendance très nette dans l'évolution annuelle du LMI ne se dégage, il existe néanmoins une tendance positive statistiquement significative dans la latitude moyenne à laquelle les TC atteignent leur maximum d'intensité (figure 1.7, encadré **b**, Kossin 2018b), avec un degré de confiance jugé faible quant au fait que cette tendance puisse être attribuable à des forçages anthropiques (Knutson et al. 2019). Le décalage vers les pôles de l'intensité maximale des TC est également détectable à l'échelle globale (Kossin et al. 2014). Il est considéré que la fréquence d'occurrence globale des cyclones tropicaux — présentée sur la figure 1.7, encadré **a** — ne présente pas de tendance à long terme détectable, mais qu'il existe cependant une augmentation de l'activité dans le bassin NAtl depuis 1995 (Webster et al. 2005 ; Maue 2011 ; Wang et al. 2010 ; Seneviratne et al. 2021). Néanmoins l'étude plus récente de Klotzbach et al. (2022) portant sur

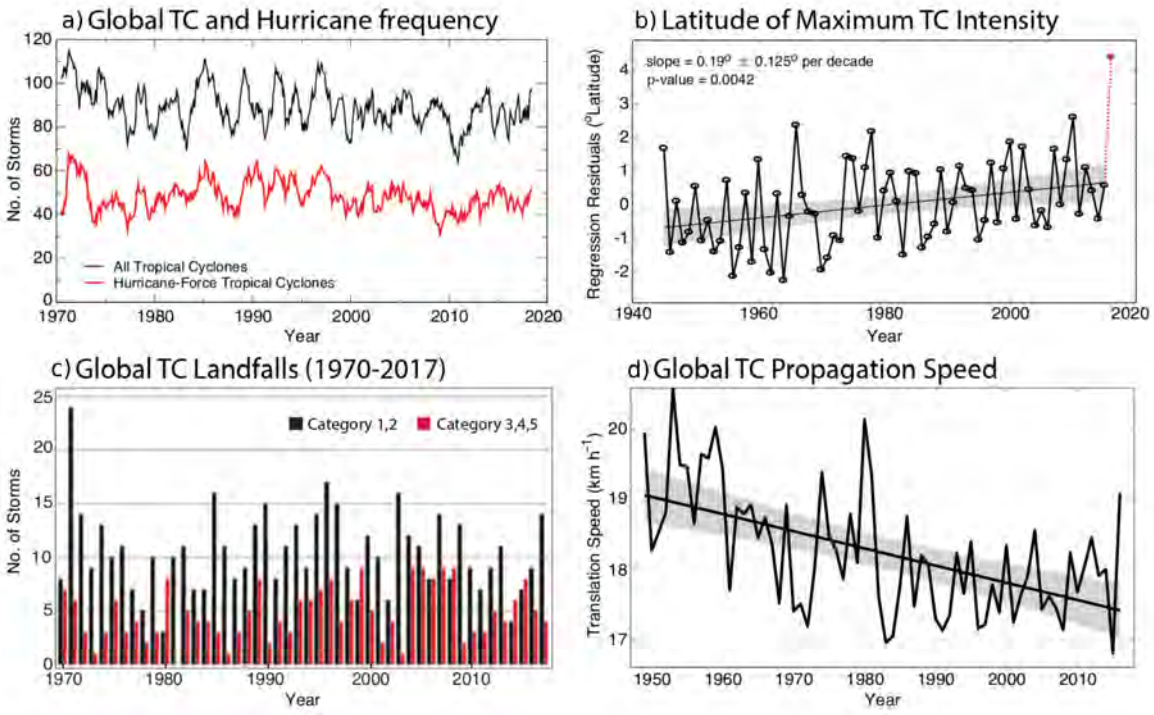


Figure 1.7 – **(a)** Fréquence globale annuelle des tempêtes tropicales (34 kt) en noir et des TC atteignant au moins la catégorie 1 en rouge (64 kt) entre 1970 et Mai 2018 et sous forme de somme glissante sur 12 mois (Maue 2011). **(b)** Évolution annuelle de la moyenne des latitudes auxquelles l'intensité maximale est atteinte dans le bassin WPac, après retranchement de l'influence des modes de variabilité El Niño et de l'oscillation décennale du Pacifique par régression linéaire, et intervalle de confiance à 95 % (Kossin 2018b). **(c)** Fréquence annuelle des TC touchant terre pour les catégories 1 et 2 (noir) et de 3 à 5 (rouge) entre 1970 et 2016 (Weinkle et al. 2012). **(d)** Vitesse moyenne globale de translation des TC entre 1949 et 2016 et son intervalle de confiance à 95 % (Kossin 2018a). Les encadrés (a) et (c) ont été mis à jour par leurs auteurs respectifs dans le cadre de Knutson et al. (2019), étude dont sont issues ces quatre figures.

la période 1990 – 2021 établit une tendance globale à la baisse, portée par une diminution de l'activité dans le WPac plus importante que la hausse du NAtl, et qui serait liée à une tendance à un état de base plus proche de La Niña depuis 1990, c'est à dire marquée par une anomalie froide des SST équatoriales dans le Pacifique central. Par ailleurs, si la quantité de TC touchant terre ne présente pas de tendance globalement, une tendance à la baisse est reconnue en Australie de l'est depuis la fin du 19e siècle (Knutson et al. 2019 ; Callaghan et Power 2011). Enfin, Kossin (2018a, 2019) a établi une tendance significative à une baisse de la vitesse de translation des TC, présentée sur la figure 1.7, encadré **d** et évaluée à 10 % entre 1949 et 2016. Un ralentissement des TC pourrait avoir des conséquences désastreuses dans la mesure où ces derniers auraient alors plus de temps pour causer des dégâts dans les zones habitées. Bien que ce résultat ait été repris dans des rapports de référence (Knutson et al. 2019 ; Seneviratne et al. 2021), il est néanmoins contesté, notamment par Lanzante (2019) et I.-J. Moon et al. (2019) qui estiment d'une part que cette tendance pourrait être causée par l'hétérogénéité des données, et plus spécifiquement par l'introduction de données satellitaires à partir de 1965, et d'autre part parce que le ralentissement concernerait d'avantage

les systèmes les plus éloignés de l'équateur, c'est à dire ceux qui sont les plus rapides, leur vitesse de translation dépendant des courants directeurs des moyennes latitudes.

1.3.2 Les modèles de climat

Le terme « modèle de climat » est vaste puisqu'il en existe une très large variété, de complexités différentes, selon les besoins et les questions que l'on souhaite élucider. Dans le cas de l'étude des cyclones tropicaux, il s'agit de modèles de circulation atmosphérique, qui peuvent soit fonctionner de manière dite forcée, ou bien de manière dite couplée. Dans le premier cas, les conditions aux limites, à la surface (SST, flux d'échange de chaleur et de matière avec l'océan...), sont prescrites (on parle aussi de couplage *offline*) et l'atmosphère ne peut donc pas influencer l'océan en retour. Dans le second cas (aussi appelé couplage *online*), le modèle atmosphérique tourne en parallèle d'un modèle océanique de telle façon à pouvoir représenter les diverses rétroactions. Ces modèles sont des programmes informatiques qui simulent l'évolution de variables atmosphériques (température, pression, humidité...) à un pas de temps régulier, sur chacune des mailles composant la grille du modèle, et ce en suivant les lois de la dynamique et de la physique atmosphérique. La partie dynamique du modèle consiste en la résolution à chaque pas de temps des équations de la mécanique des fluides décrivant la circulation atmosphérique, tandis que la physique et les processus prenant place à une échelle caractéristique plus petite que la taille d'une maille sont paramétrisés. Les modèles de climat peuvent soit simuler l'atmosphère sur l'entièreté du globe, auquel cas il s'agit de modèles de circulation globaux (*Global Circulation Model*, GCM), ou bien ne simuler qu'un domaine spécifique — il s'agit alors de modèles à aire limitée, ou modèles régionaux (*Regional Circulation Model*, RCM).

Au CNRM, le modèle atmosphérique global est nommé ARPEGE-Climat (Action de Recherche Petite Échelle Grande Échelle, Déqué et al. 1994) et est dérivé du modèle de prévision numérique du temps ARPEGE/IFS (*Integrated Forecast System*, Courtier et al. 1991), développé conjointement par Météo-France et le CEPMMT. En tant que composante atmosphérique dans le modèle couplé océan-atmosphère CNRM-CM6-1 (Voldoire et al. 2019), ARPEGE est doté d'une résolution horizontale d'environ 1,4 ° à l'équateur, ou approximativement 140 km, et 91 niveaux verticaux. Cela situe donc ARPEGE à peu près dans la moyenne des modèles globaux modernes puisque la résolution des modèles atmosphériques ayant pris part au sixième et plus récent exercice d'intercomparaison des modèles couplés (*Coupled Model Intercomparison Project*, CMIP, ici CMIP6) (Eyring et al. 2016) varie entre 80 km et 250 km (IPCC 2021, Tableau AII.5). Une version dite haute-résolution du modèle ARPEGE existe néanmoins et est utilisée dans le modèle couplé CNRM-CM6-1-HR (Saint-Martin et al. 2021), participant au projet d'intercomparaison des modèles haute résolution (*High Resolution Model Intercomparison Project*, HighResMIP) (R. J. Haarsma et al. 2016) et fonctionnant à une résolution horizontale de 50 km — les autre modèles participants se situant entre 20 km et 80 km (IPCC 2021, Tableau AII.6). Ainsi, de manière générale un GCM disposant d'une résolution horizontale plus fine que 100 km peut être considéré comme un modèle de climat à haute résolution. La finesse de la résolution des modèles de climat est en pratique limitée par le temps de calcul nécessaire à leur fonctionnement, et la résolution relativement grossière des modèles de climat modernes témoigne de l'importance de leurs besoins en puissance de calcul, puisqu'il est aujourd'hui difficile de produire des simulations climatiques de l'ordre d'une centaine d'années avec une résolution en dessous de 50 km en

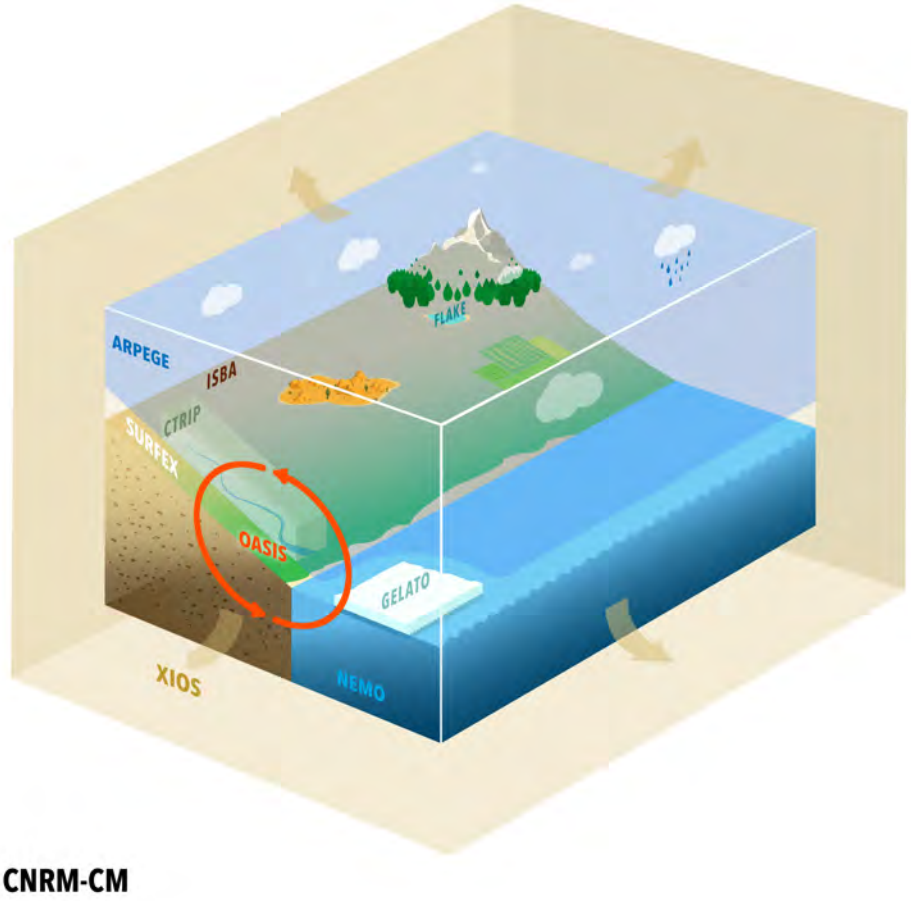


Figure 1.8 – Représentation schématique du modèle couplé océan-atmosphère CNRM-CM6-1. ARPEGE constitue la composante atmosphérique de CNRM-CM, ainsi que celle du modèle système-terre CNRM-ESM (Séférian et al. 2019). Illustration issue de Voldoire et al. (2019).

un temps de calcul raisonnable, malgré la grande capacité des supercalculateurs.[3]

La résolution d'un modèle est déterminante dans sa capacité à simuler une activité cyclonique réaliste (Roberts et al. 2020a), aussi bien pour ce qui est de la fréquence d'occurrence que pour l'intensité des systèmes simulés, puisqu'il est estimé qu'un modèle doté d'une résolution plus large que 25 km ne saurait produire une quantité réaliste de cyclones de catégorie 4 sur l'échelle de Saffir-Simpson (Davis 2018), ce qui laisse entendre que la majorité des GCM à haute résolution n'en sont donc pas capables. Il est cependant possible d'accroître la résolution des modèles de circulation atmosphérique. Une des solutions consiste à utiliser un modèle dit à aire limitée (RCM). En ne simulant l'évolution de l'atmosphère que sur un domaine restreint, ces derniers sont en mesure d'opérer à des résolutions nettement plus fines avec des temps de calcul raisonnables, typiquement de l'ordre de 25 km sur des bassins cycloniques (Redmond et al. 2015 ; Gallo et al. 2019 ; Torres-Alavez et al. 2021). Toutefois, un RCM ne peut pas fonctionner de manière purement autonome car il a besoin de connaître l'état de l'atmosphère aux limites de son domaine. Ces informations sont fournies par un

3. Le supercalculateur sur lequel ARPEGE-Climat opère actuellement, nommé Belenos, occupait la 55e place du classement mondial lors de sa mise en fonctionnement en Juin 2021 (*TOP 500* 2023).

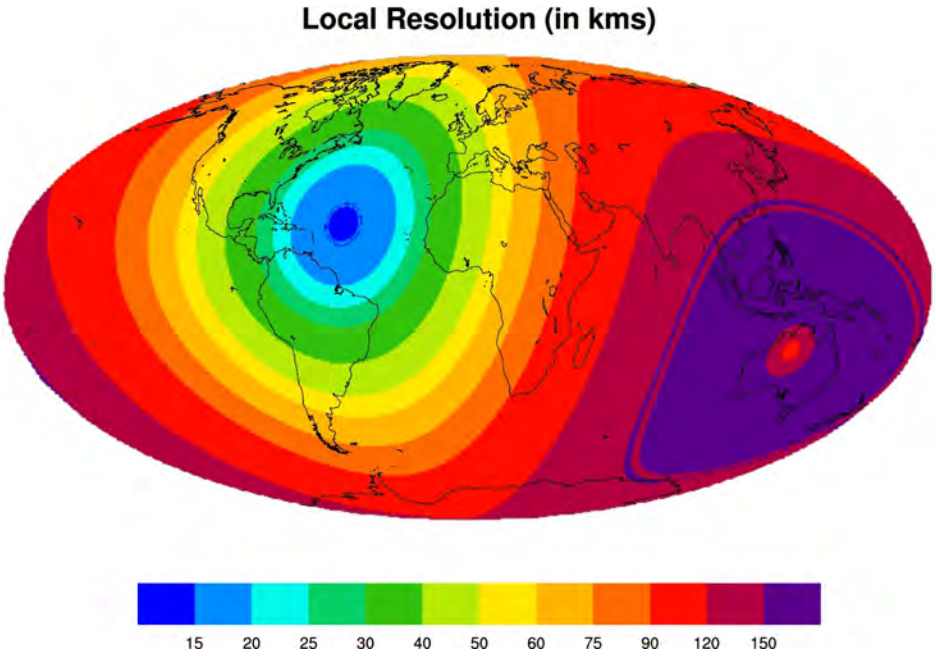


FIGURE 1.9 – Exemple d'utilisation de la grille ARPEGE dans sa configuration basculée-étirée, où le pôle est positionné sur une région d'intérêt et un facteur d'étirement est appliqué pour y augmenter localement la résolution (ici égal à 3,5) au détriment de l'antipode. Figure issue de Chauvin et al. (2020).

autre modèle qui l'englobe, souvent un GCM, ou parfois même un autre RCM si le saut de résolution est trop important (constituant donc une chaîne à trois modèles). La cohabitation nécessaire entre le RCM et son GCM forceur n'est pas sans inconvénients, car le RCM est alors très sensible à ces conditions aux limites (W. Wu et al. 2005) et donc au choix du GCM. De plus, les différences dans la dynamique et la physique entre le GCM et le RCM font que la cohérence entre la grande et la fine échelle n'est pas forcément assurée entre les deux composants, incohérence illustrée par exemple avec la sous-estimation dans les RCM de la réponse au forçage anthropique suggérée par les GCM sur l'Europe continentale (Boé et al. 2020 ; Taranu et al. 2023). Le gain de résolution apporté par l'utilisation de modèles à aire limitée est donc contrebalancé par l'introduction de nouvelles incertitudes et difficultés associées.

Comme alternative aux modèles à aire limitée pour bénéficier d'une résolution accrue, le modèle ARPEGE dispose de la capacité de déformer sa grille horizontale afin d'augmenter significativement sa résolution sur une région d'intérêt (Courtier et Geleyn 1988). Pour ce faire, le pôle de la grille est placé sur la région désirée avant d'appliquer la transformation de Schmidt (1977) avec un facteur d'étirement c. Si Caian et Geleyn (1997) ont montré que la précision du modèle demeurait bonne jusqu'à un facteur $c = 7$ — au delà de quoi l'usage d'un RCM peut être préférable — l'étirement est en pratique souvent limité à 3,5, valeur pour laquelle le modèle a initialement été validé pour la prévision opérationnelle du temps à court terme (Bénichou et Legrand 1992). Cette capacité permet à ARPEGE d'atteindre localement jusqu'à 14 km de résolution à l'emplacement du pôle, avec un minimum de 35 km sur un bassin comme le NAtl (Chauvin et al. 2020, c.f figure 1.9) et de 50 km sur un bassin plus large comme le SInd (Cattiaux et al. 2020).[4] La spécificité de sa grille place ARPEGE dans

4. Dans Cattiaux et al. (2020), le choix est fait de placer le pôle de façon à maximiser la résolution autour de l'île de La Réunion, au détriment des côtes Ouest de l'Australie. Une position différente du pôle permettrait sinon de garantir une résolution inférieure à 40 km sur l'ensemble du bassin.

le cercle très restreint des GCM à résolution variable, puisqu'ils sont au nombre de cinq (McGregor 2013), et ARPEGE est le premier d'entre eux à avoir été utilisé pour réaliser des simulations climatiques (Déqué et Piedelievre 1995). Cette technique a été maintes fois employée pour l'étude des cyclones tropicaux (Chauvin et al. 2006, 2017, 2020 ; Daloz et al. 2012 ; Cattiaux et al. 2020), y compris en changement climatique, et permet donc de profiter des bénéfices de la haute résolution sur un domaine cible donné sans les inconvénients des modèles à aire limitée.

1.3.3 Les cyclones dans les modèles de climat

Manabe et al. (1970) ont pour la première fois observé, dans une simulation produite par un GCM doté d'une résolution horizontale de 417 km à l'équateur, des vortex pouvant s'apparenter à des cyclones tropicaux sous la forme de très larges dépressions atmosphériques de l'ordre de 2000 km à 3000 km de diamètre dans le Sud-ouest de l'océan indien et dans le Pacifique Sud, à des emplacements correspondant aux zones de formation des TC de l'hémisphère sud identifiées par Gray (1968) (voir aussi figure 1.5). Limitées par la résolution du modèle, les dépressions tropicales de Manabe et al. (1970) atteignent une vitesse de vent maximale de $20\,\mathrm{m\,s^{-1}}$, soit un stade de tempête tropicale, et ne peuvent pas s'intensifier au delà. Bengtsson et al. (1982) ont ensuite proposé une étude plus approfondie des divers stades de développement des TC simulés dans le modèle opérationnel du CEP, à environ 200 km de résolution, dans lequel ces objets atteignent un vent tangentiel maximum de $25\,\mathrm{m\,s^{-1}}$. Outre la taille et l'intensité des systèmes simulés, et malgré une structure interne réaliste lorsque les systèmes sont pleinement développés, McBride (1984) souligne plusieurs autres différences clefs entre les simulations et les TC observés, notamment pendant les étapes de formation et d'intensification, marquées par une très forte activité convective néanmoins accompagnée d'une absence de cœur chaud et d'une faible vorticité. L'auteur souligne également le lien exacerbé entre la SST et l'activité simulée, en dépit des autres facteurs favorables à la cyclogénèse identifiés par Gray (1975) (voir section 1.2.1), et qui explique la répartition spatiale et temporelle imparfaite de l'activité simulée. La faible résolution des GCM et la paramétrisation nécessaire de la physique sous-maille rendent les TC très difficile à simuler correctement, si bien que la dénomination de HTV (*Hurricane-Type Vortices*) est parfois préférée pour les désigner (Bengtsson et al. 1982, 1995 ; Chauvin et al. 2006).

Broccoli et Manabe (1990) ont ensuite pour la première fois essayé d'utiliser un modèle de climat pour étudier l'influence du changement climatique sur l'activité cyclonique, en analysant les HTV dans le modèle du GFDL (*Geophysical Fluid Dynamics Laboratory*) via des expériences à deux résolutions différentes (4,5 °×7,5 ° et 2,25 °×3,75 °, en latitude et longitude, respectivement), 9 niveaux verticaux, avec et sans rétroactions nuageuses et dans lesquelles la concentration en CO_2 est doublée. Ils notèrent ainsi un changement à la baisse en $2 \times \mathrm{CO_2}$ dans la simulation avec rétroaction nuageuse, et au contraire une augmentation lorsque la nébulosité est prescrite, indépendamment de la résolution utilisée. Ces expériences, bien que peu concluantes, validèrent le principe de l'utilisation de GCM pour l'étude des TC en changement climatique. R. J. Haarsma et al. (1993) et Bengtsson et al. (1996) procédèrent à de nouvelles expériences en $2 \times \mathrm{CO_2}$ et notèrent tous deux une augmentation relative de la fréquence des cyclones les plus forts tandis que Bengtsson et al. (1996) observa également une réduction de l'activité dans la simulation $2 \times \mathrm{CO_2}$. Une réduction de l'activité cyclonique accompagnée d'une augmentation relative de la fréquence d'occurrence des TC les plus forts constitue un signal robuste de réponse au changement climatique

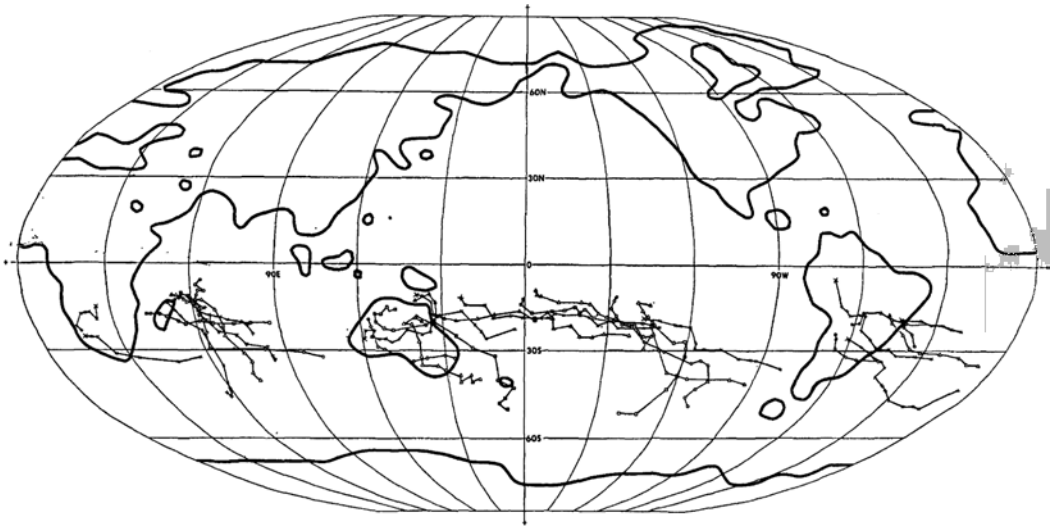


FIGURE 1.10 – Trajectoires des HTV détectés par Manabe et al. (1970), caractérisés par une dépression centrale d'au moins 2 hPa. Les croix désignent les premières positions des HTV, tandis que les symboles représentent leurs positions respectives avec un intervalle de 24 h.

encore aujourd'hui (Walsh et al. 2016 ; Camargo et Wing 2016 ; Knutson et al. 2010 ; Seneviratne et al. 2021, voir section 1.3.5). À la même époque, Bengtsson et al. (1995) notèrent une forte variabilité interannuelle de l'activité cyclonique dans leurs simulations, en dépit du fait que des SST climatologiques — donc dénuées de cette variabilité — furent prescrites, et établirent un lien entre l'activité simulée et des modes de circulation de grande échelle, s'affranchissant ainsi du trop fort lien entre SST et cyclogénèse des HTV dans les premières expériences. Leurs travaux montrèrent également un lien clair entre la résolution du modèle d'une part, et l'intensité ainsi que le réalisme de la structure interne des HTV d'autre part.

Les modèles ont depuis continué à s'améliorer, et s'ils souffrent toujours de la sous-estimation de l'intensité maximale, ils sont désormais capables de simuler l'évolution du cycle de vie des TC, la répartition géographique, la saisonnalité des bassins d'activité — avec plus ou moins de succès selon les bassins, et selon les modèles — (Bengtsson et al. 2007 ; Zhao et al. 2009 ; Shaevitz et al. 2014), ainsi que l'influence de l'Oscillation australe El Niño sur l'activité cyclonique (Vitart et al. 1997 ; Gualdi et al. 2008 ; Camargo et Barnston 2009). La fréquence annuelle globale de HTV dans les GCM est toutefois très variable selon les modèles, comme en atteste la figure 1.11. La résolution des modèles joue un rôle crucial dans la représentation des TC, y compris dans la fréquence. La figure 1.11 montre en effet que les modèles à plus haute résolution simulent généralement plus de HTV que ceux de résolution inférieure (Camargo 2013 ; Roberts et al. 2020a). Cependant, elle montre aussi que la résolution ne peut expliquer à elle seule la sous-estimation de la fréquence, puisque deux des paires de modèles sur la figure 1.11 ne présentent qu'une amélioration marginale, voire pas d'amélioration dans leur version haute résolution (EC-Earth3P, R. Haarsma et al. 2020 et MPI-ESM1-2, Gutjahr et al. 2019). La figure met aussi en évidence de fortes différences de fréquence relatives à l'échelle des bassins géographiques. Le modèle CNRM-CM6-1 est par exemple le seul à surestimer l'activité dans le bassin NAtl, aussi bien dans sa version basse

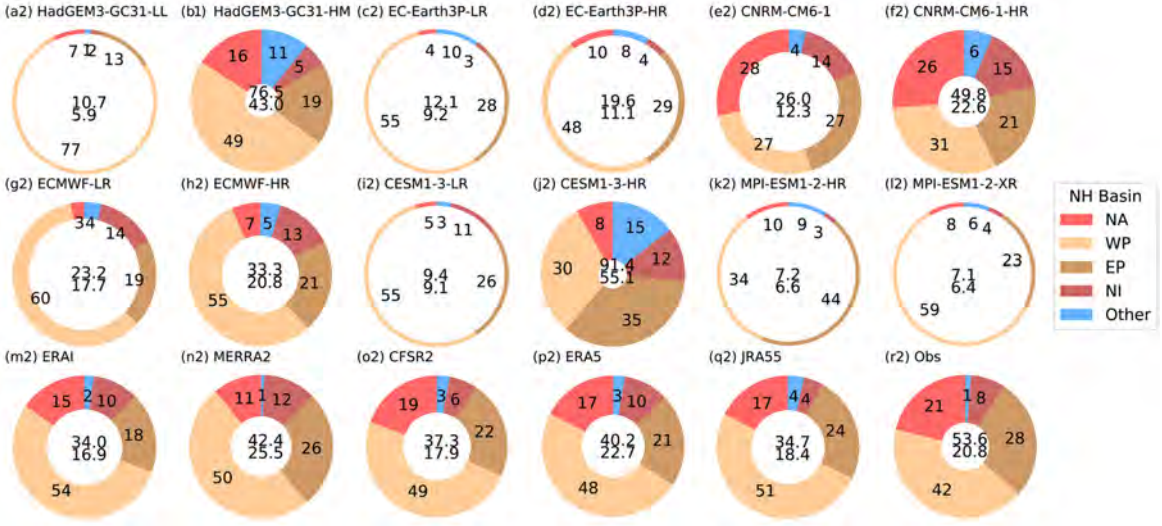


Figure 1.11 – Fréquence annuelle moyenne du nombre de TC dans des simulations historiques couplées océan-atmosphère HighResMIP (tiers 2) sur la période 1974 – 2014 (deux premières lignes) ainsi que pour cinq réanalyses et dans les observations (dernière ligne). Moyenne annuelle entre Mai et Novembre dans l'hémisphère nord et Octobre – Mai dans l'hémisphère sud. Les modèles couplés sont par paire basse / haute résolution. Les deux valeurs centrales de chaque disque présentent la moyenne dans les deux hémisphères et les tranches de couleur précisent le pourcentage de HTV de l'hémisphère nord pour chaque bassin d'activité. L'épaisseur des disques est calibrée sur le nombre annuel de TC observés dans l'hémisphère nord. Figure issue de Roberts et al. (2020b).

que haute résolution [5] avec respectivement 28 % et 26 %, contre 21 % dans les observations. La figure 1.12 présente les relations vent – pression (*Wind-Pressure Relationship*, WPR) pour les modèles présentés dans la figure 1.11. Les diagrammes vent – pression sont couramment utilisés comme diagnostic pour comparer la relation entre ces deux variables — reliées entre elles par l'équilibre du vent cyclostrophique — avec celle issue des observations et mesurée pour la première fois par Atkinson et Holliday (1977). Avec la figure 1.12, Roberts et al. (2020a) montre une intensification des HTV lors du passage à des résolutions supérieures, comprises entre 25 km et 50 km, sans pour autant parvenir à reproduire la plage de valeurs observée puisque la plupart des modèles peinent à dépasser la catégorie 2 – 3. Ici encore, le modèle CNRM-CM-6-1-HR constitue l'exception en simulant des TC particulièrement intenses, dépassant même les observations dans le bassin WPac. Dans le NAtl, Chauvin et al. (2020) montre que l'intensité des HTV est encore accrue lorsque le modèle est utilisé dans sa configuration basculée-étirée pour atteindre 15 km de résolution (voir figure 1.9). Ce cas constitue une anomalie, d'autant plus que la version précédente du modèle utilisée dans les simulations de Daloz et al. (2012) — également en configuration basculée-étirée, avec une résolution au pôle de 50 km — ne produit pas de HTV aussi intenses. Cette particularité serait probablement liée aux différences de paramétrisations physiques entre les deux versions

5. Dans CNRM-CM6-1, la surestimation de la fréquence relative dans le NAtl pour la version basse résolution indiquée sur la figure 1.11 semble due au couplage océan-atmosphère, car Roberts et al. (2020a) montrent en effet que l'expérience réalisée avec des SST prescrites produit, avec le même procédé méthodologique, une activité relative de 11 %. En revanche pour les autres modèles, le couplage tend à réduire l'activité dans cette région.

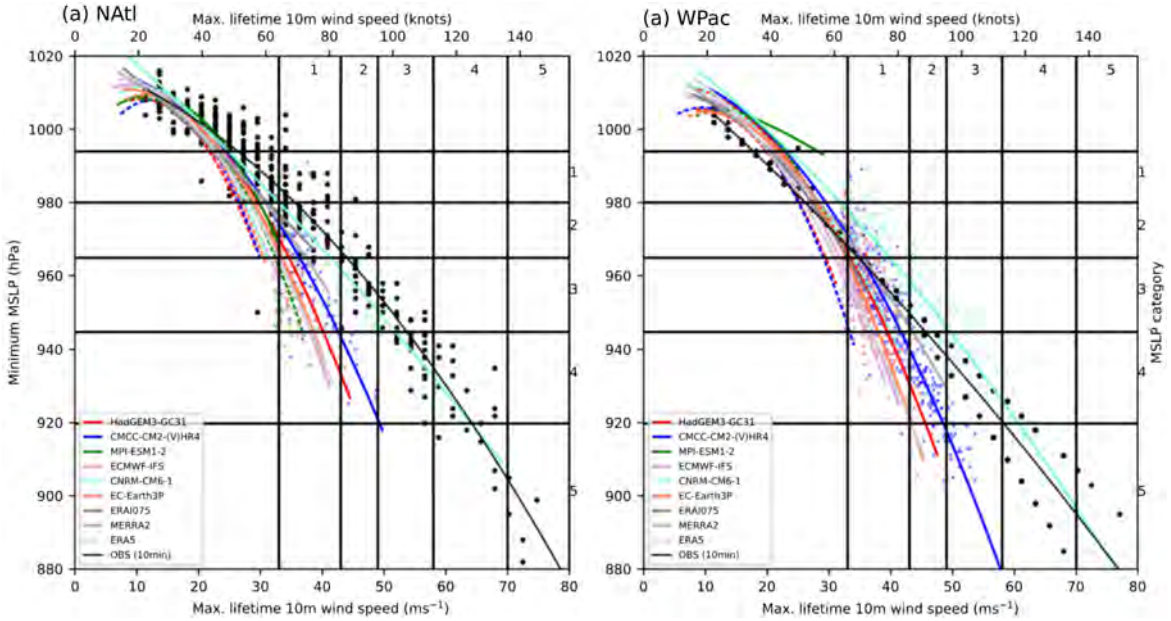


FIGURE 1.12 – Diagramme de relations vent – pression entre le vent maximum à 10 m et le minimum de pression moyenne au niveau de la mer (*Mean Sea-Level Pressure*, MSLP) dans les bassins Nord Atlantique (a) et Ouest Pacifique (b), pour 6 paires de modèles basse / haute résolution dans des simulations HighResMIP du tiers 1 (Runs atmosphériques forcées), ainsi que pour 3 réanalyses (en teintes de gris) et dans les observations (en noir). Les lignes pointillées indiquent les régressions pour les modèles basses résolution, et les lignes pleines pour les modèles haute résolution. Figure issue de Roberts et al. (2020a).

(Chauvin et al. 2020), auquel cas il est possible que la capacité du modèle ARPEGE à simuler des TC de catégorie 4 et 5 soit due à de mauvaises raisons. Il est néanmoins à noter que, bien qu'ils soient peu nombreux, d'autres modèles à très haute résolution sont en mesure d'atteindre de tels niveaux d'intensité. C'est notamment le cas du modèle MRI-AGCM 3.2 avec sa grille à 20 km (Murakami et al. 2012), le modèle HiFLOR du GFDL à 25 km (Murakami et al. 2015) ainsi que CAM 5.1 dans sa configuration à 25 km (M. F. Wehner et al. 2014).

Depuis les premiers HTV simulés de Manabe et al. (1970), les modèles se sont très nettement améliorés, autant par l'intermédiaire de l'augmentation de la puissance de calcul permettant d'atteindre des résolutions de quelques dizaines de kilomètres à l'échelle globale, que par les paramétrisations physiques qui les composent et le couplage avec diverses composantes, tous deux permettant de mieux décrire les processus inhérents aux cyclones tropicaux, et donc de mieux les représenter dans les modèles. Si les modèles ne permettent toujours pas, pour la plupart, de reproduire pleinement l'amplitude de l'intensité observée, et si les différences dans leur capacité à représenter les TC et leur activité sont encore grandes, ils n'ont néanmoins jamais été aussi aptes à simuler l'activité cyclonique et sa variabilité de manière réaliste qu'aujourd'hui. Les modèles de climat constituent par conséquent le meilleur outil pour tenter d'évaluer l'impact du réchauffement climatique sur l'activité cyclonique. L'état de l'art sur les projections climatiques de l'activité cyclonique est présenté dans la section 1.3.5.

1.3.4 Approche directe et indirecte pour l'étude de l'activité cyclonique

1.3.4.I Approche directe : Détection et suivi objectif des cyclones tropicaux

Il existe plusieurs façons d'évaluer l'activité cyclonique dans les modèles et qui peuvent être classées comme directes ou indirectes. En particulier, l'approche utilisée pour la description des HTV présentées dans la section 1.3.3, et qui est également implicitement référée dans la section 1.3.2 lorsqu'il est fait mention de l'importance de la résolution, peut être vue comme la mesure la plus directe possible, puisqu'il s'agit d'identifier les HTV dans les simulations et d'analyser directement leurs caractéristiques, tels qu'ils sont représentés dans les modèles. Cette façon de procéder repose sur la capacité à correctement identifier et suivre l'évolution des HTV dans les simulations à l'aide d'un schéma (ou algorithme) de détection et de suivi objectif, aussi appelés algorithmes de tracking ou encore traqueurs. Souvent Basés sur les méthodologies de R. J. Haarsma et al. (1993) et Bengtsson et al. (1995), ces algorithmes consistent à identifier les points de grille qui satisfont certaines conditions, exprimées comme des seuils de détection puis à relier les points entre eux de façon à former des trajectoires (tracks). Ces données permettent ensuite d'analyser le cycle de vie des systèmes et de calculer des statistiques de l'activité cyclonique. Néanmoins, le choix de l'algorithme de tracking peut avoir un impact considérable sur les résultats d'un tel travail. La figure 1.13 reproduit l'analyse présentée sur la figure 1.11 avec un schéma de détection différent, et montre des écarts importants non seulement sur la quantité de HTV détectés, mais également sur leur répartition spatiale, en termes d'activité relative par bassin mais aussi sur le ratio de la fréquence entre les deux hémisphères. Par exemple, là où le modèle CNRM-CM6-1-HR présente un rapport légèrement supérieur à 2 entre les fréquences annuelles de l'hémisphère nord et sud avec TempestExtreme (Ullrich et Zarzycki 2017 ; Zarzycki et Ullrich 2017) — un ratio très proche de celui observé — la différence s'amoindrit lorsque ce dernier est remplacé par TRACK (Hodges et al. 2017). Dans d'autres cas, comme pour le modèle ECMWF-LR, l'algorithme TRACK indique même une activité plus forte dans l'hémisphère sud que dans le nord.

Ces différences ne se limitent pas à des biais stationnaires dans le temps — auquel cas des traqueurs avec différents résultats en climat présent pourraient néanmoins indiquer la même tendance relative en climat futur — puisque Horn et al. (2014) ont montré que différents critères de détection peuvent aboutir à des tendances opposées pour une même expérience. C'est en effet ce que montre la figure 1.14, avec des changements relatifs opposés, toutes deux statistiquement significatives à 95 %, pour le modèle du *Goddard Institute for Space Studies* (GISS) dans l'expérience à SST accrues (a), pour le traqueur proposé dans Zhao et al. (2009), et les tracks obtenues par le groupe du GISS eux-mêmes, selon la méthodologie de Camargo et Zebiak (2002) — deux algorithmes qui, comme beaucoup d'autres, ont pourtant en commun le fait de chercher à diagnostiquer la présence d'un tourbillon, d'un cœur chaud et d'un minimum local de SLP.[6] Outre le signe du changement, c'est aussi son amplitude qui se voit affectée par ce choix méthodologique, comme par exemple pour le cas du modèle GFS (*Global Forecast System*) du *National Centers for Environmental Predictions* (NCEP) et désigné sous cet acronyme dans la figure 1.14, en particulier dans les expériences (a) et (b), où la réponse du signal est plus de trois fois supérieures avec le traqueur de Zhao et al. (2009)

6. Si la finalité de ces diagnostics est la même entre les deux méthodes, leurs implémentations exactes sont toutefois très différentes. Le cas de la méthode de Camargo et Zebiak (2002) est explicité davantage dans la section 2.1.

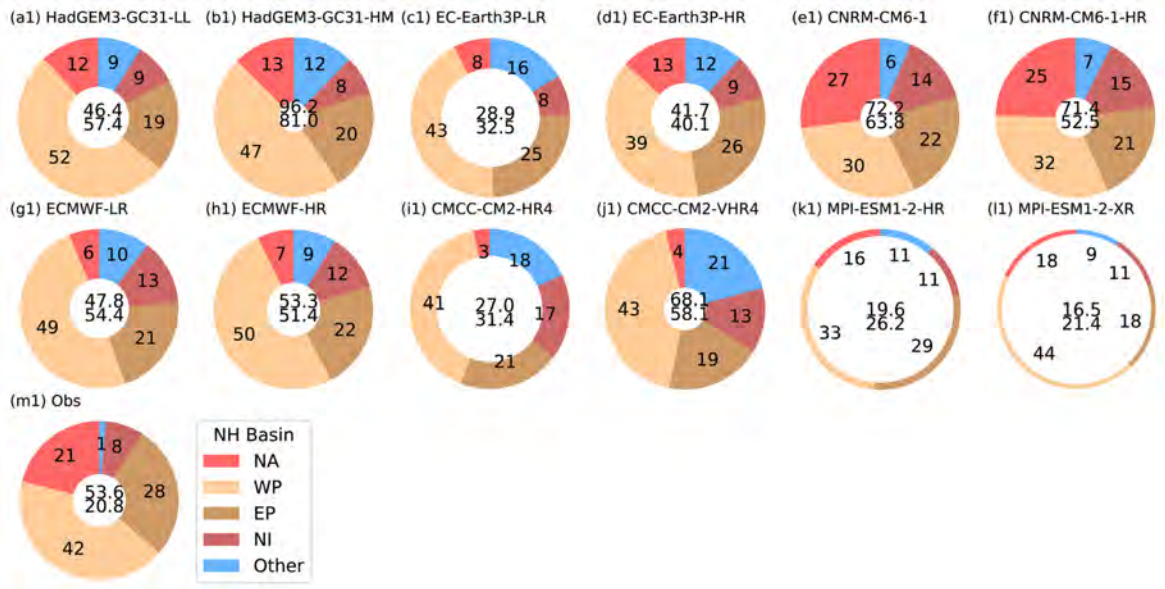


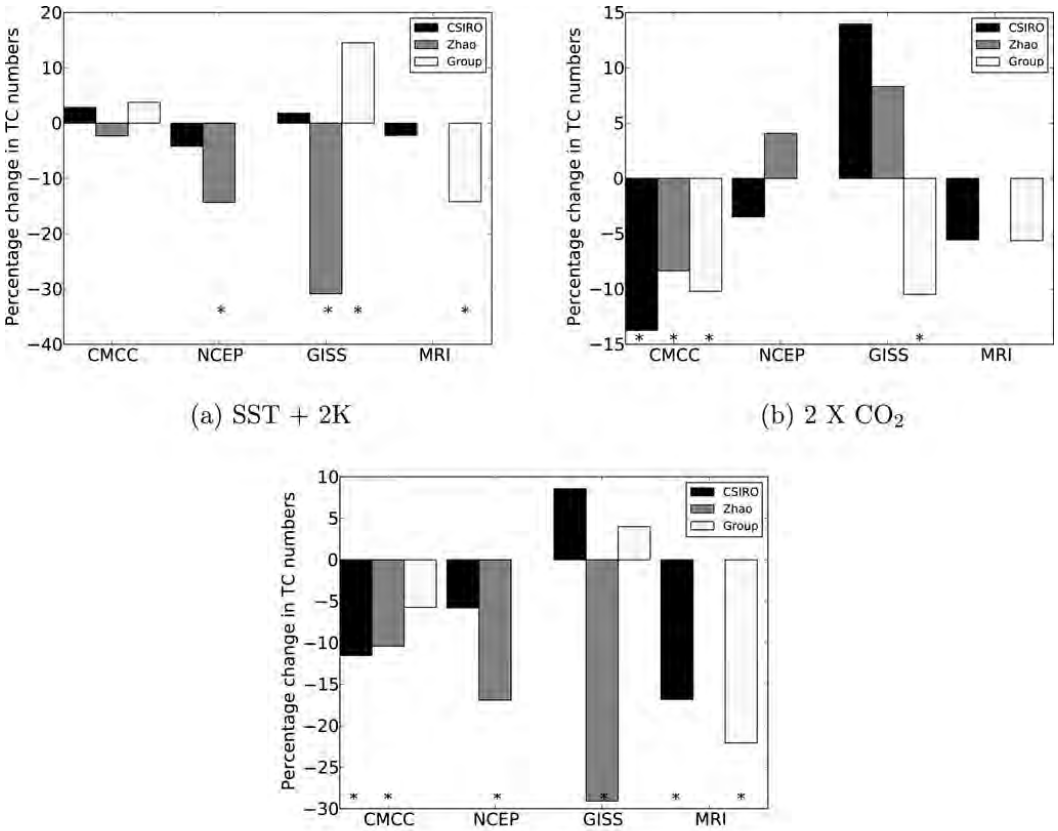
FIGURE 1.13 – Comme pour la figure 1.11, mais où l'algorithme de détection TRACK (Hodges et al. 2017) est utilisé à la place de TempestExtreme (Ullrich et Zarzycki 2017 ; Zarzycki et Ullrich 2017). Les réanalyses ne sont pas incluses. Figure issue de Roberts et al. (2020b).

qu'avec le schéma de détection ici nommé CSIRO. Les deux schémas se distinguent l'un de l'autre principalement par le fait que le premier cherche à identifier un cœur chaud, tandis que le second inclut un seuil de vent minimal à la surface et s'assure également que le vent soit plus fort dans la basse troposphère que dans les couches supérieures (Horn et al. 2014). Les auteurs soulignent que les différences dans les projections entre les schémas de détection sont amoindries lorsque les critères portant sur la durée minimale, les seuils de vitesses de vents et la latitude de cyclogénèse sont homogénéisés. Cela illustre donc la difficulté à déterminer les meilleurs critères permettant de discriminer au mieux les HTV d'autres systèmes météorologiques qui pourraient avoir des caractéristiques similaires — comme par exemple les tempêtes extratropicales, qui sont une source fréquente de faux positifs, c'est à dire de systèmes détectés par le schéma de détection qui ne sont pas des cyclones tropicaux (voir aussi section 2.3.1) — en faisant toutefois attention à ce que les seuils de détection ne soient pas trop restrictifs, au risque d'éliminer des systèmes pour de mauvaises raisons.

L'approche consistant à appliquer un schéma de détection objective de HTV dans les modèles de climat dans le but d'y mesurer l'activité cyclonique dispose par conséquent de l'avantage non négligeable de constituer justement une mesure directe. Il est néanmoins important de souligner que la conception de l'algorithme de détection, ses divers seuils et autres spécificités viennent ajouter autant de sources d'incertitudes qui s'ajoutent aux biais des modèles et leur réponse aux différents scénarios d'évolution du climat.

1.3.4.II Approche indirecte : Environnement de grande échelle

Plutôt que de mesurer les HTV directement dans les modèles, l'approche indirecte consiste à inférer l'activité cyclonique en analysant l'environnement de grande échelle via les variables, ou prédicteurs, associés à cette activité (voir section 1.2.1). Pour ce faire, la façon la



(a) SST + 2K

(b) 2 X CO_2

(c) SST + 2K, 2 X CO_2

FIGURE 1.14 – Changements relatifs du nombre moyen annuel de HTV dans quatre modèles (abscisse) et pour différentes méthodologies de tracking (couleurs) dans trois expériences à climat altéré notées (a), (b) et (c) par rapport à des simulations du climat présent. Les astérisques indiquent une significativité à 95 %. Figure issue de Horn et al. (2014).

plus commune consiste à utiliser un indice de cyclogénèse (Gray 1975) et permet de s'affranchir des biais qu'ont les modèles à simuler l'activité cyclonique. Les indices sont nombreux et tous possèdent des formulations différentes, mais le principe est toujours le même : Un indice de cyclogénèse combine des prédicteurs thermiques (par exemple la SST, ou l'humidité relative) et des prédicteurs dynamiques (cisaillement, vorticité...) pour décrire l'environnement favorable à la cyclogénèse et est normalisé, ou calibré, afin d'être homogène à une quantité de TC ainsi que de reproduire l'amplitude de l'activité observée sur une période donnée. L'indice peut être alors vu comme un produit indiquant en chaque point de grille un nombre de cyclones par unité de temps, et s'apparente ainsi à une densité surfacique (puisque le point de grille est représentatif d'une maille du modèle) :

$$N_{\mathrm{TC}} = \iint_{D} \underbrace{\rho(\phi,\lambda)}_{\text{Indice}}\, d\phi\, d\lambda$$

$$\rho = \underbrace{A}_{\text{Calibration}} \times \underbrace{X_{\mathrm{Th}}}_{\text{Thermique}} \times \underbrace{X_{\mathrm{Dyn}}}_{\text{Dynamique}}$$

Où ρ est exprimé sur un domaine géographique D et dépend de la latitude ϕ et de la longitude λ. Comme mentionné dans la section 1.2.2, le premier indice de cyclogénèse a été développé

par Gray (1975), nommé « Paramètre de génèse saisonnière » (*Seasonal Genesis Parameter*, SGP).[7] Comme son nom l'indique, ce dernier est conçu pour prendre en entrée des moyennes saisonnières de ces prédicteurs. Le SGP tel que défini dans Gray (1975) s'exprime en TC par boîte de $5\,^\circ \times 5\,^\circ$ par 20 ans et est capable de reproduire fidèlement la densité de cyclones observés sur la période 1952 – 1971.

L'étude des conditions de grande échelle favorables comme alternative à la mesure directe des HTV était alors particulièrement pertinente dans la mesure où la résolution des GCM de l'époque ne permettaient pas de les simuler correctement, malgré les résultats encourageants de Broccoli et Manabe (1990) évoqués précédemment. C'est notamment pour cette raison que Ryan et al. (1992) ont utilisé pour la première fois le SGP, ainsi qu'une variante annuelle appelée YGP, dans une expérience $2 \times \mathrm{CO}_2$ sur des simulations couplées de 15 ans. Leurs travaux indiquèrent une très forte augmentation de la fréquence annuelle de TC — passant de 149 TC par an [8] dans le run de contrôle à 440 TC par an dans le run $2 \times \mathrm{CO}_2$, soit une augmentation d'environ 195 % — accompagnée d'un débordement des zones d'activité dans toutes les directions. Ce résultat s'explique en grande partie par la forte dépendance du SGP à la SST, leur modèle enregistrant notamment une augmentation de la SST globale moyenne de 4,8 °C. En effet, le SGP de Gray considère l'écart de SST au seuil empirique de 26 °C de Palmen (1948), seuil dont la stationnarité en climat futur n'est pas assurée. Pour résoudre ce problème, Royer et al. (1998) remplacèrent l'ensemble de la composante thermique de l'indice par une composante convective, définie par les précipitations convectives sur océan, celles-ci étant un bon marqueur du passage d'un cyclone tropical. Royer et al. (1998) montrèrent alors que cette variante du SGP, nommée CYGP (*Convective Yearly Genesis Parameter*) ne simulait qu'une augmentation modérée de l'activité dans l'hémisphère nord dans leur expérience $2 \times \mathrm{CO}_2$, et même une faible diminution dans l'hémisphère sud. Watterson et al. (1995) cherchèrent à évaluer le pouvoir prédictif du SGP à l'échelle saisonnière et interannuelle et établirent que l'indice était capable de reproduire l'effet de l'épisode El Niño de 1982 – 83, effet visible aussi bien dans la partie thermique que dynamique de l'indice, marquée par une augmentation de l'activité dans le Pacifique central. Néanmoins, il notèrent une faible capacité à reproduire la variabilité interannuelle de l'activité dans différents bassins — ce qui est encore valable aujourd'hui (Camargo et al. 2007b ; Menkes et al. 2012 ; Cavicchia et al. 2023) — et soulignèrent notamment l'amplitude réduite du signal inféré du SGP par rapport aux observations. La figure 1.15 issue de Camargo et al. (2007b) présente l'impact de la résolution du modèle sur la capacité d'un indice à reproduire le cycle annuel de l'activité cyclonique, et montre une robustesse de la climatologie mensuelle à la résolution. En effet, les auteurs notèrent une augmentation variant de 15 % à 50 % entre les deux extrêmes de résolution, selon le mois et le bassin, avec le passage de 310 km à 210 km de résolution présentant le plus fort impact, puisque les différences sont ensuite moindres jusqu'à la résolution de 83 km. Cette figure, à travers ses similitudes avec la figure 1.3 de la section 1.1.2, met également en évidence la capacité de l'indice à reproduire la saisonnalité des bassins océaniques. McDonald et al. (2005) et Chauvin et al. (2006) montrèrent enfin via des expériences à haute résolution que les indices de cyclogénèse pouvaient apporter de

7. Le SGP de Gray (1975) consiste en une combinaison de six prédicteurs auxquels sont ajoutés des constantes déterminées empiriquement et choisies de manière à simuler approximativement les variations journalières de ces variables. La formulation du SGP est donc plus sophistiquée que le simple produit des quatre variables dont les moyennes saisonnières sont tracées sur la figure 1.5.

8. Cette surévaluation de l'activité cyclonique dans le run de contrôle (37 % de plus que dans Gray 1975) est symptomatique d'une absence de re-calibration du SGP lorsque Ryan et al. (1992) l'ont appliqué à leur modèle.

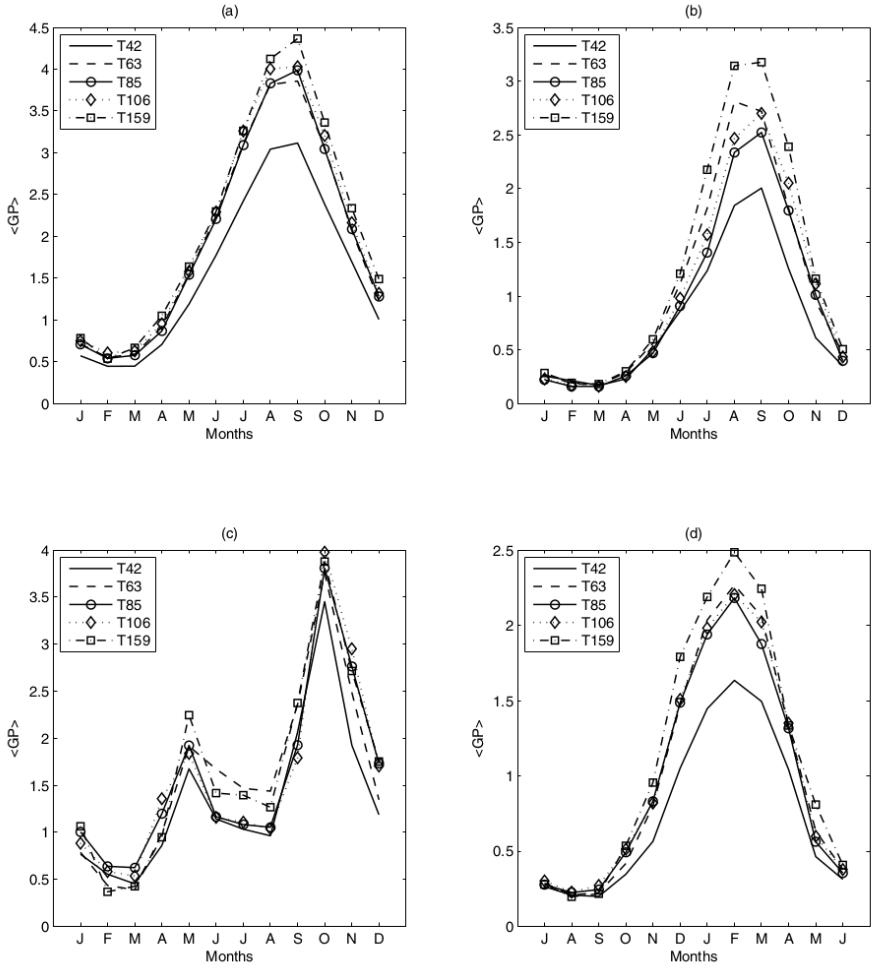


FIGURE 1.15 – Cycle annuel de l'activité cyclonique inférée de l'indice de cyclogénèse de Emanuel et Nolan (2004) dans les bassins WPac (a), NAtl (b), NInd (c) et SInd (d) sur la période 1978 – 1999 et à des résolutions de 310 km (T42), 210 km (T63), 155 km (T85), 125 km (T106) et 83 km (T159) dans le modèle ECHAM5 (Roeckner et al. 2003). Figure issue de Camargo et al. (2007b).

l'information utile quant à l'évolution future de l'activité cyclonique dans des simulations basse résolution.

Ainsi, l'approche indirecte consistant en l'étude de l'environnement de grande échelle favorable à l'activité cyclonique via les indices de cyclogénèse présente l'intérêt de pouvoir être appliquée à des simulations dont la résolution ne permet pas nécessairement de représenter correctement les TC, et dans lesquelles une approche directe par détection objective serait vraisemblablement sujette à un déficit de TC. Cela représente également une certaine économie, puisque le temps de calcul est le facteur limitant de la résolution des modèles, et peut aussi se montrer plus facile à appliquer à des simulations diverses issues de modèles différents que la mise en place d'un schéma de détection homogénéisé. Néanmoins, des incertitudes demeurent sur les poids accordés aux différents prédicteurs, ainsi que sur le choix des prédicteurs eux-mêmes. De même, l'utilisation d'indices de cyclogénèse pour l'étude de l'activité cyclonique en climat futur suppose la stationnarité des relations qui sont calibrées sur le climat présent, une hypothèse qui pourrait être erronée, selon Nolan et Rappin (2008) et Murakami et al. (2013).

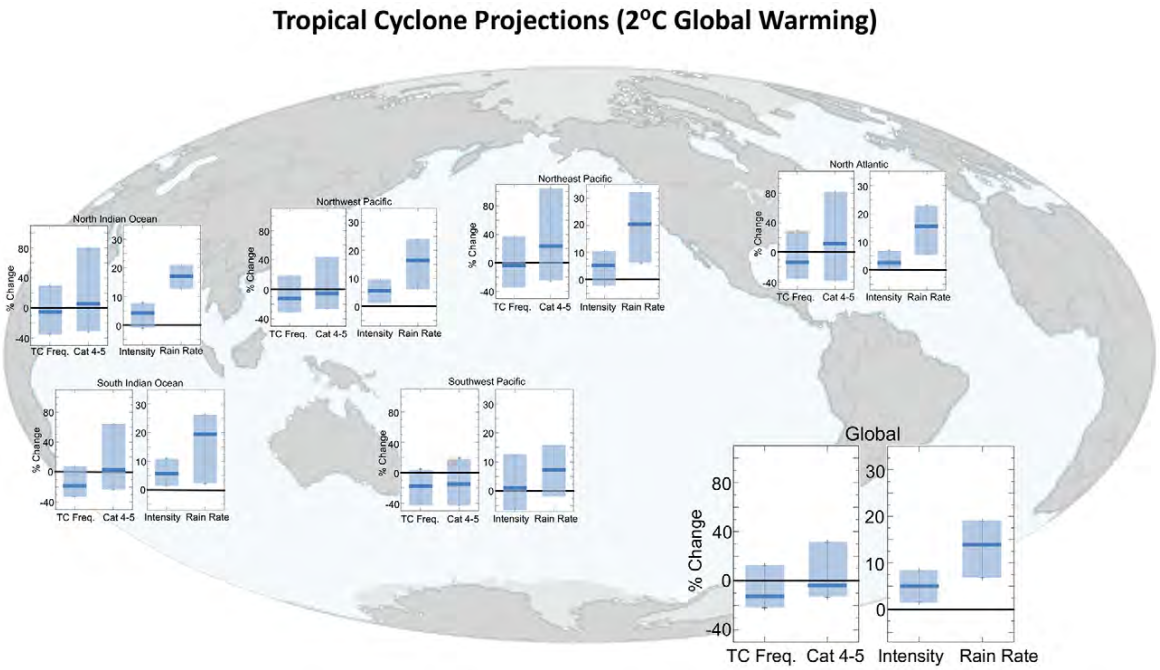


FIGURE 1.16 – Résumé des projections simulées du changement de l'activité cyclonique par un réchauffement anthropique de l'atmosphère de 2 °C à l'échelle globale par rapport à la climatologie 1986 – 2005, pour les six bassins océaniques ainsi qu'à l'échelle du globe. Les changements sont exprimés pour la médiane (trait épais) avec son intervalle de confiance construit avec les pourcentiles 5 % – 95 % pour les deux métriques de fréquence, et 10 % – 90 % pour les métriques d'intensité et de précipitation. Figure issue de Knutson et al. (2020).

1.3.5 Les cyclones dans les projections climatiques

Les projections futures sur l'activité cyclonique tropicale sont, le plus souvent, issues de grands programmes d'intercomparaison de modèles (MIP). Le plus notable d'entre eux est sans doute le projet CMIP, dont la plus récente itération (CMIP6) définit un socle commun pour de nombreux autres MIP, comme par exemple HighResMIP. Ces projets sont définis par une série d'expériences numériques aux protocoles pré-établis et auxquels les divers centres de modélisation à travers le monde peuvent participer. La mutualisation des données produites par les centres participants constituent alors de grands ensembles que la communauté scientifique peut ensuite exploiter afin d'étudier divers aspects du système climatique, de sa variabilité interne et de sa sensibilité aux forçages externes. Ainsi, les projections futures des diverses métriques décrivant l'activité cyclonique présentées ici sont caractérisées par la moyenne (ou la médiane) des résultats issus des groupes travaillant le plus souvent sur ces ensembles de simulations aux protocoles standardisés, et les incertitudes associées représentent leur dispersion. Les projections les plus à jour pour les quatre métriques d'intérêt primordial que sont la fréquence d'occurrence des TC, toutes catégories confondues ; la fréquence d'occurrence des TC les plus forts (catégories 4 et 5 sur l'échelle de Saffir-Simpson) ; L'intensité, exprimée en vitesse maximale de vent à la surface (LMI) et les précipitations cycloniques sont présentées sur la figure 1.16. Les projections futures de ces métriques sont commentées ci-dessous, selon leur ordre d'apparition sur la figure 1.16, en traitant séparément la question de la fréquence des TC toutes catégories confondues des trois autres métriques.

Fréquence d'occurrence

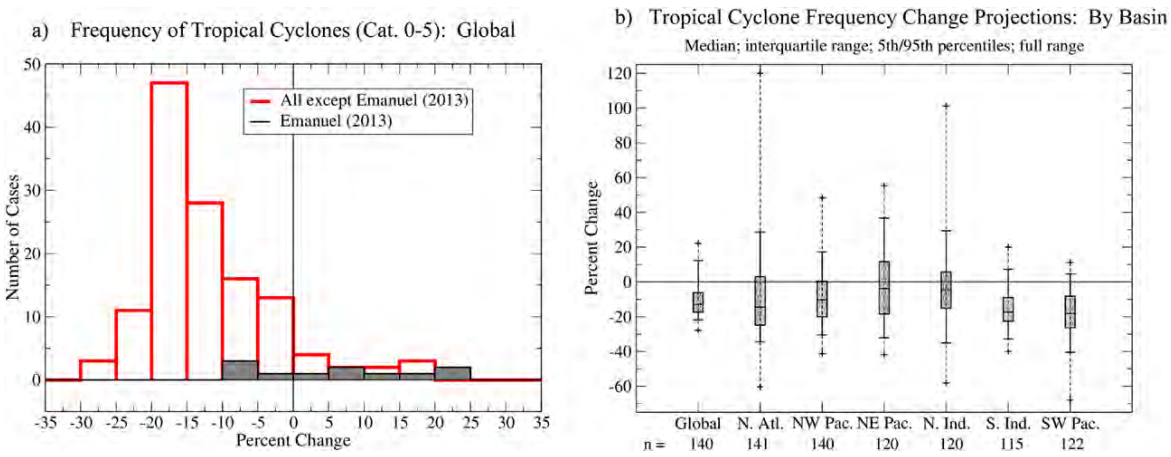


FIGURE 1.17 – Synthèse des estimations du changement relatif dans la fréquence d'occurrence des TC toutes catégories dans les 59 études utilisées pour ces projections, certaines produisant plusieurs estimations, et listées dans Knutson et al. 2020, documents supplémentaires, tableau ES1, (a) à l'échelle globale, où les résultats obtenus par l'approche statistico-dynamique de Emanuel (2013) sont séparés des autres études (gris) (27 études fournissent des estimations globales). (b) Distributions des changements relatifs dans la fréquence des TC à l'échelle globale et pour chaque bassin océanique, incluant Emanuel (2013). Pour (a) comme pour (b), les estimations sont homogénéisées pour être cohérentes avec un réchauffement global de 2 °C quand nécessaire. Figure issue de Knutson et al. (2020).

La diminution de la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux à l'échelle globale, toutes catégories confondues, constitue un signal robuste du réchauffement climatique sur l'activité cyclonique, puisque 22 des 27 études utilisées par Knutson et al. présentent un tel signal. Sur la figure 1.17.b, le changement médian global est de −14 %, avec une plage de valeurs (incluant le minimum et le maximum) allant de −28 % à +22 %. Le 4e rapport d'évaluation (AR4) du GIEC (Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat) indiquait déjà une possible diminution de l'activité globale, sans avancer de chiffre (Meehl et al. 2007), tandis que l'AR5 concluait à une diminution probable de l'ordre de −20 % (Christensen et al. 2013). L'AR6 (le dernier en date), quant à lui, reprend les conclusions de Knutson et al. (2020) (Seneviratne et al. 2021), avec donc une baisse moins prononcée de l'ordre de 6 points. En effet, plusieurs équipes ont obtenus, dans certains cas, des résultats indiquant au contraire une augmentation de la fréquence d'occurrence des TC depuis l'AR5 (Camargo 2013 ; Emanuel 2013 ; M. Wehner et al. 2015 ; Bhatia et al. 2018). Les résultats de Emanuel (2013), basés sur une méthode combinant un générateur stochastique de trajectoires et une descente d'échelle dynamique, appliqués à des expériences CMIP5 sont présentés sur la figure 1.17.a en gris. Ses résultats se situent dans la queue de la distribution, et dépendent de l'hypothèse voulant que la fréquence des perturbations servant de précurseurs aux TC soit invariante en climat future. La validité de cette hypothèse est toutefois remise en question par Vecchi et al. (2019) et Yamada et al. (2021) qui montrent que non seulement la fréquence des précurseurs n'est pas invariante, mais que leur efficacité, autrement dit le taux de transformation de ces précurseurs vers des TC, pourrait également être influencé par le réchauffement climatique. Néanmoins, comme Knutson et al. (2020) le soulignent, les autres études indi-

quant une augmentation de l'activité ne sont pas dépendants de cette hypothèse. À l'échelle des bassins océaniques, le signal est nettement moins robuste et les projections fluctuent d'un bassin à l'autre, avec toutefois les bassins Sud Indien et Sud-ouest Pacifique indiquant une baisse probable.

Les projections sur le changement dans la fréquence d'occurrence globale présentées sur les figures 1.16 et 1.17 sont basées sur une approche directe (voir section 1.3.4.I). Or, la majorité des travaux appliquant les indices de cyclogénèse à des simulations de changement climatique indiquent également une augmentation de la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux (Zhang et al. 2010 ; Emanuel 2013 ; Camargo et al. 2014 ; M. Wehner et al. 2015 ; Chauvin et al. 2020 ; Cattiaux et al. 2020). Par conséquent, et bien que la balance penche du côté d'une diminution de l'activité cyclonique, l'incertitude quant au signe du changement persiste. Cette incertitude est par ailleurs renforcée par l'absence d'un consensus sur le processus physique pouvant expliquer une diminution, avec d'un côté une théorie sur la diminution du flux de masse ascendant en climat future qui en serait à l'origine (Sugi et Yoshimura 2012 ; Satoh et al. 2015), et de l'autre côté la théorie du déficit de saturation d'humidité (qui augmente dans une atmosphère plus chaude) (Emanuel et al. 2008 ; Camargo et al. 2014 ; Tang et Camargo 2014). De même, l'absence de preuves indiquant que les activités humaines aient pu avoir une influence sur la fréquence observée (Knutson et al. 2019), ainsi que le fait que seule l'étude récente de Klotzbach et al. (2022) mesure une tendance à la baisse de la fréquence globale dans les observations, contribuent à l'incertitude sur le signe du changement de la fréquence des TC dans un climat plus chaud.

Fréquence des cyclones forts, intensité maximale et précipitations

Le changement de fréquence des cyclones les plus forts (catégories 4 et 5 sur l'échelle de Saffir-Simpson) sur la figure 1.16 est ambigu et ni l'échelle globale, ni les projections locales n'indiquent un changement clair dans cette métrique. Certains bassins ont un changement médian négatif, comme dans le WPac et SPac, tandis que les autres régions présentent au contraire une médiane positive. L'incertitude est grande dans les deux cas, plus large que celle sur la fréquence d'occurrence des TC toutes catégories confondues. Une des raisons à cela réside vraisemblablement dans le fait que ce résultat est sensible à la résolution des modèles utilisés, puisque Knutson et al. (2020) soulignent que les modèles de résolution relativement basses (par rapport aux études considérées, c'est à dire avec des résolutions de l'ordre de 50 km – 60 km) tendent à indiquer une diminution de la fréquence des TC intenses, tandis que les modèles à très haute résolution indiquent au contraire une augmentation. En revanche, lorsqu'est considérée la proportion de ces TC, relativement à la fréquence des TC de toutes catégories (non montré ici), alors les résultats des différentes études convergent nettement vers une intensification, avec une hausse médiane de 13 % de la proportion de TC de catégories 4 ou 5 à l'échelle globale sous un scénario de réchauffement de 2 °C. Cette augmentation relative de la fréquence des cyclones les plus forts s'explique par la combinaison de la baisse de la fréquence globale des TC et de l'augmentation de l'intensité maximale atteinte par les TC dans les projections.

L'augmentation de l'intensité maximale des TC constitue là aussi une réponse particulièrement robuste de l'activité cyclonique au réchauffement climatique, puisque même les valeurs minimales et maximales de la distribution des résultats à l'échelle globale sont de même signe, avec une hausse moyenne de l'intensité de 5 % et comprise entre 1 % et 10 % (respec-

tivement 2 % et 8 % pour les pourcentiles 10 % et 90 % présentés sur la figure 1.16). Localement, seul le bassin le bassin Sud-ouest Pacifique présente une incertitude conséquente sur le signe du changement. La confiance dans ce signal est renforcée par le fait qu'une tendance à l'intensification est déjà constatée dans les observations (voir section 1.3.1) et qu'il est estimé que les activités anthropiques y ont contribué (Knutson et al. 2019). En outre, une augmentation du LMI dans un climat plus chaud est cohérent avec la théorie de l'intensité potentielle (*Potential Intensity*, PI) de Emanuel (1987).

La figure 1.16 présente le changement relatif dans le débit des précipitations mesurées dans la vicinité des cyclones tropicaux issus des simulations climatiques. Cette métrique présente le plus grand consensus parmi les quatre présentées sur cette figure, avec notamment l'ensemble des 16 projections utilisées pour quantifier le changement à l'échelle globale indiquant une hausse des précipitations cycloniques comprise entre 6 % et 22 % (respectivement environ 7 % et 18 % pour les pourcentiles 10 % et 90 % de la figure 1.16) et une augmentation médiane de 14 %. La relation de Clausius-Clapeyron relie la pression de vapeur saturante à la température de l'air, et permet de montrer que la capacité de l'atmosphère à contenir de la vapeur d'eau augmente d'environ 7 % par degré de réchauffement. Une hausse des précipitations cycloniques de 14 % pour un réchauffement de 2 °C est donc en accord avec cette relation. Le processus physique menant à une augmentation des précipitations cycloniques est par ailleurs bien compris. D'une part, l'humidité relative est vue comme stable en changement climatique, tandis que la SST et la troposphère se réchauffent, impliquant une augmentation du contenu en vapeur d'eau de l'atmosphère. De plus, la grande majorité de la vapeur d'eau dans un TC est apportée par la circulation secondaire (radiale, donc convergence d'humidité). Ainsi, les cyclones tropicaux étant des évènements extrêmes qui mobilisent toute la vapeur d'eau disponible, les précipitations cycloniques sont proportionnelles au contenu en vapeur d'eau de l'atmosphère.

1.4 Synthèse et problématique

Les cyclones tropicaux sont les phénomènes météorologiques les plus violents et les plus dangereux au monde, capables d'atteindre des vitesses de vent soutenus pouvant aller jusqu'à 300 km h^{-1} et sont responsables de la mort de centaines de milliers de personnes. Les régions les plus à risque sont les zones côtières densément peuplées, et l'impact des cyclones y est d'autant plus fort que que les pays concernés sont moins développés, tandis que les coûts associés, eux, augmentent avec le niveau de développement (voir section 1.1.3). Malgré l'enjeu important associé aux TC, le processus de cyclogénèse par lequel les cyclones viennent à se former est encore incompris, constituant par là même une limite importante à leur prévisibilité. À défaut de comprendre parfaitement le processus, les conditions de grande échelle favorables à la cyclogénèse sont elles bien connues et impliquent une perturbation initiale, jouant le rôle de précurseur, qui pourra se développer en cyclone tropical dans une atmosphère instable voire neutre si les conditions de température de surface de l'eau, d'humidité en moyenne troposphère, de cisaillement vertical du vent et de l'effet de Coriolis sont réunies. La répartition géographique et saisonnière de ces conditions favorables explique en effet la climatologie observée des cyclones tropicaux (voir section 1.2.2). Pour comprendre comment l'activité cyclonique sera affectée par le réchauffement climatique, dans le but de se donner les moyens de pouvoir s'y préparer, il est nécessaire d'une part de disposer de bases de données des cyclones tropicaux historiques, afin de pouvoir caractériser le plus précisé-

ment possible l'activité présente et les changements qui ont déjà eu lieu, et d'autre part d'être en mesure de simuler correctement les cyclones tropicaux et l'activité cyclonique associée dans les modèles de climat.

L'analyse de l'activité cyclonique historique dans les bases de données de cyclones est compliquée par la forte hétérogénéité spatiale et temporelle dont souffrent les observations. L'hétérogénéité temporelle est causée par l'amélioration avec le temps des méthodes d'observation, et particulièrement par l'avènement de l'ère satellitaire à la fin des années 70, véritable point de rupture technologique pour l'observation météorologique. Par ailleurs, puisque les activités de veille cyclonique dans chaque bassin d'activité sont sous la responsabilité de centres régionaux spécialisés, eux-mêmes le plus souvent rattachés aux pays concernés, les moyens affectés à l'observation peuvent varier d'une région à l'autre, causant donc les hétérogénéités spatiales dans les bases de données observées (voir section 1.3.1). Outre la qualité des données, l'analyse des changements passés dans l'activité cyclonique est également compliquée par les différents modes de variabilité interne du système climatique qui peuvent affecter les cyclones tropicaux d'une année à l'autre ; d'une décennie à l'autre ; ou à plus basse fréquence encore, et ce de manière inégale selon les régions, rendant donc particulièrement difficile la recherche de tendances dans les observations et les tentatives d'attribution de ces dernières aux activités humaines. Dans les modèles de climat, le principal frein à une représentation précise des cyclones est leur résolution spatiale. Jusqu'à récemment, la résolution des modèles rendait impossible la simulation de cyclones de catégories 4 et 5 et tendait également à produire des cyclones de taille plus importantes que ceux observés. De plus, tous les modèles ne reproduisent pas la climatologie observée des TC, aussi bien en fréquence annuelle que dans l'activité relative de chaque région, avec des différences plus ou moins importantes selon les modèles (voir section 1.3.3), causées entre autre par la résolution, mais aussi par la façon dont les composantes atmosphériques et océaniques sont couplées entre elles, ainsi que par la dynamique et les paramétrisations physiques propres à chaque modèle. À cela s'ajoute une incertitude non négligeable sur les méthodologies employées pour évaluer l'activité cyclonique dans les modèles. Le choix du schéma de détection et de suivi des cyclones peut avoir une influence considérable sur l'activité mesurée d'une part, ainsi que sur le signe même du changement dans les projections climatiques d'autre part (voir section 1.3.4.I). Si malgré tout les projections climatiques sur la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux, basées sur les méthodes objectives de détection et de suivi dans les modèles, laissent entrevoir à quelques exceptions près une diminution de la fréquence dans un climat plus chaud, ce n'est en revanche pas le cas de l'approche indirecte — consistant à inférer l'activité indirectement via l'environnement de grande échelle, avec des indices de cyclogénèse — qui tend au contraire à indiquer une tendance à la hausse de la fréquence d'occurrence (voir section 1.3.5).

Problématique

C'est précisément sur la différence entre l'approche directe de la détection objective de TC dans les modèles et l'approche indirecte au travers des indices de cyclogénèse dans les projections climatiques que porte cette thèse. Pour adresser cette problématique, chacune des deux approches est abordée séparément dans ce document. Le chapitre 2 est ainsi consacré à la détection objective de TC dans les modèles, avec un tour d'horizon des différents traqueurs employés dans la littérature, avec en particulier une application de l'algorithme de suivi du CNRM à la réanalyse ERA5 du CEPMMT. Une attention particulière est portée au

développement de nouvelles métriques d'évaluation de la performance du traqueur.

Pour les indices de cyclogénèse, l'accent est porté sur la recherche de l'amélioration de la représentation de la variabilité interannuelle. Il est en effet supposé qu'une meilleure variabilité interannuelle serait synonyme d'une meilleure représentation du processus de cyclogénèse, et donc que l'indice serait plus apte à fournir la bonne réponse au réchauffement climatique. Le chapitre 3 est alors consacré au développement d'indices par régression statistique, c'est à dire d'indices dans lesquels les variables de grande échelle sont pondérées par des coefficients issus d'une relation ajustée sur l'activité observée. Différents modes opératoires sont expérimentés dans le but d'influencer ces coefficients, et pour voir comment ces coefficients affectent en retour la représentation de la variabilité interannuelle.

Dans le chapitre 4, l'ajout de prédicteurs dans ces indices est exploré. Leur effet sur la variabilité interannuelle est évalué, de même que sur les tendances détectées sur la période historique. Le modèle ARPEGE est également utilisé pour construire ces indices, et ces derniers sont ensuite appliqués à des simulations en climat futur avec ARPEGE utilisé dans sa configuration basculée-étirée sur deux bassins océaniques distincts.

Chapitre 2

Algorithme de détection objective et de suivi de cyclones tropicaux

Ce deuxième chapitre traite de l'approche directe consistant en l'application d'un algorithme de détection et de suivi des cyclones tropicaux dans les modèles comme façon de caractériser l'activité cyclonique simulée, ainsi que la façon dont les modèles représentent ces phénomènes. Un cas d'étude est présenté via l'application du schéma de détection du CNRM à la réanalyse ERA5.

Sommaire

2.1 Introduction 40
2.2 Évaluation du traqueur CNRM sur ERA5 par rapport à IBTrACS . . 42
2.2.1 Résumé de l'article 42
2.2.2 Article Climate Dynamics 44
2.2.2.I Introduction 44
2.2.2.II Données et Méthodes 45
2.2.2.III Résultats 47
2.2.2.IV Discussion et conclusion 53
2.2.2.V Annexe A : Optimisation du traqueur pour ERA5 . . . 55
2.2.2.VI Annexe B : Figures supplémentaires 60
2.3 Compléments 64
2.3.1 Filtrage des systèmes de moyennes latitudes 64
2.3.2 Métriques d'évaluation de la similarité des trajectoires 72
2.4 Synthèse 80

2.1 Introduction

Les algorithmes de détection et de suivi des HTV dans les modèles consistent à identifier les points de grille qui satisfont des critères thermiques ou dynamiques associés à un cyclone tropical. Le chapitre 1, en particulier la section 1.3.4.I, met en évidence la sensibilité de l'activité cyclonique mesurée au choix de la méthode de détection et montre que ce choix peut aboutir à des conclusions différentes quant au signe du changement dans des expériences à climat plus chaud. En effet, si tous les traqueurs de TC partagent le même objectif, les méthodologies utilisées dans la littérature présentent néanmoins une très grande diversité. Les premiers schémas de détection étaient basés uniquement sur la MSLP et la vitesse des vents (Bengtsson et al. 1982 ; Broccoli et Manabe 1990), tandis que R. J. Haarsma et al. (1993) et Bengtsson et al. (1995) ajoutèrent à cela des critères sur la vorticité ainsi qu'un diagnostic sur la présence d'un cœur chaud, dans l'optique de discriminer les perturbations tropicales de leurs homologues extratropicales. G. Wu et Lau (1992) utilisent des critères supplémentaires conçus pour discriminer les perturbations tropicales sèches via un seuil d'humidité relative, les perturbations équatoriales d'est en interdisant le vent d'est à 950 hPa au point situé à 4,5 ° au nord et au sud du cyclone, ainsi que les perturbations baroclines en bornant la vitesse du vent d'ouest à 200 hPa au dessus du centre du cyclone à 5 m s^{-1}. Dans Bengtsson et al. (1995), la méthodologie de détection introduit des tests de structure verticale du système, aussi bien sur le profil de vent que de température. En effet, après avoir identifié un centre cyclonique à travers la vorticité, pression minimum locale et vitesse du vent maximale dans une boîte autour du système, il s'agit alors de s'assurer de la présence d'une anomalie de température sur l'ensemble de la troposphère, par rapport à la moyenne prise dans cette boîte, puis de s'assurer également que l'anomalie à la tropopause est supérieure à celle à la couche limite. Un test similaire est réalisé sur le profil vertical de vent, en imposant que le vent moyen à 850 hPa supérieur à la moyenne du niveau à 300 hPa, toujours dans la boîte centrée. Beaucoup d'algorithmes de détection reprennent cette méthodologie, avec quelques variantes et spécificités. Une grande quantité de méthodologies et de seuils de détection sont décrits dans Walsh et al. (2007) ainsi que dans Ullrich et Zarzycki 2017, Annexe B, schémas dans lesquels la définition d'un TC et les valeurs numériques utilisées pour les divers seuils de détection sont souvent choisis de manière à reproduire au mieux la climatologie observée (Walsh et al. 2007 ; Tory et al. 2013a).

Parmi les traqueurs possédant des particularités remarquables, le plus communément utilisé est sans aucun doute le schéma de détection TRACK (Hodges et al. 2017). Ce dernier a la particularité de systématiquement interpoler les champs du modèle à une basse résolution (T63, soit 210 km), avant d'appliquer un schéma de détection basé exclusivement sur la vorticité. Cela permettrait de s'affranchir de la sensibilité de la méthode de détection à la résolution du modèle. Cet algorithme a cependant tendance à détecter une quantité parfois anormalement élevée de systèmes (voir figure 1.13 par rapport à la figure 1.11), et est alors particulièrement sujet à la détection de faux-positifs (Bourdin et al. 2022). La problématique que TRACK vise à solutionner est néanmoins bien réelle. La résolution du modèle impacte la représentation des TC dans les modèles ce qui implique que les traqueurs doivent souvent être ajustés pour chaque résolution. Une autre alternative se trouve dans Camargo et Zebiak (2002) où les auteurs ont proposé une méthode de détection de HTV dont les seuils pour chacune des variables sont déterminées à partir de la climatologie du modèle. Spécifiquement, ces derniers s'expriment sous la forme $\alpha\sigma + \beta$, où α et β sont issues de la climatologie globale du modèle, et où σ représente l'écart type de la variable à l'échelle de chaque bas-

sin océanique. Le schéma de détection de Camargo et Zebiak (2002) possdède par ailleurs la fonctionnalité intéressante visant à compléter en amont et en aval les trajectoires détectées. Pour ce faire les contraintes sur les paramètres de détection sont relâchées et le traqueur cherche alors à suivre un signal de vorticité jusqu'à ce que cette dernière tombe en dessous d'un certain seuil prévu à cet effet. Ce processus de relaxation permet de prolonger les trajectoires détectées, qui sont sinon souvent courtes, et permet notamment d'éviter de scinder en deux trajectoires un système dont une ou plusieurs variables seraient temporairement passées en dessous des seuils de détection. La méthode des seuils de détection climato-statistiques de Camargo et Zebiak (2002) n'est cependant pas largement répandue, possiblement parce que d'une part, les valeurs α et β pour chacune des variables se déterminent par les densités de probabilités bivariées dont l'estimation est complexe et laborieuse, et d'autre part parce que cette approche représente un paradigme très différent des traqueurs mentionnés précédemment. En effet, les traqueurs à seuils fixes visent à appliquer un schéma de fonctionnement conceptuel d'un cyclone tropical au modèle, ce qui permet ensuite d'établir dans quelle mesure le modèle est capable de simuler des systèmes réalistes, là où la méthode de Camargo et Zebiak (2002) cherche au contraire à s'affranchir des biais intrinsèques au modèle, en considérant que les TC constituent dans tous les cas les extrêmes des distribution des variables d'intérêt. Il faut cependant noter que si les traqueurs à seuils absolus permettent d'évaluer des biais de représentation des TC, ils ont également le défaut de rendre indiscernables les erreurs issues du modèle de celles issues du schéma de détection lui-même, contribuant aux incertitudes quant à l'évolution future de la fréquence des cyclones tropicaux dans un climat plus chaud mentionnées dans le chapitre 1, section 1.3.4.I. Ces deux catégories de traqueurs ont donc chacun leurs avantages et leurs inconvénients.

Ainsi, pour espérer comprendre la divergence entre les projections issues de l'approche directe et indirecte, il est nécessaire de pouvoir évaluer quantitativement la performance d'un schéma de détection et de suivi objectif de cyclones tropicaux. Une solution consiste à appliquer un schéma de détection à une simulation dont les trajectoires sont à priori connues d'avance, en utilisant une réanalyse atmosphérique. Les réanalyses combinent des prévisions météorologiques à court terme avec des observations passées via un modèle et un schéma d'assimilation de données — permettant de corriger la trajectoire du modèle lorsque ce dernier s'éloigne de l'état connu de l'atmosphère — invariants sur toute la période d'analyse. Une réanalyse offre donc une vision globale de l'atmosphère qui est cohérente dans le temps et l'espace et qui correspond le mieux possible à l'état connu de l'atmosphère sur cette période, si bien que le produit final constitue une excellente estimation de l'état passé de l'atmosphère sur toute la période considérée. Il en résulte que la plupart — sinon l'intégralité — des cyclones tropicaux observés et référencés dans la base données IBTrACS, introduite dans le chapitre 1, section 1.3.1, sont à priori présents dans une réanalyse. Il est toutefois important de préciser que les réanalyses souffrent des défauts du modèle sur lequel elles sont établies, en particulier si les TC n'y sont pas explicitement assimilés.

Dans ce chapitre, on considère le schéma de détection du CNRM, à l'origine conçu pour suivre les dépressions de moyennes latitudes par Ayrault et Joly (2000) puis adapté aux cyclones tropicaux dans Chauvin et al. (2006), et utilisé à cette fin par Daloz et al. (2012), Chauvin et al. (2017, 2020) et Cattiaux et al. (2020). Le modèle conceptuel du fonctionnement d'un TC implémenté dans le traqueur du CNRM est basé sur Bengtsson et al. (1995), avec la particularité de considérer deux disques concentriques qui délimitent le coeur du cyclone et son environnement. Leur rayon est évalué dynamiquement à chaque pas de temps, plutôt que de considérer une boîte fixe autour du coeur du cyclone. L'algorithme intègre également le

processus de relaxation de Camargo et Zebiak (2002). Des descriptions détaillées du fonctionnement de cet algorithme sont disponibles dans Chauvin et al. (2006), ainsi que dans la section 2.2.2.II. Spécifiquement, le traqueur du CNRM est appliqué à la réanalyse ERA5 (Hersbach et al. 2020). En effet, ERA5 est la dernière en date du CEPMMT et est la première réanalyse mondiale à atteindre une résolution horizontale de 31 km, ici interpolée sur une grille à 0,25 °. Elle assimile des données issues de plus d'une vingtaine de satellites d'observations météorologiques, totalisant 54 instruments. Aux données satellitaires s'ajoutent les observations *in-situ* composées de stations au sol, bouées instrumentées, navires marins, radiosondages, radars et avions de reconnaissance. De par sa résolution inédite et la grande diversité, des sources observations qui y sont assimilées, ERA5 constitue donc le choix idéal pour évaluer la capacité du traqueur à détecter les HTV. Dans la section 2.2, les performances du traqueur du CNRM ainsi que sa sensibilité à ses divers seuils de détection sont évaluées sur ERA5, en termes de probabilité de détection (*Probability of Detection*, POD) et de taux de fausses alarmes (*False Alarm Rate*, FAR). La capacité d'ERA5 à représenter les TC est également évaluée, via une analyse de leurs caractéristiques en termes d'intensité, de cycle de vie et également via l'étude de leur profils verticaux. Ces travaux sont présentés dans la publication scientifique dont ils ont fait l'objet (Dulac et al. 2023). Un article complémentaire compare les performances du traqueur du CNRM sur ERA5 avec celles de trois autres schémas de détection (Bourdin et al. 2022). Enfin, la section 2.3 présente des considérations sur le filtrage de systèmes de moyennes latitudes — source de biais important dans les schémas de détection de TC — et introduit trois métriques visant à évaluer la ressemblance des trajectoires détectées dans ERA5 avec les trajectoires historiques.

2.2 Évaluation du traqueur CNRM sur ERA5 par rapport à IBTrACS

2.2.1 Résumé de l'article

La réanalyse ERA5 du Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme est la première réanalyse mondiale à atteindre une résolution horizontale de 31 km et offre donc une occasion unique d'étudier les cyclones tropicaux, et en particulier les champs 3D associés aux TC historiques. A cette fin, un algorithme de détection et de suivi des TC spécialement calibré pour ce jeu de données est appliqué sur ERA5 ainsi qu'un algorithme d'appariement des trajectoires conçu pour associer les trajectoires détectées avec celles issues de la base de données IBTrACS, dans le but d'évaluer la capacité de la réanalyse à représenter les cyclones tropicaux observés. Après optimisation du schéma de suivi et l'application d'une technique de filtrage dynamique des systèmes de moyennes latitudes, il est montré que la majorité des TC d'IBTrACS sont détectés dans ERA5 et que le nombre de fausses alarmes reste raisonnablement bas dans la plupart des régions. En comparant les trajectoires détectées dans ERA5 avec leurs équivalents IBTrACS, on constate que l'intensité des TC est encore fortement sous-estimée dans la réanalyse, mais que la distribution de la pression minimale au niveau de la mer est mieux représentée que la vitesse maximale du vent. Par ailleurs, la comparaison entre les cycles de vie des deux jeux de données met en évidence des différences essentielles entre ERA5 et les best tracks, avec en particulier un retard avec lequel les TC d'ERA5 atteignent leur pic d'intensité par rapport à IBTrACS, délai qui augmente de manière significative pour les cyclones les plus forts. Enfin, les structures verticales des TC dans

la réanalyse sont analysées et révèlent une intensification nette jusqu'à la catégorie 3 sur l'échelle de Saffir-Simpson, au delà de quoi les différences sont peu discernables.

La version publiée de Dulac et al. (2023) est présentée dans la section 2.2.2 ci-après, avec la permission de l'éditeur *Springer Nature*.

Climate Dynamics
https://doi.org/10.1007/s00382-023-06902-8



Assessing the representation of tropical cyclones in ERA5 with the CNRM tracker

William Dulac[1,2] · Julien Cattiaux[1] · Fabrice Chauvin[1] · Stella Bourdin[3] · Sébastien Fromang[3]

Received: 27 January 2023 / Accepted: 20 July 2023
© The Author(s), under exclusive licence to Springer-Verlag GmbH Germany, part of Springer Nature 2023

Abstract
The ERA5 dataset from the European Center for Medium-Range Weather Foreceasts is the first global reanalysis to reach a horizontal resolution of 31 km and thus provides a unique opportunity to look at tropical cyclones (TC), and in particular at the 3D fields associated with observed TCs. To that end, a specifically calibrated TC tracking scheme is applied on ERA5 along with a track pairing algorithm to match the detected tracks with the IBTrACS catalog in order to investigate how well TCs are represented in the reanalysis. After tuning of the tracking scheme and the application of a dynamic mid-latitude system filtering technique, it is shown that the majority of IBTrACS TCs are detected in ERA5 and that the amount of false alarms is kept reasonably low in most regions. By comparing detected tracks with their IBTrACS counterparts, it is found that TC intensity is still strongly underestimated in ERA5 but that the minimum sea-level pressure distribution is better represented than maximum wind speed. The comparison between the life cycles from both datasets highlights key differences between ERA5 and the best-track catalog, showing in particular that the delay with which TCs from ERA5 reach their peak intensity compared to IBTrACS increases significantly with real TC intensity increase. Finally, the internal structure of TCs in the reanalysis for each intensity class are analyzed and reveal distinct intensification patterns up to Category 3.

Keywords Reanalysis · TC tracking · Internal structure · Life cycle · Composites

1 Introduction

Atmospheric reanalyses have been developed continuously since Kalnay et al. (1996) by a multitude of meteorological institutes throughout the world. While they have benefited from numerous technical improvements since then, the operating principle has remained unchanged: by combining past short-range weather forecasts with observations through an unchanging data assimilation scheme over the period being analyzed, reanalyses offer a physically and dynamically consistent global estimate of the state of the atmosphere at each time step. Such a product is of great value for the study of the atmospheric and climate system as it allows for direct comparison with the outputs from climate models. In fact, reanalyses are often used as reference for model evaluation, in conjunction with direct observations (Cesana et al. 2015; Voldoire et al. 2019; Fasullo 2020). Because of the good spatial and temporal homogeneity they offer, reanalysis products are particularly useful for the study of tropical cyclones (TCs) at climate scales and can be used to circumvent the shortcomings of best-track catalogs (Schreck et al. 2014) caused in particular by differences in operational methodology among reporting agencies. But the major strength of atmospheric reanalysis for the study of TCs is that they offer the only mean of analyzing the internal 3D structure of present day TCs as well as the large scale environment around them. This is of utmost importance for the study of TCs in climate simulations. Reanalysis are therefore used to bridge the gap between observations and simulations for validating simulated TCs (Murakami and Sugi 2010; Bell et al. 2013; Rathmann et al. 2014). For that reason, the question of TC representation in reanalysis datasets if of great importance.

Yet, TCs in reanalysis suffer from coarse resolutions (Walsh et al. 2007) as well as from a lack of in-situ

✉ William Dulac
william.dulac@meteo.fr

[1] Centre National de Recherches Météorologiques, CNRM, Université de Toulouse, Météo-France, CNRS, Toulouse, France

[2] Université Toulouse III - Paul Sabatier, Toulouse, France

[3] Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement, LSCE/IPSL, CEA-CNRS-UVSQ-Université Paris-Saclay, Gif-sur-Yvette, France

Published online: 10 August 2023

observations in certain areas. Consequently, some reanalyses have implemented TC-specific assimilation techniques to improve TC representation. Both the version 2 of the Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications (MERRA-2, Gelaro et al. 2017) and the Climate Forecast System Reanalysis (CFSR, Saha et al. 2014) make use of a vortex relocation technique which consists in moving the position of the vortex closer to its best-track location or artificially inserting a vortex into the model's first-guess if absent or too weak. Reanalyses produced by the Japanese Meteorological Agency—namely the Japanese 25-year and 55-year Reanalyses (JRA-25, Onogi et al. 2007; Ebita et al. 2011, JRA-55)—retrieve wind profile data from best-track catalogs and assimilate them as dropwindsonde data (Hatsushika et al. 2006). Both these techniques have been shown to be beneficial to the placement of TC in reanalyses and for TC intensity (Schenkel and Hart 2012; Murakami 2014; Hodges et al. 2017).

ERA5 (Hersbach et al. 2020) is the fifth and latest atmospheric reanalysis from the European Center for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), succeeding to ERA-Interim (Dee et al. 2011) and ERA-40 (Uppala et al. 2005). Currently extending from 1959 to the present day (still ongoing, and is planned to extend back to 1940), ERA5 uses a wide range of observations from satellite data to ground stations, instrumented buoys and reconnaissance aircraft data through the 4DVAR data assimilation scheme and produces hourly fields with a 0.28125° horizontal resolution and 137 vertical levels up to 0.01 hPa. The 4DVAR data assimilation scheme has been shown to perform better than 3DVAR in areas where observations are sparse (Whitaker et al. 2009) and to have better predictive skill for TCs (Tiwari and Kumar 2022). Lastly, The high resolution in ERA5 is also believed to improve TC representation compared to ERA-Interim (Hersbach et al. 2020). Additionally, the ERA5 back extension (BE)—covering the 1959–1978 period—assimilates IBTrACS 6-hourly pressure reports to improve TC intensity (Bell et al. 2021). However, in a preliminary version of ERA5 BE, this unexpectedly resulted in some systems being too intense, firstly because too much weight were inadvertently given to these observations during the production of ERA5 BE, and secondly because the assimilation system would sometimes move the pressure minimum away from the observation, resulting in a minimum deeper than the reported one. The issue has been addressed in the final revision of ERA5 BE. IBTrACS pressure reports were nevertheless not assimilated for the main product that starts from 1979 onwards, but the emergence of new sources of observations at that time (in-situ and satellites) is believed to compensate for this.

In this paper, we apply the CNRM TC Tracking Scheme (Chauvin et al. 2006) to ERA5 to study TC representation in the reanalysis. First, we conduct a sensitivity analysis of our tracking scheme to its various detection thresholds by pairing detected tracks from the ERA5 to the IBTrACS historical best-track catalog in order to maximize the probability of detection while limiting the false alarm rate. With our tuned tracking scheme, we then focus on TCs that were successfully matched with IBTrACS and look at several of their characteristics including the wind-pressure relationship, comparative life cycles as well as composited internal structure. Section 2 describes the processing done on both ERA5 and IBTrACS, the TC tracking scheme as well as the track pairing algorithm. Section 3.1 presents the performances of the tuned tracking scheme over ERA5 while Sects. 3.2, 3.3 and 3.4 present different aspects of the TC representation in the reanalysis. The tracking scheme's sensitivity analysis is presented in Appendix A. Lastly, Sect. 4 discusses the results and provides concluding thoughts.

2 Data and methods

2.1 Datasets

We use the ERA5 reanalysis from ECMWF with its native horizontal grid resolution of 0.28125° and interpolated to 0.25°. The CNRM tracking algorithm (Chauvin et al. 2006) is applied on ERA5 6-hourly fields to produce TC track data containing longitude/latitude coordinates, sea-level pressure, vorticity and maximum wind speed. NOAA's International Best Track Archive for Climate Stewardship [IBTrACS, Knapp et al. (2010)] was then used as the reference dataset. IBTrACS merges storm track data from agencies all around the world and as such it requires careful processing, particularly for wind and sea-level pressure data. Here, we use the same IBTrACS version (v04) and post-processing procedure for IBTrACS data as in Bourdin et al. (2022). In particular:

- We retrieve surface wind and sea-level pressure data by prioritizing, for each basin, data provided by the WMO agency responsible for that location. For WMO values coming from a U.S agency, we convert them to 10 min winds using a 1.12 correction factor. If the responsible WMO agency is lacking wind data, we attempt the following:
  - We average the data available among the following centers: Tokyo, Réunion, BoM, Nadi and Wellington;
  - If still missing, we use the wind data from USA agencies using a 1.12 correction factor to convert them from 1 to 10 mins winds;
  - If still missing, we use values from the Chinese Meteorological Administration (CMA) values using

a 1.08 correction factor to convert values to 10 mins winds;
  - The remaining missing values are classified as such.
- We remove tracks referenced as 'spurs' in the metadata;
- We only keep 6-hourly data (rather than 3-hourly) and remove tracks shorter than 24 h;
- We only retain cyclonic seasons from 1981 to 2019 in both the northern and southern hemispheres (39 seasons).

Recovering missing SLP values is done similarly as for wind data, except no conversion is needed and therefore we average the available data from Tokyo, Réunion, BoM, Nadi, Wellington, USA and CMA.

2.2 Tracking scheme

We use the CNRM Tropical Cyclone Tracking Scheme (Chauvin et al. 2006) to detect and track tropical cyclones in the ERA5 reanalysis. The tracking is done separately for each hemisphere up to 60° latitude and operates in three steps which are described below.

2.2.1 Detection

Detection of candidate points is first based on a relative 850 hPa vorticity threshold (*VOR*). A local sea-level pressure minimum is then sought within a $10° \times 10°$ box around the candidate which is then considered to be the system's center.

We then compute the characteristic size of the system based on either the sea-level pressure gradient maxima or the radius of maximal tangential wind—whichever one is the smallest—which we call the *Reference Disk Radius* (RDR). This allows us to separate the presumed cyclone from its environment, which is defined as a disk with a radius of three times the RDR, delimiting a surface that is nine times larger than the TC itself. Separating the presumed TC from its environment allows to check for temperature anomaly which is calculated as the difference between the temperature inside the circle delimited by the RDR and the temperature inside the environment (RDR excluded). More specifically, the detection process tests for the following:

- Temperature anomaly: The sum of temperature anomalies at 700, 500 and 300 hPa is to be greater than a threshold hereafter noted *TANOM*;
- Surface wind speed: the 10 m maximum surface wind speed within the RDR is to be greater than a threshold hereafter noted *RES*;
- Warm upper core: the 300–850 hPa temperature anomaly gradient is to be greater than a threshold hereafter noted *PT*. This criterion defines to what extent the core should be warmer in the upper levels than in lower levels;
- Stronger wind in lower levels: the 300–850 hPa mean wind speed gradient within the RDR is to be greather than a threshold hereafter noted *PW*. This criterion defines to what extent the wind speed in upper levels should be weaker than that in lower levels, as a result of the thermal wind balance applied to the warm core.

For the present study, we used $\mathbf{VOR} = 15 \cdot 10^{-5}\ \mathrm{s}^{-1}$; $\mathbf{TANOM} = 1\ \mathrm{K}$; $\mathbf{RES} = 5\ \mathrm{m.s}^{-1}$; $\mathbf{PT} = -1\ \mathrm{K}$ and $\mathbf{PW} = 5\ \mathrm{m.s}^{-1}$. These values were selected based on the results of the sensitivity study presented in Appendix A

2.2.2 Linking

Linking points together is the process of joining the individual points resulting from the detection process into tracks. In the CNRM TC Tracking Scheme, this is achieved by an iterative process that selects the candidates that maximize the smoothness of the overall trajectory. Originally based on the methodology from Hodges (1994), our tracking scheme maximizes smoothness by combining three quality parameters that each minimize a distance measurement while also factoring the maximum distance a TC is capable of covering in a single time step.

Knowing the position at time t, we select the next position from the candidates at time $t + 1$ as follows: The first parameter measures the euclidean distance between the position at time t and the candidate at $t + 1$. The second parameter measures the euclidean distance from the forward extrapolated position from the track at $t - 1$ to the candidate at $t + 1$. Finally, the third parameter measures the distance from the backward extrapolated position from the track at $t + 2$ to the position at time t. By iteratively evaluating the total quality index for each candidate and at each time step, we ensure that the resulting track shows the least possible amount of inconsistencies, such as sharp turns and fragmented patterns.

2.2.3 Relaxation

In order to avoid the issue where a single TC track might be split into several parts due to one of the parameter falling below its threshold − thereby leading to an incorrect TC count—the tracking scheme performs what is called the relaxation process.

During relaxation, all detection thresholds are lifted and the tracking scheme completes tracks both forward and backward by searching for a vorticity maxima within a 500 km radius disk centered around the advected position of the system computed from the two previous time steps. This process goes on in both directions until the vorticity maxima falls below a newly defined threshold, referred to

as the relaxation level. Because several detected tracks can − prior to the relaxation process − belong to the same TC, relaxing all detected tracks can result in overlapping duplicate trajectories. For that reason, a final step in which such duplicates are identified and removed is applied. This is done by eliminating relaxed tracks that have more than five steps in common with an already existing track. Throughout this study, the relaxation level is set at $25 \cdot 10^{-5} s^{-1}$. While the relaxation level is also a tunable threshold, it does not affect the number of detected TCs like the parameters described in Sect. 2.2 do but rather the length of the detected tracks.

2.2.4 Post-processing

Post-processing techniques can be used to retrospectively filter out extra-tropical cyclones and other mid-latitude lows that might have passed the detection tests. In this study, we use the thermal wind warm core diagnosis developed in Hart (2003) and tested in Bourdin et al. (2022), hereafter referred to as the VTU. This method uses the V_U^T parameter from Hart's phase space—defined as the vertical derivative of the isobaric height perturbation within the 600–300 hPa tropospheric layer—to diagnose the presence of a warm upper core. Using the implementation from Bourdin et al. (2022), the V_U^T parameter is computed as follow:

$$V_U^T = P_{\text{mid}} \frac{\Delta Z\big|_{600\text{ hPa}} - \Delta Z\big|_{300\text{ hPa}}}{\Delta P}$$

where $\Delta Z\big|_p$ is the maximum isobaric height perturbation within a 500 km radius at the pressure level p, and $P_{\text{mid}} = (600 + 300)/2 = 450$ hPa. The V_U^T parameter is computed for each point of the relaxed tracks. A given track is removed from the dataset if it presents less than six time steps where V_U^T is strictly positive, or if not all time steps verify $V_U^T > 0$ for tracks that last less than 36 h. We stress that the VTU post-processing is not used in the sensitivity study presented in Appendix A.

2.3 Track pairing method

We use a track pairing algorithm to pair detected tracks from ERA5 with those from the IBTrACS observational dataset. This allows us not only to provide detailed analysis of the performances of our tracking scheme over ERA5, but it also allows us to better evaluate TCs representation in the reanalysis as we can focus on tropical cyclones that have been successfully matched with IBTrACS, thereby eliminating possible biases that could come from spurious detections, i.e systems incorrectly classified as tropical cyclones.

The track pairing algorithm works by searching for tracks in IBTrACS that match both spatially and temporally to the detected systems in the reanalysis. More specifically, the algorithm starts by assigning each detected track a geographic basin. Appendix B Supplementary Figure B1 presents the basins boundaries, which are adapted from Knutson et al. (2020) so that the separation between the Easter Pacific basin (EPac) and the North Atlantic basin (NAtl) follows the American coast. For each detected track in a given basin, we start by searching for potential matches in IBTrACS by selecting tracks that have at least one time stamp in common (temporal overlapping). Then for each candidate track, we compute the great-circle distances between the detected track's positions and the candidate's at equal time stamps. A detected position is considered to be found in IBTrACS if the great-circle distance between ERA5 and IBTrACS for that time step is less than 300 km. Thus for each IBTrACS candidate we compute the coverage ratio defined as the amount of detected time steps located less than 300 km from the candidate divided by the candidate's length. The candidate with the highest coverage ratio is selected and the detected track is considered successfully paired with a track from IBTrACS.

Note that in these conditions, a single time step satisfying the distance threshold can be enough to consider that the entirety of the ERA5 track is indeed found in IBTrACS. However, as it is highly improbable that two TC systems evolve at the same time at less than 300 km from each other, we assume that if a 'match' is found for one time step, then it should correspond to the same TC. This process produces basin specific data that may then be aggregated with other regions to produce pseudo-global information. We point out that we systematically exclude the North Indian region from our analyses due to reliability issues within IBTrACS in this region, as well as the South Atlantic basin due to the general lack of cyclonic activity.

With the resulting data, we can evaluate the performance of the tracking scheme by computing both the Probability of Detection (POD) and the False Alarm Rate (FAR), defined as follow:

$$\text{POD} = \frac{N_{\text{Hit}}}{N_{\text{IBTrACS}}} \qquad \text{FAR} = \frac{N_{\text{ERA5}} - N_{\text{Hit}}}{N_{\text{ERA5}}}$$

Where N_{IBTrACS} is the number of reported tracks in IBTrACS, N_{ERA5} is the number of detected tracks in ERA5 and N_{Hit} is the number of detected tracks that are paired with IBTrACS.

3 Results

3.1 Detection score

In this section we focus on characterizing the performances of our TC tracking scheme applied to ERA5 over the 1981

to 2019 cyclonic season range. The tracking scheme was run with the detection thresholds from Sect. 2.2, which were obtained from the tuning experiment described in Appendix A and was done for each hemisphere separately from 0° to 60°. The VTU method from Sect. 2.2 was also used to remove extra-tropical tracks and hence further reduce the FAR. Figure 1 presents the integrated FAR and POD over the 1981–2019 period while Table 1 summarizes the yearly FAR and POD time series over this period.

The probability of detection shows disparities between regions. The SInd and WPac both outperform all three other basins with respectively 73 % and 78 %. The NAtl basin on the other hand has the lowest POD of all five with only 57 %, followed by the EPac at 61 %. The NAtl basin is the region showing the highest decrease in POD due to the VTU filter: All other regions show a POD decrease ranging from 1 to 2 points after applying the filter, but the NAtl basin however drops from 68 to 57 %, i.e 11 points (accounting for 71 tracks). This could be explained by the fact that the NAtl region in IBTrACS has the most septentrional data records of all basins. Indeed, as the latitude increases, the amount of records where IBTrACS reports a Nature of either 'Not Reported' or 'Extra Tropical' increases, and systems in IBTrACS that correspond to the tracks that are removed from ERA5 through the VTU filter are found to evolve in higher latitudes than the ones missed the same way in the other regions (Fig. B2 in Supplementary Appendix B). It seems therefore possible that the VTU filter removed tracks that might have lost their tropical nature in IBTrACS and didn't present a strong enough upper tropospheric thermal wind in ERA5 to be kept in the dataset.

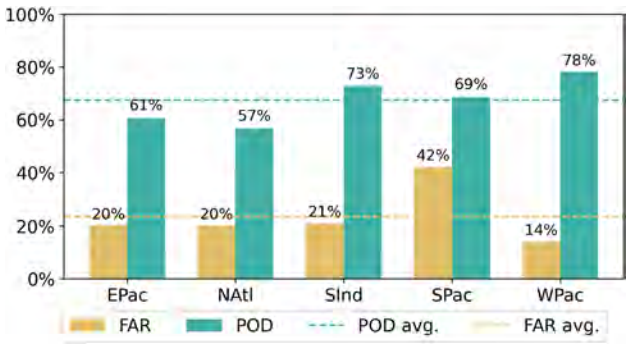


Fig. 1 FAR and POD over the 1981–2019 seasons for all five basins of interest. Dotted lines represent the averages over these regions

In contrast, the FAR is fairly consistent between basins except for the SPac which presents the highest FAR with 42 % while the WPac shows the lowest FAR with 14 %, in addition to having the best POD. Averaging over the five regions, we get a 67 % POD and 24 % FAR. The slight difference in globally averaged FAR we note compared to what Bourdin et al. (2022) found when using the VTU filter on the CNRM Tracking Scheme can probably be explained in large part by the differences in how the VTU post-processing is applied, and also to the fact that we do not include here the North Indian region in the analysis.

However, these integrated values hide large inter-annual variations as shown by Table 1. Most notably, the SPac basin experiences the strongest variations in both the FAR and POD with a standard deviation of 18.7 % and 21.2 % respectively and also has the highest 95th FAR percentile with 66.6 %. Along with the SInd basin, the SPac also presents a 95th POD percentile of 100 %. Conversely, WPac is the most consistent basin with a standard deviation below 10 % for both metrics, the lowest 95th FAR percentile and highest 5th POD percentile.

Figure 2 presents the probability density map for a detected track for both a successfully matched track and one flagged as false alarm, after application of the VTU filter. In the EPac and the SInd basins, the region of activity are the same for both groups of tracks. On the other hand in the WPac, SPac and the NAtl basins, false alarms are seen to evolve predominantly at higher latitudes. False alarms tracks are usually shorter lived and marginally weaker than their counterparts but still pass the detection tests, making it difficult to filter them out dynamically during the tracking process. This is especially true given the results from A, as increasing detection thresholds has the side-effect of strongly penalizing the POD. While some amount of tropical

Table 1 Statistical summary of yearly FAR and POD timeseries from 1981 to 2019

	FAR (%)				POD (%)			
	5 %	95 %	mean	std	5 %	95 %	mean	std
Basin								
EPac	0.0	38.6	20.4	11.3	30.1	89.1	62.2	17.3
NAtl	0.0	43.6	21.4	16.2	28.2	79.1	54.7	16.1
SInd	0.0	44.7	18.7	12.8	46.3	100.0	74.5	18.6
SPac	17.5	66.6	43.9	18.7	34.9	100.0	67.8	21.2
WPac	3.1	27.4	14.1	7.6	64.3	93.1	78.5	9.9
Global	15.4	29.1	21.8	4.6	53.5	79.2	69.2	8.5

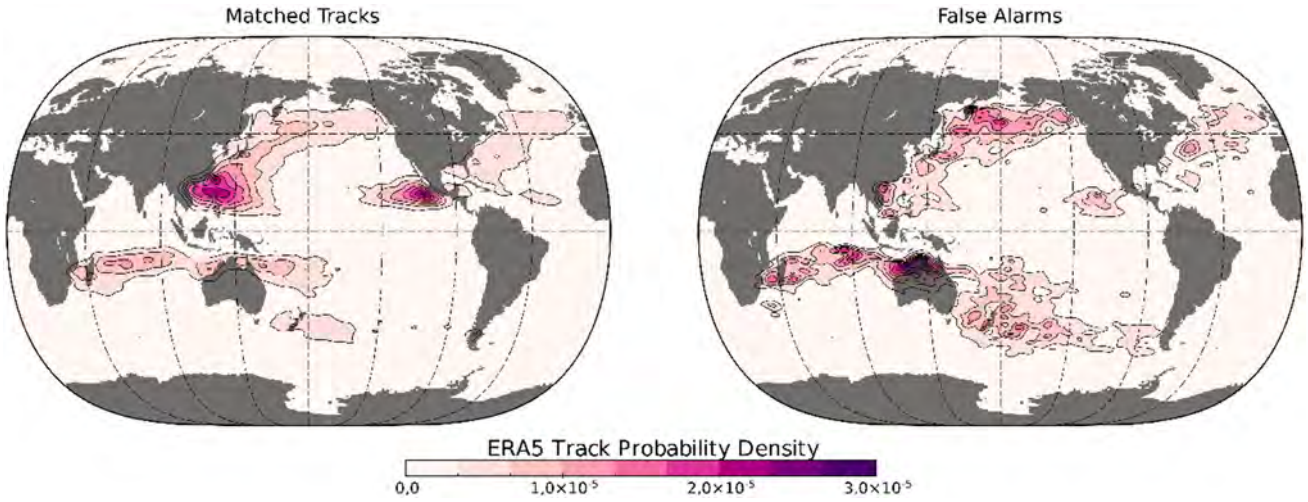


Fig. 2 Probability density map of passage of an ERA5 track for (left) one that is matched to IBTrACS and (right) one that is flagged as false alarm. Computed through kernel density estimation with an anisotropic Gaussian kernel with respectively 3° and 1° zonal and meridional standard deviation over a 0.25° resolution spatial grid

false alarms is likely unavoidable when comparing the output of an objective tracking scheme with a reference dataset that has an inherent part of subjectivity, the false alarm density probability above 45° in Fig. 2 shows that the VTU post-processing fails to remove all mid-latitudes systems. This can be explained by considering two factors: On one hand, the V_U^T parameter is estimated here using only two pressure level within the considered tropospheric layer. It is therefore possible that computing the parameter by fitting the vertical profile of ΔZ to the log of the pressure levels within the layer instead—as suggested by Hart (2003)—would yield a more accurate estimation of the parameter's sign. Secondly, because the VTU method negatively affects the POD in a non-negligible way, the filtering rule needs to express a balance between its efficiency in removing false alarms and the cost in POD. Increasing the required amount of time steps where $V_U^T > 0$ holds ultimately reaches a point of diminishing returns where the loss in POD is too great compared to the improvement in filtering efficiency.

3.2 TC intensity

We focus in this section on how TCs are represented physically and dynamically in ERA5. For this purpose, we filter out detected tracks flagged as false alarms to only keep the ones successfully matched to IBTrACS. Figure 3 represents the wind-pressure relationship (WPR) for the set composed of all temporally and spatially matching points in each track pair, as described in 2.3. Using a $V = a\Delta P^b$ relationship (Atkinson and Holliday 1977) to fit on both groups of points, we get a = 3.15 and b = 0.54 for ERA5 and a = 1.4 and b = 0.8 for IBTrACS. Both relationships are therefore vastly different with a faster falling SLP

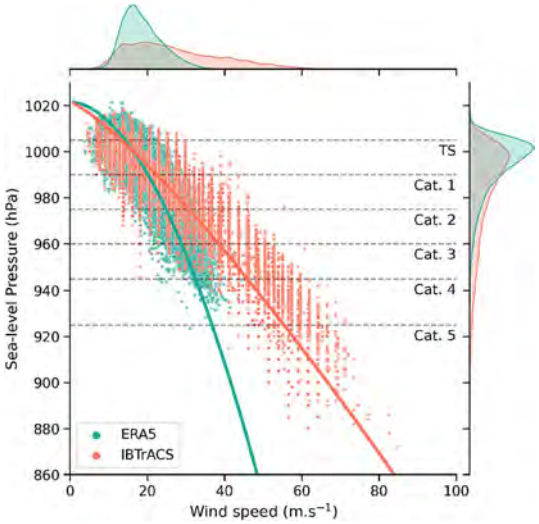


Fig. 3 Pressure-Wind relationship from the subset of matching points in all paired tracks. 58,920 data points in each group. Solid lines show the $V = a\Delta P^b$ fits and the reference SLP at the intercept is set to be greater than the highest SLP record. The marginals represent the density distributions of the data projected on each axis. Horizontal dotted lines represent the pressure-based Saffir-Simpson Hurricane Scale (SSHS) intensity class thresholds from Klotzbach et al. (2020)

curve in ERA5 compared to IBTrACS. As a result, the wind speeds in ERA5 are considerably lower than in IBTrACS with a 95th percentile of 28.5 m s^{-1} for the reanalysis—which corresponds to a tropical storm on the Saffir-Simpson Hurricane Wind Scale (SSHWS)—compared to 50.5 m s^{-1} for the observational records.

However, the marginal densities on Fig. 3 show that the SLP distribution in ERA5 is better represented than the wind speed and can reach reach category 4 on the revised

SSHPS from Klotzbach et al. (2020) (99.8th percentile) and even reaches category 5 with an absolute minimum of 923 hPa. This difference in how well both variables are represented results in a WPR that is less consistent with IBTrACS and also with ERA-I. Indeed Murakami (2014) compares the WPR diagrams in the northern hemisphere for IBTrACS and six reanalysis products including ERA-I, and finds that the maximum wind speed in ERA5 predecessor extends up to a little more than 30 m s^{-1} (which is only marginally weaker than what we find in ERA5) but also that the minimum SLPs are much less deep, as ERA-I struggles to go below 960 hPa. This comparatively better WPR in ERA-I (despite having weaker TCs) is also found in Hodges et al. (2017).

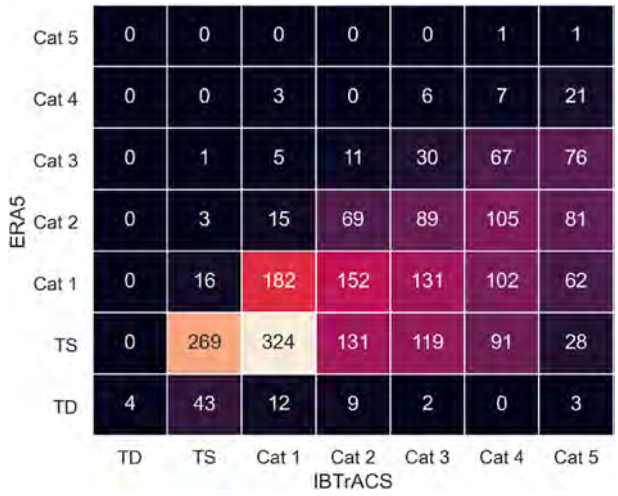


Fig. 4 Confusion matrix between ERA5 and IBTrACS SSHS intensity classes over the five basins of interest. TCs are categorized using the pressure-based SSHS intensity thresholds from Klotzbach et al. (2020)

Figure 4 then illustrates the relationship between ERA5 and IBTrACS SSHPS intensity classes by classifying TCs from paired tracks over their entire life cycle. A general agreement between the intensity classes of both datasets is apparent with the majority of entries located below the main diagonal, which is expected as model's horizontal resolutions prevent the accurate representation of TC intensity (Davis 2018). However, the spread in the reanalyzed SSHPS classes—representative of the uncertainty associated to the TC intensity in ERA5—increases with the intensity of the TCs in IBTrACS. For instance, 31 Cat 5 TCs in IBTrACS are reanalyzed into systems rated below Cat 1, amounting to 11.4 % of the total number of Cat 5 IBTrACS TCs represented here.

The opposite effect also occurs but is much rarer. The confusion matrix is indeed non-triangular and shows 3 % of track pairs as being more intense in ERA5 than in IBTrACS. This effect is the most notable for IBTrACS Tropical Storm (TS) category for which this number reaches 6.4 % and with one system in ERA5 that reaches Cat 3. Finally, while the relative agreement between maximum intensities from Fig. 4 holds when considering the global scale, results can vary for different basins as seen on Appendix B Supplementary Fig. B3. Most notably, the confusion matrix for the NAtl region is the most diagonal and shows very little spread while EPac on the contrary presents very little consistency with most systems in ERA5 being classified as TS, independently of the observed intensity.

3.3 Life cycle

Figure 5 compares the average lifecycle between matched TCs from ERA5 and IBTrACS, centered around the maximum wind speed at day 0. The sample sizes (top panels) are of different shape around the center due to ERA5 tracks not necessarily having the same length as their IBTrACS

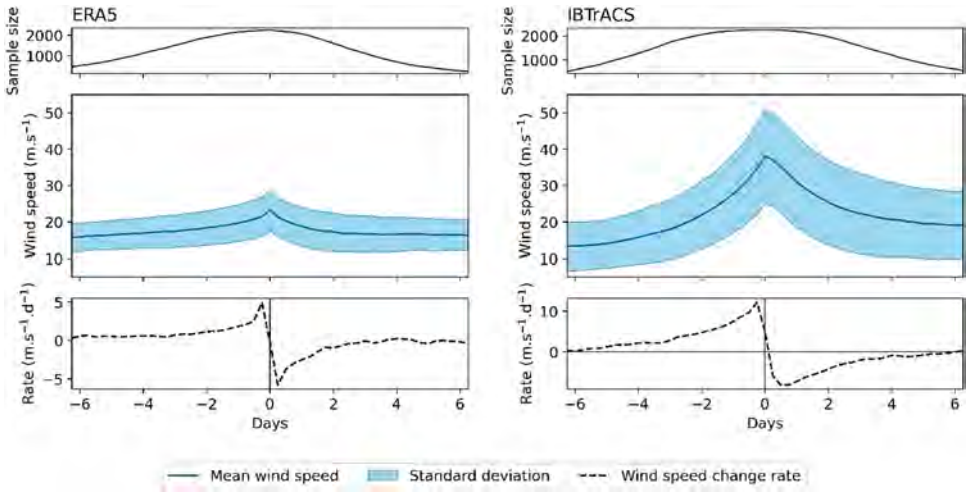


Fig. 5 Mean TC life cycles in (left) ERA5 and right (IBTrACS) from the set of matching tracks. Life cycles are centered around the time of maximum wind speed and integrated over the five basins of interest. Both upper panels show for each time step the size of the sample used to compute the mean and standard deviation. Lower panels present the derivative of the mean wind speed. The X axis goes from −6.25 to +6.25 days with 0 being the maximum intensity. The Y axes on the bottom row plots are not aligned

match, thus indicating that detected tracks in the reanalysis tend to be shorter than in IBTrACS. As also shown by Figs. 3, 5 highlights the low wind intensity in ERA5 with a mean maximum wind speed at day 0 of 23.2 m s^{-1} against 38.1 m s^{-1} in IBTrACS. Furthermore, the relative standard deviation—defined as the ratio of the standard deviation over the sample mean at each time step—is in fact smaller for ERA5 as it ranges from 24 to 31 % against 34 to 50 % for IBTrACS, with day 0 having the lowest relative standard deviation for both datasets.

The shapes of both life cycles are distinguished by a few key differences which are better shown in the bottom panels of Fig. 5, representing the change rate of the mean wind speed. The life cycle in ERA5 is almost linear outside of the [− 2; +2] day range, with the intensification phase having a slightly steeper slope than during the weakening phase and also exhibits a sharp spike around day 0 with great symmetry. In IBTrACS however, the intensification phase is curvilinear with an almost linearly increasing change rate before day −2. The peak around day 0 is not symmetric with the left side showing a sharp intensification until the maximum, followed by a slower decrease and the tipping point occurs slightly later than day 0. This dissymmetry comes solely from the method used to identify the time step of the maximum wind speed; here we select the first occurrence in cases where the maximum wind speed is found on consecutive time steps. Using the last occurrence would yield a mirrored effect, while selecting the central occurrence would even it out. But this subtlety nevertheless illustrates one of the main difference between TCs from the reanalysis and those from the observations, in that TCs in ERA5 appear to be unable to plateau at their maximum intensity like they do in IBTrACS.

Figure 6 represents the distributions of the delays between life cycle from each pair of tracks and for each SSHWS class. A positive lag between two life cycles indicates that the reanalyzed TC reached its maximum intensity later than in IBTrACS. The mean delay across all categories is of 13.3 h, i.e slightly greater than two time steps (significantly different from 0). Distributions for each class appear to shift towards higher values with TS presenting a 7.7 h average lag. Starting with Cat 2, the mean lag reaches the overall average and extends to 44.7 h for Cat 5. All intensity groups have a mean statistically significantly different from 0 under a 5 % confidence level two-sided student test. This shift towards higher delays in maximum intensities between ERA5 and IBTrACS could be explained by the lack of rapid intensification in the reanalysis. It should be noted that in cases where the maximum wind speed occurs on several consecutive time steps in IBTrACS—and contrary to the method used for Fig. 5—we select the central occurrence (or the one before if the plateau extends over an even number of time steps) so that we measure the lag with respect to the middle of the maximum intensity plateau. This is done in order to improve the interpretability of these results. The choice of the occurrence to use in such cases acts in fact as an offset to all distributions but has virtually no impact on the placement of each box plot relative to each other and to the overall mean.

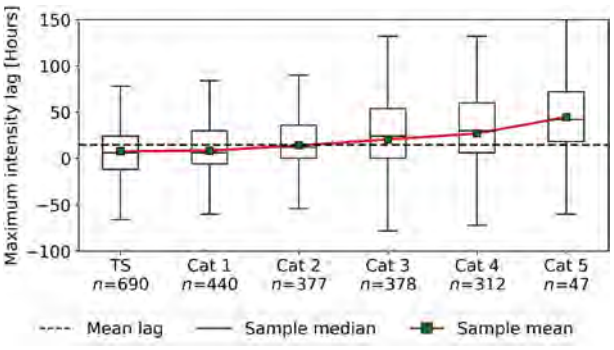


Fig. 6 Distributions of the maximum intensity delays between paired tracks for each SSHS category. Categories are based on IBTrACS maximum wind speed. The delay is relative to IBTrACS such that a positive lag indicates a later intensity peak in ERA5

3.4 Internal structure

Lastly, Figs. 7 and 8 show the composite azimuthally averaged cross-section of detected TCs in the reanalysis for both the radial and tangential wind as well as the temperature anomaly and for each SSHS intensity class. These composites are aggregated based only on the intensity of the observed track (i.e IBTrACS) for matched tracks, independently of how intense the TC is in the reanalysis at those times. The amount of averaged time steps for each SSHS category are presented in Table 2. With this methodology, these composite figures therefore show us the average ERA5 representation of an observed TC from a given SSHS category.

The radial wind is seen to move towards the center near the surface, from 1000 hPa up to 900 hPa and then flows outwards radially in the upper part of the atmosphere from 200 hPa up to 100 hPa which demonstrates the low level convergence and the upper-level divergence. Radial wind speed varies from −4.3 to 3.9 m s^{-1} for the TS group and increases up to 9 m s^{-1} for Cat 5 in both directions. The tangential wind speed profile tightens around the core as intensity increases. The maximum wind speed is located at the 900 hPa level and 150 km from the center for TS, within the 15–18 m s^{-1} range, and is located at 925 hPa and 100 km from Cat 3 to 5, for which it reaches the 27–30 m s^{-1} bin with a maximum of 28.9 m s^{-1}. The temperature anomaly from Fig. 8 exhibits the same tightening around the core as for the tangential wind. This tightening can be quantified in terms of mean radial temperature gradient taken at the pressure level of maximum anomaly and computed until the

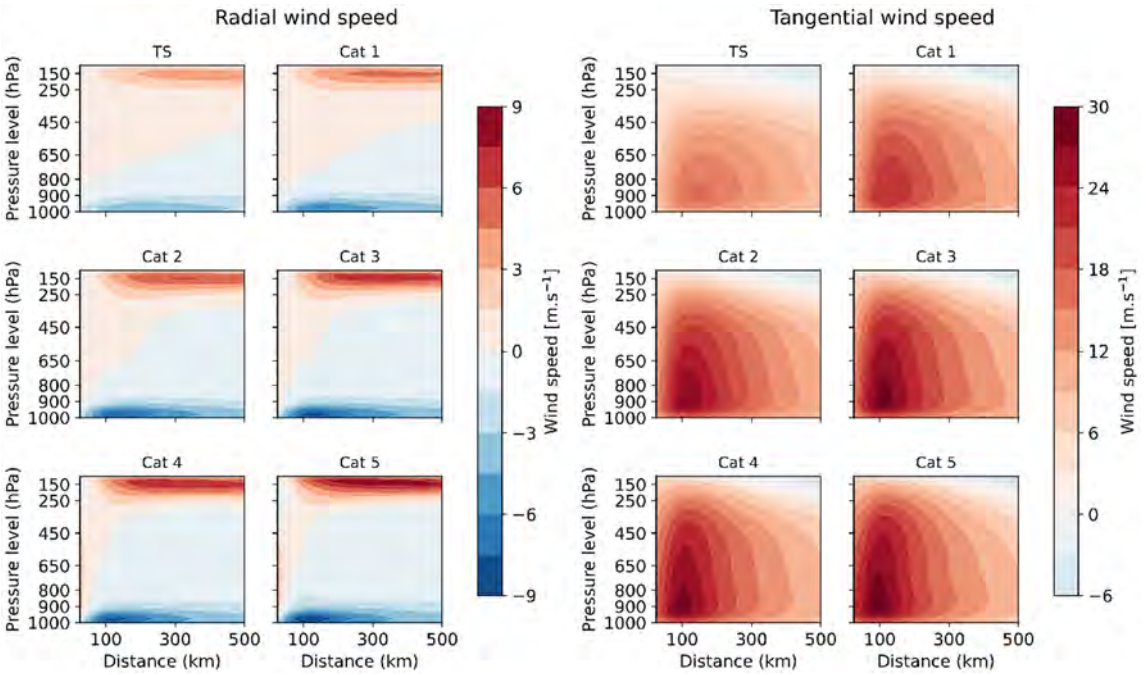


Fig. 7 Radius-height composites cross-sections of azimuthally averaged radial (left) and tangential (right) wind speed of detected TCs in ERA5 sorted by IBTrACS SSHWS categories. Each panel is made from the set of matching time steps where the observed track is at the given SSHWS intensity. The azimuthal mean is computed within a 41×41 point horizontal box and 27 vertical levels ranging from 1000 to 100 hPa

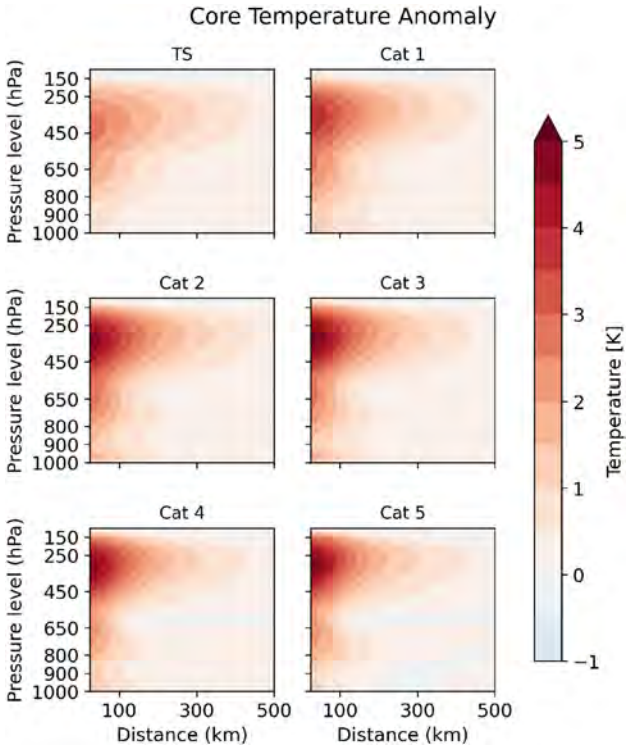


Fig. 8 As in Fig. 7 but for the temperature anomaly. The reference temperature is computed from the four corners of the 41×41 box, i.e from points 500–700 km away from the center

anomaly decreases by 50 %, thus representing the temperature anomaly decrease rate close to the core. The mean radial temperature gradient decreases with SSHS categories from −0.69 K per 100 km for TS down to −2.31 K per 100 km for Cat 5. Values for the remaining SSHS categories are presented in Table 2. Maximum temperature anomalies range from 2.74 K for the TS group up to 5.16 K for Cat 5. The maximum temperature anomaly increases for each SSHWS category except for Cat 4 where it drops from 5.14 K (Cat 3) to 4.87 K (Cat 4). A similar decrease in intensity from Cat 3 to Cat 4 is also noted for the tangential wind speed (Table 2). The fact that this decrease can be seen in both variables is expected because the warm core from a TC is linked to its primary circulation through the gradient and thermal wind balance (Willoughby 1990). It is however interesting to note that the temperature radial gradient does not follow the same pattern as it either increases or remains constant throughout all SSHS categories. Lastly, the height of the maximum temperature anomaly, defined as the level at which maximum temperature anomaly at 25 km from the center is reached, also increases with intensity. The maximum temperature anomaly is located at 400 hPa for TS, 350 hPa for Cat 1 and 2 and 300 hPa for Cat 3 to 5.

The smooth intensity increase with SSHS categories depicted here is however to be nuanced by the fact that these composites are the result of strong averaging—first azimuthally and then over many time steps and different

Table 2 The amount of time steps that are averaged to produce the radius-height composites from Figs. 7 and 8, for each SSHS category. Below are presented general characteristics for the tangential wind speed and core temperature anomaly for all intensity categories

	TS	Cat 1	Cat 2	Cat 3	Cat 4	Cat 5
Count	27,047	10,065	6514	3953	1894	205
Tangential wind speed						
Maximum wind speed (m/s)	16.5	22.6	27	28.7	28.6	29.7
Height of max. wind speed (hPa)	900	900	900	925	925	925
Radius of max. wind speed (km)	150	125	125	100	100	100
Core temperature anomaly						
Maximum anomaly (K)	2.74	3.99	4.89	5.14	4.87	5.16
Height of max. anomaly (hPa)	400	350	350	300	300	300
Radial gradient (K per 100 km)	−0.69	−1.22	−1.73	−1.89	−1.88	−2.31

systems—which tends to smooth out imperfections. Appendix B Supplementary Figure B4 presents the distributions of the maximum tangential wind speed and maximum temperature anomaly for each radius-height cross-section and for each SSHS category and show a large intensity spread in each class, as also pointed out by Fig. 4. For instance, the 5th percentile for the Cat 5 maximum tangentiel wind speed is 19.6 m s^{-1}, which is halfway between the mean maximum wind speeds from the TS and Cat 1 categories. Conversely, the TS category exhibits a 95 % percentile of 30.8 m s^{-1}, which is stronger than the mean Cat 5 maximum wind speed from Table 2.

Overall, the visual differences in internal structure for all composite variables from Figs. 7 and 8 are the strongest from Cat 1 to 3. This includes both the tightening of the wind vortex with SSHWS category, the tightening and elevation of the warm core and also the strengthening of the radial fluxes from the radial wind composites. Above Cat 3, TCs' internal structures produced by ERA5 become almost indistinguishable, as also highlighted in Table 2. This inability to distinguish TCs above Cat 3 is consistent with ERA5 underestimation of TC intensity in general, as seen from Figs. 3, 4 and 5. Combined with the aforementioned uncertainty in the intensity of reanalyzed TCs, this effect could likely explain the apparent drop in intensity between Cat 3 and Cat 4.

4 Discussion and conclusion

As a preliminary part of our work, we conducted a sensitivity analysis of the CNRM TC Tracking Scheme to its five different detection thresholds with respect to the FAR and POD metrics, which is described in Appendix A. The ultimate purpose of the analysis was to use this information to make an informed choice of threshold values for the complete ERA5 tracking, such that both detection metrics would be optimized to some extent. The analysis provided interesting insights about the tracking scheme with the maximum surface wind and core temperature anomaly thresholds (*RES* and *TANOM*) having the biggest influence on the tracker's performance. Most strikingly, it showed that lowering *RES* to 10 and 5 m s^{-1} consistently improved FAR and POD compared to RES=15. This is irregular since most tracking schemes tend to use wind speed thresholds of at least 15 m s^{-1} (Walsh et al. 2007; Ullrich and Zarzycki 2017, Appendix B). But this is not to say that a 5 m s^{-1} wind speed is considered cyclonic in ERA5. In fact, the *RES* threshold only has a limited impact on the wind speed distribution from the final set of tracks. Indeed, while 10 m s^{-1} can be seen as a more physically acceptable value for the surface wind speed threshold when considering the underestimation of TC intensity in ERA5, it must be noted that the wind speed distributions from the RES=5 and RES=10 non-paired set of tracks in the NAtl basin—all other thresholds held constant—are almost identical (not shown), which is consistent with the observed POD saturation on Fig. 9 at RES=10. The mean wind speeds from these two distributions are non-significantly separated by 0.1 m s^{-1} (p value = 0.2). The amount of values strictly below 10 m s^{-1} are 5.3 % and 4.9 % for RES=5 and RES=10, respectively. For RES=15, the mean wind speed is only 1 m s^{-1} greater that that of RES=10. The reason for the low impact of the *RES* parameter on the measured wind speed distribution is twofold. First, during the detection process, all detection criteria must be held for at least 4 time steps for the track to be kept, meaning that any track not maintaining a maximum wind speed greater than *RES* for at least 24 h will be discarded. The second reason is that the relaxation process completes tracks forward and backward with no other requirement than a set relative vorticity threshold and is intended to capture the genesis and ending of TCs, where wind speeds are the weakest. This particular aspect results in the lower end of the wind speed distributions to remain about the same, independently of the *RES* parameter. Lowering this threshold therefore mostly affects the number of detected tracks, which is why it acts as a POD upper bound.

The performances of the tracking scheme on ERA5 from 1981 to 2019—presented in Sect. 3.1—show FAR and POD that vary from basin to basin, with a 67 % mean POD and

24 % mean FAR. Bourdin et al. (2022) conducted an intercomparison analysis of four tracking schemes on ERA5, including our own, for which we provided a set of tracks produced with the same parameters than here and uses a post-processed sub-tropical jet (STJ) diagnostic as cut-off latitude to filter out mid-latitude systems, which is applied over all four tracking schemes. This study places the CNRM TC Tracking Scheme's probability of detection on par with the OWZ (Tory et al. 2013) and UZ (Ullrich et al. 2021) tracking schemes, both in terms of globally averaged POD and inter-regional differences. However, without any form of mid-latitude filtering, both these tracking schemes present considerably less false alarms than the CNRM scheme. Moreover, the STJ filter used on our tracking scheme in Bourdin et al. (2022) offers similar performances to the VTU method in terms of false alarms but has the benefit of preserving the probability of detection, particularly in the NAtl basin. However, The VTU filter presents the interesting property of being dependent only on the instantaneous and local state of the atmosphere whereas the STJ filter requires the use of temporal smoothing over large scale fields. This property of the VTU method makes it possible to implement this criterion as an online diagnostic within a tracking algorithm rather than as a post-processing.

In Sects. 3.2 to 3.4 we presented our results on the physical representation of TCs in the ERA5 reanalysis. These results highlighted the underestimation of TC induced wind speeds in ERA5. This underestimation is in fact not specific to ERA5 but concerns all reanalyses, even those (to a lesser extent) with the TC-specific assimilation techniques mentioned in Sect. 1, and cannot solely be explained by the coarse grid resolution of these products (Schenkel and Hart 2012; Hodges et al. 2017; Zarzycki et al. 2021). Moreover, we note that the wind-pressure relationship measured in ERA5 (Fig. 3) appears somewhat degraded compared to those found with two predecessors of ERA5: ERA-40 and ERA-Interim (Murakami 2014; Hodges et al. 2017) due to the discrepancy in how well both the wind speeds and SLPs are represented in ERA5. Therefore—and while the exact origin of the underestimation remains unknown at this point—these elements could hint towards an issue with the model's physics.

We also showed in Sect. 3.3 that TC intensification rate prior to peak intensity was greater in the best-track catalog than in ERA5, which is consistent with the results from Schenkel and Hart (2012) obtained on five reanalyses (including ERA-40 and ERA-Interim). However, we find that while all categories of ERA5 TCs reach their peak intensity later than in IBTrACS when looking at the mean lag, the first quartile for the TS and Cat 1 groups below 0 indicate that a considerable amount of TCs peak earlier than in IBTrACS in these categories. This distinction may be the result of differences in methodologies compared to Schenkel and Hart (2012), mainly with regard to the identification of the time of maximum intensity in IBTrACS, as discussed in Sect. 3.3, but could also partly result from the increase in horizontal resolution in ERA5 compared to the reanalyses used in Schenkel and Hart (2012). Nevertheless, this result is consistent with how ERA5 appears to represent low intensity TCs better than those from higher categories.

Zick and Matyas (2015) analyzed the internal structure of TCs in both the North American Regional Reanalysis (NARR) and CFSR datasets by computing the mean composited radial-height cross section over the ten most intense TCs (according to the reanalyses) and highlighted key structural differences between both. Interestingly, the temperature anomaly cross-section in ERA5 (Fig. 8) has similar features to that from NARR—namely, the distinct upper-tropospheric peak and the secondary, weaker, mid-level warming— while the ERA5 tangential wind speed cross-section (Fig. 7, right panel) shares more similarity with that from CFSR with a vertical distribution of the maximum wind speed. As stated by Zick and Matyas (2015), this vertical distribution of the tangential wind speed is consistent with observational studies based on dropwindsonde and Doppler radar data (Franklin et al. 2003; Stern and Nolan 2011). Furthermore, the positive correlation between the altitude of the maximum temperature anomaly and TC intensity (Table 2) has also been documented by observational studies (Zhang et al. 2015; Gao et al. 2017). More recently, Wang and Jiang (2019) produced a 13 years climatology of TC warm-core structures based on data from the Atmospheric Infrared Sounder onboard the AQUA satellite, from which they derived typical warm-core heights for each SSHS intensity class. We find that compared to the aforementioned study, the warm core in ERA5 do not rise as high, capping at 300 hPa against 150 hPa for the observations. However, we acknowledge that there is no consensus about the link between warm-core elevation and TC intensity to this day (Stern and Nolan 2012). Moreover, it is important to remind the reader that the selected compositing times here are based on the observed intensity rather than on the reanalysis. Bearing in mind that the delay between the maximum intensity of ERA5 and IBTrACS TCs increases with IBTrACS TC intensity, it is possible that replicating this analysis according to the model's intensity would yield slightly different results. For instance, warm core elevation for Cat 4 and 5 could increase, and the decrease in intensity between Cat 3 and Cat 4 would also likely disappear. At any rate, the inability to distinguish TC intensity from their internal structure above Cat 3 in the averaged composites, combined with the large intensity spread associated with reanalyzed TCs within any given SSHS group adds as many extra sources of uncertainty for users wanting to study the internal structure of historical TCs.

Despite some discrepancies in the representation of TCs in ERA5, the reanalysis can still be a valuable tool for the study of tropical cyclones and is capable of producing substantially stronger TCs than ERA-I. It also offers good spatial and temporal homogeneity whereas the differences in detection procedure and maximum wind speed measurement techniques between the meteorological agencies that contribute to IBTrACS produce substantial heterogeneity within the best track catalog (Schreck et al. 2014; Hodges et al. 2017). This is of course to be nuanced by the fact that the quality of observations assimilated in ERA5 also improves with time (Bengtsson et al. 2004; Rienecker et al. 2012) and that not all regions have the same observational coverage. For instance, the Northern Hemisphere benefits from aircraft reconnaissance as well as from a large network of ground stations in addition to satellite observations, the latter being the primary data source in the Southern Hemisphere.

One could consider using bias correction techniques to alleviate bias in wind speed and minimum SLP values. This is however not trivial as most bias correction methods are rank-preserving (e.g. quantile-quantile) and we showed with Fig. 4 that the reanalysis does not preserve the observed rank of TCs. One other strength of atmospheric reanalyses lies within the fact that they allow not only to study the 3D variables associated within the TC itself (as was showcased in this paper), but also the large scale environment in which TCs occur. In both cases, being able to locate precisely TCs in the reanalysis is essential as TC position between a reanalysis and IBTrACS rarely coincide perfectly, hence the need for an objective TC tracking scheme. ERA5 continues on the path of improvement, following in the footsteps of its predecessors, in part due to its increased horizontal resolution, but TC representation would undoubtedly benefit from the use of TC-specific treatments.

Appendix A: tuning the tracker's detection thresholds

In this section we present a sensitivity analysis of the tracking scheme to its detection thresholds in order to identify a set of tracking parameters (see Sect. 2.2) that maximizes the efficiency of detection while limiting the amount of false alarms. In such cases where two or more objectives are to be simultaneously optimized, no single solution can be derived as there is a trade-off between the objectives. One can however aim to approach a solution that is said to be *Pareto efficient* if one of the objectives cannot be improved further without degrading the other (Zitzler and Thiele 1999; Deb 2011).

To find such a solution, we explore the parameters' space by perturbing the tracking parameters so that they can each take three different values, thus forming a set of 243 combinations of five thresholds, called vectors or solutions. The values of each parameters are presented in Table 3. For each vector, our tracking scheme is applied on both the North Atlantic (NAtl) region—which is the best observed basin—and the South Indian (SInd) basin—which is under Météo-France forecasting responsibility—from season 2008 to 2018. We justify why the conclusions drawn from two basins can be largely be applied to other regions at the end of Section A. We then proceed to pair the detected tracks with IBTrACS, following the methodology from Sect. 2.3 and compute the FAR and POD integrated over the 11 year period.

Table 3 Detection thresholds values tested for the sensitivity analysis

Criterion	Tested values		
VOR Vorticity threshold ($10^{-5}s^{-1}$)	5	10	**15**
RES Surface wind speed threshold (ms^{-1})	**5**	10	15
TANOM Temperature anomaly threshold (K)	**1**	2	3
PT Temperature vertical gradient (K)	**−1**	− 2	− 3
PW Wind speed vertical gradient (ms^{-1})	2	**5**	10

Combinations of these values form a set of 3^5 vectors. The boxed value in each row denotes the value that was selected for the corresponding parameter to conduct the complete ERA5 tracking

Figure 9 presents each combination of thresholds in FAR / POD space for both basins, called the objective space. In the objective space, an ideal solution maximizing the POD while minimizing the FAR would be located in the upper left corner of the plots, i.e. POD=100 % and FAR=0 %. However such a solution does not exist here as FAR and POD appear to be related to each other through a non-linear relationship such that improving the POD generally tends to degrade the FAR, and vice versa. In fact, points located along the leftmost of the scatter plots indicate the best trade-off between POD and FAR based on our sample. Choosing a solution among the ones presented here is therefore a subjective choice expressing a balance between detection efficiency and false alarms rate.

These plots also inform us on how each threshold affects the performance of the tracking scheme in terms of these two metrics. For the *VOR*, most vectors are stacked on top of each other, indicating that the vorticity threshold has little impact on the tracker's performance, or that the sampling on this criterion was not selective enough. However, and while the effect cannot be seen visually here, higher *VOR* value appears to be associated with a lower FAR for vectors with high PODs. Indeed, vectors with a POD greater than 70 % show a 1 % relative decrease in FAR with VOR set

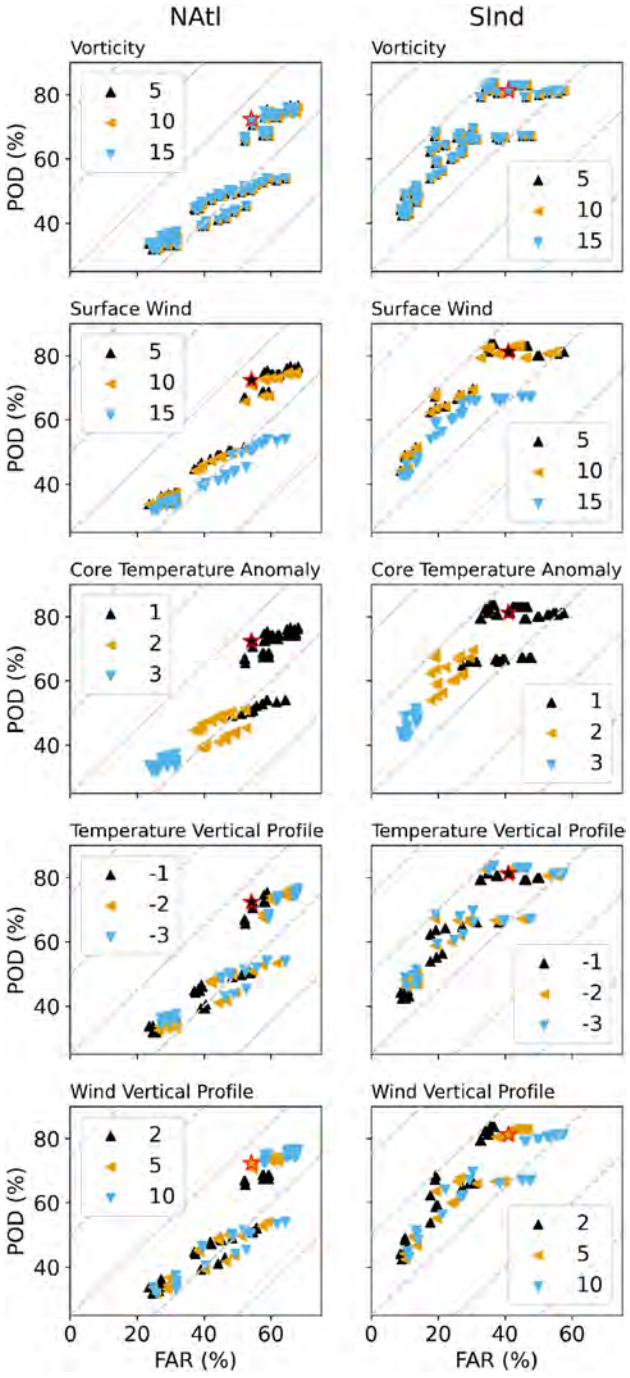


Fig. 9 Objective space representation of each combination of thresholds. The first column shows the results for the NAtl basin and the second column those for the SInd basin. Each of the five rows correspond to a detection criterion. Each point (combination of thresholds, a.k.a vector) is colored according to the value taken by said criterion. In each panel, the red-bordered star denotes the selected vector

at $15 \cdot 10^{-5}$ s^{-1} compared to $5 \cdot 10^{-5}$ s^{-1} in the NAtl basin, and a 1.3 % relative decrease for SInd. This tends to show that the vorticity threshold may act as a false alarm filter. However, increasing the *VOR* too much would inevitably lead to a loss in POD as weaker TCs would fail to meet the criterion. Therefore we considered that the gain from testing with higher values would have been marginal with respect to the cost of conducting new experiments. Moreover, the final set of tracks from the global tracking made with the threshold values from Table 3 show a 0.1 % percentile of the maximum vorticity per matched track of $22 \cdot 10^{-5}$ s^{-1} which tends to support this claim.

The surface wind speed threshold (*RES*) on the other hand has a clear impact on performances as it effectively defines an upper bound for the POD. Setting RES to 15 m.s^{-1} bounds the POD to 54 % in NAtl and 67.3 % in SInd. Boundaries formed by vectors with RES values set to 10 and 5 m.s^{-1} are located further up the POD axis and are capped respectively to 74.8 % and 76.7 % for NAtl and 83 % and 83.6 % for SInd. The sensitivity to the *RES* parameter shows in fact that the POD saturates at RES=10, with RES=5 vectors offering only marginally better PODs in the NAtl basin, and no apparent change in the SInd basin. Because of the POD gap between RES=10 and RES=15, it is possible that the saturation value is actually located between 10 and 15 m s^{-1}.

The temperature anomaly threshold (*TANOM*) stratifies the FAR as each value taken by this parameter corresponds to a certain FAR range with little overlapping. Reducing the threshold leads to an increased FAR, as it allows the tracker to detect cooler systems. However, because of the link between FAR and POD, an increased FAR generally implies a higher POD, making TANOM=1 vectors prime choices for finding a good performing solution within our set.

As for the last two detection thresholds that define the strength of vertical profiles for respectively the temperature and horizontal wind speed (*PT* and *PW*), they act by design as filters for extra-tropical cyclones—counting as false alarms in our methodology—by ensuring the presence of respectively a warmer upper core and stronger near-surface winds. Both of these properties are indeed reversed in extra-tropical cyclones, and linked together by the thermal wind relationship. No distinct pattern applicable to both regions and all vectors emerge from the analysis. However, when considering only the group of vectors with the highest POD in each region, increasing these thresholds tends to deteriorate the FAR with marginal benefit to the POD.

As a result, we chose VOR=15 for its potential to reduce the amount of false alarms, RES=5 for the extended POD upper bound, TANOM=1 because of the advantageous location of these vectors in the objective space for the NAtl basin and selected a solution from the remaining candidates in our set which we felt constituted a satisfying compromise in both regions—leaving us with PT=1 and PW=5. The choice of a 5 m s^{-1} wind speed threshold and its meaning for the CNRM TC Tracking Scheme is

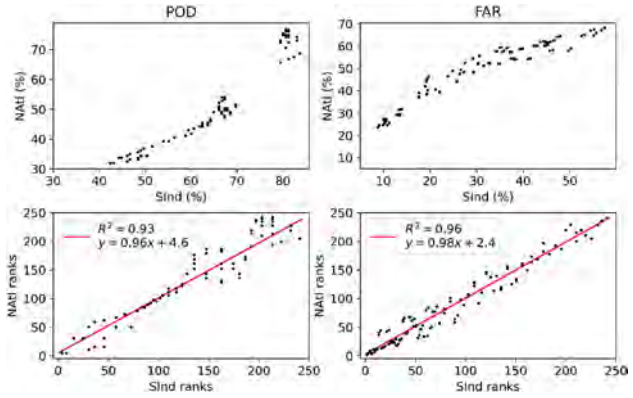


Fig. 10 The left column places each vector POD-wise (upper left) and their respective ranks—from 1 to 243—between both experiments (bottom left). The right column does the same FAR-wise. PODs are ranked in ascending order such that higher POD values have a higher rank and FARs in descending order. The red line on the bottom row panels show the fitted line between NAtl and SInd ranks and exhibit a 0.97 and 0.94 correlation coefficient for POD and FAR, respectively

further discussed in the Disccusion section (Sect. 4). This particular solution exhibits a 54 % FAR and 72.4 % POD in the NAtl region, and a 41 % FAR and 81.2 % POD in the SInd basin. The important amount of false alarms in the chosen solution, the majority of which being mid-latitude systems, motivated us to then add the VTU post-processing method described in Sect. 2.2 as a mean of improving performances even further. Applying the VTU method on the selected solution brings down the FAR to respectively 15 % and 27 % for NAtl and SInd between 2008 and 2018. This reduction in FAR comes at a cost to the POD in the NAtl basin which is lowered to 58 %. However, the POD in the SInd remains unaffected by the use of the additional filter, which is likely due to the fact that there is little TC activity at mid-latitudes in this region.

Finally, it is worth noting that while our test vectors in the SInd region present generally higher PODs in this experiment (14 points more in average) and are arranged differently in the objective space than in the NAtl region, the rankings of each vector on FAR and POD scales is approximately preserved between both region, as can be seen in Fig. 10 below.

POD ranks between both basins indeed show a 0.96 correlation coefficient FAR ranks are at 0.98, meaning that any given vector performs about as well in both basins with respect to the other vectors. This gives us confidence in the fact that tuning our algorithm over two basins only can be relevant for all basins.

Supplementary Information The online version contains supplementary material available at https://doi.org/10.1007/s00382-023-06902-8.

Author contributions WD carried out the study under the guidance of JC and FC. FC provided the tracking scheme. SB provided the VTU post-processing. WD did the figures and wrote the manuscript. All authors provided critical feedback and contributed to the revisions.

Funding This work was partly supported by the French National program LEFE (Les Enveloppes Fluides et l'Environnement), specifically by the CYPRESSA project.

Data availability The ERA5 data used was obtained from the ESPRI Mesocentre from the IPSL, Polytechnique, but is otherwise available through the Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). The IBTrACS catalog is available at https://www.ncei.noaa.gov/products/international-best-track-archive. The tracking and track pairing data generated and analysed during the current study are available from the corresponding author on reasonable request.

Declarations

Conflict of interest The authors have no relevant financial or non-financial interests to disclose. The authors declare no competing interests.

References

Atkinson GD, Holliday CR (1977) Tropical cyclone minimum sea level pressure/maximum sustained wind relationship for the Western North Pacific. Mon Weather Rev 105(4):421–427. https://doi.org/10.1175/1520-0493(1977)105<0421:TCMSLP>2.0.CO;2

Bell R, Strachan J, Vidale PL et al (2013) Response of tropical cyclones to idealized climate change experiments in a global high-resolution coupled general circulation model. J Clim 26(20):7966–7980. https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00749.1

Bell B, Hersbach H, Simmons A et al (2021) The ERA5 global reanalysis: preliminary extension to 1950. Q J R Meteorol Soc 147(741):4186–4227. https://doi.org/10.1002/qj.4174

Bengtsson L, Hagemann S, Hodges KI (2004) Can climate trends be calculated from reanalysis data? J Geophys Res Atmos. https://doi.org/10.1029/2004JD004536

Bourdin S, Fromang S, Dulac W et al (2022) Intercomparison of four algorithms for detecting tropical cyclones using ERA5. Geosci Model Dev 15(17):6759–6786. https://doi.org/10.5194/gmd-15-6759-2022

Cesana G, Waliser DE, Jiang X et al (2015) Multimodel evaluation of cloud phase transition using satellite and reanalysis data. J Geophys Res Atmos 120(15):7871–7892. https://doi.org/10.1002/2014JD022932

Chauvin F, Royer JF, Déqué M (2006) Response of hurricane-type vortices to global warming as simulated by ARPEGE-Climat at high resolution. Clim Dyn 27(4):377–399. https://doi.org/10.1007/s00382-006-0135-7

Davis CA (2018) Resolving tropical cyclone intensity in models. Geophys Res Lett 45(4):2082–2087. https://doi.org/10.1002/2017GL076966

Deb K (2011) Multi-objective optimisation using evolutionary algorithms: an introduction. In: Wang L, Ng AHC, Deb K (eds) Multi-objective evolutionary optimisation for product design and manufacturing. Springer, London, pp 3–34. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-652-8_1

Dee DP, Uppala SM, Simmons AJ et al (2011) The ERA-interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. Q J R Meteorol Soc 137(656):553–597. https://doi.org/10.1002/qj.828

Ebita A, Kobayashi S, Ota Y et al (2011) The Japanese 55-year reanalysis JRA-55: an interim report. Sola 7:149–152. https://doi.org/10.2151/sola.2011-038

Fasullo JT (2020) Evaluating simulated climate patterns from the CMIP archives using satellite and reanalysis datasets using the Climate Model Assessment Tool (CMATv1). Geosci Model Dev 13(8):3627–3642. https://doi.org/10.5194/gmd-13-3627-2020

Franklin JL, Black ML, Valde K (2003) GPS dropwindsonde wind profiles in hurricanes and their operational implications. Weather Forecast 18(1):32–44. https://doi.org/10.1175/1520-0434(2003)018<0032:GDWPIH>2.0.CO;2

Gao S, Chen B, Li T et al (2017) AIRS-observed warm core structures of tropical cyclones over the western North Pacific. Dyn Atmos Oceans 77:100–106. https://doi.org/10.1016/j.dynatmoce.2016.12.001

Gelaro R, McCarty W, Suárez MJ et al (2017) The modern-era retrospective analysis for research and applications, version 2 (MERRA-2). J Clim 30(14):5419–5454. https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0758.1

Hart RE (2003) A cyclone phase space derived from thermal wind and thermal asymmetry. Mon Weather Rev 131(4):585–616. https://doi.org/10.1175/1520-0493(2003)131<0585:ACPSDF>2.0.CO;2

Hatsushika H, Tsutsui J, Fiorino M et al (2006) Impact of wind profile retrievals on the analysis of tropical cyclones in the JRA-25 reanalysis. J Meteorol Soc Jpn Ser II 84(5):891–905. https://doi.org/10.2151/jmsj.84.891

Hersbach H, Bell B, Berrisford P et al (2020) The ERA5 global reanalysis. Q J R Meteorol Soc 146(730):1999–2049. https://doi.org/10.1002/qj.3803

Hodges KI (1994) A general method for tracking analysis and its application to meteorological data. Mon Weather Rev 122(11):2573–2586. https://doi.org/10.1175/1520-0493(1994)122<2573:AGMFTA>2.0.CO;2

Hodges K, Cobb A, Vidale PL (2017) How well are tropical cyclones represented in reanalysis datasets? J Clim 30(14):5243–5264. https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0557.1

Kalnay E, Kanamitsu M, Kistler R et al (1996) The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project. Bull Am Meteor Soc 77(3):437–472. https://doi.org/10.1175/1520-0477(1996)077<0437:TNYRP>2.0.CO;2

Klotzbach PJ, Bell MM, Bowen SG et al (2020) Surface pressure a more skillful predictor of normalized hurricane damage than maximum sustained wind. Bull Am Meteor Soc 101(6):E830–E846. https://doi.org/10.1175/BAMS-D-19-0062.1

Knapp KR, Kruk MC, Levinson DH et al (2010) The international best track archive for climate stewardship (IBTrACS): unifying tropical cyclone data. Bull Am Meteor Soc 91(3):363–376. https://doi.org/10.1175/2009BAMS2755.1

Knutson T, Camargo SJ, Chan JCL et al (2020) Tropical cyclones and climate change assessment: Part II: projected response to anthropogenic warming. Bull Am Meteor Soc 101(3):E303–E322. https://doi.org/10.1175/BAMS-D-18-0194.1

Murakami H (2014) Tropical cyclones in reanalysis data sets. Geophys Res Lett 41(6):2133–2141. https://doi.org/10.1002/2014GL059519

Murakami H, Sugi M (2010) Effect of model resolution on tropical cyclone climate projections. Sola 6:73–76. https://doi.org/10.2151/sola.2010-019

Onogi K, Tsutsui J, Koide H et al (2007) The JRA-25 reanalysis. J Meteorol Soc Jpn Ser II 85(3):369–432. https://doi.org/10.2151/jmsj.85.369

Rathmann NM, Yang S, Kaas E (2014) Tropical cyclones in enhanced resolution CMIP5 experiments. Clim Dyn 42(3):665–681. https://doi.org/10.1007/s00382-013-1818-5

Rienecker MM, Dee D, Woollen J, et al (2012) Atmospheric Reanalyses-Recent Progress and Prospects for the Future. A Report from a Technical Workshop, April 2010. Tech. Rep. GSFC. TM.6867.2012, NASA, https://ntrs.nasa.gov/citations/20120014167, nTRS Author Affiliations: NASA Goddard Space Flight Center, European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, I M Systems Group, Colorado Univ., Japan Meteorological Agency, Met Office (Meteorological Office), National Oceanic and Atmospheric Administration NTRS Document ID: 20120014167 NTRS Research Center: Goddard Space Flight Center (GSFC). Accessed 7 Sept 2022

Saha S, Moorthi S, Wu X et al (2014) The NCEP climate forecast system version 2. J Clim 27(6):2185–2208. https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00823.1

Schenkel BA, Hart RE (2012) An examination of tropical cyclone position, intensity, and intensity life cycle within atmospheric reanalysis datasets. J Clim 25(10):3453–3475. https://doi.org/10.1175/2011JCLI4208.1

Schreck CJ, Knapp KR, Kossin JP (2014) The impact of best track discrepancies on global tropical cyclone climatologies using IBTrACS. Mon Weather Rev 142(10):3881–3899. https://doi.org/10.1175/MWR-D-14-00021.1

Stern DP, Nolan DS (2011) On the vertical decay rate of the maximum tangential winds in tropical cyclones. J Atmos Sci 68(9):2073–2094. https://doi.org/10.1175/2011JAS3682.1

Stern DP, Nolan DS (2012) On the height of the warm core in tropical cyclones. J Atmos Sci 69(5):1657–1680. https://doi.org/10.1175/JAS-D-11-010.1

Tiwari G, Kumar P (2022) Predictive skill comparative assessment of WRF 4DVar and 3DVar data assimilation: an Indian Ocean tropical cyclone case study. Atmos Res 277(106):288. https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2022.106288

Tory KJ, Chand SS, Dare RA et al (2013) The development and assessment of a model-, grid-, and basin-independent tropical cyclone detection scheme. J Clim 26(15):5493–5507. https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00510.1

Ullrich PA, Zarzycki CM (2017) TempestExtremes: a framework for scale-insensitive pointwise feature tracking on unstructured grids. Geosci Model Dev 10(3):1069–1090. https://doi.org/10.5194/gmd-10-1069-2017

Ullrich PA, Zarzycki CM, McClenny EE et al (2021) TempestExtremes v2.1: a community framework for feature detection, tracking, and analysis in large datasets. Geosci Model Dev 14(8):5023–5048. https://doi.org/10.5194/gmd-14-5023-2021

Uppala SM, KÅllberg PW, Simmons AJ, et al (2005) The ERA-40 reanalysis. Q J R Meteorol Soc 131(612):2961–3012. https://doi.org/10.1256/qj.04.176

Voldoire A, Saint-Martin D, Sénési S et al (2019) Evaluation of CMIP6 DECK experiments With CNRM-CM6-1. J Adv Model Earth Syst 11(7):2177–2213. https://doi.org/10.1029/2019MS001683

Walsh KJE, Fiorino M, Landsea CW et al (2007) Objectively determined resolution-dependent threshold criteria for the detection of tropical cyclones in climate models and reanalyses. J Clim 20(10):2307–2314. https://doi.org/10.1175/JCLI4074.1

Wang X, Jiang H (2019) A 13-year global climatology of tropical cyclone warm-core structures from AIRS data. Mon Weather Rev 147(3):773–790. https://doi.org/10.1175/MWR-D-18-0276.1

Whitaker JS, Compo GP, Thépaut JN (2009) A comparison of variational and ensemble-based data assimilation systems for reanalysis of sparse observations. Mon Weather Rev 137(6):1991–1999. https://doi.org/10.1175/2008MWR2781.1

Willoughby HE (1990) Gradient balance in tropical cyclones. J Atmos Sci 47(2):265–274. https://doi.org/10.1175/1520-0469(1990)047<0265:GBITC>2.0.CO;2

Zarzycki CM, Ullrich PA, Reed KA (2021) Metrics for evaluating tropical cyclones in climate data. J Appl Meteorol Climatol 60(5):643–660. https://doi.org/10.1175/JAMC-D-20-0149.1

Zhang JA, Nolan DS, Rogers RF et al (2015) Evaluating the impact of improvements in the boundary layer parameterization on hurricane intensity and structure forecasts in HWRF. Mon Weather Rev 143(8):3136–3155. https://doi.org/10.1175/MWR-D-14-00339.1

Zick SE, Matyas CJ (2015) Tropical cyclones in the North American Regional Reanalysis: an assessment of spatial biases in location, intensity, and structure. J Geophys Res Atmos 120(5):1651–1669. https://doi.org/10.1002/2014JD022417

Zitzler E, Thiele L (1999) Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. IEEE Trans Evol Comput 3(4):257–271. https://doi.org/10.1109/4235.797969

Publisher's Note Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.

Springer Nature or its licensor (e.g. a society or other partner) holds exclusive rights to this article under a publishing agreement with the author(s) or other rightsholder(s); author self-archiving of the accepted manuscript version of this article is solely governed by the terms of such publishing agreement and applicable law.

Appendix B Supplementary figures

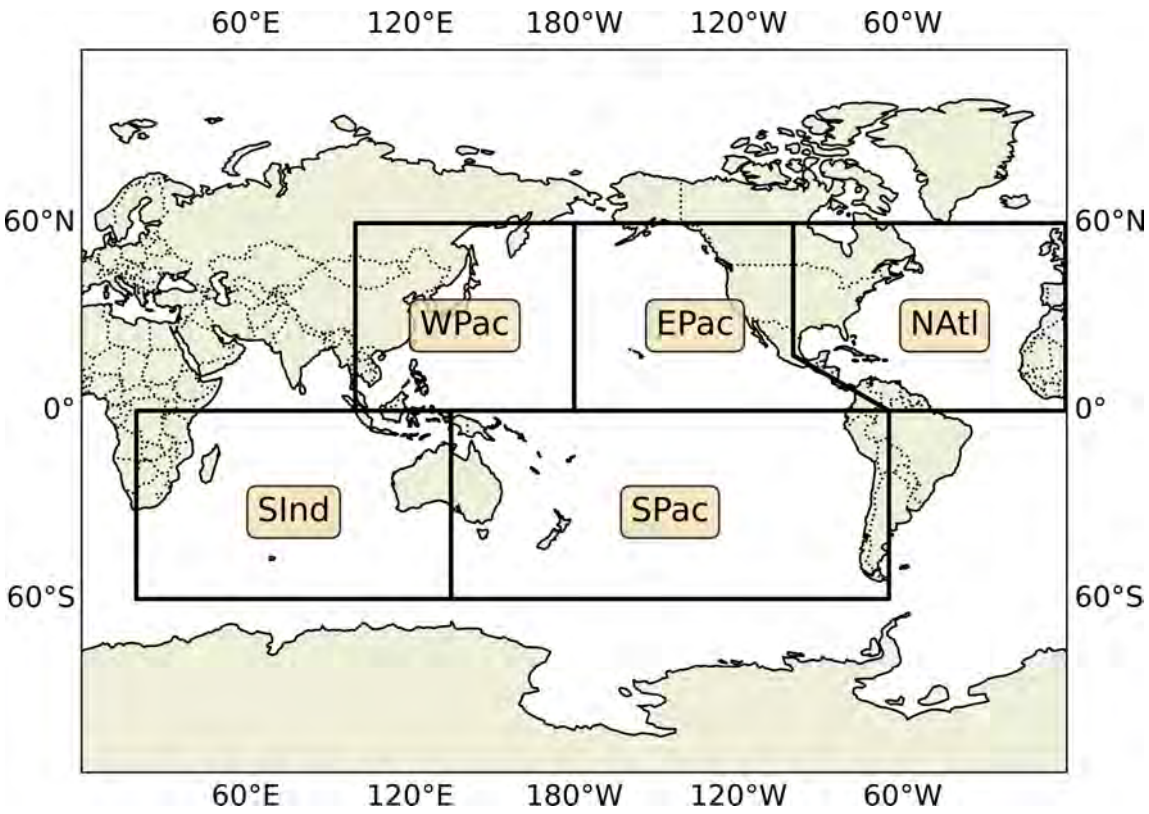


Fig. B1 Geographical basins definition. Adapted from Knutson et al (2020)

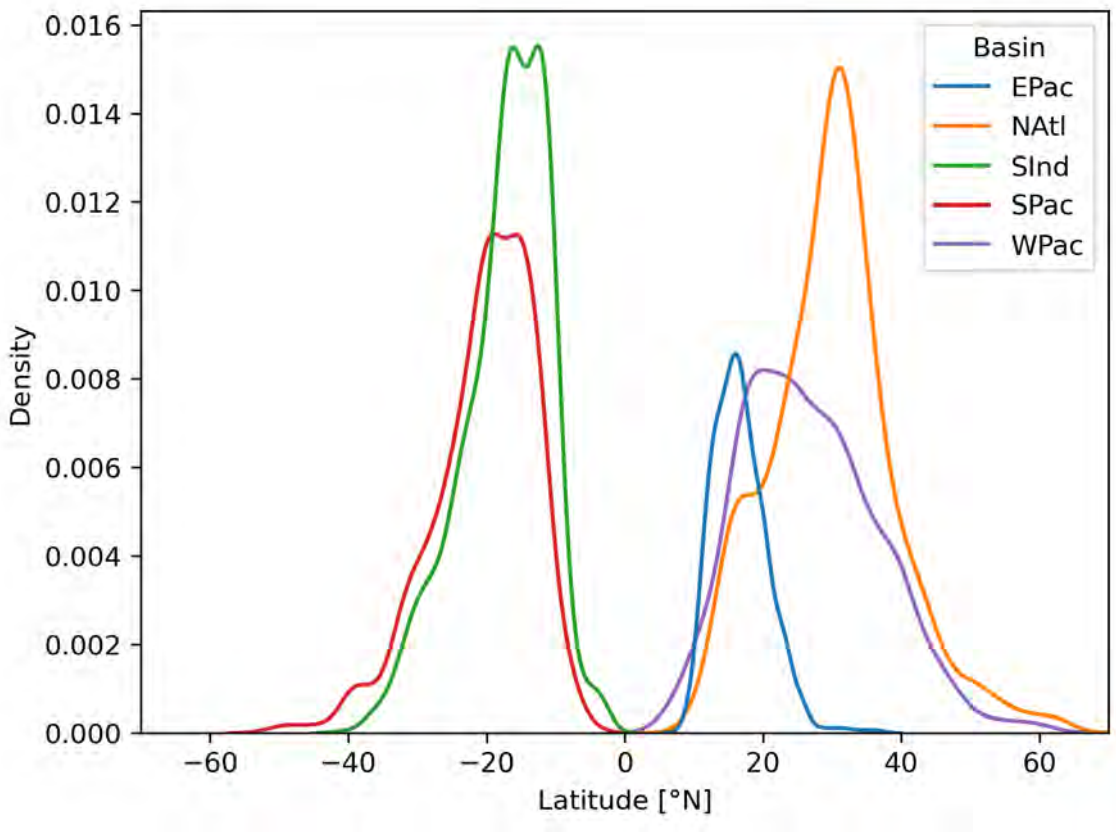


Fig. B2 Estimated PDFs of the latitudes of the IBTrACS systems matched with ERA5 tracks that are removed by the VTU post-processing for each basin of interest.

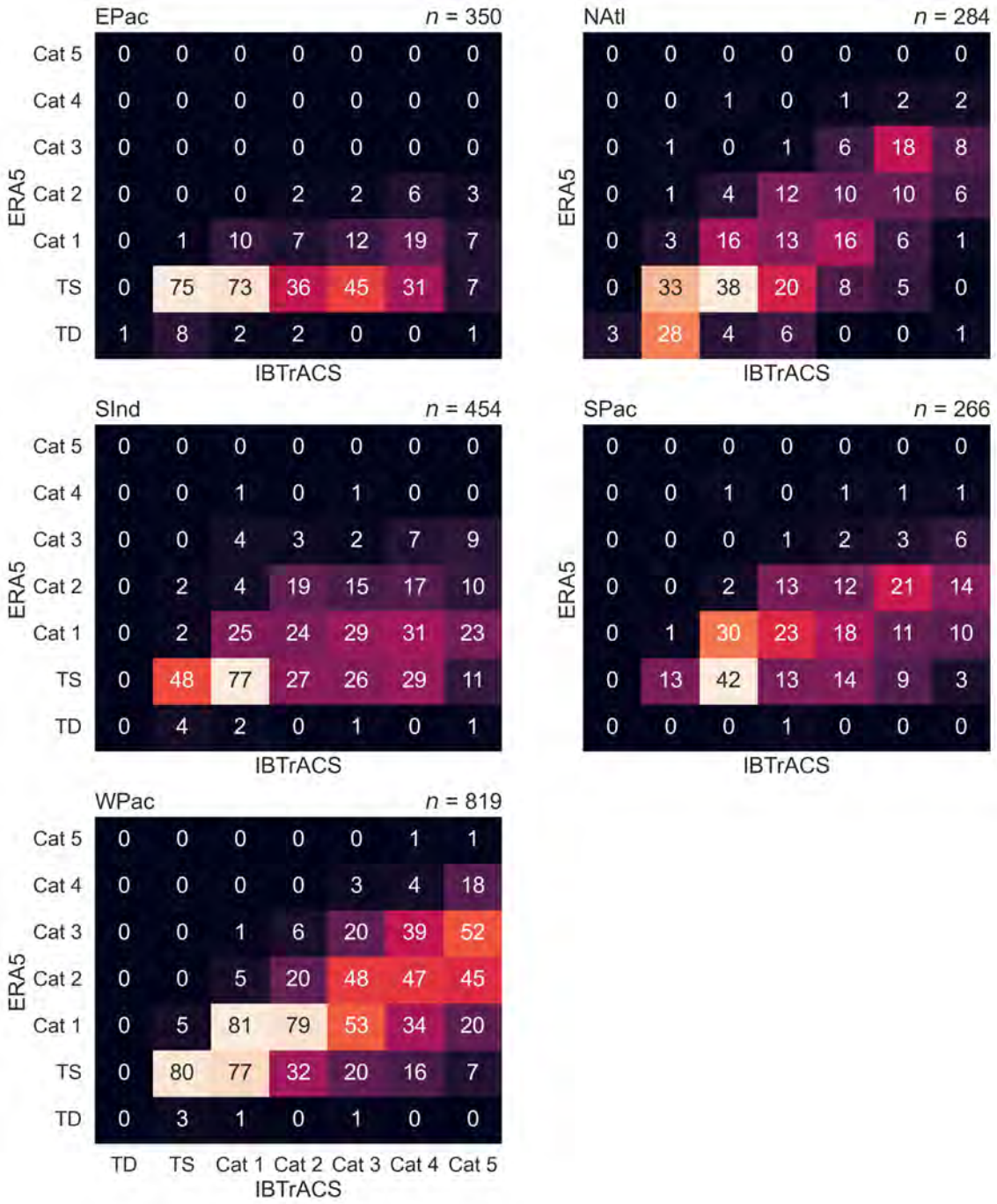


Fig. B3 Per basin contingency crosstables between ERA5 and IBTrACS pressure-based intensity classes.

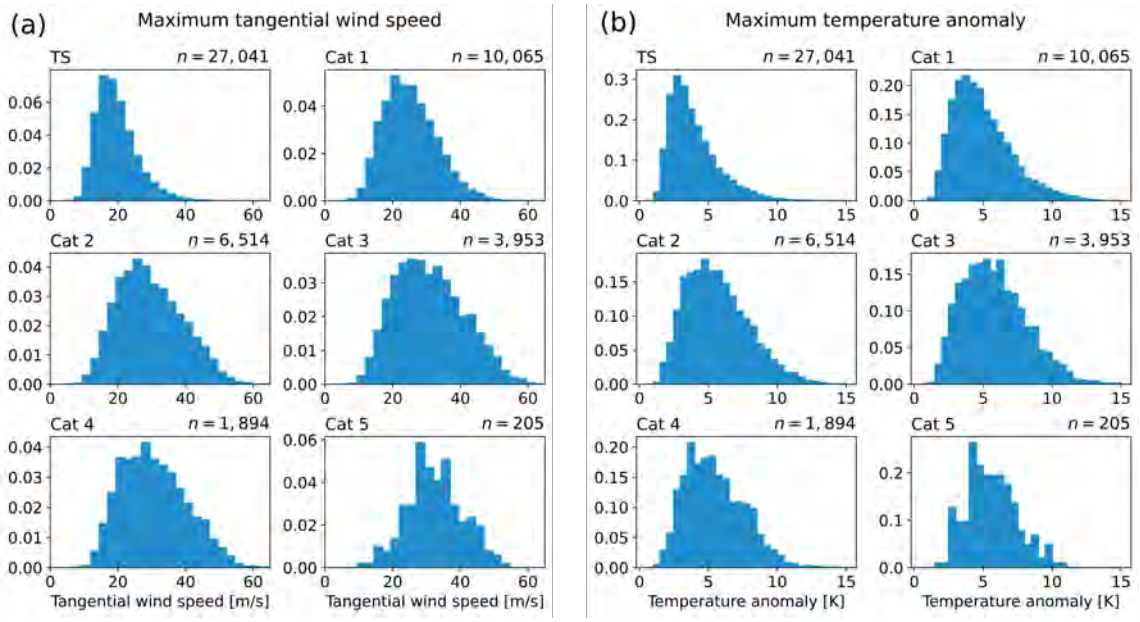


Fig. B4 Distributions of (a) the maximum tangential wind speed per composited radius-height cross-section for each observed SSHWS intensity class, and for the maximum temperature anomaly (b).

2.3 Compléments

2.3.1 Filtrage des systèmes de moyennes latitudes

Introduction

La détection des cyclones tropicaux dans la réanalyse ERA5 et l'appariement de ces derniers avec le catalogue des best tracks, tel que pratiqué dans Dulac et al. (2023) et présenté dans la section 2.2.2, révèle une quantité significative de systèmes identifiés « faux positifs » par l'algorithme d'appariement. Ces cas correspondent à des systèmes détectés dans la réanalyse mais pour lesquels aucune correspondance n'est identifiée dans IBTrACS. Il convient, par soucis de clarté, de distinguer les trois jeux de trajectoires ERA5 évoqués par la suite et listés ci-dessous selon la chronologie des évènements :

- Jeu 1 : Trajectoires des systèmes dans ERA5 obtenues initialement, sans optimisation ni filtrage des systèmes de moyennes latitudes.
- Jeu 2 : Trajectoires dites « optimisées », où les seuils de détection du schéma de détection sont choisis de façon à maximiser la probabilité de détection (voir section 2.2.2.VI) et où aucun filtrage des systèmes de moyennes latitudes n'est utilisé.
- Jeu 3 : Trajectoires optimisées, comme le jeu 2, où le filtre des systèmes de moyennes latitudes basé sur le paramètre V_U^T est employé. Il s'agit du jeu de trajectoires utilisé dans Dulac et al. (2023).

Rappelons que que le paramètre V_U^T, de l'espace des phases de Hart (2003), est défini comme le gradient vertical entre 600 hPa et 300 hPa de la perturbation de hauteur géopotentielle maximale dans un rayon de 500 km centré sur le cyclone. Une valeur $V_U^T < 0$, est indicative de la présence d'un vent thermique (induit par un gradient de température) plus fort à 600 hPa qu'à 300 hPa. Ce paramètre permet alors de discriminer les cyclones tropicaux à cœur chaud des tempêtes extratropicales qui présentent souvent un cœur froid. Dans Dulac et al. (2023), avec le jeu 3, le taux de faux-positivité intégré sur la période 1981 – 2019 et sur les cinq bassins océaniques d'intérêt s'élève à 24 % (section 2.2.2.III). Lorsque le filtre du V_U^T est désactivé (jeu 2), cette quantité vaut alors 60 %. Si ce filtre est si efficace, c'est en effet parce que la grande majorité des faux-positifs détectés par le traqueur dans ERA5 sont des systèmes de moyennes latitudes, comme en atteste la figure 2.1.a qui présente pour les faux positifs du jeu 2 un mode principal centré sur 50 °N et S pour les deux hémisphères respectifs. Pour le jeu 3 (figure 2.1.b, en pointillés, avec V_U^T), la tendance s'inverse dans l'hémisphère sud. En effet, le mode secondaire situé juste en dessous de 25 °S devient le mode principal, et l'écart entre les deux modes dans l'hémisphère nord se réduit lorsque le filtre est activé.

La discrimination des cyclones tropicaux des autres systèmes météorologiques tourbillonnaires constitue la difficulté principale de la détection objective de TC dans les modèles. C'est la raison pour laquelle beaucoup de traqueurs, notamment ceux basés sur la méthodologie de Bengtsson et al. (1995), fournissent une description si détaillée d'un TC à travers les diverses conditions et seuils à respecter, à l'instar du traqueur du CNRM. Force est de constater que ce n'est cependant pas suffisant, si bien que d'autres stratégies sont parfois employées. La solution la plus simple consiste à définir une contrainte en latitude. Une telle limite est parfois fixée à 30 ° (Bengtsson et al. 1982 ; Broccoli et Manabe 1990 ; McDonald et al. 2005), ou encore entre 40 ° et 45 ° (G. Wu et Lau 1992 ; J.-i. Tsutsui et Kasahara 1996 ; J. Tsutsui

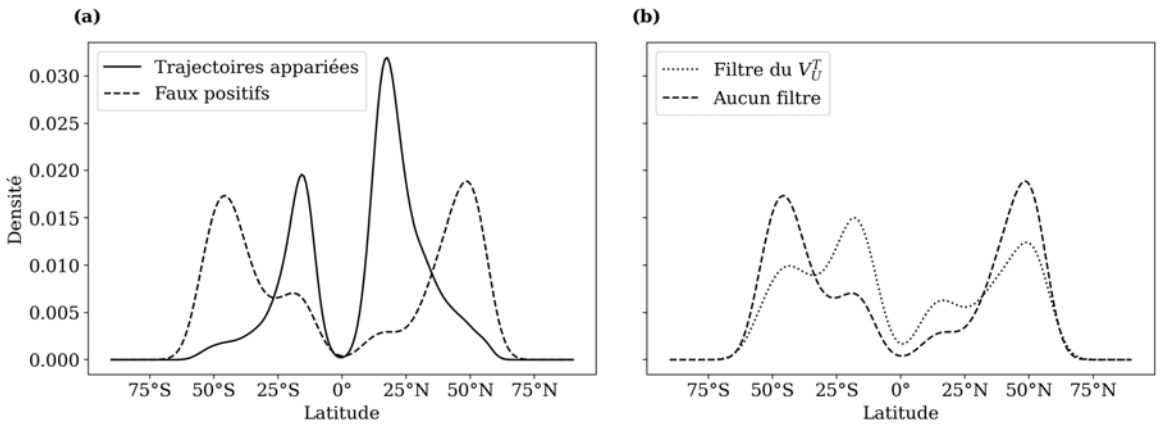


FIGURE 2.1 – (a) Densités de probabilités estimées par noyau gaussien de la latitude d'origine d'une trajectoire ERA5 selon si elle est appariée avec IBTrACS (trait plein) ou identifiée comme faux positif (tirets), réalisées sur les trajectoires issues du schéma de détection optimisé lorsque le filtre basé sur le paramètre V_U^T est désactivé (jeu 2). (b) Densités de probabilités de la latitude d'origine des faux positifs : sans le filtre V_U^T (tirets), identique à l'encadré (a) (jeu 2), et avec le filtre V_U^T (pointillés) (jeu 3).

2002 ; Oouchi et al. 2006 ; Zarzycki et Jablonowski 2014). Définir une limite fixe en latitude pose toutefois problème lorsqu'il s'agit de chercher à détecter les cyclones tropicaux dans des simulations à climat plus chaud, étant donné l'expansion des tropiques (Lucas et al. 2014 ; Staten et al. 2018) et le décalage vers les pôles de l'activité cyclonique (Kossin et al. 2014 ; Knutson et al. 2020). Ainsi, un filtre des systèmes de moyennes latitudes pour un schéma de détection ayant vocation à être appliqué à des simulation de réchauffement climatique se doit de pouvoir s'adapter à un climat altéré, et donc d'être un filtre dynamique.

Dans cette section, nous détaillons les différents filtres qui ont été explorés avant de finalement choisir celui employant le paramètre V_U^T de Hart pour Dulac et al. (2023). Une attention particulière est portée à une solution consistant en l'utilisation de la latitude du maximum de gradient méridional de hauteur géopotentielle à 200 hPa. Le parallèle est fait avec la méthode employée dans Bourdin et al. (2022) qui utilise la limite équatoriale du jet subtropical comme limite méridienne.

Filtre du gradient de hauteur géopotentielle à 200 hPa

Les courants jet troposphériques, causés par le gradient de température entre les pôles et l'équateur, apportent du cisaillement qui affaiblit les cyclones tropicaux jusqu'à leur faire perdre leurs caractéristiques tropicales et peuvent ensuite transitionner vers l'état de cyclone extratropical. Ces courants sont liés au gradient de géopotentiel par géostrophisme si bien que la hauteur géopotentielle à 200 hPa, Z_{200}, s'effondre dans les moyennes latitudes. Cela laisse alors apparaître la perspective d'utilisation de la limite en latitude formée par le maximum de $\partial Z_{200}/\partial\phi$, évalué à chaque longitude, comme filtre des systèmes de moyennes latitudes. La figure 2.2 illustre l'intérêt d'utiliser cette grandeur à travers l'exemple du cyclone Ophelia de la saison cyclonique 2017, tel que détecté dans la réanalyse ERA5. Si ce cyclone a terminé sa transition extratropicale le 16 Octobre à 00:00, à 270 km du cap Mizen à l'extrémité sud de l'Irlande, correspondant au point situé entre 45 ° et 50 °N sur la figure 2.2, cet exemple

montre néanmoins que ce système a avancé vers le nord dans un méandre de géopotentiel, et est resté en dessous de la latitude du gradient maximal jusqu'à l'Écosse, formant une trajectoire détectée à laquelle ne manque que trois échéances par rapport à la best track. Certains systèmes peuvent donc atteindre des latitudes élevées si les conditions synoptiques le permettent, là où un seuil fixe en latitude aurait pu tronquer la trajectoire.

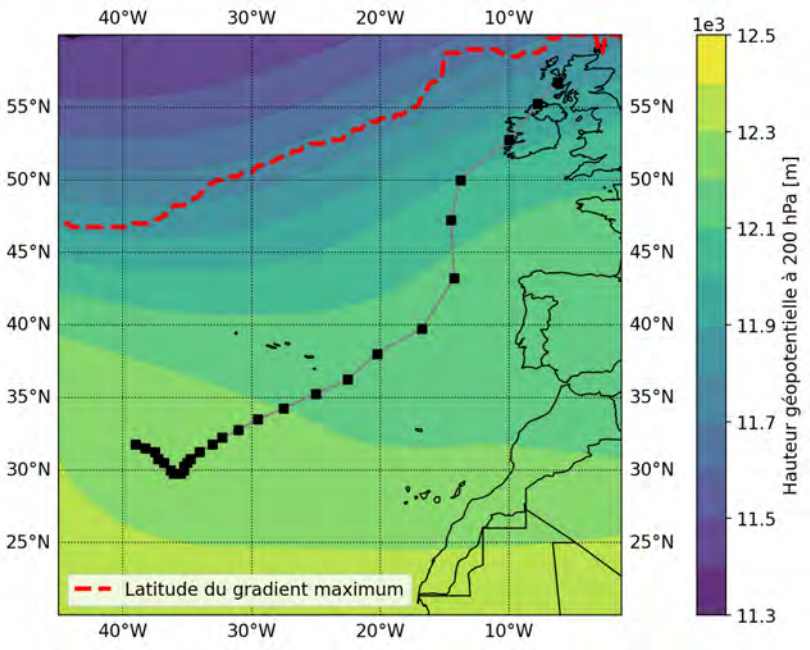


FIGURE 2.2 – Trajectoire détectée dans ERA5 du cyclone Ophelia de la saison cyclonique 2017 sur fond du champ de hauteur géopotentielle à 200 hPa moyenné entre le 10 Octobre 2017 à 06:00 et le 17 Octobre à 00:00, correspondant respectivement à la première et dernière échéance détectée du système. Le tracé rouge correspond à la latitude du maximum de gradient méridional du champ présenté.

L'usage du gradient de Z_{200} comme limite méridienne présente par ailleurs l'intérêt d'évoluer de manière saisonnière. C'est ce que montre la figure 2.3 avec la climatologie mensuelle de la latitude du maximum de $\partial Z_{200}/\partial\phi$ sur la période 1980 – 2020, sous la forme d'un diagramme de Hovmöller. L'encadré (a) de la figure 2.3, correspondant à l'hémisphère nord, montre par exemple que cette limite méridienne tend à se déplacer vers le pôle durant la saison estivale, en particulier sur l'océan Atlantique, mais aussi sur l'ensemble de l'océan Pacifique, régions sur lesquelles la moyenne sur le mois d'Août est située au delà de 50 °. Inversement, la moyenne mensuelle descend à 39 °N au cœur de l'Atlantique durant le mois de mars. Dans le bassin WPac, la latitude climatologique du maximum de gradient varie entre 33 °N au moins de Janvier, et 49 °N au moins d'août. Dans l'hémisphère sud, présenté sur la figure 2.3.b, la saisonnalité de latitude du gradient maximal est également visible sur les bassins SInd et SPac, et varie également entre 40 °S et 50 ° selon les saisons. Un second avantage du filtre du gradient de géopotentiel est le fait qu'il ne dépend que du champ de Z_{200} au pas de temps considéré, ce qui le rend d'une part hautement dynamique, mais surtout permet une implémentation « online » du filtre, par opposition à un post-traitement. Une implémentation online permet en effet de potentiellement gagner en temps d'exécution du schéma de détection. En pratique, dans la version du traqueur qui intègre ce filtre, le calcul des latitudes en chaque longitude constitue la première étape du sous-programme de détec-

tion des maximas à chaque nouveau pas de temps. Seuls les points situés en dessous de la limite ainsi définie sont testés pour les caractéristiques d'un TC. De cette façon, les tests du schéma de détection, en particulier ceux qui nécessitent le calcul préalable du rayon du disque de référence, tel que décrit dans Chauvin et al. (2006) et Dulac et al. (2023), ne sont pas réalisés si le point est situé au delà de la limite en latitude, ce qui peut constituer un gain de temps considérable si les systèmes extratropicaux sont nombreux, comme ici.

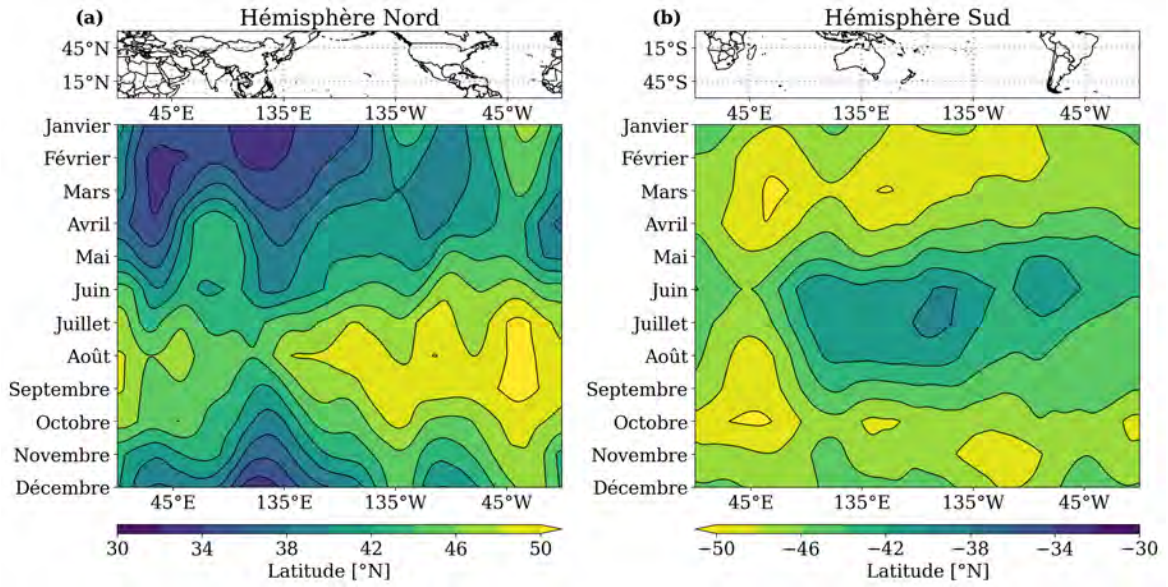


FIGURE 2.3 – Diagramme de Hovmöller de la climatologie mensuelle de la latitude du gradient maximal de géopotentiel à 200 hPa, lissée par un filtre gaussien, pour l'hémisphère nord (a) et sud (b), calculée de 1980 à 2020 avec la réanalyse ERA5. Contours de 30 °N à 50 °N (respectivement Sud) par pas de 2 °. L'utilisation de contours dans cette figure rend le diagramme imparfaitement périodique.

Avec ce filtre, le FAR intégré sur la période 1981 – 2019 et sur les cinq bassins d'activité vaut 36 %, soit seulement 12 points de pourcentage de plus qu'avec le V_U^T. Ses performances à l'échelle des bassins d'activité sont toutefois très variables. Le filtre du gradient de géopotentiel est particulièrement efficace dans le bassin WPac, où le taux de faux positifs est réduit à 10 % (respectivement 14 % dans Dulac et al. 2023). Dans le bassin EPac, il est à peu près aussi efficace que le V_U^T avec 21 % (respectivement 20 %). Dans le NAtl et SInd, le filtre du gradient de géopotentiel produit un FAR de respectivement 37 % et 39 % (contre respectivement 20 % et 21 % pour le V_U^T), soit un taux de faux positifs presque doublé. C'est toutefois dans le SPac que le filtre considéré dans cette section est le moins efficace, avec un FAR de 71 %, c'est à dire du même ordre que le POD dans ce bassin. Ces performances variables, insuffisantes dans le cas du SPac, s'expliquent par le fait que le champ de $\partial Z_{200}/\partial\phi$ n'est pas suffisamment lisse en latitude, si bien que la latitude du gradient oscille entre le jet polaire — situé aux alentours de 60 ° — et le jet subtropical, autour de 30 °. Si cet effet n'est pas visible sur les figures 2.2 et 2.3, c'est parce que ces dernières ont fait l'objet d'un lissage agressif. En effet, sur la figure 2.2, le gradient est calculé sur le champ de géopotentiel moyenné sur 7 jours, et non pas sur le champ instantané, tandis que Sur la figure 2.3, les moyennes climatologiques pour chaque mois de la latitude du gradient maximum sont lissées par filtre gaussien. La figure 2.4 illustre ce problème à travers six exemples tirés aléatoirement dans l'hémisphère sud sur la saison cyclonique 2019. Précisons que les champs de $\partial Z_{200}/\partial\phi$ qui y sont présentés sont calculés sur la hauteur géopotentielle elle-même lissée spatialement

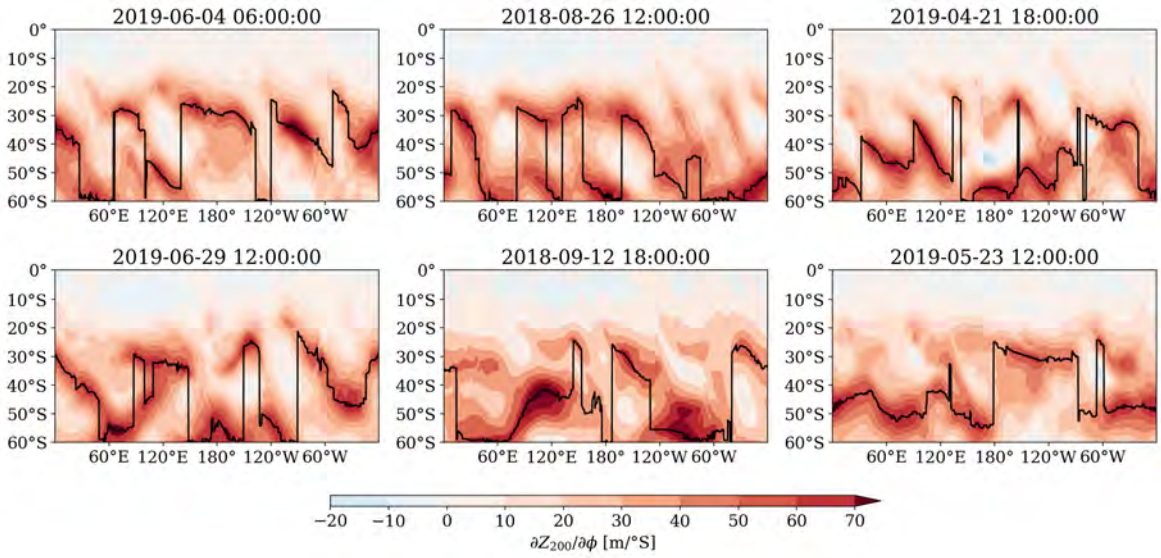


FIGURE 2.4 – Gradient méridional de la hauteur géopotentielle à 200 hPa pour 6 échéances tirées aléatoirement dans la saison cyclonique 2019 de l'hémisphère sud dans la réanalyse ERA5. Le tracé noir relie les points de gradient maximal pour chaque longitude.

avec une fenêtre glissante carrée de côté 11, conformément à l'implémentation online qui en est faite dans le schéma de détection. Cette figure montre que la latitude à laquelle la pente de Z_{200} est maximale n'est pas une fonction continue de la longitude. Autrement dit, il peut exister pour une longitude plusieurs bandes de latitudes où le gradient est fort, et donc plusieurs maxima locaux de $\partial Z_{200}/\partial\phi$. Cela aboutit à une latitude du gradient maximal en dents de scie. Sur la figure 2.4, cela est particulièrement visible pour la date du 2018–08–26 (1re ligne 2e colonne) et la date du 2019–06–29 (2e ligne 1re colonne), et plus localement pour la date du 2019–06–24 (1re ligne 1re colonne) entre 0 °E et 180 °, ou encore au 2019–04–21 (1re ligne 3e colonne) entre 180 ° et 120 °W. Dans ces cas, la latitude du gradient maximum saute d'un courant atmosphérique à l'autre, séparés de 30 ° l'un de l'autre. Parmi les autres dates, il apparaît que le gradient à la limite des subtropiques n'est souvent pas suffisamment fort par rapport au gradient dans les latitudes plus proches du pôle, si bien que la latitude du gradient maximal frôle localement la limite méridienne du domaine de fonctionnement du schéma de détection, 60 °S, comme par exemple à la date du 2018–09–12 (2e ligne 2e colonne), autour de 60 °E (bassin SInd) ainsi qu'entre 120 °W et 60 °W (SPac), ce qui est essentiellement équivalent à ne pas avoir de filtre.

Filtre du jet subtropical

Le filtre du gradient de géopotentiel à 200 hPa vise essentiellement à définir un courant jet comme limite méridienne des tropiques. D'autres travaux ont employé une approche similaire basée sur un diagnostic différent du jet subtropical, en lieu et place d'un seuil fixe en latitude (Tory et al. 2013b ; Tory et Dare 2015 ; S. S. Bell et al. 2018), dont la formulation est reprise dans Bourdin et al. (2022). Spécifiquement, le diagnostic du jet subtropical, ou STJ (*Subtropical Jet*) consiste à lisser les composantes horizontales u et v du vent à 200 hPa avec une fenêtre glissante de 30 jours, puis à déterminer la région dans laquelle le module du vent est supérieur à 25 m s^{-1} et où la composante zonale u est supérieure à 15 m s^{-1}. Le

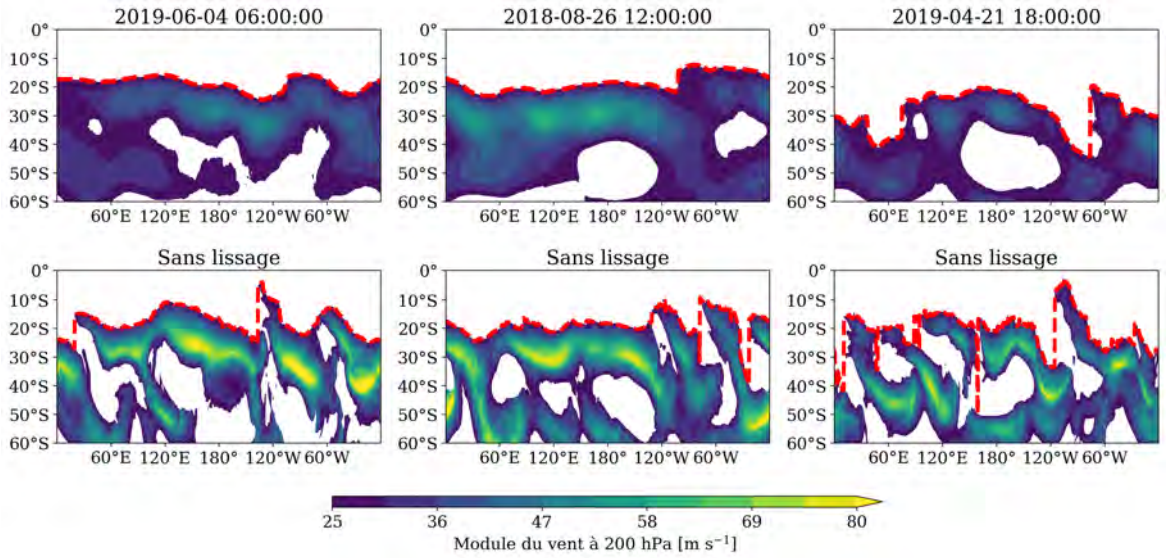


FIGURE 2.5 – Principe de fonctionnement du diagnostic du jet subtropical pour les trois dates de la première ligne de la figure 2.4. La seconde ligne applique le diagnostic aux trois mêmes dates avec le vent instantané non lissé. Le tracé en tirets rouge indique la limite équatoriale du jet subtropical ainsi déterminé.

seuil en latitude du filtre est ensuite défini en prenant la limite équatoriale de la zone où ces conditions sont réunies, ou en interpolant linéairement entre les deux points les plus proches dans l'éventualité où le STJ ne serait pas défini sur une tranche de longitude donnée, et en interpolant temporellement en dernier recours si aucun point ne remplit les critères à un pas de temps donné.

La figure 2.5 illustre le fonctionnement du filtre du STJ, en montrant pour les trois dates prises comme exemple sur la 1re ligne de la figure 2.4, la région où $\sqrt{u^2 + v^2} > 25\,m\,s^{-1}$ et $u > 15\,m\,s^{-1}$, accompagnée de la limite équatoriale de cette zone indiquée par les tirets rouges. Le diagnostic du jet subtropical apparaît comme nettement plus lisse que le filtre du gradient de géopotentiel, et est également situé plus proche de l'équateur, même en mettant de côté l'effet « dents de scie » du gradient de Z_{200}. La proximité avec l'équateur s'explique par la caractéristique du STJ à prendre la limite équatoriale plutôt que le maximum du champ, tandis que le lissage sur 30 jours glissants permet d'atteindre une meilleure homogénéité en longitude. En effet la 2e ligne de la figure 2.5 présente le diagnostic établi sur les trois mêmes dates sur les composantes du vent non lissées et montre une plus grande irrégularité dans le placement du STJ. Sur la 3e colonne, à la date du 2019–04–21, cela se traduit par le même effet que pour le filtre précédent, avec des chutes brutales de la limite équatoriale du jet vers le pôle. Le diagnostic réalisé sans lissage temporel illustre la grande proximité conceptuelle entre les deux filtres, puisque la structure des régions remplissant les deux conditions correspond très fidèlement aux zones de fort gradient de géopotentiel présentées sur la 1re ligne de la figure 2.4, l'intensité des courants jets à 200 hPa étant directement proportionnelle à $\partial Z_{200}/\partial\phi$. Il en résulte que le lissage temporel préalable des champs concernés constitue la différence fondamentale entre les deux méthodologies.

Les performances du STJ sont discutées dans Bourdin et al. (2022). En particulier, Bourdin et al. (2022) mesure un taux de faux positifs à 15 % avec le STJ sur le traqueur du CNRM à l'échelle globale (jeu 2 + STJ). Notons que le STJ appliqué au traqueur CNRM dans Bour-

din et al. (2022) produit par ailleurs un FAR d'environ 30 % dans le bassin SPac, ce qui est en dessous des 42 % notés dans Dulac et al. (2023) avec le V_U^T. Bourdin et al. (2022) justifient également le choix du STJ par rapport au V_U^T par le coût supplémentaire en probabilité de détection que ce dernier représente. Chercher à diagnostiquer objectivement la présence d'un courant jet peut néanmoins parfois mener à des résultats inattendus qui peuvent alors compromettre la définition du seuil en latitude pour le schéma de détection de TC. La figure 2.6 présente trois cas sélectionnés durant l'année 2017 dans l'hémisphère nord qui illustrent cela, avec d'un côté de la figure une carte de l'hémisphère montrant le seuil méridional déterminé par les deux méthodologies, et l'autre côté montrant le courant diagnostiqué à cette échéance. Le premier cas (1re ligne) montre un STJ diagnostiqué (encadré de droite) épars avec des structures de petite échelle dans le champs de vent à différentes latitudes, si bien que la limite équatoriale subit des sauts soudains de plus de 20 °. Dans cet exemple, trois sauts successifs sont constatés dans le bassin EPac autour de 150 °W, suivi d'une rupture additionnelle dans le bassin NAtl, à 30 °W. Ces ruptures sont comparables dans leur amplitude aux sauts constatés dans le filtre du gradient de géopotentiel. Le second cas (2e ligne) présente un jet subtropical presque absent, avec deux parcelles principales dont le vent ne dépasse pas 40 m s^{-1}, l'un autour de 60 °E et l'autre centré sur 60 °W. Les cas où le courant jet est faible et donc imparfaitement défini sont nombreux durant la saison estivale, le gradient de température Nord-Sud étant affaibli par les fortes températures dans les latitudes subtropicales en été. Dans ces cas là, le seuil en latitude issu du diagnostic du STJ est soit parasité par des structures de petite échelle, comme dans le premier cas, soit particulièrement lisse car interpolé sur une grande partie du domaine, comme dans le second. Le troisième cas (3e ligne), quant à lui, présente une situation où du vent fort est identifié au niveau de l'équateur, causant une chute de la latitude issue du diagnostic à 0 °N. Ces cas semblent plus rare, et apparaissent limités à la saison hivernale, lorsque le STJ est au plus fort, et l'activité cyclonique est nulle. Bien que ce cas concerne ici l'hémisphère nord, l'hémisphère sud est lui aussi concerné par ces situations qui témoignent de la difficulté à diagnostiquer objectivement le courant jet — toute méthode de détection objective étant nécessairement sujette à des erreurs.

Conclusion

Dans cette partie, nous avons testé plusieurs filtres de post-traitement des trajectoires pour ne retenir que les systèmes tropicaux. Le filtre du gradient méridional de hauteur géopotentielle à 200 hPa appliqué au schéma de détection de cyclones tropicaux du CNRM fournit des résultats variables selon les bassins, avec de bonnes performances dans les bassin WPac et EPac, mais des résultats mitigés dans le NAtl et le SInd. Il est cependant extrêmement inefficace dans le bassin SPac. Outre ces résultats, il apparaît que les champs de $\partial Z_{200}/\partial\phi$ ne sont pas suffisamment lisses pour permettre leur utilisation dans l'objectif de filtrer les tempêtes extratropicales, puisque la latitude du gradient maximal est sujette à des ruptures fréquentes conduisant à une limite méridienne en dents de scie.

Le filtre du STJ quant à lui conduit à de biens meilleures performances, le seuil en latitude qui en résulte étant souvent bien plus proche de l'équateur, et accomplit cela principalement grâce au lissage temporel des composantes du vent à 200 hPa. Le lissage sur 30 jours glissants est nécessaire pour espérer mesurer un courant jet bien défini, mais tout type de lissage temporel rend une implémentation online impossible, le schéma de détection n'ayant connaissance que de l'état instantané de l'atmosphère. Ce filtre ne peut donc s'appliquer que

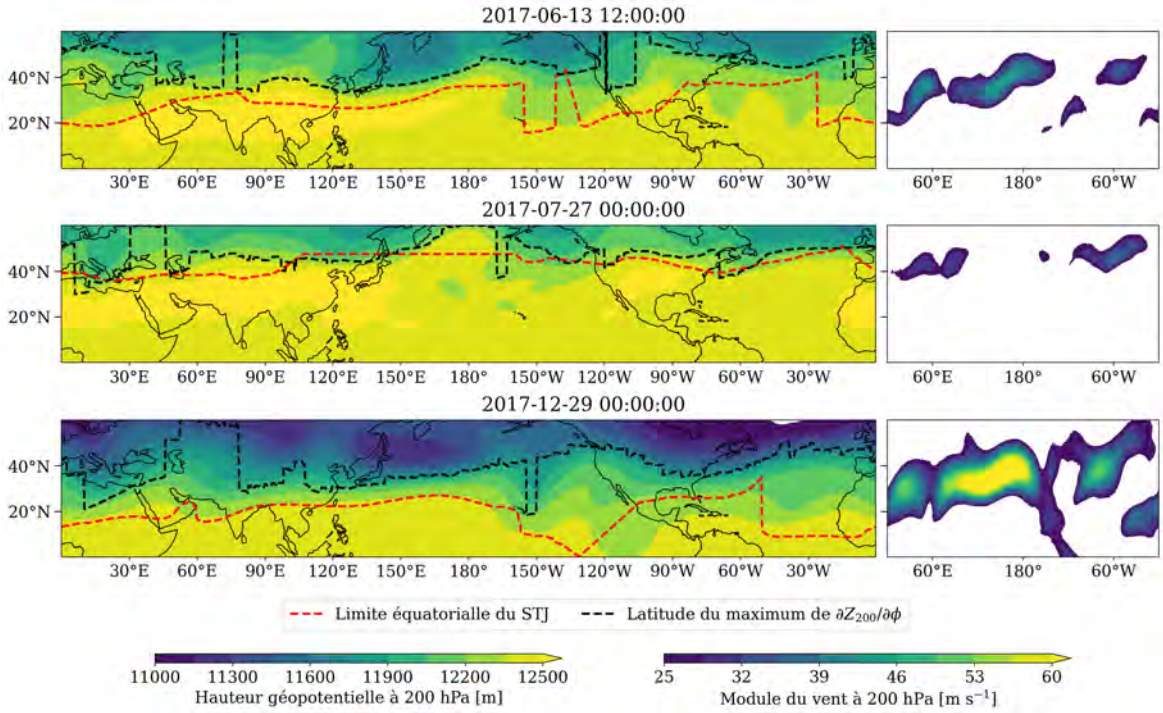


Figure 2.6 – Comparaison de la latitude du jet subtropical avec la latitude du maximum de gradient de géopotentiel pour trois échéances de la saison cyclonique 2017 de l'hémisphère nord dans lesquels le STJ n'est pas clairement défini. La carte de gauche présente les deux limites en latitude sur fond du champ de hauteur géopotentielle à 200 hPa, tandis que l'encadré de droite présente le jet subtropical diagnostiqué, dont la limite équatoriale détermine le tracé rouge sur la carte. Pour chaque date, les deux encadrés couvrent l'entièreté de l'hémisphère nord jusqu'à 60 °N, en dépit de leur largeur différentes.

sous la forme d'un post-traitement. L'emploi d'un post-traitement n'est pas un point négatif en soi, et peut même s'avérer très pratique pour homogénéiser la méthodologie entre différents traqueurs, à l'instar des travaux de Bourdin et al. (2022), mais il est permis de penser qu'un schéma de détection qui ne saurait se passer d'un tel système est un schéma perfectible. Par ailleurs, diagnostiquer de manière objective la présence du courant jet n'est pas toujours facile, notamment car celui-ci est à son intensité la plus faible durant la saison chaude, qui correspond pourtant à la plus forte activité cyclonique, et donc à la saison où le filtre est le plus nécessaire. Si l'interpolation spatiale et temporelle de la limite équatoriale du STJ permet de garantir le bon fonctionnement du filtre dans ces cas là, la solution n'est toutefois pas pleinement satisfaisante.

Pour ces raisons, et en dépit du coût supplémentaire sur la probabilité de détection, le filtre basé sur le paramètre V_U^T de Hart (2003) a été préféré au filtre du STJ dans Dulac et al. (2023). Outre le fait qu'il ne dépend que des champs instantanés de l'atmosphère, il présente aussi l'avantage d'être défini en toute circonstance et de s'appliquer à tous les systèmes détectés. Cela signifie qu'il peut filtrer des systèmes peu intenses dans les tropiques également. C'est notamment pour cette raison que Bourdin et al. (2022) indiquent que le filtre V_U^T est plus efficace que le STJ lorsqu'appliqué au traqueur OWZ (Tory et al. 2013c), les systèmes de moyennes latitudes n'étant pas majoritaires dans la population de faux positifs de ce schéma de détection sur ERA5. Si la définition du filtre du V_U^T rend possible une implémentation

online, ce dernier a été appliqué comme post-traitement dans Dulac et al. (2023) pour des raisons de facilité. Une implémentation online dans le schéma de détection du CNRM est envisagée, mais nécessite un travail de refonte approfondi du traqueur. En particulier, il semble nécessaire de comprendre précisément pourquoi les critères de détection **PW** et **PT**, détaillés dans la section 2.2.2.II et qui diagnostiquent la présence d'un profil vertical de température et de vent, échouent à filtrer les systèmes extratropicaux là où le paramètre V_U^T y parvient, la combinaison des deux paramètres diagnostiquant fondamentalement la même chose que le test de Hart.

2.3.2 Métriques d'évaluation de la similarité des trajectoires

Introduction

Les travaux réalisés dans Dulac et al. (2023) et présentés dans la section 2.2.2 font appel aux notions de FAR et POD pour évaluer la performance du schéma de détection de TC du CNRM. Le calcul du POD s'appuie sur un algorithme qui associe les trajectoires détectées dans ERA5 à celles présentes dans la base de données IBTrACS par correspondance spatio-temporelle. Cet algorithme sélectionne les paires de façon à maximiser le taux de recouvrement de la trajectoire ERA5 avec celle d'IBTrACS. Comme défini dans la section 2.2.2.II, le taux de recouvrement correspond au nombre de points ERA5 à moins 300 km d'IBTrACS rapporté au nombre d'échéance de la trajectoire IBTrACS. Si en moyenne le taux de recouvrement des trajectoires appariées (« *matched* » dans Dulac et al. (2023)) est de 68 % (médiane à 71 %), il suffit dans l'absolu d'un seul pas de temps remplissant la condition pour que la trajectoire ERA5 soit appariée à une trajectoire présente dans les observations, et donc pour que la trajectoire détectée contribue au POD. Ce cas est néanmoins rare puisqu'il concerne en tout et pour tout 7 paires de trajectoires ERA5 / IBTrACS, mais on note cependant que près de 4 % de nos trajectoires ERA5 ont un taux de recouvrement inférieur ou égal à 25 %. Par ailleurs, le taux de recouvrement des couples de trajectoires ainsi formés tend à augmenter avec l'intensité des cyclones observés, comme le montre la figure 2.7 encadré (a), et qui s'explique par le fait que les cyclones les plus intenses sont les plus facilement détectables par le traqueur. Cette tendance à de meilleurs recouvrements pour les cyclones les plus forts n'empêchent pas une certaine dispersion des valeurs. Par exemple 5 % des trajectoires appariés à des TC de catégorie 3 ont un taux de recouvrement inférieur ou égal à 31 %. Une partie de la variance dans ces scores peut s'expliquer par le fait que le traqueur du CNRM est susceptible de manquer le début et la fin du cycle de vie des trajectoires observées, en dépit du mécanisme de relaxation des paramètres utilisé dans le schéma de détection (Bourdin et al. 2022, Figure 8), auquel cas le recouvrement s'en voit mécaniquement réduit. L'autre facteur est que les trajectoires ERA5 peuvent localement s'éloigner à plus de 300 km d'IBTrACS. La figure 2.7 encadré (b) montre la distribution de la fraction des points ERA5 situés à plus de 300 km des observations pour chaque paire de trajectoire (trajectoires correspondant au jeu 3 dans la section 2.3.1) et montre qu'en moyenne 5,8 % des points détectés par le traqueur parmi les trajectoires appariés à IBTrACS sont au delà de la limite d'appariement. De plus, 5 % des trajectoires détectées dans ERA5 ont une fraction divergente d'au moins 26 %. Par conséquent, la trajectoire détectée dans la réanalyse n'est pas toujours identique à celle du catalogue des best tracks, soit parce que le traqueur n'en détecte qu'une partie, soit parce que la trajectoire détectée diverge des observations, ou encore par une combinaison quelconque de ces deux éléments. Enfin, bien que le taux de recouvrement donne une indication sur

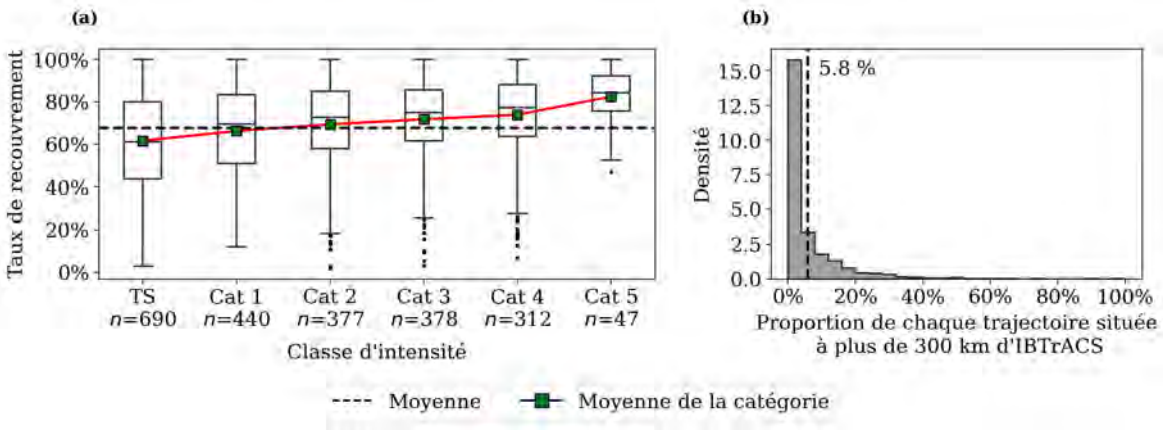


FIGURE 2.7 – **(a)** Distributions des taux de recouvrement des trajectoires appariées entre ERA5 / IBTrACS pour chaque classe d'intensité des TC observés. **(b)** Histogramme de la fraction (en pourcentage) pour chaque trajectoire de points situés à plus de 300 km de leur homologue dans IBTrACS, parmi les trajectoires appariées.

la similarité des deux trajectoires, il n'apporte pas d'information sur les variations locales dans la direction de déplacement, ni ne quantifie les cas où la trajectoire ERA5 dépasse celle observée en amont ou en aval, si bien que ce dernier n'est pas adapté pour évaluer quantitativement la ressemblance entre les trajectoires détectées dans la réanalyse et celles issues des observations.

Il existe dans la littérature des algorithmes d'évaluation de la similarité de séries temporelles (Faloutsos et al. 1994 ; Das et al. 1997 ; Frentzos et al. 2007), mais ces derniers sont plutôt conçus pour des séries uni-dimensionnelles que pour des trajectoires spatiales car sont souvent basés sur la distance euclidienne qui les sépare. Nakamura et al. (2013) proposent une approche basée plutôt sur la mesure de la similarité de la forme entre deux séries par l'analyse de l'angle formé par les séries, métrique nommée *Angular Metric for Shape Similarity* (AMSS). Bien que leur approche soit pleinement capable de s'appliquer à des trajectoires spatiales, certaines propriétés de leur métrique ne sont pas pertinentes (voire pas souhaitables), dans le cas précis des trajectoires de cyclones tropicaux, telles qu'une forte résilience à un décalage temporel entre les deux séries (pas applicable à des trajectoires appariées entre réanalyse et observations), ainsi qu'une robustesse à des changements isolés de direction. Ces propriétés rendent par ailleurs leur algorithme très coûteux en temps de calcul. Néanmoins, l'aspect novateur derrière les travaux de Nakamura et al. (2013) est repris ici, à savoir la décomposition de la trajectoire en série de vecteurs, détaillée ci-après. Dans cette section, trois métriques de similarité des trajectoires sont définies et comparées sur le jeu de données issu de Dulac et al. (2023) (composé des trajectoires détectées dans la réanalyse ERA5 qui sont appariées à des trajectoires historiques IBTrACS). En particulier, cette analyse vise à déterminer si le réglage des seuils de détection du traqueur de TC du CNRM dans le but de maximiser le POD ne risque pas de produire des trajectoires peu ressemblantes, du fait de la formulation de la condition nécessaire et suffisante à l'appariement de deux trajectoires.

La similarité angulaire

Une trajectoire de cyclone tropical est une série temporelle composée des positions successives du système et accompagnées de diverses informations permettant la caractérisation du système, telles que le vent maximum ou la pression centrale. Pour pouvoir évaluer la similarité entre deux trajectoires, on considère non pas les positions discrètes du système, mais plutôt la série de vecteurs décrivant le déplacement relatif entre chaque position successive.

Reprenant le formalisme de Nakamura et al. (2013) ; soit C une trajectoire de TC composée de $M+1$ pas de temps et définie par ses positions $p_{1...M+1}$ sur une grille géo-référencée et aux temps $t_{1...M+1}$:

$$\begin{aligned} C &= ((p_1, t_1), (p_2, t_2), \ldots, (p_{M+1}, t_{M+1})) \\ &= (c_1, c_2, \ldots, c_{M+1}) \end{aligned}$$

Alors la série des vecteurs de déplacement équivalente C_{vec} est donnée par :

$$\begin{aligned} C_{\text{vec}} &= ((c_2 - c_1), (c_3 - c_2), \ldots, (c_{M+1} - c_M)) \\ &= (\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \ldots, \mathbf{c}_M) \end{aligned}$$

tel qu'illustré par la figure 2.8, encadré (a). Soit Q_{vec} la série des vecteurs de déplacement d'une seconde trajectoire composée de M' vecteurs. L'angle θ entre deux vecteurs individuels $\mathbf{c}_i$ et $\mathbf{q}_j$ issus respectivement de C_{vec} et Q_{vec}, et où i et j correspondent au même temps t est donné par le produit scalaire des deux vecteurs. $\cos\theta$ est aussi appelé similarité cosinus et est noté S_C :

$$S_C(\mathbf{c}_i, \mathbf{q}_j) = \cos\theta = \frac{\mathbf{c}_i \cdot \mathbf{q}_j}{\|\mathbf{c}_i\| \|\mathbf{q}_j\|} \in [-1; 1]$$

Ainsi la similarité cosinus caractérise l'angle formé par les vecteurs de déplacement issus de deux trajectoires à un instant donné. On peut ensuite définir la distance angulaire, ou angle normalisé, qui est une distance formelle au sens où l'inégalité de Cauchy-Schwartz est respectée, par :

$$D_\theta = \frac{\theta}{\pi} \in [0; 1]$$

Et son complément, appelé similarité angulaire par :

$$S_\theta = 1 - D_\theta = 1 - \frac{\theta}{\pi} \in [0; 1]$$

C'est cette dernière distance S_θ qui est utilisée dans cette analyse. De cette façon, la plus faible similarité entre deux vecteurs est atteinte lorsqu'ils sont parallèles mais de sens opposés, tandis que la similarité est maximale si deux vecteurs parallèles sont de même sens.

Métriques de similarité intégrée

Avant de définir les trois métriques, il est important de distinguer trois membres dans un couple de trajectoires appariées. En effet, la similarité angulaire S_θ est définie ci-dessus pour deux vecteurs correspondants aux déplacements entre deux positions successives, pour deux trajectoires prises au même temps t. Or, il est admis qu'un des deux vecteurs peut ne pas exister à cet instant si le schéma de détection n'a pas capturé la totalité de la trajectoire ou

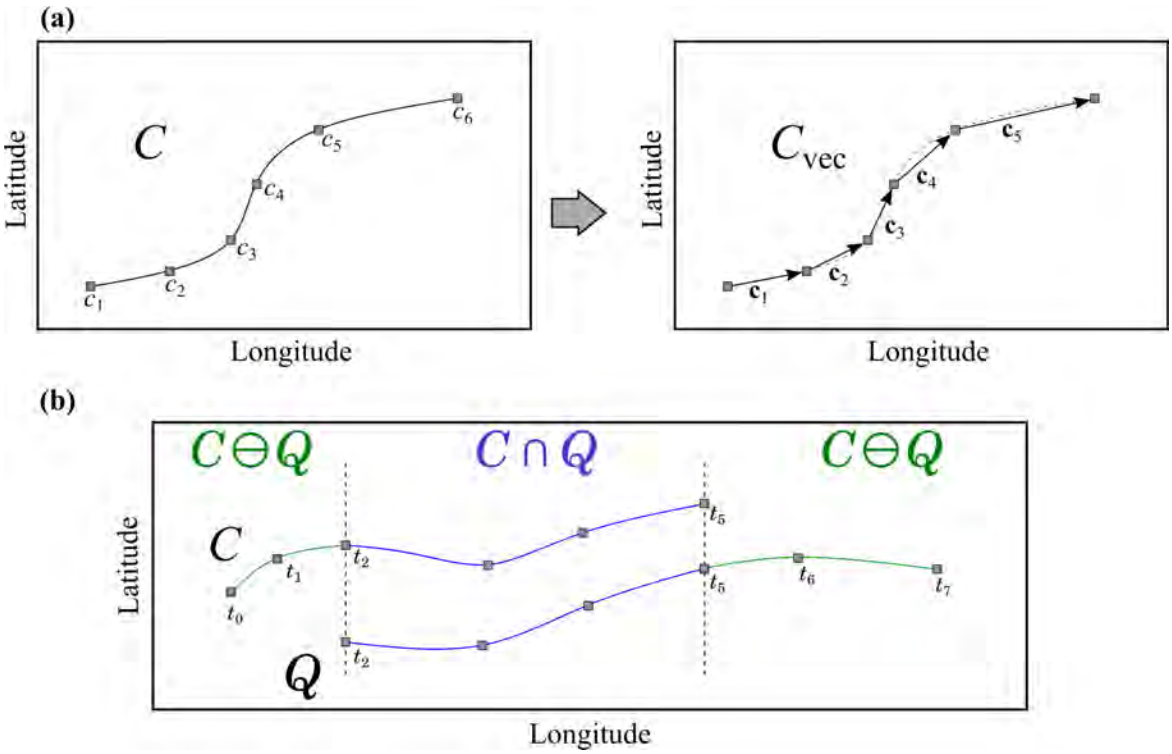


FIGURE 2.8 – Représentation schématique de la décomposition d'une trajectoire C en séquence de vecteurs de déplacements relatifs C_{vec} (a), inspirée de Nakamura et al. (2013). Représentation visuelle de l'intersection entre deux trajectoires C et Q, notée $C \cap Q$ et de la différence symétrique $C \ominus Q$ (b). Dans cet exemple, $N_\cap = N_\ominus = 4$.

au contraire si la trajectoire détectée est plus longue que celle observée, aussi bien en amont qu'en aval. On appelle donc l'intersection des trajectoires $C \cap Q$ le sous-ensemble des pas de temps dans lequel les deux trajectoires coexistent et où chaque paire de points correspond au même temps t. Réciproquement, l'union $C \cup Q$ contient la totalité des échéances constituant le couple de trajectoires. Enfin, la différence symétrique des deux trajectoires $C \ominus Q$ contient les pas de temps pour lesquels une seule trajectoire existe à la fois. La figure 2.8 encadré (b) illustre schématiquement ces notions.

En première approche, on peut définir la similarité intégrée entre deux trajectoires C et Q comme la moyenne de la similarité angulaire S_θ sur $C \cap Q$, notée $\bar{S}_\theta^{\,\cap}$ (*Mean Angular Similarity*, MAS) :

$$\bar{S}_\theta^{\,\cap} = \frac{1}{N_\cap} \sum_{i=1}^{N_\cap} S_\theta(\mathbf{c}_i, \mathbf{q}_i) \qquad \text{MAS}^\cap$$

Cette première métrique de similarité se concentre donc sur les échéances où les deux trajectoires coexistent, les échéances non-détectées ainsi que celles en trop par rapport aux observations n'étant pas comptabilisées.

Comme variante, on définit aussi le MAS sur l'union des deux trajectoires en remplaçant le dénominateur par $N_\cup = N_\cap + N_\ominus$. Cela revient à considérer que les échéances sur $C \ominus Q$

ont une similarité angulaire artificiellement fixée à 0 :

$$\bar{S_\theta}^{\cup} = \frac{1}{N_\cup} \sum_{i=1}^{N_\cap} S_\theta(\mathbf{c}_i, \mathbf{q}_i) \qquad \text{MAS}^{\cup}$$

Ainsi, cette seconde métrique de similarité considère la totalité des deux trajectoires constituant le couple ERA5 / IBTrACS dans le calcul de la similarité, au risque d'être très punitif si $N_\ominus \neq 0$.

On définit enfin une troisième métrique de similarité, pensée comme un hybride entre MAS$^\cap$ et MAS$^\cup$ dans sa prise en compte des échéances sur $C \ominus Q$. Cette dernière métrique, nommée wMAS (*weighted*), considère toujours comme nulle la similarité sur $C \ominus Q$, mais introduit deux coefficients w_1 et w_2, en concurrence l'un contre l'autre, qui vont peser différemment sur $C \cap Q$ et $C \ominus Q$ respectivement, et qui s'expriment comme fonction de $\bar{S_\theta}^{\cap}$:

$$\text{wMAS} = \frac{w_1 \sum_{i=1}^{N_\cap} S_\theta(\mathbf{c}_i, \mathbf{q}_i)}{w_1 N_\cap + w_2 N_\ominus} \qquad \begin{cases} w_1 = a + \bar{S_\theta}^{\cap}, & a \geq 0 \\ w_2 = b - \bar{S_\theta}^{\cap}, & b \geq 1 \end{cases} \qquad \text{wMAS}$$

Le wMAS vise à fournir une valeur quantitative du ressenti qualitatif de la similarité d'une paire de trajectoires, en ce sens que plus la similarité moyenne sur $C \cap Q$ est élevée, moins la taille de $C \ominus Q$ a d'importance dans la similarité totale, et réciproquement. Le wMAS traduit donc l'idée subjective que la similarité sur l'intersection des trajectoires peut compenser partiellement la différence de taille entre une trajectoire détectée associée à une trajectoire observée. Le degré d'intensité de cette compensation (ou respectivement de pénalisation) peut être ajusté via les paramètres a et b. Après expérimentation, ces paramètres sont empiriquement fixés à $a = 1$ et $b = 2$. Par construction, on a :

$$\text{MAS}^{\cap} \geq \text{wMAS} \geq \text{MAS}^{\cup}$$

Application

La figure 2.9 présente la similarité des trajectoires appariées entre ERA5 et IBTrACS en fonction du nombre d'échéances non partagées entre elles, c'est à dire pour les périodes où une seule des deux est définie, $N_\ominus$. De par sa définition, le MAS$^\cap$ ne dépend que des vecteurs de déplacement sur l'intersection des trajectoires, si bien qu'aucune relation avec $N_\ominus$ ne se dégage. L'encadré (a) met également en évidence une grande similarité angulaire moyenne, avec un MAS$^\cap$ moyen et médian à 83 % et 85 %, respectivement. La dispersion de ces scores est également très faible, avec un écart type à 9 %. Toutefois, la distribution jointe de MAS$^\cap$ montre également le défaut de cette métrique, puisqu'une similarité évaluée à plus de 80 % lorsque $N_\ominus$ est large (jusqu'à $10N_\cap$) pose question sur le sens de cette mesure. C'est en réponse à ce constat que le MAS$^\cup$ a été défini, dont la distribution jointe avec $N_\ominus$ est présentée sur la figure 2.9, encadré (b). Pour cette seconde métrique, les scores de similarité sont d'une part diminués, et également largement dispersés. Le MAS$^\cup$ présente en effet une moyenne et une médiane toutes deux égales à 42 % — soit près de deux fois moins qu'avec MAS$^\cap$ — tandis que l'écart-type est de 18 %. En outre, cette métrique présente une relation très marquée avec $N_\ominus$, quasi-linéaire jusqu'à environ $N_\ominus = 20$, au delà de quoi la similarité apparaît comme légèrement moins sensible à la différence de taille, car proche de 0. La différence entre MAS$^\cap$ et MAS$^\cup$ est particulièrement prononcée, et l'impact de $N_\ominus$

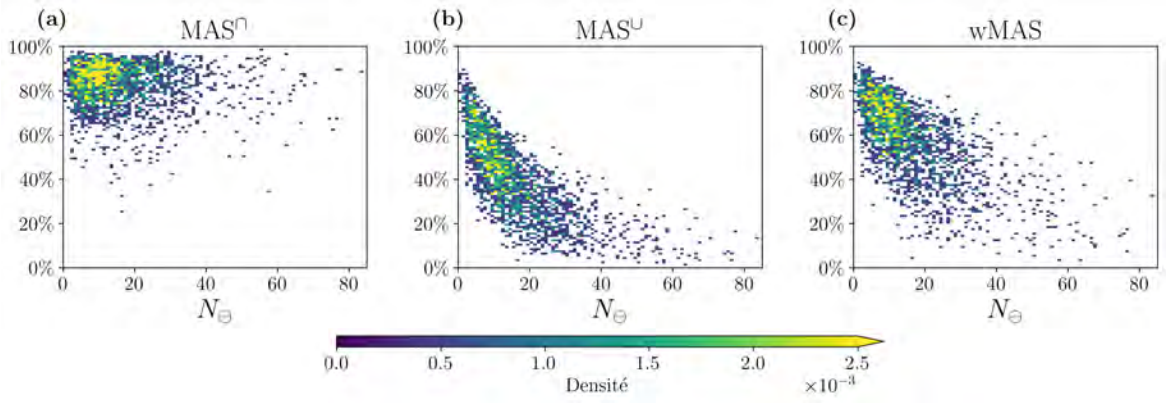


FIGURE 2.9 – Caractérisation de la relation entre la similarité des trajectoires en pourcentage et le nombre $N_\ominus$ d'échéances 6-horaires contenu dans $C \ominus Q$, pour les trois métriques MAS$^\cap$, MAS$^\cup$ et wMAS de gauche à droite respectivement (a,b et c), évaluées sur 2244 paires de trajectoires ERA5 / IBTrACS.

sur MAS$^\cup$ est très fort, à tel point que le problème inverse à celui de MAS$^\cap$ peut se poser, à savoir que la comptabilisation des échéances sur $C \ominus Q$ avec le même poids que celles sur $C \cap Q$ peut parfois s'avérer très punitive, comme illustré sur les trois exemples de la figure 2.10. Le wMAS (figure 2.9 encadré c) vise donc à compenser cette propriété du MAS$^\cup$ via ses coefficients de pondération qui modifient la contribution de $C \cap Q$ et de $C \ominus Q$ en fonction de la similarité moyenne obtenue sur l'intersection. La distribution du wMAS est intermédiaire entre MAS$^\cap$ et MAS$^\cup$, avec 59 % en moyenne et 62 % en valeur médiane. Si on distingue toujours une relation linéaire entre wMAS et $N_\ominus$, la dispersion des valeurs de $N_\ominus$ autour du score moyen est plus élevée que dans le cas de MAS$^\cup$, indiquant que le wMAS parvient en effet à compenser des valeurs larges de $N_\ominus$ lorsque $\bar{S}_\theta{}^\cap$ est élevé. Les exemples de la figure 2.10 illustrent ce point. Ce faisant, le wMAS perd néanmoins en interprétabilité.

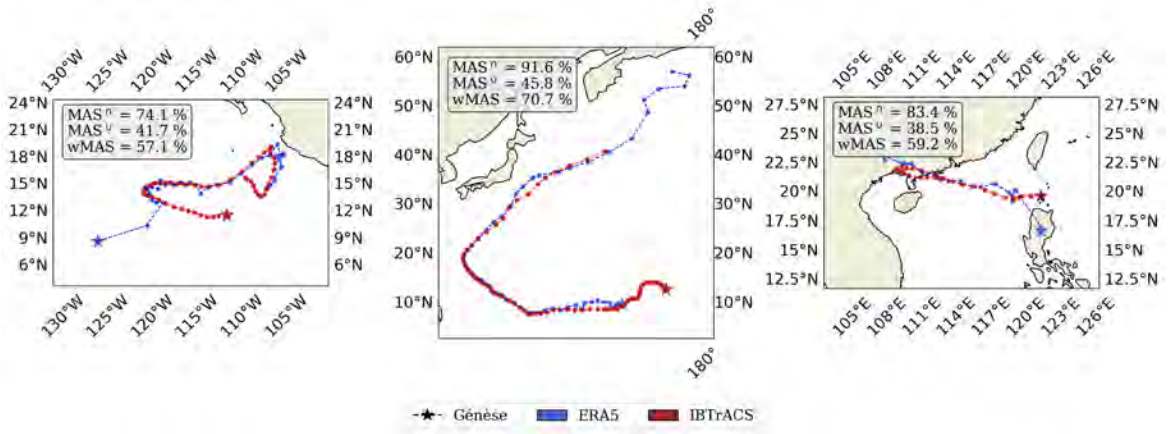


FIGURE 2.10 – Exemple de trois paires de trajectoires sélectionnées parmi les 2244, avec leurs scores de similarité pour chacune des trois métriques indiqués dans l'encadré en haut à gauche.

Pour déterminer si l'ajustement des paramètres de détection dont a fait l'objet le traqueur dans le but de maximiser la probabilité de détection a affecté la similarité des trajectoires, on calcule les valeurs des trois métriques de MAS pour les couples de trajectoires ERA5 / IBTrACS obtenus avant l'optimisation (jeu 1, selon la section 2.3.1) afin de les comparer aux

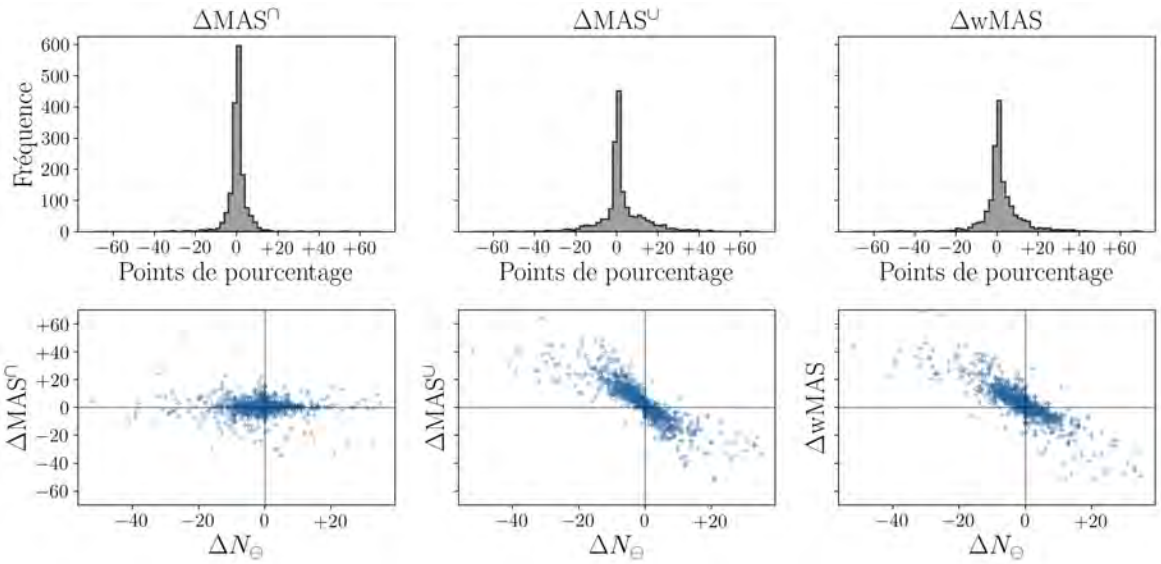


FIGURE 2.11 – Distributions du changement dans la similarité des couples de trajectoires ERA5 / IBTrACS (première ligne), par rapport au schéma de détection non-optimisé, et pour chacune des trois métriques de similarité (colonnes). Bins de −70 points à 70 points avec une largeur de 2 points. Changement dans la similarité des couples de trajectoires en fonction du changement dans le nombre d'échéances $N_{\ominus}$ (seconde ligne).

similarités que les trajectoires actuelles présentent avec ces mêmes trajectoires IBTrACS. Les trajectoires ERA5 du jeu 1, dites « non-optimisées », et prises comme référence ici ont été obtenues avec les seuils **VOR** $= 5 \times 10^{-5}\,\mathrm{s}^{-1}$, **RES** $= 15\,\mathrm{m\,s}^{-1}$, **TANOM** $= 1\,\mathrm{K}$, **PT** $= -2\,\mathrm{K}$ et **PW** $= 5\,\mathrm{m\,s}^{-1}$. Ces valeurs seuils se distinguent de celles utilisées dans Dulac et al. (2023) et Bourdin et al. (2022) par la vorticité (respectivement $15 \times 10^{-5}\,\mathrm{s}^{-1}$), le seuil de vent (respectivement $5\,\mathrm{m\,s}^{-1}$) ainsi que le profil vertical de température (respectivement $-1\,\mathrm{K}$). Le paramètre de relaxation est maintenu à $25 \times 10^{-5}\,\mathrm{s}^{-1}$ entre les deux jeux de données. La solution non-optimisée présente un POD moyen sur les cinq bassins d'intérêt diminué de plus de 10 points de pourcentage, l'impact le plus prononcé étant sur les bassins NAtl et EPac. Cette diminution du POD se traduit par un déficit de 465 couples ERA5 / IBTrACS par rapport aux trajectoires optimisées, puisque 1779 trajectoires ERA5 sont appariées avec les trajectoires de référence. Parmi ces paires de trajectoires, 1649 d'entre elles partagent la même composante IBTrACS, indiquant que 130 paires sont manquantes dans le jeu 3. Cette perte peut s'expliquer par le coût non-négligeable en POD du filtre de systèmes de moyennes latitudes utilisé dans Dulac et al. (2023), filtre non appliqué sur les trajectoires de référence du jeu 1. En effet, le schéma de détection optimisé consiste essentiellement en un relâchement des contraintes définissant un cyclone tropical, conduisant à un plus grand nombre de systèmes détectés et appariés, notamment des systèmes peu intenses qui parfois ne présentent pas un cœur chaud suffisamment marqué selon le paramètre V_U^T de Hart (2003) sur lequel est fondé le filtre. Il reste donc 1649 cyclones observés dans IBTrACS pour lesquels nous disposons de deux trajectoires ERA5 issues de paramètres de détection différents. On compare alors la similarité de chacune d'elles évaluée sur le cyclone observé, et pour les trois métriques de similarité présentées précédemment. La première ligne de la figure 2.11 présente les distributions de ces changements par rapport aux trajectoires issues du schéma de détection non-optimisé.

Les trois distributions mettent en avant des changements de similarité pour l'essentiel centrés autour de 0. En particulier, la distribution de $\Delta\text{MAS}^{\cap}$ présente une moyenne à $+0{,}3$ points de pourcentage (p.p), et une médiane à $+0{,}14$ p.p. Si cette moyenne apparaît comme significativement différente de 0 avec test à 95 % (valeur-p $= 0{,}008$), ce changement est néanmoins insignifiant et peut probablement s'expliquer par le fait que $N_{\cap}$ tend à augmenter avec le schéma optimisé ($+1{,}9$ pas de temps en moyenne), si bien que la similarité angulaire moyennée sur $C \cap Q$ devient moins sensible aux incohérences locales entre les deux trajectoires. Les deux métriques prenant en considération les échéances sur $C \ominus Q$ présentent quant à elles une tendance plus claire, bien que toujours faible, vers une amélioration de la similarité, et plus prononcée dans le cas de $\text{MAS}^{\cup}$ que pour le wMAS. Ces deux distributions indiquent respectivement une moyenne à $+2{,}4$ p.p et $+2{,}05$ p.p. Cette évolution est largement liée au changement de $N_{\ominus}$ ($-0{,}8$ pas de temps en moyenne), avec une relation linéaire évidente avec $\Delta N_{\ominus}$. Un ajustement linéaire des deux métriques avec $\Delta N_{\ominus}$ permet d'expliquer 74 % de la variance dans le cas de $\text{MAS}^{\cup}$ et 72 % dans le cas de wMAS. Mais cela ne signifie pas pour autant que l'augmentation constatée dans ces deux métriques n'est qu'un artefact. En effet, rappelons que $N_{\ominus}$ mesure la différence dans la temporalité des deux trajectoires, si bien que $\Delta N_{\ominus} < 0$ pour une même trajectoire IBTrACS indique que la trajectoire ERA5 issue du schéma optimisé présente un début et/ou une fin plus proche de la trajectoire observée. Ainsi, une diminution de $N_{\ominus}$ avec un $\text{MAS}^{\cap}$ inchangé constitue en soi une amélioration de la ressemblance des trajectoires. Par ailleurs, il est intéressant de constater sur la seconde ligne de la figure 2.11 que, pour les trois métriques considérées, les distributions des changements dans la similarité pour les cas où $\Delta N_{\ominus} = 0$ sont faiblement décentrées du côté positif. Précisions toutefois que $\Delta N_{\ominus} = 0$ ne signifie pas nécessairement que les deux trajectoires ERA5 partagent la même temporalité. Pour s'en convaincre, il suffit de considérer une trajectoire ERA5 qui, dans un jeu de données, ne détecterait pas la dernière échéance de la trajectoire observée, tandis que la trajectoire équivalente dans le second jeu de données en détecterait une de trop. Une telle situation serait caractérisée par $\Delta N_{\ominus} = 0$ et $\Delta N_{\cap} = +1$. Pour déterminer le changement moyen pour les cas où les deux trajectoires ERA5 sont définies sur exactement les mêmes dates, il faut donc considérer $\Delta N_{\ominus} = 0$ et $\Delta N_{\cap}$ = 0, ce qui correspond à 691 cas (721 cas pour la condition $\Delta N_{\ominus} = 0$ seule). Le changement moyen de similarité lorsque ces deux conditions sont réunies vaut $+0{,}57$ p.p, $+0{,}34$ p.p et $+0{,}54$ p.p pour $\text{MAS}^{\cap}$, $\text{MAS}^{\cup}$ et wMAS respectivement. Il semble par conséquent que l'optimisation du schéma de détection de cyclones tropicaux dans le but de maximiser la probabilité de détection dans ERA5 par rapport à IBTrACS a pu, toutes choses égales par ailleurs, très légèrement améliorer la similarité des trajectoires détectées avec celles observées, selon la définition de la similarité utilisée ici.

Discussion

En définitive, trois métriques de similarité des trajectoires, toutes basées sur la similarité angulaire S_{θ} définie entre deux vecteurs de déplacement relatif, mais se distinguant par leur prise en charge (ou l'absence) des pas de temps pour lesquels une seule des deux trajectoires existe, sont définis ou comparés. Étant donné que la similarité de deux trajectoires comporte une part importante de subjectivité, il n'est pas possible de conclure sur les performances de chacune. Le choix de la métrique dépend en effet de l'usage qui lui est destinée. Le $\text{MAS}^{\cap}$ ne considère que les échéances pour lesquelles les deux trajectoires coexistent, et peut donc indiquer un excellent score pour des trajectoires pourtant extrêmement différentes. Le $\text{MAS}^{\cup}$

suit la démarche inverse de compter comme nulle la similarité angulaire sur les échéances où une seule trajectoire existe, si bien qu'une faible différence dans la taille des trajectoires peut conduire à un score sensiblement diminué. Le wMAS quant à lui, vise à accomplir la tâche pourtant impossible de quantifier avec une métrique objective une impression subjective de similarité. Si cette approche se fait au détriment de l'interprétabilité de la mesure, le wMAS remplit néanmoins parfaitement son rôle consistant à nuancer le MAS$^{\cup}$, se situant ainsi entre les deux autres, et accomplit cela en pondérant les similarités nulles sur $C \ominus Q$ en fonction des performances sur $C \cap Q$. Cette caractéristique commune aux trois métriques d'être basées sur une valeur moyenne de la similarité angulaire présente toutefois l'inconvénient d'être peu sensible aux incohérences locales, ce qui est d'autant plus vrai que les trajectoires sont longues. En tout état de cause, ces deux catégories de métriques — celles basées uniquement sur $C \cap Q$ et celles prenant en considération $C \ominus Q$ — ne sont pas à mettre en opposition, car l'usage d'une de chaque peut s'avérer porteur d'informations complémentaires importantes.

Cette analyse visait à déterminer si la recherche des seuils de détection maximisant la probabilité de détection dans la réanalyse ne s'était pas faite au détriment de la capacité du schéma de détection à fidèlement identifier les trajectoires cycloniques, dans la mesure où la condition implicitement suffisante à remplir dans la fonction d'objectif que représente le POD dans ce contexte ne consiste qu'à identifier un seul point se trouvant à moins de 300 km d'une trajectoire observée. Les métriques de quantification de la similarité des trajectoires proposées ici apportent par ailleurs une manière alternative d'évaluer les performances d'un schéma de détection, au delà du calcul du FAR et du POD. Les résultats de l'étude indiquent que non seulement la similarité n'a, dans l'ensemble, pas diminuée suite à l'optimisation du traqueur, mais aussi que cette optimisation s'est accompagnée en moyenne d'une amélioration marginale. Cette dernière est en grande partie due au fait que la temporalité des trajectoires détectées par le traqueur optimisé sont souvent plus proches de celles observées que celles issues du traqueur de référence, aussi bien à travers $N_{\ominus}$ que $N_{\cap}$. Cependant, une petite amélioration est visible pour les cas où la longueur est inchangée entre les deux jeux de données. L'analyse suggère par conséquent que l'impact de l'optimisation du traqueur sur la ressemblance des trajectoires de la réanalyse avec celles observées est au mieux, marginalement positif, au pire inexistant.

2.4 Synthèse

Dans ce chapitre, le schéma de détection de cyclones tropicaux du CNRM a été utilisé sur la réanalyse ERA5 du CEPMMT, première réanalyse globale à atteindre une résolution horizontale de l'ordre de 25 km. Les réanalyses constituent en effet la meilleure reconstruction tri-dimensionnelle de l'état passé de l'atmosphère, et ce grâce aux multiples observations météorologiques qui y sont assimilées. Il en résulte que ces produits sont d'excellents outils pour évaluer les performances d'un algorithme de suivi de cyclones tropicaux, puisque les TC historiques ont toutes les raisons d'être présents dans un tel jeu de données. À l'aide d'un algorithme d'appariement des trajectoires détectées dans ERA5 avec celles issues d'IBTrACS, les deux métriques d'évaluation des performances que sont la probabilité de détection et le taux de faux-positivité ont été définies, et utilisées pour caractériser la sensibilité du traqueur à ses multiples seuils de détection (voir section 2.2.2.V). Cette étude indique une très grande sensibilité au seuil de vent minimal à la surface — qui définit en quelque sorte une borne supérieure à l'efficacité de détection du schéma — ainsi qu'au seuil d'anomalie de tempé-

rature intégré sur la troposphère au cœur du cyclone par rapport à son environnement, dont l'influence sur le taux de faux positifs est conséquent. Le rôle des trois autres paramètres de détection est moins évident, mais il apparaît que les critères de profils verticaux de vent et d'anomalie de température jouent néanmoins leur rôle de filtres, au moins dans une certaine mesure.

L'analyse de sensibilité du traqueur a également permis d'identifier les seuils de détection qui permettent de maximiser la probabilité de détection des TC historiques dans la réanalyse, amenant à ce que la majorité des TC historiques soient détectés dans ERA5 par le schéma de détection sur la période 1981 – 2019. Cette bonne efficacité de détection couplée à la capacité permise par l'algorithme d'appariement des trajectoires de ne sélectionner que les systèmes ERA5 retrouvés dans IBTrACS ont par ailleurs permis d'évaluer la manière dont les cyclones tropicaux sont représentés dans la réanalyse avec une grande robustesse, puisque l'analyse porte sur plus de 2200 paires de trajectoires ERA5 / IBTrACS, ce qui totalise près de 30 000 points de données en commun entre les deux jeux de données. Ce travail a alors mis en exergue une forte sous-estimation de l'intensité des vents associés aux TC dans ERA5, tandis que les minimums de pression sont quant à eux mieux représentés (voir section 2.2.2.III). Par ailleurs, l'intensité des TC diagnostiquée dans ERA5 ne reflète pas nécessairement celle reportée dans IBTrACS. En particulier, il peut arriver qu'un cyclone soit plus intense dans la réanalyse que dans les observations. La relation liant la classe d'intensité des TC observés à celle de leur homologues simulés sont en outre variables selon les régions du monde (voir section 2.2.2.VI). Parmi les autres caractéristiques notables, on notera que les HTV dans ERA5 ne peuvent pas se maintenir à leur niveau maximal d'intensité. De plus, le décalage temporel entre les maximum d'intensité dans ERA5 et IBTrACS ne fait que croître avec l'intensité des cyclones observés, indiquant que plus un cyclone historique est fort, moins les cycles de vie de la paire sont synchronisés. Cela peut indiquer une difficulté de la réanalyse à simuler les intensifications rapides. Néanmoins, la structure interne des HTV dans ERA5 est réaliste, et les profils verticaux présentent des structures d'intensification claires avec la classe d'intensité des TC observés jusqu'à la catégorie 3 sur l'échelle de Saffir-Simpson.

La section 2.3.1 discute de trois façons de réduire davantage le taux de fausses alarmes du traqueur du CNRM sur ERA5. En effet, si le taux de fausses alarmes n'est pas crucial pour l'étude des HTV dans ERA5 présentée dans la section 2.2.2, puisqu'il est possible de ne sélectionner que les systèmes appariés à IBTrACS, la discrimination des TC d'autres systèmes météorologiques constitue néanmoins un enjeu fondamental de la détection objective de TC dans les modèles. Les travaux présentés dans la section 2.2.2 ainsi que dans Bourdin et al. (2022) montrent que la difficulté majeure concerne les systèmes de moyennes latitudes, si bien que la section 2.3.1 se concentre en particulier sur les deux méthodes de filtrage que sont le maximum de gradient méridional de hauteur géopotentielle à 200 hPa et la limite équatoriale du jet subtropical. Ces deux méthodologies permettent ainsi de définir de façon dynamique un seuil en latitude permettant de filtrer les systèmes indésirables. Les deux filtres sont en fait conceptuellement très proches, mais très différents dans leur implémentation. De plus, tous deux présentent des défauts, aboutissant à ce qu'une troisième méthode, basée sur le diagnostic du vent thermique dans la haute troposphère et issue de Hart (2003) soit utilisée à la place dans Dulac et al. (2023). Cette dernière semble en effet la plus intéressante en ce sens qu'elle rend possible une implémentation online au sein même du schéma de détection, et qu'elle est également capable de filtrer des systèmes dans la ceinture tropicale, puisqu'à la différence des deux autres elle ne cherche pas à définir un seuil en latitude, mais comptabilise le nombre de pas de temps pour lesquels un cœur chaud est diagnostiqué. Ce diagnostic

est fortement comparable aux diagnostics de profils verticaux de vent et d'anomalie de température internes au schéma de détection, mais apparaît cependant bien plus efficace, avec toutefois un risque non-nul d'éliminer des systèmes qui auraient sinon été appariés avec IBTrACS.

Enfin, la section 2.3.2 introduit de nouvelles métriques d'évaluation d'un schéma de détection alternatives à la probabilité de détection et taux de faux positifs. Trois métriques basées sur la similarité angulaire moyennée sur les pas de temps en commun d'une paire de trajectoires sont proposées. Elles se distinguent par leur manière de prendre en considération (ou non) les échéances pour lesquelles une seule des deux trajectoires est définie. En effet, avec ces métriques sont définies les notions d'intersection, d'union et de différence symétrique des deux trajectoires, termes empruntés à la théorie des ensembles et qui se réfèrent simplement à trois façons de considérer deux trajectoires de temporalité différente. L'analyse jointe des métriques et de la taille des sous-ensembles ainsi définis constitue alors un cadre de travail permettant de quantifier la ressemblance entre deux trajectoires. L'emploi de ces outils est illustré à travers une application consistant à comparer la différence dans la similarité des couples de trajectoires ERA5 / IBTrACS pour deux jeux de trajectoires détectées issues de paramètres de détection différents. Cette analyse montre notamment que l'optimisation des paramètres de détection du traqueur dans le but de maximiser la probabilité de détection s'est accompagnée d'une légère amélioration de la similarité des trajectoires, en particulier pour les métriques définies sur l'union des deux trajectoires. La raison principale à cela réside dans le fait que les différences de temporalité s'amoindrissent dans le jeu de trajectoires optimisées, tandis que la similarité moyennée sur l'intersection des deux membres ne change pas, ou peu. Cette analyse met alors en évidence le caractère complémentaire des deux catégories de métriques : celles définies uniquement sur les échéances où les deux trajectoires coexistent, et celles prenant en considération les échéances où une seule des deux est définie.

Chapitre 3

Construction d'indices de cyclogénèse par régression statistique

Ce troisième chapitre introduit en détails l'approche indirecte consistant en l'utilisation d'indices de cyclogénèse pour évaluer l'activité cyclonique dans les modèles. Les indices les plus couramment utilisés dans la littérature sont présentés, ainsi qu'un bref historique des différents développements. Une attention toute particulière est prêtée à un indice dont les coefficients de pondération sont issus d'une régression statistique entre l'environnement de grande échelle et l'activité observée. La même méthodologie est employée pour étudier l'effet de divers facteurs sur les coefficients de cette régression, et pour étudier comment ces coefficients affectent en retour l'indice dans sa capacité à simuler l'activité cyclonique.

Sommaire

3.1 Les indices de cyclogénèse 84
3.1.1 Tour d'horizon des différents indices 84
3.1.1.I Relations empiriques 84
3.1.1.II Modélisation statistique de l'activité cyclonique 86
3.1.2 Propriétés des indices de cyclogénèses 87
3.1.3 Limitations des indices de cyclogénèses 95
3.2 Apport de la résolution spatiale et temporelle 96
3.2.1 Données et méthodes 97
3.2.2 Résultats 99
3.2.2.I Répartition géographique 101
3.2.2.II Variabilité interannuelle 103
3.2.2.III Apport de l'utilisation de coefficients réajustés 105
3.2.3 Conclusion 108
3.3 Indice de cyclogénèse régional 109
3.3.1 Méthodes 109
3.3.2 Coefficients régionaux 110
3.3.3 Effet sur la répartition spatiale 111
3.3.3.I Variabilité interannuelle 113
3.3.4 Conclusion 114
3.4 Synthèse 115

3.1 Les indices de cyclogénèse

3.1.1 Tour d'horizon des différents indices

La section 1.3.4.II du chapitre 1 introduit le concept de l'indice de cyclogénèse comme un moyen indirect d'étudier l'activité cyclonique dans les modèles. Cette approche se place comme une alternative à la mesure directe de la détection et le suivi objectif de TC dans les simulations, introduite dans la section 1.3.4.I et abordé plus amplement dans le chapitre 2. Ce thème de recherche a été initié par les travaux de Gray (1968, 1975) qui a identifié les facteurs environnementaux de grande échelle les plus favorables à la cyclogénèse pour ensuite les combiner en un produit capable de reproduire la densité climatologique de cyclones observés, avec son indice alors dénommé Paramètre de Genèse Saisonnière, ou SGP. Ce dernier (de même que sa variante annuelle le YGP) n'est toutefois plus d'usage aujourd'hui, à fortiori pour des applications en changement climatique, à cause de son seuil fixe de SST. Une certaine variété d'indices ont été développés depuis. Ces derniers peuvent être distingués selon si les Ces derniers peuvent être distingués selon si les coefficients de pondération associés à chaque prédicteur sont déterminés de manière partiellement empirique, ou bien si les coefficients proviennent d'une régression statistique. Ces derniers présentent l'intérêt d'être plus facilement reproductibles. Les plus communément utilisés d'entre eux sont présentés ci-après.

3.1.1.I Relations empiriques

Déjà mentionné dans la section 1.3.4.II, le premier indice de cyclogénèse qui a suivi le SGP de Gray est le CYGP (*Convective Yearly Genesis Parameter*) (Royer et al. 1998). Ce dernier a été conçu pour résoudre le problème de la dépendance du SGP à un seuil fixe de SST et se définit comme suit.

$$\mathrm{CYGP} = \underbrace{|f|\, I_\zeta\, I_S}_{\text{Dynamique}}\ \underbrace{k(P_c - P_0)}_{\text{Convectif}} \qquad \text{CYGP}$$

Où $f = 2\Omega \sin\phi$ est le paramètre de Coriolis, $I_\zeta = \zeta_R + 5$ où ζ_R est la vorticité relative, $I_S = (1/S_z + 3)$, où S_z est le cisaillement vertical du vent entre le haut et le bas de la troposphère, P_c sont les précipitations convectives sur océan seuillées sur P_0, et enfin k étant le coefficient de calibration de l'indice. Les constantes ajoutées au cisaillement et à la vorticité relative sont celles du SGP originel, mentionnées dans la section 1.3.4.II, et constituent là le caractère empirique de l'indice. Comme son nom le suggère, la particularité du CYGP est d'utiliser un potentiel convectif en lieu et place du potentiel thermique du SGP qui, dans Gray (1975) est défini avec la stabilité atmosphérique (gradient vertical de température virtuelle équivalente), l'humidité relative moyenne entre 700 hPa et 500 hPa et l'énergie thermique océanique accumulée sur les 60 premiers mètres sous la surface. Le CYGP de Royer et al. a servi dans des applications en climat futur par McDonald et al. (2005), Cattiaux et al. (2020) et Chauvin et al. (2006, 2020).

L'indice le plus communément utilisé désormais est sans aucun doute le GPI (*Genesis*

Potential Index) de Emanuel et Nolan (2004) défini comme suit :

$$\mathrm{GPI} = \underbrace{|10^5\zeta|^{3/2}\,(1+0.1V_{\mathrm{shear}})^{-2}}_{\text{Dynamique}}\underbrace{\left(\frac{H}{50}\right)^3\left(\frac{V_{\mathrm{pot}}}{70}\right)^3}_{\text{Thermique}} \qquad \text{GPI}$$

Où ζ représente la vorticité absolue à 850 hPa ($\zeta = \zeta_R + f$) exprimée en 10^{-5} s^{-1}, V_{shear} l'amplitude du cisaillement vertical du vent entre 850 hPa et 200 hPa, H l'humidité relative à 700 hPa et V_{pot} l'intensité potentielle (*Potential Intensity*, PI) (Emanuel 1986, 1995 ; Bister et Emanuel 1998, 2002). Cette dernière quantité remplace la SST dans l'indice et représente l'intensité maximale théorique d'un cyclone tropical, exprimée en vitesse de vent à la surface (m s^{-1}), lorsque ce dernier est assimilé à un cycle de Carnot (Emanuel 1987). Sous cette hypothèse, le PI est proportionnel à l'efficacité énergétique du cycle thermodynamique — exprimée par la différence de température à ses deux extrémités — et de la source de chaleur. Bister et Emanuel (2002) ont alors montré que, sous certaines hypothèses supplémentaires dont l'énumération dépasse le cadre de ce manuscrit, le PI pouvait être évalué comme suit :

$$V_{\mathrm{pot}}^2 = \frac{T_s}{T_0}\frac{C_k}{C_D}\left[\mathrm{CAPE}^* - \mathrm{CAPE}\right]|_{\mathrm{RMW}} \qquad \text{PI}$$

où T_s est la température de surface, T_0 la température de l'air rejeté au sommet du cyclone, C_k est le coefficient d'échange d'enthalpie avec l'océan, C_D le coefficient de trainée, CAPE* l'énergie potentielle convective disponible (*Convective Available Potential Energy*) de l'air saturé en surface, et CAPE étant l'énergie potentielle convective de la couche limite atmosphérique — CAPE* et CAPE sont tous deux évalués au rayon de vent maximum (*Radius of Maximum Wind*, RMW). En pratique, le calcul de l'intensité potentielle nécessite l'utilisation d'un algorithme sophistiqué dont l'exécution nécessite un temps de calcul conséquent.

Plusieurs autres indices de cyclogénèses ont été dérivés du GPI. Emanuel (2010) a lui-même proposé une révision du GPI originel, remplaçant l'humidité relative par une mesure adimensionnelle du déficit de saturation d'entropie humide dans la moyenne troposphère, argumentant que cette quantité serait un meilleur prédicteur de la fréquence d'occurrence des TC (Emanuel et al. 2008). Bruyère et al. (2012) ont également proposé une version modifiée du GPI originel dans laquelle la vorticité et l'humidité relative sont supprimées. Les auteurs montrent en effet que les variations interannuelles de ces deux quantités sont quasi inexistantes et ne peuvent donc être liées à la fréquence d'occurrence des TC, et suggèrent plutôt que la contribution de ces deux prédicteurs consistent en des seuils minimaux nécessaires (McGauley et Nolan 2011). Bruyère et al. suggèrent également que le PI puisse jouer le rôle de proxy de la capacité de l'environnent à favoriser la convergence d'humidité. À l'échelle intra-saisonnière cette fois, les résultats de Camargo et al. (2009) arrivent à un constat en parfaite opposition puisque les auteurs montrent que l'humidité relative à 850 hPa et la vorticité absolue sont respectivement les deux facteurs prépondérants dans les anomalies du GPI liées à l'oscillation de Madden-Julian (*Madden-Julian Oscillation*, MJO), mode de variabilité principal à cette échelle de temps. Wang et Murakami (2020) proposent quant à eux un indice composé uniquement de prédicteurs dynamiques, sans aucune contribution thermique, et montrent que la capacité de leur produit à simuler la variabilité interannuelle dans le bassin WPac et dans l'hémisphère sud est améliorée par rapport au GPI. Cette grande variété d'indices est représentative de l'incertitude qui entoure le choix des prédicteurs dans la formulation des indices de cyclogénèses, choix notamment compliqué par le fait que les paramètres de grande échelle qui influent sur la fréquence d'occurrence dépendent de l'échelle temporelle considérée (Wang et J.-Y. Moon 2017).

3.1.1.II Modélisation statistique de l'activité cyclonique

Les indices introduits dans la section précédente sont généralement déterminés de manière semi empirique à l'aide de considérations théoriques et en s'appuyant sur des régressions multiples entre différents champs modèles, provenant souvent de réanalyses, et l'activité observée. Les relations ainsi établies sont ensuite appliquées plus largement sur toutes sortes de simulations. La partie subjective derrière la mise au point des indices empêche la reproductibilité des résultats ayant conduits à leur formulation, ce qui contribue probablement à l'émergence de nouvelles variantes de ces mêmes indices, répétant ainsi le même schéma. C'est entre autres pour cette raison que Tippett et al. (2011) proposent une approche différente consistant à définir un indice de cyclogénèse purement comme une régression non-linéaire entre l'activité observée et l'environnement, avec une méthodologie objective de sélection des prédicteurs. Cet indice, par la suite référé par l'acronyme « TCS », du nom des trois auteurs (Tippett, Camargo, Sobel) est défini comme suit :

$$\mathrm{TCS} = \exp\left(b_0 + \underbrace{b_\eta \eta + b_{V_{\mathrm{shear}}} V_{\mathrm{shear}}}_{\text{Thermique}} + \underbrace{b_H H + b_T T}_{\text{Dynamique}} + \log\cos\phi\right) \qquad \text{TCS}$$

Où $\eta = \min(\zeta, 3{,}7)$, vorticité absolue à 850 hPa exprimée en 10^{-5} s^{-1} et bornée à 3,7 $\times$ 10^{-5} s^{-1} (*clipped vorticity*), V_{shear} le cisaillement vertical entre 850 hPa et 200 hPa exprimé en m s^{-1}, H l'humidité relative à 600 hPa en pourcentage et T la SST relative définie comme l'écart de température à la SST moyennée entre 20 °S et 20 °N sur océan. Dans Tippett et al. (2011), cet indice est construit par une régression de Poisson entre la climatologie mensuelle des cyclogénèses IBTrACS, définies comme les premières observations des systèmes atteignant au moins le stade de tempête tropicale, et la climatologie mensuelle des prédicteurs calculée entre 1961 et 2000 par le biais de la réanalyse ERA-40 (Uppala et al. 2005). Les coefficients de la régression proposée par Tippett et al. sont $b_0 = -5{,}80$, $b_\eta = 1{,}03$, $b_{V_{\mathrm{shear}}} = -0{,}15$, $b_H = 0{,}05$ et $b_T = 0{,}56$. La formulation du prédicteur de vorticité utilisé dans le TCS est différente des autres indices puisqu'elle utilise une borne supérieure au tourbillon absolu. Tippett et al. (2011) justifient cette approche ainsi que le seuil de 3,7 $\times$ 10^{-5} s^{-1} en montrant que le nombre de cyclogénèses n'est plus influencé par la vorticité au delà de cette valeur. L'utilisation d'un prédicteur borné de vorticité absolue à 850 hPa permet alors au TCS d'être plus sensible aux variations de vorticité dans les tropiques que si la vorticité non bornée était considérée, tout en réduisant le nombre de cyclogénèses simulé dans les hautes latitudes. En outre, c'est par cet effet de seuil de la vorticité que le retrait de ce prédicteur est justifié dans l'indice de Bruyère et al. (2012). Tippett et al. indiquent également que l'utilisation de la SST relative plutôt que du PI comme prédicteur de l'énergie thermique océanique disponible produit une régression d'une qualité légèrement supérieure. L'intérêt principal réside cependant dans l'interprétabilité facilitée par la SST relative, le PI n'étant à priori pas relié à la cyclogénèse. D'un point de vue pratique, si les deux prédicteurs peuvent être interchangés dans le TCS, en remplaçant également b_T par une valeur b_{PI} appropriée, comme par exemple dans Camargo et al. (2014) et Camargo et Wing (2016), étant donné que les deux variables sont largement corrélées (Vecchi et Soden 2007 ; Swanson 2008), la SST relative est cependant considérablement plus simple à calculer. Précisons enfin que la méthodologie de sélection dite objective des prédicteurs dans Tippett et al. (2011) ne permet pas d'identifier de manière autonome les prédicteurs produisant le meilleur indice. En effet, pour le TCS, il est considéré comme acquis que l'indice final se doit d'être une combinaison de prédicteurs thermiques et dynamiques, s'inscrivant dans la continuité des travaux de Gray (1975). Dans ce contexte,

le processus de sélection consiste à utiliser l'estimation de la vraisemblance log (*log likelihood*), que la régression vise à maximiser, et ajustée par le nombre de prédicteurs pour compenser le biais positif introduit par l'ajout de variables additionnelles (Akaike 1998), pour ensuite déterminer lequel des deux prédicteurs thermiques entre la SST relative et le PI produit la meilleure régression. Ce processus est répété pour la vorticité absolue avec la vorticité absolue bornée, ainsi que pour l'humidité relative à 600 hPa et l'humidité relative intégrée sur la colonne atmosphérique. La place du cisaillement vertical dans la régression n'est pas remise en cause (Gray 1968).

Wang et Murakami (2020) ont également défini leur indice de cyclogénèse par un modèle statistique, cette fois ci par une régression log-log [1] ainsi qu'une méthodologie de sélection automatique des prédicteurs parmi 11 candidats, qui se distingue de celle employée par Tippett et al. (2011) en cela qu'aucune hypothèse n'est faite sur la constitution de l'indice. Wang et Murakami (2020) utilisent en effet une régression séquentielle évaluant l'apport de l'ajout de chaque variable parmi les 11, attribuant à chacun d'entre eux un score dont la valeur dépend de l'ordre dans lequel ils sont sélectionnés, et ce jusqu'à ce que la significativité de l'apport des nouveaux prédicteurs ne puisse plus être vérifiée. Cette méthodologie appliquée à cinq réanalyses, pour l'échelle globale ainsi que pour chaque hémisphère, aboutit systématiquement à un indice exprimé purement par des prédicteurs dynamiques. Spécifiquement, les prédicteurs sélectionnées sont le cisaillement vertical, la composante verticale du vent à 500 hPa, la vorticité absolue à 850 hPa et enfin le gradient méridional de la composante zonale du vent à 500 hPa — listés ici par score de sélection décroissant. Les auteurs précisent toutefois que la définition purement dynamique de l'indice ne signifie pas que les variables thermiques n'importent pas dans les processus physique sous-jacents de la cyclogénèse, mais suggèrent plutôt que l'influence de ces derniers est suffisamment bien représentée dans les variables dynamiques. Malgré les choix et les pondérations différentes entre l'indice de Wang et Murakami (2020) et le GPI, les performances évaluées sur le climat présent (1980 – 2017) sont comparables entre les deux indices. En particulier, Wang et Murakami (2020) soulignent que la corrélation de la variabilité interannuelle du DGPI avec les observations est améliorée dans le bassin WPac et dans l'hémisphère sud, mais dégradée dans le bassin EPac.

3.1.2 Propriétés des indices de cyclogénèses

Résultat de la diversité des formulations et du choix des prédicteurs définissant les divers indices de cyclogénèses présenté dans la section 3.1.1, la capacité de chacun d'entre eux à simuler l'activité cyclonique moyenne est également variable. Dans cette section sont comparées les caractéristiques des trois indices définis précédemment, à savoir le TCS, le CYGP et le GPI. Les trois indices sont calculés sur les moyennes mensuelles ERA5 entre 1981 et 2019, interpolées sur une grille régulière de 1 ° de résolution horizontale. Ils sont ensuite calibrés de façon à ce que le nombre de TC moyen par année (calendaire) simulé sur la période soit égal à la fréquence annuelle moyenne observée dans IBTrACS, soit ici 84,7 TC par an. Pour IBTrACS, on qualifie de cyclogénèses les premières observations des systèmes référencés qui sont renseignés, à un moment de leur cycle de vie, comme tempête

1. Une régression de Poisson peut être vue comme une relation log-linéare, reliant linéairement le logarithme de l'espérance de la quantité Y aux prédicteurs $\mathbf{x}$ par le vecteur des coefficients $\mathbf{b}$: $\log \mathbb{E}(Y \mid \mathbf{x}) = \mathbf{b}^{\mathrm{T}}\mathbf{x}$, tandis que la régression utilisée par Wang et Murakami (2020) est de type $\log \mathbb{E}(Y \mid \mathbf{x}) = \mathbf{b}^{\mathrm{T}} \log \mathbf{x}$. Bien que les auteurs y réfèrent également sous l'appellation de log-linéaire, nous l'appelons ici log-log pour la distinguer de la régression pratiquée par Tippett et al.

tropicale ou subtropicale. Rappelons que les indices de cyclogénèses s'expriment en TC par unité de surface et par unité de temps, si bien qu'il est nécessaire d'intégrer spatialement l'indice pour obtenir une quantité homogène à une fréquence. Numériquement, l'intégrale se calcule comme la somme double en longitude et en latitude sur un domaine géographique donné, pondérée par le cosinus de la latitude pour prendre en considération la variation de la surface d'une maille avec la latitude. Reprenant l'équation donnée dans la section 1.3.4.I du chapitre 1, on a alors :

$$\begin{aligned} N_{\mathrm{TC}} &= \iint_{D} \underbrace{\rho(\phi,\lambda)}_{\text{Indice}}\; d\phi\, d\lambda \\ &= \sum_{i}\sum_{j} \cos\phi_j\, \rho(j,i) \end{aligned}$$

Où $\rho(j,i)$, défini sur le domaine géographique D représente la valeur de l'indice ρ au point de grille (j,i), caractérisé par sa latitude ϕ_j et sa longitude λ_i.

La figure 3.1 présente les moyennes saisonnières des trois indices TCS, GPI et CYGP, moyennés entre eux, auxquelles sont superposées les densités de cyclogénèses IBTrACS. La répartition spatiale des indices présente une excellente concordance avec les observations. Cette figure n'est pas sans rappeler les climatologies saisonnières du produit de quatre variables identifiées comme favorables à la cyclogénèse par Gray (1975), présentées sur la figure 1.5 (page 15) de la section 1.2.2 (chapitre 1). Cette dernière présentait toutefois le défaut d'indiquer des conditions favorables jusque dans les moyennes latitudes. L'indice moyen sur la figure 3.1 corrige ce défaut, toute l'activité étant en effet concentrée dans les régions tropicales et subtropicales. On note encore quelques points de discorde, notamment sur la côte Africaine, côté Atlantique, au large de l'Angola et du Nigeria, où l'indice moyen indique une quantité non-nulle de TC, et de même dans des sous-domaines du bassin NInd, à savoir dans le Golfe Persique, en Mer Rouge et dans le Golfe d'Aden [2] La figure 3.1 rappelle également les délimitations des bassins géographiques utilisés jusqu'à présent.

Distribution méridienne

La figure 3.2 présente la distribution méridienne de l'activité pour les trois indices explicités dans la section 3.1.1 et évalués sur les moyennes mensuelles ERA5 entre 1981 et 2019, comparée à celle d'IBTrACS sur la même période. Comme indiqué par Menkes et al. (2012), qui évaluent ces trois mêmes indices (ainsi que le YGP) sur quatre réanalyses antérieures à ERA5, les trois indices tendent à surévaluer l'activité cyclonique à proximité de l'équateur, aussi bien dans l'hémisphère nord que dans le sud. Sur ERA5, seul le CYGP atteint quasiment 0 à l'équateur (0,05 TC par an à exactement 0° par interpolation quadratique, les points de grille les plus proches étant 0,5 °S et 0,5 °N), tandis que le TCS et le GPI y simulent respectivement 0,3 et 0,4 TC par an.

Dans l'hémisphère sud, les trois indices ainsi que les observations sont en bon accord pour ce qui concerne l'amplitude de l'activité méridienne moyenne ainsi que sa position. Le maximum des observations est atteint à la latitude 11,5 °S avec 3,13 TC par an. Le TCS,

2. Peu de points sont visibles dans ces trois régions du bassin NInd à cause du masque terre-mer utilisé, mais les points visibles indiquent tout de même une activité non négligeable. Ces régions, larges d'à peine plus de 200 km, ne peuvent accueillir des cyclones tropicaux.

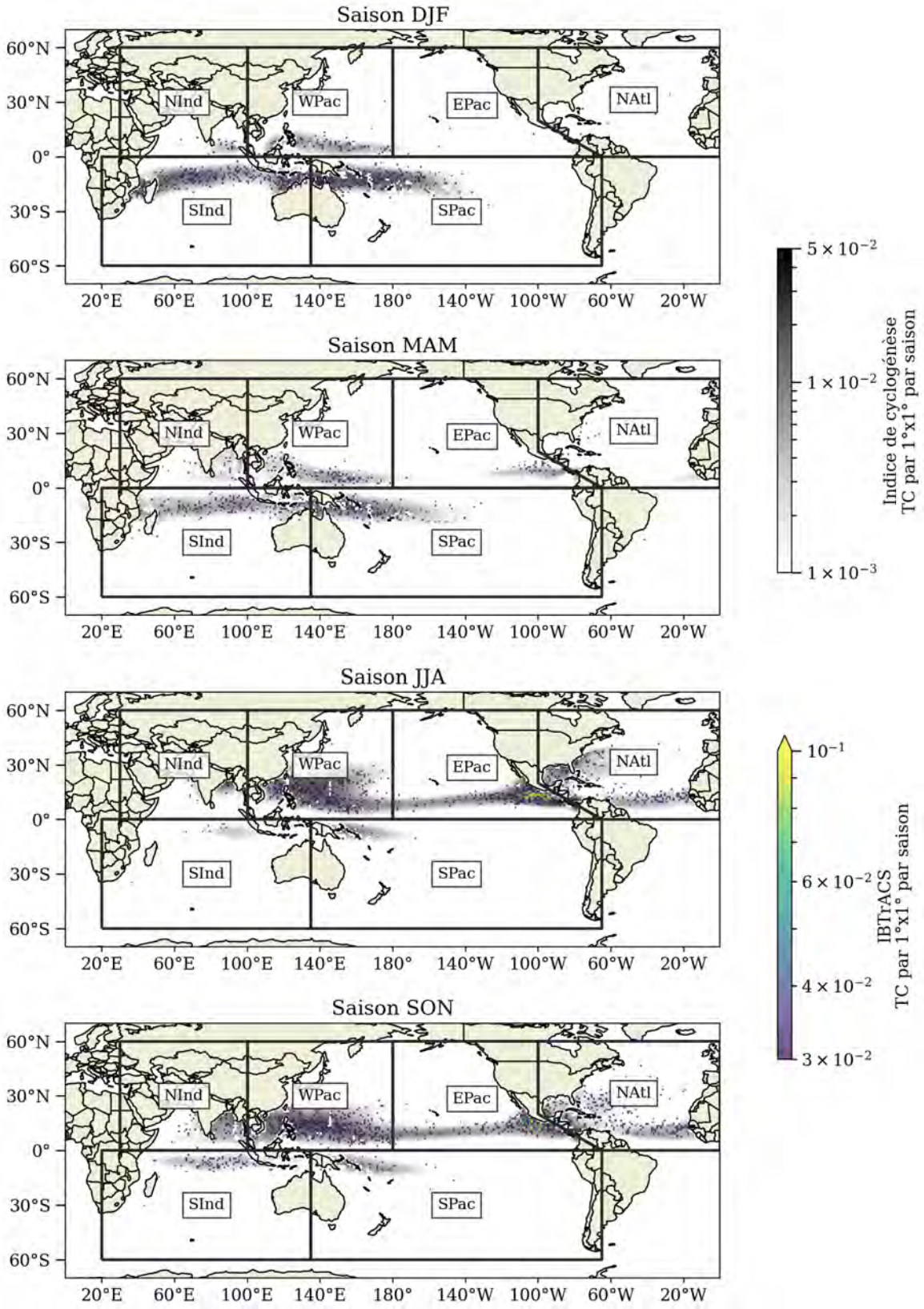


Figure 3.1 – Moyennes saisonnières de la moyenne du TCS, du GPI et CYGP évalués sur ERA5 à 1 ° de résolution entre 1980 et 2020 (nuances de gris). Densités de cyclogénèses IBTrACS sur une grille de même résolution et sur la même période.

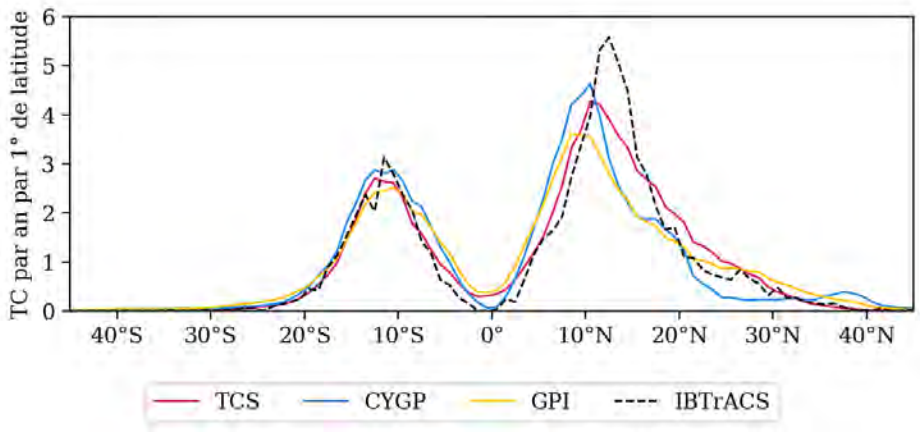


FIGURE 3.2 – Intégrale zonale de la moyenne annuelle du TCS, CYGP et du GPI calculés sur les champs mensuels ERA5 interpolés sur une grille régulière de 1° de résolution horizontale, entre 1981 et 2019. Le tracé en tirets indique la distribution méridienne annuelle moyenne des premières observations des systèmes IBTrACS renseignés comme tempêtes tropicales ou subtropicales sur la même période et sur la même grille spatiale.

CYGP et le GPI quant à eux ont une latitude du maximum de respectivement 12,5 °S, 10,5 °S et 10,5 °S. Les trois indices atteignent donc leur maximum aux latitudes directement voisines du maximum d'IBTrACS, de part et d'autre de celle-ci, l'espacement étant de 1 °. Le CYGP simule le pic le plus fort et au plus proche des observations avec 2,9 TC par an à la latitude du maximum, suivi dans l'ordre du TCS (2,7 TC par an) et enfin du GPI (2,5 TC par an). Notons toutefois que, lorsqu'intégré entre 60 °S et l'équateur, le TCS produit l'activité la plus proche des observations, avec 26,8 TC par an contre 26,1 TC par an dans IBTrACS (voir aussi tableau 3.1). Les deux autres indices surestiment également l'activité totale de cet hémisphère avec 31,9 TC par an pour le CYGP et 30,7 TC par an pour le GPI. En effet, si les trois indices surévaluent l'activité à proximité de l'équateur, le CYGP et le GPI la surestiment également dans les latitudes plus basses, là où le TCS suit fidèlement IBTrACS. Dans l'hémisphère sud, la cohérence entre les trois indices et les observations est améliorée par rapport aux résultats obtenus par Menkes et al. (2012), notamment sur ERA-40, distante d'ERA5 d'une génération.

Dans l'hémisphère nord, les performances des trois indices sont nettement plus contrastées. Ni l'amplitude, ni la position du pic d'activité, ni l'étendue méridienne des trois indices ne correspondent aux observations. Ils présentent tous un biais équatorial plus ou moins prononcé, avec une différence de 4 ° pour le GPI et de 2 ° pour le TCS et le CYGP dans la latitude du maximum. Bien que le CYGP et le TCS partagent la même latitude du maximum, le biais équatorial du CYGP est distinctement plus prononcé que pour le TCS, ce dernier présentant la meilleure ressemblance avec IBTrACS. Rappelons que les indices simulent, par construction, 84,7 TC par an entre 60 °S et 60 °N. Par conséquent, si les indices surestiment l'activité dans l'hémisphère sud, cela signifie mécaniquement qu'ils la sous-estiment dans le nord. La somme des biais dans les deux hémisphères est donc nulle. Il en résulte que le TCS présente là aussi la meilleure activité totale intégrée entre 0 ° et 60 °N avec un déficit de 0,7 TC par an. Le GPI arrive en seconde position avec un déficit de 4,5 TC par an tandis que le CYGP présente un déficit plus conséquent de 5,7 TC par an. Le CYGP se distingue également par un regain d'activité entre 35 °N et 40 °N, évalué à 1,3 TC par an sur cette bande.

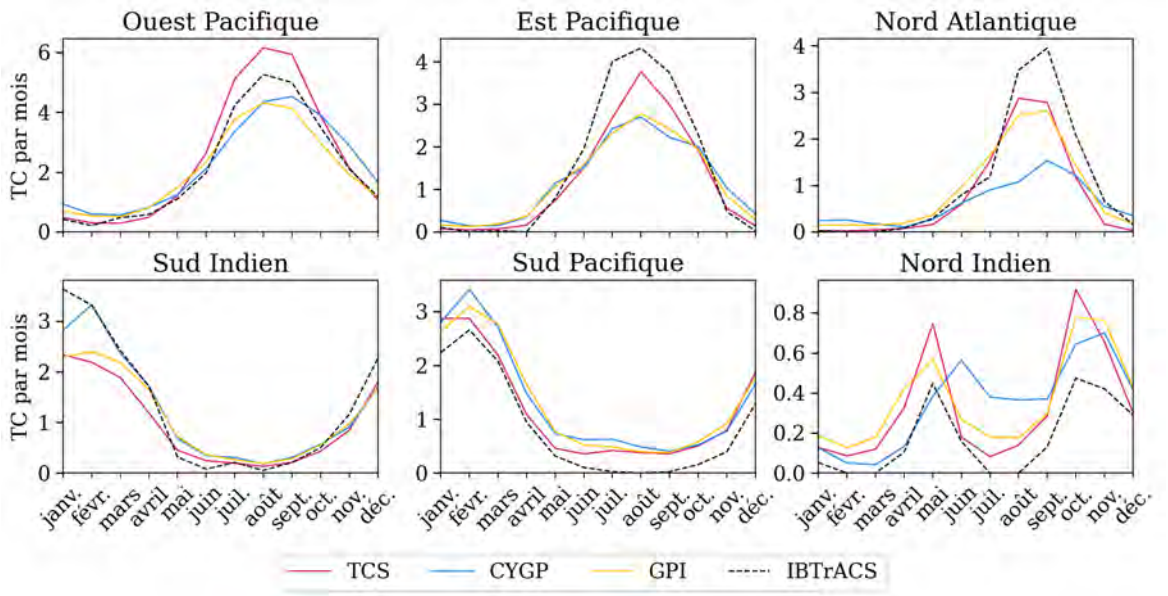


FIGURE 3.3 – Cycle annuel de l'activité cyclonique inférée des trois indices de cyclogénèses définis dans la section 3.1.1 sur ERA5 entre 1981 et 2019. Le tracé en tirets noirs indique la climatologie mensuelle observée d'après IBTrACS sur la même période.

Ainsi, sur ERA5, les trois indices surestiment l'activité cyclonique annuelle moyenne dans l'hémisphère sud, et la sous-estiment dans le nord. Le TCS présente toutefois la meilleure répartition de l'activité entre hémisphères, ainsi que la meilleure distribution méridienne.

Climatologie mensuelle

La figure 3.3 présente quant à elle la climatologie mensuelle pour les trois indices, évaluée selon le même mode opératoire que pour la figure 3.2 — à cela près que l'intégration spatiale des indices est réalisée aussi bien en longitude qu'en latitude — pour IBTrACS et pour les 6 bassins océaniques d'intérêt, les frontières de ces derniers étant tracées sur la figure 1.2 du chapitre 1, ainsi que dans la section 2.2.2.VI du chapitre 2 (Dulac et al. 2023, documents supplémentaires). Là encore, les trois indices se distinguent les uns des autres par des cycles saisonniers aux propriétés variables, bien que tous soient capables de reproduire approximativement la climatologie observée.

Les qualités désirables pour la climatologie mensuelle d'un indice de cyclogénèse à l'échelle régionale sont de pouvoir simuler : la bonne saisonnalité, c'est à dire la bonne étendue temporelle, y compris en minimisant l'activité en dehors de la saison ; la bonne amplitude ; et naturellement le bon nombre de TC moyen par an. Sur l'ensemble de ces aspects, aucun des trois indices n'apparaît comme clairement supérieur aux autres sur l'ensemble des six bassins d'activité. Les trois indices capturent correctement la saison cyclonique dans l'ensemble des bassins, à l'exception du CYGP dans le Nord Indien où le pic de la première saison est indiqué pour le mois de juin plutôt que mai pour les deux autres et dans les observations. Cette caractéristique du CYGP est également notée dans Menkes et al. (2012), et ne saurait s'expliquer par l'utilisation des précipitations convectives, puisque le YGP présente le même attribut (mais encore plus prononcé) et trouve par conséquent son origine dans la

composante dynamique de l'indice. Le CYGP se démarque par ailleurs du TCS et du GPI à deux autres reprises : dans le bassin Nord Atlantique où celui-ci sous-estime très fortement l'amplitude de l'activité (voir aussi tableau 3.1) ; et dans le bassin Sud-Indien, où il est au contraire le seul à simuler un maximum réaliste au mois de février, bien que la tendance entre janvier et février soit mauvaise. Le TCS se démarque une fois de plus comme étant l'indice le plus apte à minimiser l'activité inférée en dehors de la saison cyclonique, bien qu'elle ne soit tout de même pas négligeable entre juin et octobre dans le bassin SPac, simulant environ 0,5 TC par mois, ainsi que dans le NInd entre juin et août. Par ailleurs, tous les indices surestiment l'activité dans ces deux bassins. Il est toutefois difficile de distinguer la contribution d'IBTrACS de celle des indices dans ce constat dans la mesure où les observations dans ces bassins y sont potentiellement moins fiables que dans les autres régions (Schreck et al. 2014) ; en particulier dans le NInd, où elles sont quasi inexistantes jusqu'au début des années 2000. Les pic d'activités simulés par le TCS dans le WPac, EPac, NAtl et NInd sont supérieurs à ceux du CYGP et du GPI. Dans le WPac, le TCS dépasse même les observations sur la période juillet – août – septembre. Dans les deux bassins de l'hémisphère sud, l'activité inférée du TCS est au contraire plus faible que pour les deux autres indices (ce qui pour le SPac aboutit à une meilleure représentation de l'activité observée). Cela se comprend d'une part par le fait, montré dans la section précédente, que le CYGP et le GPI surestiment l'activité dans l'hémisphère sud tandis qu'ils la sous-estiment dans le nord — le TCS étant beaucoup plus proche des observations dans les deux hémisphères. D'autre part, le TCS possède la capacité à capturer plus finement la saison active, en simulant une activité comparativement moindre en dehors de la saison cyclonique. Dans le nord, cela creuse l'écart du TCS par rapport aux deux autres au cœur de la saison active, tandis qu'il est permis de penser que cette propriété tend au contraire à compenser l'activité moindre dans le sud. Sans être exempt de tout défaut, le TCS réunit donc, dans l'ensemble, le plus de qualités désirables dans un indice de cyclogénèse pour simuler la climatologie mensuelle à l'échelle régionale.

Fréquence annuelle et variabilité

La première partie du tableau 3.1 présente la fréquence annuelle moyenne des TC dans les six bassins géographiques ainsi que pour chaque hémisphère et à l'échelle globale. Notons en premier lieu que les trois indices produisent le bon ordre de grandeur de fréquence annuelle à toutes les échelles spatiales, à l'exception de la sous-estimation du CYGP dans le NAtl, et de la sur-estimation des trois indices dans le bassin NInd, cette dernière pouvant être due au manque d'observations dans la région. Le TCS apparait comme l'indice simulant le nombre moyen annuel de TC le plus proche d'IBTrACS pour 5 des 8 bassins océaniques considérées (l'échelle globale ne comptant pas, puisque la fréquence annuelle globale est imposée), à savoir EPac, SPac, NInd et les deux hémisphères. Dans le SInd, le TCS est toutefois le plus éloigné de la réalité, et est à égalité avec le GPI dans le WPac avec un surplus de $+3{,}7$ TC par an par rapport à IBTrACS. Il occupe enfin la 2e place du classement dans le bassin NAtl, devant le CYGP. Le CYGP quant à lui se démarque dans le WPac — bien qu'il ait tendance à simuler une saison légèrement trop tardive, décalée d'environ 1 mois, c.f figure 3.3 — et dans le SInd. Enfin, le GPI ne produit la fréquence annuelle la plus proche d'IBTrACS que pour le bassin NAtl, avec cependant un déficit de 2,2 TC par an. Dans le sous-ensemble d'IBTrACS utilisé ici, le ratio de la fréquence annuelle moyenne entre les deux hémisphères est de 2,16. Sans surprise, le TCS en est le plus proche, avec une différence inférieure à 0,01. Le GPI

Tableau 3.1 – Caractéristiques du TCS, du CYGP et du GPI calculés sur ERA5 entre 1981 et 2019 comparé à IBTrACS, par bassin océanique, pour chaque hémisphère ainsi qu'à l'échelle globale. Les valeurs en gras renseignent pour chaque colonne l'indice se rapprochant le plus des observations.

	WPac	EPac	NAtl	SInd	SPac	NInd	NH	SH	Global
							Fréquence (TC par an)		
IBTrACS	26	17,7	12,7	15,9	10,2	2	58,5	26,1	84,7
TCS	29,7	**14,6**	9,4	11,9	**14,2**	**4**	**57,8**	**26,9**	84,7
CYGP	**26,9**	14,3	7,3	**15,2**	16,2	4,2	52,8	31,9	84,7
GPI	29,7	14	**10,7**	13,5	16	4,4	54	30,7	84,7
							Corrélation interannuelle avec IBTrACS		
TCS	0,03	**0,7**	0,71	−0,13	0,35	—	0,31	−0,07	< 0,01
CYGP	**0,46**	0,62	0,7	**−0,13**	**0,57**	—	0,27	**0,05**	0,01
GPI	0,06	0,64	**0,79**	−0,3	0,39	—	**0,43**	−0,09	**0,17**

arrive en seconde position avec 1,76 et enfin le CYGP avec 1,66.

La seconde partie du tableau 3.1 présente la corrélation interannuelle des trois indices de cyclogénèses avec IBTrACS pour les mêmes échelles spatiales. Notons que la variabilité interannuelle est évaluée pour les saisons cycloniques de 1981 à 2019, si bien que son calcul fait intervenir dans l'hémisphère sud les valeurs de l'indice depuis juillet 1980 jusqu'à juin 2019. Cela est valable aussi pour la variabilité à l'échelle globale, évaluée comme la somme des séries temporelles calculées indépendamment l'une de l'autre sur les deux hémisphères. Précisons également que la variabilité interannuelle dans IBTrACS pour le bassin NInd est largement composée de 0 jusqu'au début des années 2000, raison pour laquelle les corrélations sont omises dans cette colonne. Là encore, aucun indice ne se distingue clairement des deux autres à toutes les échelles. La capacité des trois indices à produire une variabilité interannuelle corrélée aux observations est très variable selon les régions du monde et selon les indices. En effet, les trois indices indiquent une corrélation négative dans le SInd, jusqu'à −0,3 pour le GPI. Dans le WPac, le TCS et le GPI ne présentent aucune corrélation, en accord avec Wang et Murakami (2020), tandis que le CYGP indique un coefficient, certes faible mais sensiblement meilleur que pour les deux autres, de 0,46. À l'inverse, dans les bassins EPac et NAtl, les trois indices indiquent une variabilité interannuelle en phase avec IBTrACS. En effet dans l'EPac, le TCS indique une corrélation de 0,7, suivi du GPI avec 0,64 et enfin du CYGP à 0,62, tandis que le GPI dans le NAtl atteint la plus haute corrélation de 0,79 — le TCS et le CYGP présentant des performances honorables d'environ 0,7 chacun. Le CYGP se distingue aussi dans le SPac avec une corrélation relativement faible de 0,57, mais meilleure que les deux autres indices puisque celles-ci valent 0,39 et 0,35 pour le GPI et le TCS, respectivement. À plus grande échelle, la variabilité interannuelle des indices dans l'hémisphère nord est plus proche que dans le sud, avec dans le premier cas, entre 0,27 pour le CYGP et 0,43 pour le GPI, tandis que dans l'hémisphère sud les trois indices indiquent une corrélation quasi-nulle. À l'échelle globale, seul le GPI indique une très maigre corrélation de 0,17, les deux autres indices ne présentant une fois de plus aucun lien avec les observations. Séparer le bassin SInd en deux sous-bassins s'avère bénéfique pour la corrélation interannuelle des trois indices. Spécifiquement, on définit le bassin Sud Ouest Indien (SIndW) entre 20 °E et 90 °E de longitude, puis le bassin Sud Est Indien (SIndE), correspondant au bassin australien, entre

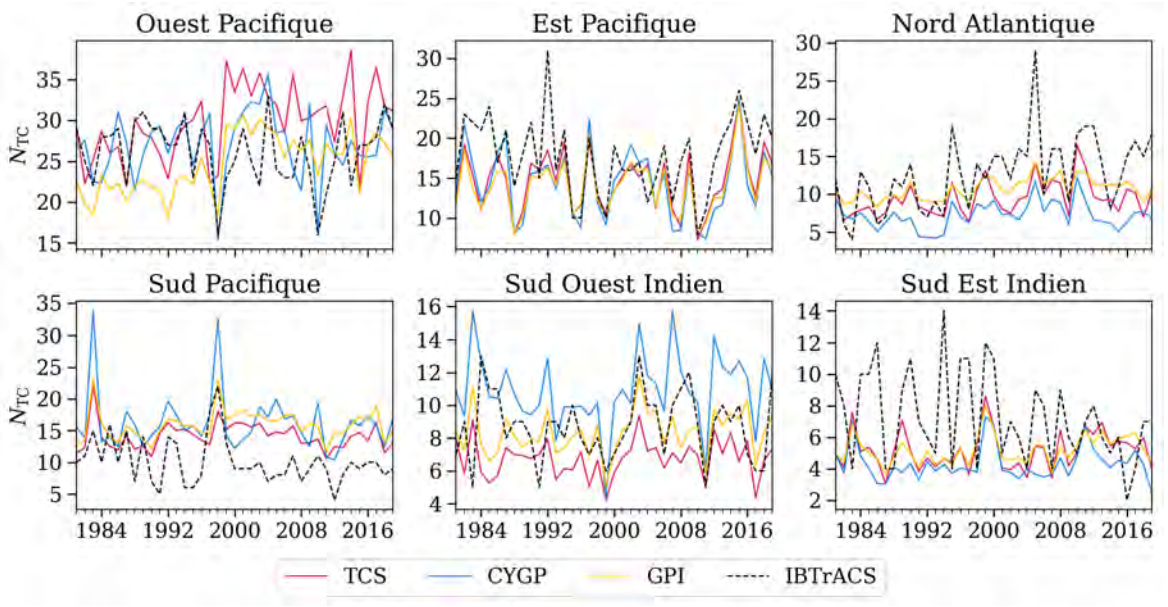


FIGURE 3.4 – Variabilité interannuelle entre 1981 et 2019 inférée pour le TCS, le CYGP et le GPI, comparé à IBTrACS.

90 ° et 135 °E. La limite méridienne demeure inchangée, entre 0 ° et 60 °S. Ce découpage est plus proche du découpage pratiqué pour la surveillance opérationnelle, comme expliqué dans la section 1.1.2 du chapitre 1. Dans ce contexte, le TCS présente une corrélation de 0,21 et 0,22 pour le SIndW et le SIndE respectivement ; 0,37 et 0,16 pour le CYGP ; 0,27 et 0,12 pour le GPI. Par conséquent, et pour la suite des travaux présentés dans ce document, nous distinguerons toujours les régions SIndW et SIndE.

Enfin, il est important de préciser qu'une bonne corrélation ne présage en rien de la capacité d'un indice à simuler une amplitude réaliste de sa variabilité interannuelle. La figure 3.4 présente les séries temporelles de variabilité interannuelles entre les saisons cycloniques 1981 et 2019 dont sont issues les corrélations du tableau 3.1. Dans le bassin NAtl, où la corrélation interannuelle est supérieure à 0,7 pour les indices, l'amplitude de la variabilité inférée est moindre par rapport aux observations. Cela est particulièrement vrai pour le GPI, présentant un écart-type de 1,4 TC contre 4,8 TC dans IBTrACS. Le TCS présente une amplitude plus forte que le GPI, mais cette dernière reste toutefois faible, avec un écart-type de 2,3, soit une dispersion plus de deux fois moindre que la dispersion observée. Certains sursauts observés sont cependant capturés par les trois indices. C'est notamment le cas de l'année 1995 et 2005. Dans le Sud Pacifique et Sud Est Indien, le constat est similaire, avec une forte sous-estimation de l'amplitude à l'exception de certains pics comme pour la saison 1998 dans le SPac. Le sursaut d'activité simulé par le CYGP est par ailleurs anormalement élevé, par rapport aux observations ainsi qu'aux deux autres indices, dépassant 32 TC. Cette valeur n'est dépassée qu'en 1983 avec près de 34 TC, le GPI et le TCS étant quant à eux en accord sur une valeur de 23 TC et 22,2 respectivement. Si ces pics notés dans les trois indices correspondent à un maximum local dans les observations également, la saison ne se démarque toutefois pas des autres saisons. En revanche, le bassin EPac présente un accord remarquable entre la variabilité simulée et la variabilité observée, avec pour seules exceptions l'année 1992, pic majeur dans IBTrACS avec 31 systèmes, là où les trois indices indiquent entre 18,5 TC pour le TCS et 16,3 TC pour le GPI. La variabilité inférée des indices est, de manière générale, nettement moins proche d'IBTrACS avant l'année 1993. Notons en effet

que la corrélation interannuelle pour le bassin EPac pris à partir de 1993 est augmentée d'au moins 0,1 par rapport aux valeurs renseignées dans le tableau 3.1, atteignant 0,81 pour le TCS. Dans l'EPac, SInd (ouest et est), les trois indices présentent des variabilités extrêmement semblables, mis à part les différences dans la fréquence moyenne dans le SIndW. Les différences sont plus marquées dans le WPac, en particulier entre le GPI et les deux autres. Le CYGP apparait parfois en opposition du signal indiqué par le TCS et le GPI comme par exemple pour les années 1988 et 2007. Le CYGP capture néanmoins remarquablement bien les chutes d'activité en 1997 et 2010.

3.1.3 Limitations des indices de cyclogénèses

Les indices de cyclogénèses couramment utilisés dans la littérature et présentés ici mettent en évidence une grande capacité à simuler la répartition spatiale et saisonnière de l'activité cyclonique moyenne. Spatialement, les indices présentent un accord important dans l'hémisphère sud, aussi bien entre eux qu'avec les observations. Dans l'hémisphère nord, la répartition méridienne est plus contrastée et tous les indices présentent un biais équatorial plus ou moins conséquent. Le TCS se distingue comme le plus apte à simuler cette distribution, ainsi que la répartition de la fréquence annuelle globale entre les deux hémisphères. De plus, le TCS et le GPI sont tous deux capables de simuler un cycle annuel réaliste dans les 6 bassins océaniques majeurs, tandis que le CYGP montre des faiblesses dans le NInd et dans le NAtl, où l'activité est fortement sous-estimée, ainsi que dans une mesure bien moindre dans le WPac où celui-ci semble présenter un léger décalage dans la saison. Le TCS présente la qualité de discriminer plus finement la saison active de la saison creuse, résultant en une activité cyclonique hors saison réduite par rapport aux deux autres indices. La fréquence annuelle à l'échelle régionale, ou plus exactement sa proximité avec la fréquence observée, est variable selon les bassins, mais les trois indices apparaissent comme capables de simuler le bon ordre de grandeur pour chacun des bassins (à l'exception de NInd, probablement en raison du manque de fiabilité des observations dans cette région). Le TCS se démarque toutefois comme produisant la fréquence annuelle la plus réaliste dans 5 des 8 bassins considérées.

À l'échelle interannuelle, les performances des trois indices apparaissent comme nettement moins bonnes. À l'exception de certains bassins, tels que le EPac et le NAtl, la corrélation interannuelle demeure très faible, voire inexistante. De plus, les indices peinent souvent à simuler une amplitude réaliste de cette variabilité. Ces caractéristiques ne concernent pas seulement la réanalyse ERA5 et sont connues de longue date (Watterson et al. 1995 ; Camargo et al. 2007b ; Tippett et al. 2011 ; Menkes et al. 2012 ; Wang et Murakami 2020 ; Cavicchia et al. 2023). La question de la variabilité interannuelle inférée des indices apparaît ici comme un élément central pour espérer comprendre la divergence dans les projections futures entre les approches directes et indirectes. En effet, outre la question de la stationnarité des relations entre l'environnement de grande échelle et l'activité cyclonique en climat futur, on peut aussi se demander quelle confiance accorder dans la tendance du changement de l'activité cyclonique inférée d'un indice de cyclogénèse dans des scénarios climatiques donnés pour la fin du siècle si ce dernier n'est pas en mesure de renseigner le bon changement d'une année sur l'autre dans le climat présent, climat sur lequel l'indice est pourtant construit.

Les indices de cyclogénèse étant principalement conçus pour reproduire la climatologie observée de l'activité cyclonique, il n'est pas nécessairement surprenant que ces derniers peinent à simuler la variabilité de l'activité d'une année sur l'autre. De plus, rappelons que

ces indices sont établis sur la base des climatologies saisonnières (à l'origine) ou mensuelle des champs de grande échelle, et à des résolutions grossières, de 2,8 ° pour le CYGP (Royer et al. 1998) et 2,5 ° pour le TCS (Tippett et al. 2011), l'applicabilité des indices aux modèles de climat à basses résolutions étant en effet un de leurs atouts principaux (voir section 1.3.4.II). Or, si, dans l'ensemble, la capacité des indices à simuler l'activité cyclonique moyenne est plutôt robuste aux changements de résolution, surtout comparé à la mesure par détection et suivi objectif (Camargo et al. 2007b, voir aussi figure 1.15), il est tout de même à noter que les indices appliqués à des résolutions plus fines produisent plus de TC. Ce point est également corroboré par McDonald et al. (2005) qui notent une meilleure cohérence entre l'activité mesurée par approche directe et celle inférée des indices (spécifiquement du YGP et CYGP) pour les résolutions les plus hautes, amenant alors Camargo et al. (2007b) à spéculer qu'une résolution accrue pourrait s'accompagner d'une réponse plus réaliste dans les variations interannuelles du nombre de TC inféré des indices. Si les indices analysés ici et calculés sur des champs ERA5 à 1 ° de résolution ne présentent pas d'amélioration sensible en ce sens, on peut toutefois se demander si un indice construit sur des champs à plus haute résolution (et pas seulement appliqué dessus) verrait une amélioration de sa variabilité interannuelle inférée. De la même manière, les travaux de Bruyère et al. (2012) et Waters et al. (2012) suggèrent qu'il pourrait être pertinent pour la représentation de la variabilité interannuelle des indices de chercher à les définir à des échelles régionales, ainsi que d'y intégrer de la variabilité à plus haute fréquence, plutôt que de les construire sur la climatologie mensuelle globale.

Ce sont ces questions qui sont explorées dans la suite de ce chapitre ; l'enjeu est ici de chercher à améliorer la variabilité interannuelle des indices pour avoir une plus grande confiance dans leurs projections climatiques. Dans un premier temps, nous utiliserons la méthodologie de construction d'un indice de cyclogénèse de Tippett et al. (2011), c'est à dire une régression de Poisson, pour définir et comparer des variantes du TCS à différentes résolutions spatiales et temporelles. Nous chercherons en particulier comment ces facteurs influent sur les coefficients de la régression, et comment ceux-ci influencent en retour la variabilité interannuelle. Étant construit comme une régression statistique entre l'environnement de grande échelle et l'activité observée, cet indice possède en effet l'avantage d'être reproductible, contrairement aux deux autres qui sont dérivés de manière semi empiriques. Dans une autre partie, nous construirons un indice de cyclogénèse régional, ou plus exactement un indice pseudo-global défini comme une agrégation d'indices régionaux — également construits par régression de Poisson — caractérisés par des coefficients propres à chaque région, pour là aussi voir comment la variabilité interannuelle s'en retrouve affectée.

3.2 Apport de la résolution spatiale et temporelle

On s'intéresse dans cette section à l'impact de la résolution spatiale et temporelle sur la variabilité interannuelle d'un indice de cyclogénèse défini comme une régression de Poisson, selon Tippett et al. (2011). Pour cela, nous réalisons la régression entre l'activité observée, issue de la base de données IBTrACS, et les prédicteurs de grande échelle constituant le TCS à deux résolutions différentes, puis en utilisant des moyennes mensuelles et la climatologie mensuelle de ces champs, issus de la réanalyse ERA5. Cela revient donc à recalculer les coefficients b issus de Tippett et al. (2011) et donnés dans la section 3.1.1.II, qui furent déterminés avec la climatologie mensuelle des prédicteurs des réanalyses NCEP (Kalnay et al.

1996 ; Kistler et al. 2001) et ERA-40 (Uppala et al. 2005) sur une grille de 2,5 ° de résolution horizontale, et ce dans le but d'estimer d'une part l'impact de la résolution spatiale et temporelle sur les coefficients de la régression, mais aussi l'impact des coefficients sur la variabilité interannuelle.

3.2.1 Données et méthodes

Régression de Poisson

Une régression de Poisson est un modèle statistique dans lequel la variable de réponse représente des données de comptage, ou de fréquence, sous la forme d'entiers positifs (ou nuls). Une variable aléatoire Y possède une distribution de Poisson de paramètre μ si la probabilité pour la variable Y de prendre la valeur k vaut :

$$P(Y = k) = \frac{e^{-\mu}\,\mu^k}{k!} \quad (k = 0, 1, 2, \ldots)$$

Où μ est égal à l'espérance de la variable aléatoire Y, ainsi qu'à sa variance. Dans ce cas, le logarithme de l'espérance de la variable Y est relié à la matrice $\mathbf{x}$ des prédicteurs, de taille $m \times n'$, où $n' = n+1$ — composée de n variables thermiques ou dynamiques, ainsi que d'une constante unitaire, chacune avec m réalisations — par le vecteur colonne $\mathbf{b}^{\mathrm{T}}$ des coefficients b, de taille n', de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \log \mathbb{E}\left(Y \mid \mathbf{x}\right) &= \mathbf{b}^{\mathrm{T}}\mathbf{x} \\ \Leftrightarrow \quad \mu &= e^{\mathbf{b}^{\mathrm{T}}\mathbf{x}} \end{aligned}$$

Dans le cas qui nous intéresse, la variable Y représente un nombre de TC par unité de temps et par unité de surface, si bien qu'on introduit le terme d'« exposition » de l'unité (*exposure* en anglais), $\cos\phi$, où ϕ représente la latitude, comme proxy de la surface d'une maille. On a alors :

$$\begin{aligned} \log\left(\frac{\mathbb{E}\left(Y \mid \mathbf{x}\right)}{\cos\phi}\right) &= \mathbf{b}^{\mathrm{T}}\mathbf{x} \\ \Leftrightarrow \quad \log\mu &= \mathbf{b}^{\mathrm{T}}\mathbf{x} + \log(\cos\phi) \end{aligned} \tag{3.1}$$

Ce qui revient également à ajouter $\log(\cos\phi)$ comme prédicteur avec un coefficient de pondération fixé à 1.

Pour définir un indice de cyclogénèse par régression de Poisson, la variable Y est composée du nombre de cyclogénèses, issu soit d'observations (donc d'IBTrACS, si la régression est évaluée contre ERA5) soit des trajectoires détectées par un schéma de détection objectif. Dans tous les cas, on considère que les cyclogénèses sont données par les positions des premières échéances de chaque trajectoire. Les cyclogénèses sont comptabilisées sous la forme d'histogrammes sur une grille spatiale identique à celle des variables de grande échelle, lesquels étant au besoin interpolés à la résolution désirée. Ces histogrammes spatiaux des cyclogénèses sont ensuite agrégés temporellement selon le pas de temps désiré : mensuel ou climatologique, là encore de la même manière que les prédicteurs. Les cyclogénèses, servant de prédictant, forment alors un tenseur du deuxième ordre, qui se voit ensuite ramené en un

vecteur unidimensionnel de taille $m = N_{\text{lat}} \times N_{\text{lon}} \times N_{\text{temps}}$, définissant le vecteur des observations [3] Y. Le procédé est répété pour chacune des n variables de grande échelle qui sont ensuite concaténées entre elles, ainsi qu'avec le vecteur unitaire de même taille pour former la matrice $\mathbf{x}$. C'est à ce vecteur unitaire qu'est associé le coefficient b_0 dans la formulation du TCS. L'indice de cyclogénèse par régression de Poisson est donc construit en combinant la variabilité spatiale et la variabilité temporelle de l'activité cyclonique. L'ajustement de la relation 3.1 sur les données Y, composées de m observations Y_i, et sur $\mathbf{x}$, composée de m réalisations $\mathbf{x}_i$ (c'est à dire les lignes de la matrice $\mathbf{x}$, représentant un point de grille quelconque à une date quelconque) fournies en entrée consiste alors à identifier les coefficients de pondération de $\mathbf{b} = (b_0, b_1, b_2, \ldots, b_n)$ qui maximisent la fonction de log-vraisemblance $\ell(\mathbf{b})$, donnée ci-dessous à titre de référence, et qui est définie comme la somme des logarithmes de la vraisemblance de chacune des observations.

$$\begin{cases} \ell(\mathbf{b}) = \sum_{i=1}^{m} Y_i \log \mu_i - \mu_i - \log(Y_i!) \\ \log \mu_i = \mathbf{b}^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i + \log(\cos \phi) \end{cases}$$

Une régression de Poisson présuppose que la variable aléatoire qui est modélisée est régie par une loi de Poisson, et donc que sa moyenne soit égale à sa variance. Il arrive toutefois que cette hypothèse ne soit pas vérifiée. Pour s'en prémunir, on utilise ici l'estimation de la covariance de MacKinnon et White (1985), possédant la propriété d'être robuste à l'hétéroscédasticité. L'usage de cette méthode se traduit par un intervalle de confiance des coefficients b ajusté, mais n'affecte pas les valeurs des coefficients eux-mêmes. C'est donc une méthode analogue à celle dite « quasi-Poisson » utilisée par Tippett et al. (2011). Notons enfin que, comme le souligne Tippett et al. (2011), les coefficients de la régression s'interprètent comme des sensibilités. En particulier, un changement unitaire d'une des variables de grande échelle x_j, $j = (1, 2, \ldots, n)$ se traduit par la modification de la fréquence attendue de cyclogénèses d'un facteur e^{b_j}. Pour des faibles valeurs de b, on a $e^{b_j} \approx 1 + b_j$, soit une modification attendue de $(100 \cdot b_j)$ %. Par exemple, le coefficient $b_H = 0{,}05$ du TCS indique une réponse attendue de la fréquence de cyclogénèses d'approximativement $+5$ % pour un changement de 1 unité de l'humidité relative à 600 hPa.

Construction des indices

On s'intéresse ici à la construction d'indices composés des mêmes prédicteurs que le TCS, définis dans la section 3.1.1.II. Rappelons seulement brièvement que l'indice est composé de la vorticité absolue bornée $\eta = \min(\zeta, 3{,}7)$, du cisaillement vertical entre 850 hPa et 200 hPa V_{shear}, de l'humidité relative à 600 hPa H, et de la SST relative, définie comme l'écart entre la SST et la SST moyennée entre 20 °S et 20 °N. Ces prédicteurs sont issus de la réanalyse ERA5 entre 1980 et 2019, et sont pris à l'échelle globale, entre 60 °S et 60 °N. On utilise comme prédictant la base de données IBTrACS, version 4 (Knapp et al. 2010). Spécifiquement, on conserve les positions des premières échéances des systèmes renseignés par leurs métadonnées comme étant des tempêtes tropicales ou subtropicales, de la même manière que dans la section 3.1.2.

3. Le terme « observation », dans ce contexte, est à comprendre au sens statistique du terme, et ne présage en rien de si les cyclogénèses sont réellement des observations historiques ou bien issues d'un schéma de détection appliqué aux sorties d'un modèle.

Quatre indices sont construits par régression de Poisson, en utilisant des champs à 1,0 ° et 2,5 °, ainsi qu'en appliquant la régression donnée par la relation 3.1 sur les champs mensuels ERA5 (un pas de temps par mois et par an) ou bien sur leurs valeurs climatologiques (un pas de temps par mois obtenu par moyenne sur les années). Le premier, nommé C25 (comme « climatologie », et 2,5 °) utilise les moyennes climatologiques des champs de grande échelle ainsi que des cyclogénèses IBTrACS sur une grille de 2,5 °. D'un point de vue méthodologique, seules la réanalyse utilisée ainsi que la période temporelle considérée distingue les coefficients b de C25 de ceux du TCS, ces derniers étant en effet également issus de valeurs climatologiques à cette même résolution. C25 joue alors pour ainsi dire le rôle de groupe témoin, car il est attendu que ses coefficients soient les plus proches possibles de ceux du TCS. Notons que pour cet indice, on a $m = N_{\text{lat}} \times N_{\text{lon}} \times N_{\text{temps}} = 48 \times 144 \times 12$. Toutefois, l'emploi d'un masque terre-mer approprié réduit la taille des vecteurs, car les points de terre masqués sont ignorés. Celui-ci est par ailleurs choisi de façon à être très conservatif. Spécifiquement, toute fraction de mer strictement inférieure à 100 % est masquée. Le masque est ensuite interpolé de manière bi-linéaire à la résolution spatiale souhaitée, avant d'être appliqué aux variables de grande échelle. La taille effective, m_{eff}, vaut ici 52 128 (au lieu de 82 944). Le second indice, nommé C10, est quant à lui établi toujours sur les moyennes climatologiques, mais avec une résolution de 1,0 ° ($m_{\text{eff}} = 327\,876$). Le troisième, M25 est construit sur les moyennes mensuelles ($N_{\text{temps}} = 480$) à 2,5 °, et donc avec $m_{\text{eff}} = 2\,085\,120$. Enfin le dernier, nommé M10, correspond par conséquent, selon la nomenclature utilisée jusqu'à maintenant, à une régression faite sur les moyennes mensuelles ERA5 à une résolution de 1,0 °, conduisant à la plus grande matrice $\mathbf{x}$, caractérisée par $m_{\text{eff}} = 13\,115\,040$. Notons qu'au pas de temps mensuel, la taille de la matrice $\mathbf{x}$ est le facteur limitant la résolution spatiale. C'est là une des raisons faisant qu'ERA5 n'est pas utilisée à sa pleine résolution de 0,25 °, puisque la régression sur un nombre de réalisations m_{eff} plus grand nécessiterait des ressources de calcul supplémentaires.

Ces quatre nouveaux indices ainsi que le TCS sont ensuite évalués sur les champs ERA5 au pas de temps mensuel et à 1 ° de résolution, et sur la même période, indépendant de la résolution spatiale et de l'agrégation temporelle utilisée pour calculer la régression. On ne se préoccupe pas de répartir l'ensemble des données entre un jeu d'apprentissage et un jeu d'évaluation dans la mesure où le surapprentissage ne constitue ici pas un risque mais au contraire une propriété désirable, puisque cela signifierait que l'indice reproduit parfaitement la variabilité interannuelle observée.

3.2.2 Résultats

Le tableau 3.2 présente les coefficients b des multiples régressions qui sont réalisées. Les coefficients du TCS sont rappelés et indiqués dans le tableau à titre de référence. Les coefficients sont donnés avec quatre décimales, telles que données par la régression car. Les erreurs standards issues de la régression pour chacun des coefficients et des indices sont également indiquées, comparés à celles indiquées dans Tippett et al. (2011) pour le TCS. Tous les coefficients estimés ici apparaissent comme statistiquement significatifs à 95 %, au sens où, à ce niveau de confiance, il n'y a pas d'incertitude sur le signe des coefficients.

Le premier constat concerne le terme d'ordonnée à l'origine b_0, largement différent du TCS pour les quatre régressions. Celui-ci est cependant difficile à interpréter dans le contexte de la modélisation de la fréquence d'occurrence de cyclogénèses. Il est supposé que ce terme

Tableau 3.2 – Estimation des coefficients des régressions de Poisson établies entre les quatre variables de grande échelle du TCS, issues d'ERA5, et l'activité observée issue d'IBTrACS entre 1980 et 2019. La colonne « Temporelle » correspond à la valeur N_{temps}.

Indice	**Coefficients**					**Résolution**		
	b_0	b_η	$b_{V_{\text{shear}}}$	b_H	b_T	Spatiale	Temporelle	m_{eff}
	Estimations							
C25	−11,1927	1,0538	−0,1051	0,0653	0,4396	2,5 °	12	52 128
C10	−13,1570	1,0702	−0,1034	0,0655	0,4584	1,0 °	12	327 876
M25	−13,0987	1,3757	−0,0976	0,0726	0,3967	2,5 °	480	2 085 120
M10	−15,0496	1,3968	−0,0960	0,0718	0,4142	1,0 °	480	13 115 040
TCS	−5,8	1,03	−0,15	0,05	0,56	2,5 °	12	—
	Erreur standard							
C25	0,194	0,029	0,005	0,002	0,019			
C10	0,164	0,026	0,004	0,002	0,017			
M25	0,161	0,031	0,004	0,002	0,015			
M10	0,162	0,032	0,004	0,002	0,015			
TCS	0,19	0,026	0,01	0,003	0,021			

soit lié à l'état moyen des prédicteurs, si bien que l'écart entre les régressions faites ici et le TCS pour le terme b_0 serait principalement la conséquence de l'utilisation d'une réanalyse différente, ainsi que d'une période temporelle différente. L'indice C25 présente les coefficients les plus proches du TCS, à l'exception, marginale, du prédicteur de SST, noté T. En effet, le b_{T} de C10 est très légèrement plus proche de celui du TCS que ne l'est celui de C25. Les coefficients du C25 montrent tout de même des écarts avec ceux du TCS, notamment pour les termes de cisaillement vertical et de SST relative. Spécifiquement, $b_{V_{\text{shear}}}$ vaut environ −0,10 pour C25 contre respectivement −0,15 pour le TCS, tandis que b_T est réduit de 0,56 pour le TCS à environ 0,44 pour C25. Cela signifie donc d'une part que le cisaillement vertical apparaît comme moins défavorable à la cyclogénèse dans C25 que dans le TCS, et d'autre part que la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux est moins sensible à la SST relative pour C25 que pour le TCS. Comme pour le terme d'ordonnée à l'origine, il est là aussi possible que ces différences proviennent de la réanalyse utilisée, mais on note toutefois une certaine sensibilité des coefficients de C25 à la période temporelle utilisée. La régression C25 faite sur la première moité de la période totale (1980 – 2000) produit en effet des coefficients se rapprochant davantage de ceux du TCS, lequel est construit sur la période 1961 – 2000. En particulier, le coefficient b_T se voit rehaussé ($\sim$ 0,47) et le coefficient $b_{V_{\text{shear}}}$ diminué ($\sim$ −0,11). À l'inverse, les coefficients obtenus obtenus en appliquant la régression sur la seconde moitié de la période totale (2000 – 2019) présentent une valeur b_T plus faible ($\sim$ 0,42), et un $b_{V_{\text{shear}}}$ plus grand ($\sim$ −0,09). En tout état de cause, la proximité entre les paramètres de C25 et ceux du TCS, relativement aux trois autres régressions, valide la reproduction de l'indice de Tippett et al. (2011) et de la méthodologie associée, ce qui par extension, tend également à valider les coefficients obtenus pour C10, M25 et M10, moyennant l'effet susmentionné de la période considérée.

L'effet de la résolution sur les coefficients b, en comparant C25 avec C10, et M25 avec M10, apparaît mince. Les coefficients présentent des changements faibles, de l'ordre de 10^{-2},

ou inférieur. b_η est augmenté d'environ 0,02 pour l'indice climatologique comme l'indice mensuel. L'ordre de grandeur du changement sur $b_{V_{\text{shear}}}$ est d'environ 1×10^{-3}. b_H est stable pour l'indice climatologique, et présente une très faible baisse dans M10 par rapport à M25, d'environ 1×10^{-3}, tandis que b_T augmente d'environ 2×10^{-2}. L'ajout de variabilité temporelle dans la régression, en utilisant les champs au pas de temps mensuels plutôt que les moyennes climatologiques, produit un effet plus conséquent sur les coefficients de la régression. Le changement apporté à $b_{V_{\text{shear}}}$ est d'un ordre de grandeur plus grand que le changement dû au passage à la résolution plus fine, avec environ une augmentation de 10^{-2}, pour l'indice à 2,5 ° comme celui à 1 ° de résolution. La sensibilité à l'humidité relative est légèrement revue à la hausse sur les indices M, de l'ordre de 5×10^{-3}, là aussi, indépendamment de la résolution. b_T est diminué de manière un peu plus importante, d'environ 4×10^{-2}. L'impact le plus net se trouve cependant dans la vorticité. Celui-ci passe d'une moyenne de 1,062 entre C25 et C10, à une moyenne de 1,3863 pour M25 et M10, soit une différence de $+0{,}3243$, autrement dit une augmentation de 30,5 % du coefficient b_η par rapport au TCS.

3.2.2.I Répartition géographique

L'effet du passage de 2,5 ° à 1 ° pour les régressions climatologiques et mensuelles se détermine en comparant C25 avec C10, et M25 avec M10. Les deux différences, $\mathrm{C25} - \mathrm{C10}$ et $\mathrm{M25} - \mathrm{M10}$ étant quasiment identiques, on décrit ici l'effet général du passage à une résolution plus fine pour un indice construit selon la méthodologie de Tippett et al. (2011) comme la moyenne des deux différences. Le même constat est fait pour l'emploi de champs mensuels dans la régression plutôt que des moyennes climatologiques, si bien que nous considérons la moyenne de $(\mathrm{M10} - \mathrm{C10})$ et de $(\mathrm{M25} - \mathrm{C25})$. Les moyennes annuelles pour ces deux quantités sont présentées sur la figure 3.5, avec l'encadré (a) pour l'effet du passage à une résolution plus fine, et l'encadré (b) pour l'emploi de champs mensuels.

Notons tout d'abord que si l'effet de la résolution spatiale accrue et celui de l'emploi des moyennes mensuelles partagent des similarités, l'effet des champs mensuels dans la régression est un ordre de grandeur plus grand que l'effet de la résolution spatiale, comme l'atteste le coefficient dans les barres de couleur respectives des deux encadrés. Dans les deux cas, l'apport d'information spatiale plus fine et de variabilité temporelle tend à repousser l'activité cyclonique plus loin de l'équateur, avec des spécificités selon les régions. Dans l'encadré (a), l'activité, pour le bassin NAtl est accrue dans le golf du Mexique (*Gulf of Mexico*, GoM), au détriment de la zone de développement principale (*Main Development Region*, MDR, entre 10 °N et 20 °N et entre 20 °W et 60 °W.). Dans l'encadré (b) pour ce même bassin, le GoM ne présente pas de variation importante, et l'effet de l'ajout de variabilité temporelle sur la MDR est contrasté, avec une baisse du côté de l'équateur mais une augmentation la partie nord-est de la MDR. Dans les deux cas, l'intégrale sur le bassin est essentiellement 0. Dans le bassin EPac, l'effet de la résolution spatiale accrue est en opposition avec l'effet de la variabilité mensuelle, notamment le long des côtes du Mexique. Les intégrales sont de signe opposés, avec −0,16 TC par an sur le panneau (a), et $+0{,}50$ TC par an. On imagine alors que M10, combinant les deux effets, s'accompagne d'une très légère hausse de la fréquence annuelle moyenne dans ce bassin. Dans le bassin WPac, l'effet inverse est constaté. En effet, si les deux panneaux indiquent une hausse de l'activité autour de 10 °, en Mer de Chine Méridionale, et une diminution dans la région équatoriale, pour (a) l'augmentation l'emporte, avec $+0{,}28$ TC par an, tandis que pour (b) la diminution équatoriale est plus importante, avec −0,12 TC par an. Dans le NInd, l'augmentation de l'activité concerne principalement

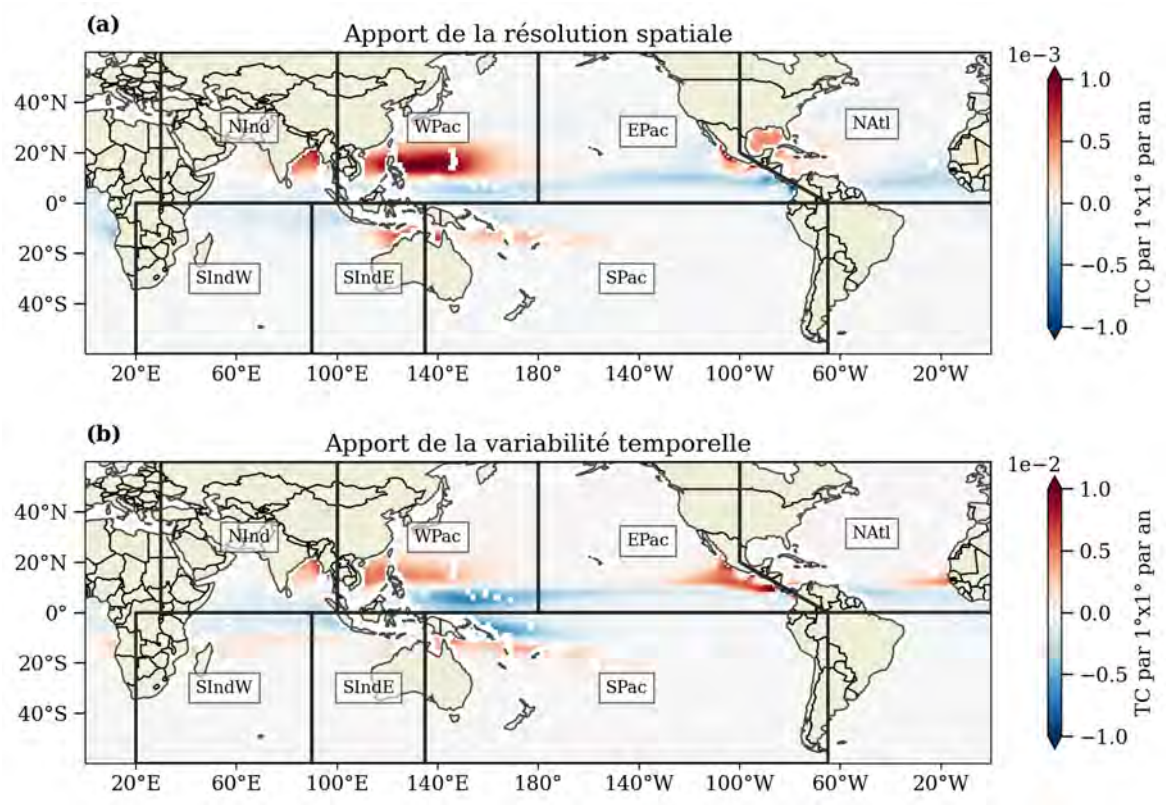


FIGURE 3.5 – Moyenne annuelle de (a) l'effet du passage de 2,5 ° à 1 ° de résolution, et (b) de l'effet de l'emploi de moyennes mensuelles plutôt que climatologiques pour les régressions décrites dans la section 3.2.1. Ces cartes sont construites avec la moyenne de (C10 − C25) et de (M10 − M25) pour (a), et avec la moyenne de (M10 − C10) et de (M25 − C25) pour (b). Les bassins géographiques usuels et leurs limites sont listés.

le golf du Bengale, la mer d'Arabie ne voyant elle que peu de changement, avec peut-être une très légère augmentation pour le panneau (a). Les intégrales se compensent avec respectivement +0,04 et 0,04 TC par an pour (a) et (b). Dans le SIndW, l'augmentation est plus prononcée dans le canal du Mozambique, mais le panneau (b) laisse voir une augmentation au niveau de la bande de longitude à 10 °S, augmentation relative absente du panneau (a). Le SIndE montre dans le (a) une augmentation relative prononcée au niveau des côtes au nord-ouest de l'Australie. Dans le SPac, l'effet est comparable entre les deux panneaux, avec la même structure que partout ailleurs, c'est à dire un décalage de l'activité plus loin de la région équatoriale. Précisons que par construction, les intégrales des deux champs moyens à l'échelle globale sont nulles, car les indices sont calibrés pour produire 84,7 TC par an (voir section 3.1.2.

La figure 3.6 présente la distribution méridienne des quatre indices nouvellement construits, ainsi que celles du TCS et d'IBTrACS, faites selon les mêmes modalités que pour la figure 3.2. La figure 3.6 confirme ce que la figure 3.5 laissait entrevoir, à savoir une nette amélioration du biais équatorial pour les indices dont la régression est basée sur les moyennes mensuelles plutôt que climatologiques. Le tracé de C10 est superposé à C25, indiquant que la résolution accrue ne suffit pas à modifier la distribution méridienne moyenne, en dépit du signal en ce sens de l'encadré (a) de la figure 3.5. Les tracés pour M10 et M25 sont également superposés, et tous deux bénéficient de l'amélioration. Rappelons que l'effet de l'ajout

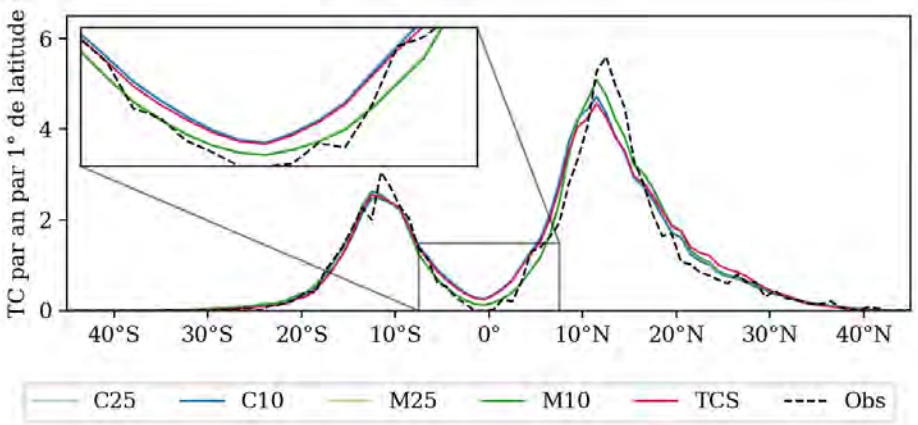


FIGURE 3.6 – Comme pour la figure 3.2, avec C25, C10, M25, M10 et le TCS, comparé à IBTrACS, ici noté « Obs ». Les paires de même aggrégation temporelle, c'est à dire C25 avec C10, et M25 avec M10 sont superposées. L'encadré en haut à gauche montre un grossissement entre 7,5 °S et 7,5 °N, et entre 0 et 1,5 TC par an.

de variabilité temporelle dans la régression est d'un ordre de grandeur plus grand que celui de la résolution spatiale plus fine, comme en attestent les échelles de couleur des encadrés (a) et (b) de la figure 3.5. Étant donnés les coefficients des régressions du tableau 3.2, il semblerait que la sensibilité accrue à la vorticité absolue bornée η pour les indices M10 et M25, résultant de l'ajout de variabilité temporelle dans la régression, soit à l'origine de la réduction du biais équatorial.

3.2.2.II Variabilité interannuelle

Comme pour la figure 3.4, la variabilité interannuelle est calculée pour les saisons cycloniques et non pas pour les années calendaires. Cela signifie que pour les bassins de l'hémisphère sud, à savoir le SPac, SIndW et SIndE, les indices et les observations sont, pour la saison n, intégrées entre juillet de l'année calendaire $n-1$ et juin de l'année calendaire n. La figure 3.7 présente la variabilité interannuelle entre les saisons 1981 et 2019, pour C25, C10, M25 et M10, ainsi que pour le TCS de Tippett et al. (2011), et IBTrACS (noté « Obs » sur la figure 3.7). La colonne de droite sur la figure présente, pour chaque bassin, la matrice de corrélation entre les 6 jeux de données. Chaque cellule de ces matrices présente le coefficient de corrélation entre les deux variables indiquées par la ligne et la colonne. Elles sont symétriques par construction.

Il est immédiatement clair sur la figure 3.7 que la variabilité interannuelle inférée des quatre indices du tableau 3.2 est virtuellement inchangée, entre elles, mais aussi par rapport à celle simulée par le TCS. Dans toutes les régions considérées, les indices climatologiques, C25 et C10 sont légèrement plus proches du TCS que ne le sont les indices mensuels, comme en attestent les matrices de corrélation (5e colonne, ou ligne, au choix). Dans les bassins de l'hémisphère nord, la différence est marginale, située entre 1×10^{-2} et 2×10^{-2}. L'écart se creuse davantage pour les régions SIndE et SPac, avec un écart de 0,05 pour le premier et de 0,08 pour le second. C'est en effet pour ce bassin que la plus grande différence est constatée entre le TCS et un des quatre nouveaux indices, à savoir M10, avec une corrélation de 0,88. La différence est visible sur les séries temporelles, par exemple entre 1991 et 1995, ou en-

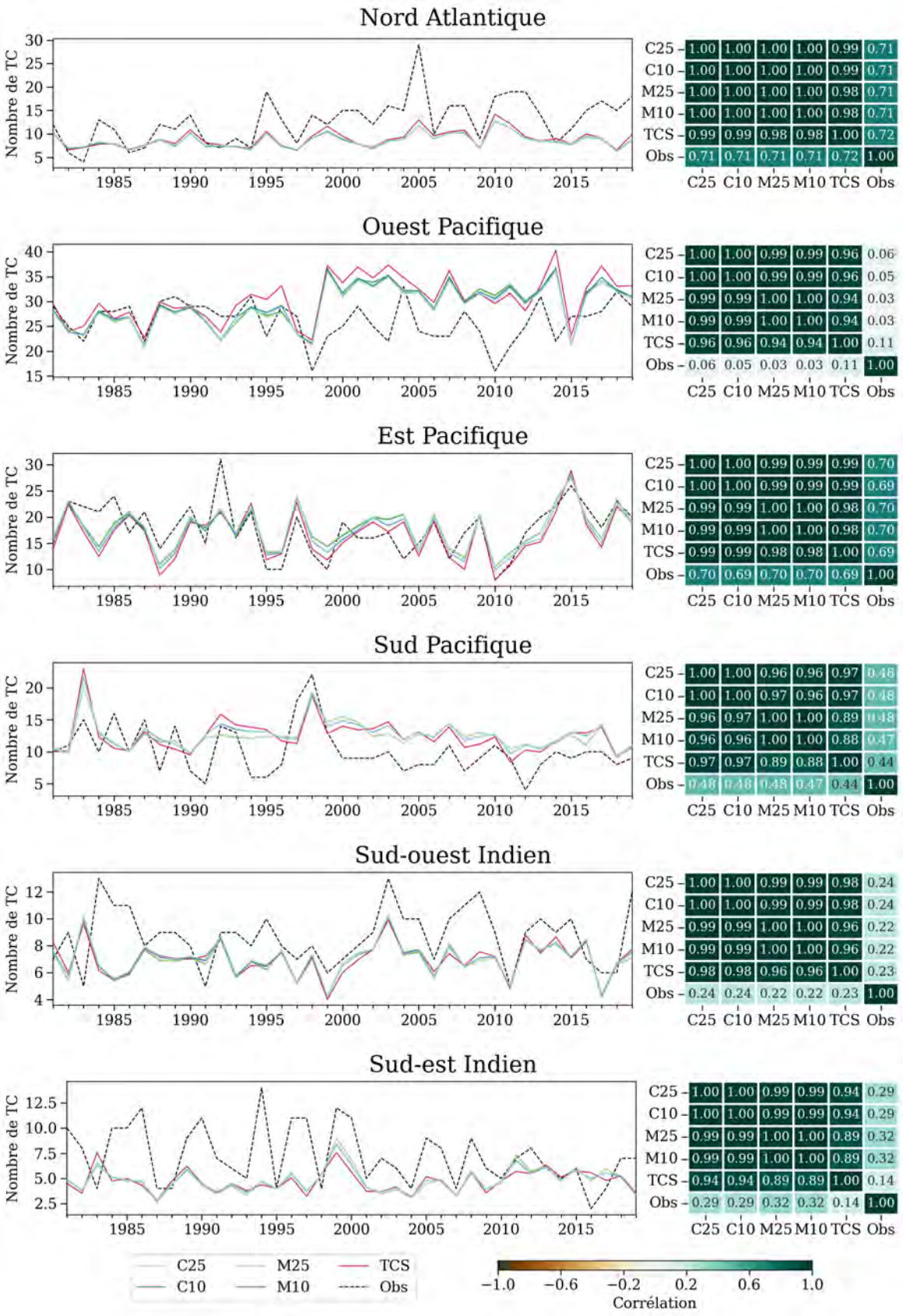


FIGURE 3.7 – Variabilité interannuelle du C25, C10, M25, M10, TC et d'IBTrACS, noté « Obs » pour les six bassins océaniques (lignes), NInd exclu, sur les saisons cycloniques de 1981 à 2019. Les matrices de corrélation entre indices sont présentées sur la colonne de droite à chaque ligne.

core en 2003. Ces écarts ne peuvent toutefois pas être qualifiés d'améliorations par rapport aux observations, ni nécessairement de dégradation, tous les indices n'étant que faiblement corrélés à IBTrACS. C'est également pour le bassin SPac que le plus grand écart est constaté entre les indices climatologiques et mensuels (lignes 3 et 4 contre colonnes 1 et 2, et réciproquement, de la matrice de corrélation), avec la valeur la plus basse à 0,96 pour les paires (M10, C25), (M10, C10) et (M25, C25). Partout ailleurs, la corrélation est systématiquement de 0,99. Les corrélations entre les paires d'indice de même agrégation temporelle (climatologique ou mensuelle) mais de différentes résolutions (c'est à dire M25 avec M10 et C25 avec C10) sont maximales, à 1,00 partout. Cela confirme à nouveau que l'impact le plus notable pour les régressions de Poisson se trouve dans l'ajout de variabilité temporelle, comme déjà montré par les figures 3.5 et 3.6.

Pour ce qui est de la corrélation avec les observations, les nouveaux indices — pourtant issus de régression sur ces mêmes données — ne se démarquent pas particulièrement du TCS. Dans le SPac, la corrélation avec IBTrACS est augmentée de 0,04 (0,03 pour M10). Dans le SIndE, la corrélation passe de 0,14 à 0,29 pour C25 et C10 et à 0,32 pour M25 et M10. Dans le SPac, la corrélation est augmentée d'environ 0,04, pour C25 et M25, tandis que l'écart avec M10 n'est que de 0,03. Dans le SIndW, EPac et le NAtl, la corrélation est essentiellement inchangée. Dans le WPac, la corrélation est même dégradée, passant de 0,11 pour TCS à un minimum de 0,03 pour M10. Il est cependant certain que des valeurs de corrélation aussi basses ne sont pas significatives. Ce bassin présente la plus mauvaise corrélation entre les indices et les observations, comme montré précédemment dans le tableau 3.1 de la section 3.1.2. La variabilité interannuelle simulée dans ce bassin présente par ailleurs une étonnante rupture de part et d'autre de l'année 1998 (visible aussi sur la figure 3.4, et concerne également le GPI). En effet, la fréquence annuelle moyenne des quatre indices C25, C10, M25 et M10 (moyennés entre eux) avant 1998 est de 25,9 TC par an, et monte subitement à 32 TC par an post-1998, soit un écart de 6,1 TC par an de part et d'autre de la rupture, sans présenter de tendance sur ces deux périodes par ailleurs. Après analyse plus approfondie, il est établi que cette rupture est le résultat d'une hétérogénéité temporelle de l'humidité relative issue de la réanalyse ERA5 sur cette région, sans toutefois en connaître la cause exacte. C'est notamment pour cela que le CYGP ne subit pas de modification nette de la fréquence annuelle moyenne sur la figure 3.4, ce dernier n'étant pas fonction de cette quantité. Quel qu'en soit l'origine, ce défaut d'ERA5 constitue une limitation importante de la réanalyse pour tous les indices de cyclogénèses basés sur l'humidité relative dans la région du Pacifique ouest.

3.2.2.III Apport de l'utilisation de coefficients réajustés

Comme vu précédemment, l'indice C25 est le plus proche du TCS du point de vue méthodologique, car construit sur les moyennes climatologiques des observations et des champs de grande échelle, tous deux interpolés sur une grille de 2,5 ° de résolution. Néanmoins, ses coefficients b sont sensiblement différents de ceux TCS. C'est notamment le cas du $b_{V_{\mathrm{shear}}}$ et du b_T, ainsi que de l'ordonnée à l'origine b_0. Étant établi que C25 n'améliore (ni ne modifie significativement) la variabilité interannuelle (voir figure 3.7), et qu'il ne modifie pas non plus la distribution méridienne moyenne, en particulier dans la région équatoriale (voir figure 3.6), on peut alors se demander si ces coefficients sont porteurs de plus-value quelconque par rapport au TCS. Pour le déterminer, on cherche à mesurer dans quelle proportion les indices sont activés aux points de grille et échéances correspondants à des cyclogénèses

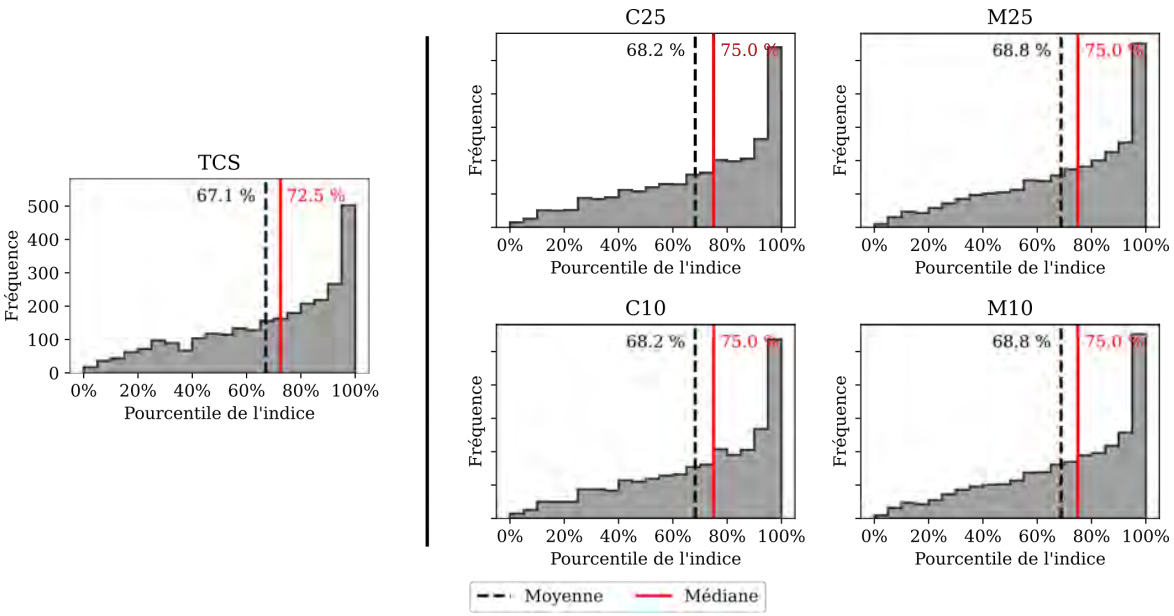


FIGURE 3.8 – Distribution des rangs par rapport aux autres années pour les indices pris aux points de grille et aux dates de cyclogénèses observées. L'encadré à gauche de la séparation verticale présente la distribution associée au TCS évaluée sur les cyclogénèses IBTrACS, avec une largeur de 5 %. Les quatre encadrés à droite de la séparation présentent les distributions pour C25, C10 (1re colonne) et M25 et M10 (2e colonne).

observées, c'est à dire à quel point l'indice est, ou non, plus grand que sa valeur moyenne lorsqu'une génèse de cyclone a effectivement lieu.

Pour cela, on introduit un nouveau diagnostic indiquant la moyenne et médiane de la distribution des rangs de la valeur prise par un indice, au point de grille et à la date d'une cyclogénèse observée, relativement aux valeurs prises par cet indice au même point et même mois pour les autres années. Spécifiquement, pour chaque évènement de cyclogénèse dans notre jeu de données IBTrACS, caractérisé par un point de grille, un mois et une année, nous extrayons la série temporelle de l'indice en ce point de grille, composée des valeurs au même mois de toutes les années ($n = 40$). Les valeurs composant la série sont ensuite ordonnées de la plus grande à la plus petite, de façon à connaître le rang de la valeur correspondant à la date de l'évènement observé. Enfin, le rang est rapporté en un pourcentage, où chacun des rangs parmi les 40 vaut 2,5 %, constituant donc la distribution des pourcentiles pour toutes les cyclogénèses observées. La figure 3.8 présente ces distributions calculées à partir des 2789 évènements de cyclogénèses [4] issues d'IBTrACS entre 1980 et 2019, toutes régions confondues.

Toutes les distributions présentées sur la figure 3.8 partagent la même allure, avec une augmentation plus ou moins régulière du nombre de cas avec des rangs élevés, puis une rupture pour la tranche 95 – 100 %, tranche regroupant le plus grand nombre de cas pour tous les indices. Cette allure indique que tous les indices présentent une activité supérieure à leur état moyen lorsqu'un évènement a lieu. Un indice ne présentant aucune corrélation avec

4. 2789 cyclogénèses sur 40 années fait une moyenne bien différente de celle de 84,7 TC par an évoquée à plusieurs reprises dans ce chapitre. La raison à cela provient du fait que certaines observations sont perdues en raison du masque terre-mer assez conservatif utilisé, puisque l'indice n'est pas défini en ces points.

Tableau 3.3 – Valeurs moyennes (médianes), exprimées en pourcentage, de la distribution des pourcentiles du rang de l'indice pour les cyclogénèses observées, et pour chaque bassin océanique.

Indice	Région					
	NAtl	WPac	EPac	SPac	SIndW	SIndE
C25	64,1 (70)	68 (75)	66,1 (72,5)	74,7 (80)	71,8 (77,5)	67,9 (72,5)
C10	64,1 (70)	68,1 (75)	66,1 (72,5)	74,6 (80)	71,8 (77,5)	67,9 (72,5)
M25	64,1 (70)	68,8 (75)	66,4 (70)	75,3 (82,5)	72,3 (77,5)	68,5 (72,5)
M10	64,4 (70)	68,8 (75)	66,4 (70)	75,4 (82,5)	72,3 (77,5)	68,8 (72,5)
TCS	63,2 (70)	66,6 (72,5)	65,5 (70)	74,2 (80)	69,9 (75)	66,5 (70)

l'activité observée à l'échelle du point de grille présenterait au contraire une distribution uniforme. Le TCS, sur la partie gauche de la figure 3.8 présente une moyenne et une médiane de 67,1 % et 72,5 %, respectivement. Un pourcentile de 72,5 % correspond à un rang de 11 sur 40. Il y a donc autant de cyclogénèses pour lesquelles le TCS se classe au delà de la 11e place que de cas où elle se place avant. Les quatre indices construits dans cette section présentent une médiane à 75 %. Cette augmentation de 2,5 points de pourcentages est équivalente à un rang amélioré d'une place, puisque 75 % correspond au rang 10 sur 40. Notons que les deux indices climatologiques, C25 et C10 partagent la valeur moyenne de 68,2 %, tandis que les deux indices mensuels M25 et M10 partagent la valeur de 68,8 %. Ainsi, l'apport de variabilité temporelle dans la régression améliore marginalement la capacité de l'indice à réagir à un évènement de cyclogénèse par rapport aux indices climatologiques. Cependant, la valeur moyenne comme la médiane de C25 sont supérieures à celles du TCS.

Le tableau 3.3 présente la moyenne et la médiane des quatre indices ainsi que du TCS pour les six régions bassins océaniques. Dans le NAtl, C25, C10 et M25 partagent les mêmes paramètres de la distribution, avec une moyenne à 64,1 %, tandis que M10 atteint une moyenne de 64,4 %. Ces valeurs sont toutes supérieures à la moyenne du TCS, valant 63,2 %. La médiane pour les cinq indices est de 70 %, inchangée. Dans le WPac, on note une première amélioration de 68 % à 68,1 % entre C25 et C10 pour la moyenne, puis 68,8 % pour M25 et M10. Là encore, ces valeurs sont supérieures au TCS. La médiane est également augmentée de 2,5 points de pourcentages pour les quatre indices par rapport au TCS. Le bassin EPac constitue un cas un peu plus particulier, puisqu'il est le seul bassin pour lequel le rang médian perd une place entre les indices mensuels et climatologiques, en dépit d'une hausse (marginale) de la valeur moyenne. Le bassin SPac atteint un rang médian de 82,5 % pour les indices mensuels et de 80 % pour les indices climatologiques, soit respectivement la 7e et 8e place. Enfin, pour SIndW et SIndE, les quatre indices présentent tous une médiane 2,5 plus élevée que le TCS, soit un rang amélioré d'une place. Là encore le rang moyen tend à augmenter pour les indices mensuels.

Pour résumer, tous les indices présentent un rang médian au moins égal à ceux du TCS, tandis que le rang moyen est toujours supérieur. Les indices construits sur les champs mensuels, M25 et M10 présentent systématiquement un rang moyen amélioré par rapport aux indices C25 et C10, à l'exception de M25 dans le NAtl qui demeure inchangé. Le rang médian est, lui, souvent inchangé pour les indices mensuels, à l'exception du bassin SPac où M25 et M10 prennent tous deux une place, tandis qu'ils en perdent une dans le bassin EPac.

3.2.3 Conclusion

Dans cette section, quatre indices de cyclogénèses ont été construits en reproduisant la méthodologie de Tippett et al. (2011), à savoir la régression de Poisson (voir section 3.2.1), en utilisant les mêmes prédicteurs de grande échelle que sont la vorticité absolue bornée, le cisaillement vertical du vent, l'humidité relative et la SST relative. Ces indices sont construits entre d'une part la réanalyse atmosphérique ERA5, et de l'autre la base de données observationelle IBTrACS. Outre la période temporelle utilisée ici, différente de celle utilisée pour déterminer les coefficients b du TCS, les indices nouvellement définis se distinguent par la résolution spatiale des champs (de grande échelle, comme de l'activité cyclonique observée), ainsi que par la résolution temporelle. En effet, deux des indices sont construits sur les moyennes climatologiques des champs atmosphériques et des observations IBTrACS (C25 et C10), tandis que les deux autres sont construits directement à partir des moyennes mensuelles (M25 et M10), ce qui revient à apporter de la variabilité temporelle à plus haute fréquence dans la régression statistique. De la même façon, deux indices sont construits sur des champs à la résolution grossière de 2,5 ° (C25 et M25), tandis que les deux autres sont établis à 1 ° de résolution horizontale (C10 et M10). En pratique, les quatre indices se distinguent, entre eux mais aussi du TCS, par les coefficients b qui les caractérisent, puisque tous sont évalués et comparés sur les champs mensuels ERA5 à 1 ° de résolution, indépendamment de la manière dont la régression a été menée.

Comme attendu, les coefficients de C25 sont les plus proches de TCS, avec notablement une sensibilité diminuée à la SST relative, et au contraire une sensibilité accrue au cisaillement vertical. S'il est possible qu'une partie de ces différences provienne de l'utilisation d'un jeu de données d'origine différente, il semblerait que la période temporelle utilisée joue un rôle important, puisque ces deux coefficients s'éloignent du TCS au fur et à mesure que la période temporelle est lointaine de celle utilisée par Tippett et al. (2011) (1961 – 2000). Si cette tendance venait à être confirmée, le décalage si rapide dans le temps des coefficients de l'indice questionnerait sérieusement le bienfondé de l'application des indices de cyclogénèse pour l'étude du climat futur. L'apport de la résolution spatiale accrue, comme celui de l'ajout de variabilité temporelle dans la régression se traduisent tous deux par une diminution de l'activité à proximité immédiate de l'équateur, au profit des régions de basses latitudes immédiatement attenantes. L'effet de la variabilité temporelle est dominant, les deux étant séparés d'un ordre de grandeur (voir section 3.2.2.I, figure 3.5). De plus, l'utilisation de données mensuelles dans la régression produit un coefficient associé à la vorticité absolue bornée augmenté de plus de 30 %. Il apparaît que cet ordre de grandeur de b_η, à environ 1,39 contre 1,03 pour le TCS, permet la correction quasi complète du biais équatorial dont le TCS souffre sinon (voir figure 3.6).

Si les coefficients b des indices définis par régression de Poisson ne sont que modérément robustes — selon la variable considérée — la variabilité interannuelle inférée des mêmes indices l'est quant à elle très fortement. En effet, ni la résolution horizontale accrue, ni l'introduction de variabilité temporelle à plus haute fréquence dans la régression, et donc les variations de coefficients qui en résultent, ne changent de manière significative la variabilité interannuelle. Cela suggère par conséquent que le choix des prédicteurs est le facteur principal influençant la variabilité interannuelle de l'indice, bien plus que les coefficients de pondération qui leur sont associés. Par ailleurs, cette analyse a mis en évidence un problème d'homogénéité temporelle dans le champ d'humidité relative de la réanalyse ERA5 dans la région du Pacifique ouest, résultant en une modification brutale de la fréquence moyenne

annuelle de part et d'autre de l'année 1998. Ce problème compromet considérablement l'utilisation d'indices définis en fonction de l'humidité relative pour l'étude de l'activité cyclonique dans cette région avec ERA5. Ce problème est également visible dans l'analyse qui est faite dans la section 3.1.2, notamment pour le GPI, et n'est donc pas limité au TCS et à ses variantes.

En dépit de l'effet particulièrement marginal de la résolution spatiale et temporelle sur la variabilité interannuelle, il est montré dans la section 3.2.2.III que l'estimation de nouveaux coefficients b, supposément mieux adaptés au jeu de donnée cible, apporte tout de même une plus-value. Le nouveau diagnostic qui y est introduit, consistant en la mesure des paramètres de la distribution des rangs des valeurs prises par l'indice aux points de grille et aux dates des cyclogénèses observées, montre en effet une réactivité systématiquement accrue pour les indices construits sur nos jeux de données, par rapport aux coefficients du TCS. Dans le contexte précis de l'étude réalisée ici, le gain est cependant marginal, et il n'est en outre pas certain que cette légère amélioration de la cohérence entre l'indice et les observations justifie à elle seule la quantité de travail requise à l'estimation de nouveaux coefficients.

3.3 Indice de cyclogénèse régional

Après avoir défini de nouveaux indices construits à partir de champs à différentes résolutions spatiales et temporelles dans la section 3.2, on s'intéresse dans cette question à la construction d'indices de cyclogénèses régionaux, c'est à dire par bassin cyclonique. Comme précédemment, les indices régionaux sont construits par régression de Poisson, dont le fonctionnement est détaillé dans la section 3.2.1. Toutefois, au lieu de déterminer une relation entre l'environnement de grande échelle et l'activité cyclonique observée à l'échelle globale, la régression est appliquée à l'échelle du bassin cyclonique. Les coefficients b de la régression s'interprétant comme des sensibilités, on s'intéresse notamment à l'information apportée par les différentes valeurs prises par chacun des coefficients dans chacune des régions géographiques.

3.3.1 Méthodes

Pour cet exercice, les bassins océaniques usuels sont utilisés, c'est à dire ceux présentés sur la figure 3.5. Les premières observations des systèmes issus d'IBTrACS, version 4, sont assimilées aux cyclogénèses (vecteur Y de la relation 3.1), dès lors que ces systèmes atteignent à un moment de leur cycle de vie le stade de tempête tropicale ou subtropicale. Comme précédemment, on se limite pour la régression aux données entre 1980 et 2019. Les indices régionaux sont construits selon la même méthodologie que pour l'indice M10 décrit dans la section 3.2.1, c'est à dire sur les champs de grande échelle ERA5 mensuels à 1 ° de résolution. En effet, comme vu précédemment, l'introduction de variabilité à plus haute fréquence dans la régression peut apporter de l'information qui serait sinon manquée avec des moyennes climatologiques. Par ailleurs, bien que les indices basés sur des champs mensuels n'impactent pas la variabilité interannuelle simulée, il semble déraisonnable d'espérer pouvoir l'améliorer sans introduire de variabilité temporelle dans la régression. Quant à la résolution, nous utilisons les champs à 1 ° de résolution, malgré l'impact marginal du passage depuis 2,5 °, car le masque terre-mer à 2,5 ° risquerait de réduire trop fortement le nombre

de points de grille utiles pour des régression réalisées à cette échelle. Les mêmes prédicteurs que pour le TCS sont utilisés, et décrits dans la section 3.2.1, de façon à voir la sensibilité de l'activité cyclonique de chaque bassin à ces derniers.

Une fois les coefficients déterminés, les relations établies pour chaque bassin sont appliquées aux champs mensuels ERA5 à 1 °. La calibration des indices régionaux est faite de façon à ce que l'intégrale de chaque indice régional soit égale à l'intégrale de l'indice M10 sur ce bassin (ce dernier étant calibré sur IBTrACS à l'échelle globale). En conséquent, la différence entre l'indice global M10 et les indices régionaux doit donc s'interpréter en termes de répartition géographique au sein du bassin, et de répartition temporelle (mois, années).

3.3.2 Coefficients régionaux

Le tableau 3.4 présente les coefficients b pour les six régression régionales. Comme pour la section 3.2, l'interprétation de l'ordonnée à l'origine b_0 est mise de côté. Au delà de ce coefficient, les régressions à l'échelle du bassin mettent en évidence des sensibilités aux variables de grande échelle très différentes selon les bassin, variant du simple au double pour certaines variables, et de manière plus modeste pour d'autres.

Tableau 3.4 – Estimation des coefficients b et de leur erreur standard pour chaque régression faite à l'échelle du bassin océanique. Les deux dernières lignes présentent les coefficients pour l'indice M10 de la section 3.2 et du TCS. La colonne Fréquence indique le nombre annuel moyen de TC pour les indices régionaux, calibrés pour simuler la même fréquence que l'indice M10 dans chacun des bassins.

Bassin	Coefficients					Fréquence
	b_0	b_η	$b_{V_{\text{shear}}}$	b_H	b_T	
NAtl	$-17{,}3713 \pm 0{,}735$	$2{,}1677 \pm 0{,}163$	$-0{,}0594 \pm 0{,}010$	$0{,}0651 \pm 0{,}004$	$0{,}3313 \pm 0{,}022$	8,6
WPac	$-14{,}2693 \pm 0{,}303$	$0{,}9547 \pm 0{,}045$	$-0{,}0715 \pm 0{,}008$	$0{,}0760 \pm 0{,}003$	$0{,}4860 \pm 0{,}041$	29,2
EPac	$-16{,}2217 \pm 0{,}409$	$1{,}5829 \pm 0{,}076$	$-0{,}0805 \pm 0{,}009$	$0{,}0748 \pm 0{,}004$	$0{,}6970 \pm 0{,}042$	17,7
SPac	$-15{,}6428 \pm 0{,}555$	$1{,}5562 \pm 0{,}115$	$-0{,}1282 \pm 0{,}016$	$0{,}0666 \pm 0{,}006$	$0{,}5208 \pm 0{,}055$	12,5
SIndW	$-16{,}7210 \pm 0{,}578$	$1{,}8837 \pm 0{,}130$	$-0{,}0590 \pm 0{,}014$	$0{,}0686 \pm 0{,}005$	$0{,}5779 \pm 0{,}102$	7
SIndE	$-15{,}0059 \pm 0{,}643$	$1{,}5269 \pm 0{,}155$	$-0{,}0706 \pm 0{,}014$	$0{,}0640 \pm 0{,}005$	$0{,}4298 \pm 0{,}052$	4,8
Indices de Référence						
M10	$-15{,}0496 \pm 0{,}162$	$1{,}3968 \pm 0{,}032$	$-0{,}0960 \pm 0{,}004$	$0{,}0718 \pm 0{,}002$	$0{,}4142 \pm 0{,}015$	84,7
TCS	$-5{,}8$	$1{,}03$	$-0{,}15$	$0{,}05$	$0{,}56$	84,7

L'humidité relative à 600 hPa fait partie des variables pour lesquelles la sensibilité de la fréquence attendue de cyclogénèses est relativement stable pour les différents bassins. Les valeurs de b_H varient entre 0,064 pour le SIndE et 0,076 pour le WPac. Toutefois, la valeur du coefficient dans le WPac peut être influencée par la rupture temporelle dans le champ d'humidité relative mise en évidence précédemment. La deuxième valeur la plus grande est atteinte pour le EPac avec 0,0748. Cette plage de valeur correspond donc à une sensibilité de l'ordre de 6,4 % à 7,5 % pour un changement unitaire de l'humidité relative. Les valeurs b_H sont inférieures à celle de M10 pour quatre des 6 régions géographiques, avec seul le pacifique nord (ouest comme est) situé au dessus. Le b_H moyen sur les six régions est d'environ 0,0692, soit également inférieur à M10. Dans ce dernier, il est possible que le bassin NInd contribue à augmenter le b_H global, ce bassin n'étant pas intégré aux régression locales

pour cause de données observationelles manquantes. L'erreur standard relative de b_H pour les régression régionales se situe entre 4 % et 9 % de la moyenne estimée.

Les coefficients associés au cisaillement vertical, $b_{V_{\text{shear}}}$ présentent également une faible dispersion, à l'exception du SPac. Dans tous les autres bassins, ce coefficient se situe entre −0,059 (SIndW) et −0,0805 (EPac). Dans le SPac, ce coefficient atteint −0,1282. La différence avec les cinq autres bassins est donc importante. La valeur moyenne de $b_{V_{\text{shear}}}$ vaut environ −0,068, soit un peu plus de la moitié du coefficient du SPac. L'erreur standard relative est maximale pour le SIndW, à près de 24 %, suivi du bassin SIndE à environ 20 %. En comparaison, l'erreur standard relative pour le bassin SPac n'est que de 12 %. Ici encore, la moyenne des $b_{V_{\text{shear}}}$, incluant le SPac ($\sim$ −0,0782) est éloignée de la valeur de l'indice M10. Tous les bassins, à l'exception du SPac, indiquent en effet une sensibilité diminuée au cisaillement vertical par rapport au $b_{V_{\text{shear}}}$ global de M10. L'absence du bassin NInd dans les régression locales peuvent aussi expliquer au moins en partie cette différence, le cisaillement étant un facteur très déterminant dans cette région (Gray 1968).

La sensibilité à la SST relative présente quant à elle une plus grande variabilité spatiale. La plus grande sensibilité à la SST relative est notée pour le bassin EPac, avec 0,697, avec une erreur standard relative de 6 %. La SST dans ce bassin est particulièrement impactée par les épisodes El Niño et El Niña, puisque c'est dans ce bassin que l'anomalie de température de surface de l'océan y est diagnostiquée. Entre ERA5 et IBTrACS, nous notons une corrélation entre l'activité observée et l'indice ONI (*Oceanic Niño Index*) — diagnostic opérationnel du mode de variabilité El Niño/Niña, défini comme l'anomalie de température sur trois mois glissants entre 170 °W et 120 °W en longitude et 5 °S et 5 °N en latitude — à l'échelle du bassin EPac de 0,54. Le lien entre ce mode de variabilité et l'activité cyclonique est également documenté dans la littérature (Camargo et al. 2007a ; Lin et al. 2020). Une forte sensibilité du modèle de Poisson à la SST relative dans ce bassin était alors attendue. À l'inverse, la sensibilité la plus faible à la SST relative est obtenue pour le bassin NAtl.

Si le bassin NAtl présente la plus faible sensibilité à la SST relative, et la deuxième plus faible sensibilité au cisaillement vertical, juste derrière le bassin SIndW, la régression indique cependant une très forte sensibilité à la vorticité absolue bornée η. En effet, b_η pour le NAtl atteint la valeur record de 2,1677, loin devant tous les autres bassins. Pour une telle valeur, l'approximation $e^{b_\eta} \approx 1 + b_\eta$ n'est absolument pas valide. Ici, la fréquence attendue est modifiée d'un facteur e^{b_η} environ égal à 8,7 pour un changement unitaire de la vorticité absolue bornée. La vorticité apparaît donc dans la régression comme le facteur le plus déterminant pour expliquer la fréquence d'occurrence des TC dans ce bassin. Dans le WPac, b_η est au contraire à sa valeur la plus basse comparée aux autres régions, à 0,9547. Notons que tous les autres bassins présentent un b_η sinon supérieur à la valeur de M10, situé entre 1,5 et 1,6 pour les bassins EPac, SPac, SIndW et SIndE, d'environ 1,88 pour le bassin SPac.

3.3.3 Effet sur la répartition spatiale

De manière analogue à la section 3.2.2, nous évaluons ici l'impact des coefficients b différents sur la répartition spatiale de l'activité pour chacun des bassins. Par commodité, désignons par le nom de LM10 (comme « Local ») l'ensemble des indices régionaux, dont l'agrégation forme un indice pseudo-global. LM10 peut en effet être vu comme une déclinaison régionale de l'indice M10. LM10 est caractérisé par ses coefficients b, qui eux-mêmes

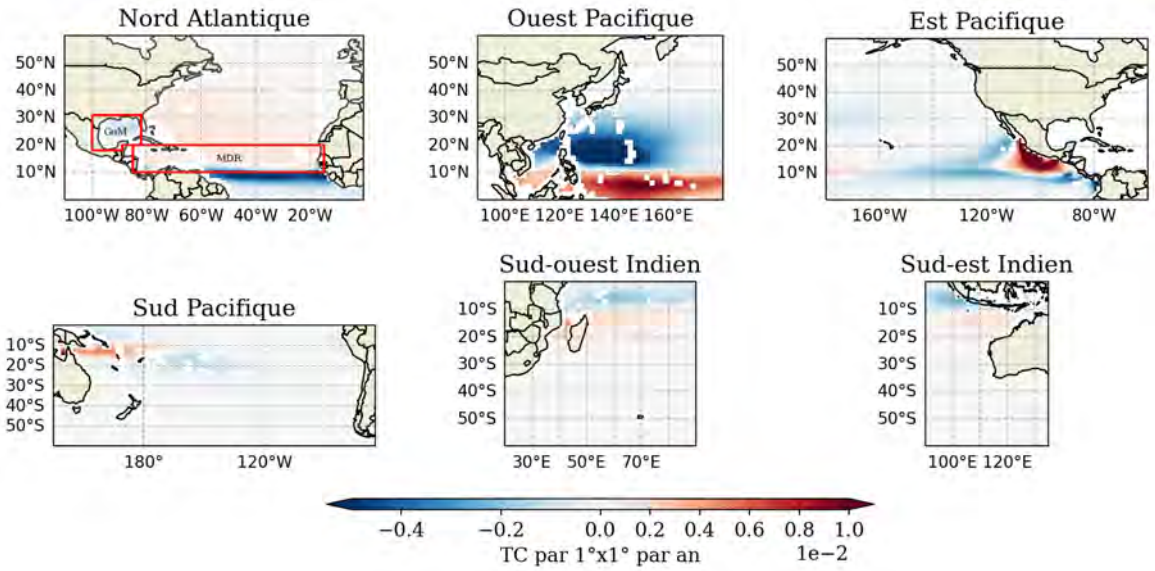


FIGURE 3.9 – Carte du déport d'activité pour chaque bassin entre l'indice régional et M10. Un changement positif indique une activité simulée accrue pour l'indice régional par rapport à M10. L'intégrale pour chaque bassin est nulle, par construction. Pour le bassin Nord Atlantique, les boîtes rouges indiquent les deux sous-régions, que sont le GoM et la MDR, concentrant la majorité des cyclogénèses dans le bassin.

sont fonction du bassin géographique. À la différence de M10, LM10 est indéfini en dehors des six bassins listés dans le tableau 3.4. La figure 3.9 présente la moyenne annuelle, exprimée en TC par $1\,°\times1\,°$ par an, de la quantité $\mathrm{LM10} - \mathrm{M10}$. Puisque LM10 est calibré pour produire dans chaque bassin la fréquence annuelle moyenne de M10, l'intégrale des cartes de la figure 3.9 sont égales à 0.

Le bassin NAtl est caractérisé par un fort déport de l'activité inférée de M10 à proximité de l'équateur dans tout le reste du bassin, à l'exception du Golfe du Mexique (Encadré en rouge, GoM), qui voit lui aussi une diminution relative dans LM10. Rappelons que la section 3.2 a mis en évidence le rôle du coefficient b_η dans le décalage méridional de l'activité inférée. Dans la mesure où LM10 présente un b_η encore plus important, il est permis de penser que c'est cette sensibilité accrue à la vorticité absolue de LM10 qui est à l'origine de la diminution de l'activité sur la bande entre 5 °N et 10 °N. Cette baisse se fait notamment au bénéfice de la région de développement principale (MDR), également encadrée en rouge sur la carte du NAtl de la figure 3.9. Dans ces deux sous-régions, les différences sont toutefois marginales, de l'ordre d'environ 10^{-1} TC par an. On peut éventuellement noter que dans la MDR, la fréquence annuelle simulée par LM10 est légèrement plus proche d'IBTrACS qu'elle ne l'est dans l'indice global M10. L'origine de la diminution (relative) dans le GoM est incertaine, mais au vu des coefficients du tableau 3.4, il semble probable que ce soit principalement le résultat de la baisse de sensibilité à la SST relative, et peut-être aussi dans une moindre mesure à la diminution de la sensibilité à l'humidité relative (comparativement moindre), dans la mesure où la diminution de la sensibilité au cisaillement vertical ne saurait expliquer une baisse de l'activité. Notons que la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (*Root Mean Squared Error*, RMSE) entre la moyenne annuelle d'IBTrACS — lissée au préalable avec un filtre gaussien à 1 ° d'écart-type — et la moyenne annuelle de l'indice passe de $3{,}3 \times 10^{-3}$ avec M10 à $3{,}1 \times 10^{-3}$ avec LM10, indiquant donc dans une

meilleure (marginalement) proximité de LM10 avec IBTrACS.

Dans le WPac, la carte des différences ne présente aucune ambigüité. L'activité dans LM10 est augmentée en dessous de 10 °N, et diminuée au delà, en particulier en Mer de Chine Méridionale et mer des Philippines, où la baisse est maximale. Le déport vers l'équateur peut s'expliquer au moins en partie par un b_η particulièrement bas, en dessous de 1, plus bas encore que celui du TCS. C'est ce paramètre qui le distingue le plus de M10. Quoiqu'il en soit, la répartition spatiale de LM10 dans ce bassin est plus proche d'IBTrACS que ne l'est M10. En effet, entre 0 ° et 10 °N, IBTrACS indique 9,83 TC par an, M10 simule 6,78 TC par an tandis que LM10 en simule 9,61 TC par an. Cela implique également que M10 surestime l'activité entre 10 °N et 60 °N, avec 22,3 TC par an contre 16,3 TC par an pour IBTrACS, alors que LM10 est par conséquent plus proche des observations, avec 19,72 TC par an. La régression sur le bassin WPac permet une meilleure ressemblance avec la répartition spatiale de l'activité observée dans IBTrACS. Le RMSE est en effet réduit de 9,5 $\times$ 10^{-3} avec M10 à 7,9 $\times$ 10^{-3} avec LM10. L'amélioration de la cohérence spatiale est plus importante que pour le NAtl.

Dans le bassin EPac, LM10 concentre les différences le long des côtes du Mexique, avec également une légère augmentation à l'extrémité l'ouest du domaine, de part et d'autre de 10 °N. Comme pour les autres bassins, ce déport favorise la ressemblance avec les observations, avec un RMSE passant de 8,3 $\times$ 10^{-3} à 7,6 $\times$ 10^{-3} pour LM10. LM10 y parvient en modifiant principalement la sensibilité à la SST b_T relative (accrue) et à la vorticité b_η (également accrue).

Pour les trois bassins de l'hémisphère Sud, l'effet de la régression locale sur la répartition spatiale de l'activité est bien moindre que dans les bassins de l'hémisphère Nord. Dans le SIndW, l'activité est déportée autour de Madagascar, et dans le Canal du Mozambique. Le RMSE avec IBTrACS est essentiellement inchangé, avec un effet de l'ordre de 1 $\times$ 10^{-6}. Dans le SIndE, un constat similaire est fait, avec une baisse entre 0 ° et 10 °S puis une légère augmentation entre 10 °S et 20 °S. Le RMSE est modifié de 1 $\times$ 10^{-4}, du côté d'une dégradation de LM10 par rapport à M10. Dans le SPac, l'activité est accrue entre 10 °S et 20 °S, dans la Mer de Corail, jusqu'à 180 °. Comme pour le SIndE, l'erreur quadratique moyenne est accrue avec LM10, passant de 3,3 $\times$ 10^{-3} à 4 $\times$ 10^{-3}. Notons enfin que la dissymétrie dans l'impact sur la répartition géographique de LM10 par rapport à M10, avec des changements plus importants dans l'hémisphère nord que dans l'hémisphère sud, est cohérente avec les figures 3.2 et 3.6, des sections précédentes montrant toutes deux une distribution méridienne de l'activité moyenne plus éloignée des observations dans l'hémisphère nord que dans l'hémisphère sud.

3.3.3.I Variabilité interannuelle

Il a été montré dans la section 3.2 que les coefficients b de l'indice n'influent que très peu la variabilité interannuelle inférée de l'indice. Il n'est par conséquent pas attendu que LM10 se démarque de M10 ou encore du TCS pour ce qui est de la corrélation entre la variabilité interannuelle et les observations. La figure 3.10 présente les matrices de corrélation de la variabilité interannuelle entre LM10, M10, TCS et IBTrACS entre les saisons 1981 et 2019, calculés selon la méthodologie de la section 3.2.2.II. Les séries temporelles sont omises car indiscernables de celles présentées sur la figure 3.7.

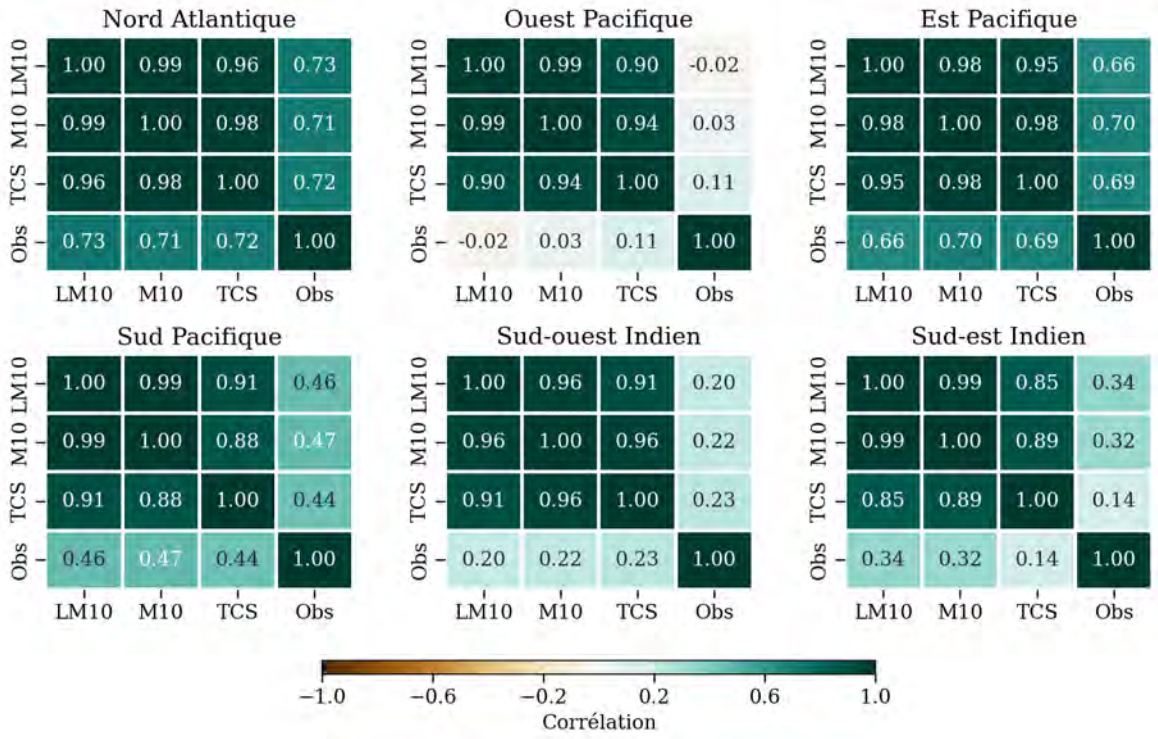


FIGURE 3.10 – Matrices de corrélation entre les variations interannuelles du nombre de TC simulé par LM10, M10, TCS ainsi que la variabilité observée via IBTrACS (Obs) entre les saisons 1981 et 2019.

Comme attendu, LM10 présente des corrélations tout à fait comparables à M10, proches de 0,7 dans les bassins NAtl et EPac, 0,5 dans le SPac, 0,2 dans le SIndW et 0,3 dans le SIndE. Seul le SIndE présente une corrélation améliorée pour LM10 et M10 avec IBTrACS, par rapport au TCS. Dans le WPac, les corrélations pour LM10 et M10 sont dégradées (à 0) par rapport au TCS, lequel n'est de toutes façons pas corrélé de manière significative avec 0,11. Par ailleurs, l'hétérogénéité du champ d'humidité dans ERA5 est peut-être responsable de ces mauvaises performances, si bien qu'on ne saurait trop s'attarder sur l'interprétation des résultats dans ce bassin. À ces deux exceptions près, les trois indices présentent des corrélations proches les unes des autres. Les bassins EPac et SIndW sont les deux seuls bassins pour lesquels LM10 présente une corrélation avec IBTrACS dégradée par rapport à M10 mais aussi par rapport au TCS, bien que la différence soit à la deuxième décimale.

3.3.4 Conclusion

Dans cette section, les coefficients b de la régression de Poisson ont été calculés à l'échelle des bassins océaniques en utilisant les prédicteurs de grande échelle du TCS, aussi utilisés dans la section 3.2. Les six régressions peuvent être vues comme un seul indice de cyclogénèse, défini caractérisé par ses coefficients b, eux-mêmes étant fonction de la région. Cet indice étant, outre sa dépendance régionale, construit selon la même méthodologie que pour l'indice M10 de la section 3.2, c'est à dire en appliquant la relation 3.1 sur les champs mensuels d'ERA5 interpolés sur une grille régulière de 1 °, ce nouvel indice régional est nommé LM10. Les résultats de la section 3.2 indiquent que la construction d'un indice régional ne peut à priori pas améliorer la représentation de la variabilité interannuelle, puisqu'il y est

montré que les coefficients b n'influent pas (ou peu) sur cette dernière, mais peut en revanche impacter la répartition spatiale de l'activité cyclonique simulée dans chaque bassin. Par conséquent, un indice régional est à même d'apporter de l'information sur la sensibilité de la fréquence d'occurrence des TC aux différentes variables de grande échelle à une échelle régionale, et peut de surcroît améliorer la répartition spatiale des TC à cette même échelle.

Le nouvel indice de cyclogénèse LM10 met ainsi en évidence une sensibilité de la fréquence de cyclogénèses à l'environnement de grande échelle très variable selon les régions (voir section 3.3.2). Les coefficients associés à la vorticité absolue bornée η ainsi qu'à la SST relative T présente la plus grande variabilité. Le bassin NAtl présente, de très loin, la plus grande sensibilité à la vorticité, avec un coefficient supérieur à 2, tandis que le bassin WPac présente au contraire une sensibilité moindre inférieure à 1 — les quatre autres bassins indiquant tous une sensibilité accrue par rapport à M10. De la même manière, la sensibilité à la SST relative à l'échelle du bassin géographique est systématiquement plus grande que celle établie à l'échelle globale avec M10, à l'exception du bassin NAtl, où cette dernière n'est que de 0,33. En comparaison, les coefficients associés au cisaillement vertical du vent et à l'humidité relative à 600 hPa ne connaissent que peu de variations entre bassins océaniques, et demeurent relativement proches des valeurs estimées pour M10.

Ces variations inter-régions dans les coefficients b de l'indice LM10 se traduisent par une répartition spatiale modifiée de l'activité cyclonique simulée par rapport à M10 (voir section 3.3.3). Les bassins de l'hémisphère nord sont sensiblement plus impactés que ceux de l'hémisphère sud. Dans les bassins EPac et NAtl, l'activité est principalement décalée vers le nord, tandis que dans le bassin WPac elle est au contraire décalée vers le sud. Dans les trois bassins, ces changements aboutissent à une erreur quadratique moyenne évaluée entre IBTrACS et l'indice local diminuée par rapport à M10, indiquant une meilleure ressemblance avec les observations (à l'exception notable du GoM dans le bassin NAtl). Les changements dans la répartition méridienne sont donc inversés entre les bassins WPac d'une part et EPac et NAtl d'autre part. Or, il est désormais établit que la régression de Poisson vise avant tout à offrir une bonne cohérence spatiale entre l'activité observée et l'activité simulée, plus qu'une bonne cohérence dans la variabilité temporelle (tout du moins à l'échelle interannuelle), et que cette cohérence spatiale se fait par le biais des coefficients b de la régression. Le bassin WPac étant le plus actif de tous, cela indique que sa contribution dans une régression réalisée à l'échelle globale compte beaucoup. Il est alors permis de supposer que les différences entre bassins de la répartition méridienne de l'activité cyclonique dans l'hémisphère nord est à l'origine de la mauvaise distribution méridienne simulée dans cet hémisphère pour les indices construits à l'échelle globale (voir aussi figures 3.2 et 3.6). Les indices construits à l'échelle régionale permettent par conséquent de corriger ces biais et d'offrir localement une meilleure ressemblance avec l'activité observée.

3.4 Synthèse

Dans ce chapitre, plusieurs indices de cyclogénèse ont été appliqués à la réanalyse ERA5 du CEPMMT, au pas de temps mensuel et à la résolution spatiale de 1 °. Dans une première partie, les indices les plus communément utilisés dans la littérature ont été présentés. Ces derniers peuvent être distingués entre ceux dont la construction est partiellement empirique — notamment dans le choix des pondérations appliquées à chacun des prédicteurs de

grande échelle — ou bien si l'indice est construit comme une régression statistique. Trois indices sont retenus : Le GPI (Emanuel et Nolan 2004), le CYGP (Royer et al. 1998) et le TCS (Tippett et al. 2011). Ces indices sont évalués sur ERA5, puis comparés entre eux ainsi qu'avec les observations issues de la base de données IBTrACS entre 1981 et 2019. Cette comparaison identifie les mêmes atouts et limitations des indices que les travaux de Menkes et al. (2012), lesquels appliquent ces trois mêmes indices à quatre réanalyses entre 1979 et 2001. En particulier, tous les indices considérés surestiment l'activité dans l'hémisphère sud et la sous-estiment dans l'hémisphère nord. De plus, la distribution méridienne de l'activité annuelle moyenne est excellente dans l'hémisphère sud, tandis qu'aucun indice ne la simule correctement dans l'hémisphère nord, le TCS étant cependant le plus proche sur les deux tableaux. Tous les indices présentent par ailleurs une activité simulée trop importante au voisinage de l'équateur. Dans l'ensemble, le cycle annuel de l'activité cyclonique dans chacun des bassins océaniques est correctement reproduit, aussi bien dans leur saisonnalité que dans l'amplitude. Une exception notable concerne le CYGP qui peine à simuler la bi-saisonnalité du bassin NInd, et qui sous-estime fortement l'activité dans le bassin NAtl. Le TCS se distingue à nouveau des deux autres en étant l'indice minimisant au mieux l'activité en dehors de la saison cyclonique, à l'exception des bassins SPac et NInd. Les indices parviennent donc à simuler la climatologie de l'activité observée avec une grande fidélité, mais sont nettement moins aptes à simuler les variations interannuelles. Seules les régions EPac et NAtl présentent une bonne corrélation entre la variabilité simulée et celle observée. Dans le bassin EPac, les séries temporelles sont d'ailleurs remarquablement proches, les indices simulant aussi bien la variabilité que l'amplitude observée.

Dans une seconde partie, l'apport de la résolution spatiale et temporelle a été évaluée pour un indice construit selon la même méthodologie que le TCS. Ce dernier, dont les coefficients sont le résultat d'une régression de Poisson entre l'environnement de grande échelle et l'activité observée, présente en effet l'intérêt d'être facilement reproductible, et se prête donc mieux aux expérimentations. L'effet de la résolution spatiale accrue dans la régression (passant de 2,5 ° à 1 °), de même que l'introduction de variabilité temporelle à plus haute fréquence (champs mensuels contre les moyennes climatologiques), sur les coefficients de la régression ont été étudiés, de même que l'effet des changements de coefficients sur l'indice en résultant. La modification des coefficients b de la régression se traduit par une modification de la répartition spatiale de l'activité cyclonique inférée de l'indice. Il est montré que l'effet est similaire aussi bien pour la résolution spatiale accrue que l'usage de champs mensuels climatologiques, mais que l'effet de la variabilité temporelle est dominant (voir section 3.2.2). Spécifiquement, la sensibilité accrue à la vorticité absolue, résultant de l'usage de champs mensuels, permet la correction du biais équatorial du TCS. Il est toutefois soulevé que les coefficients de la régression ne sont pas particulièrement robustes, notamment car la période temporelle utilisée pour faire la régression semble jouer un rôle important dans les valeurs prises par les coefficients. Une dérive des coefficients par rapport à ceux du TCS est en effet notée lorsque la période de référence s'éloigne de celle utilisée par Tippett et al. (2011). Cette dérive ramène à la problématique de la (non-)stationnarité dans le temps des relations proposées par les différents indices de cyclogénèse, et donc de leur validité pour l'étude du climat futur. Cette question n'a pas été traitée pendant la thèse et mériterait une analyse plus approfondie à l'avenir.

En dépit des variations importantes dans les coefficients b des différentes régressions essayées dans le cadre de ce travail, la variabilité interannuelle inférée des indices nouvellement construits ne s'en retrouve que très peu affectée. Les variabilités interannuelles des quatre in-

dices définis dans la section 3.2 apparaissent quasiment indiscernables les unes des autres, et les différences entre celles-ci et la variabilité interannuelle du TCS sont à peine plus prononcées. Il en résulte donc naturellement que la corrélation entre la variabilité interannuelle et les observations n'est pas améliorée. Puisque les coefficients n'impactent que marginalement la variabilité temporelle des indices de cyclogénèse, il en découle que cette dernière doit être contrôlée par le choix des prédicteurs utilisés. Mais malgré l'absence d'amélioration, le diagnostic introduit dans la section 3.2.2.III, basé sur la mesure de la distribution des rangs des valeurs prises par l'indice aux points de grille correspondant aux cyclogénèses observées, montre que la détermination de coefficients mieux adaptés à un jeu de donné cible possède tout de même un intérêt. Il est en effet montré que les indices nouvelles construits sont plus actifs que le TCS en lieu et date d'une cyclogénèse observée, y compris pour l'indice visant à reproduire le plus fidèlement possible ce dernier.

Enfin, une troisième partie de ce chapitre (voir section 3.3) a été consacrée à la définition d'un indice de cyclogénèse régional. Il s'agit en réalité de plusieurs indices, construits par régression de Poisson à l'échelle des bassins océaniques, qui peut être utilisé comme un indice pseudo-global, dont les coefficients sont fonction du bassin. Comme vu précédemment, une telle approche ne peut améliorer la variabilité interannuelle de manière substantielle, mais il est montré que la construction d'indices locaux peut apporter de l'information utile sur la sensibilité de la fréquence d'occurrence des TC aux variables de grande échelle à l'échelle d'un bassin océanique. L'indice régional impacte sensiblement la répartition géographique de l'activité cyclonique simulée dans l'hémisphère nord, tandis que l'effet est minime dans l'hémisphère sud. La régression menée à l'échelle du bassin offre alors une amélioration de la ressemblance entre l'activité simulée et l'activité observée (voir aussi section 3.3.3). Il est notamment noté que l'indice régional déporte l'activité vers l'équateur dans le bassin WPac, tandis qu'il la décale vers le nord dans les bassins NAtl et EPac. Ces changements réduisent dans tous les cas l'erreur quadratique moyenne avec IBTrACS. Il est alors suggéré que la disparité dans la répartition en latitude de l'activité cyclonique puisse être à l'origine de la difficulté rencontrée par tous les indices de cyclogénèse construits à l'échelle globale à simuler une distribution méridienne réaliste.

Chapitre 4

Introduction de nouveaux prédicteurs dans les indices

Dans ce dernier chapitre, nous nous intéressons à l'ajout de nouveaux prédicteurs dans des indices de cyclogénèse construits par régression de Poisson. L'apport de l'ajout explicite du mode de variabilité El Niño dans la régression est étudié dans un premier temps. Ensuite, nous nous intéressons au remplacement de l'humidité relative à 600 hPa par une mesure intégrée sur la colonne du déficit de saturation d'humidité. Cet indice est ensuite appliqué à deux simulations en climat plus chaud avec le modèle ARPEGE utilisé dans sa configuration basculée-étirée.

Sommaire

4.1 Introduction 120
4.2 Utilisation d'un indice Niño dans une régression de Poisson 120
4.2.1 Données et Méthodes 121
4.2.1.I Simulation historique forcée avec ARPEGE-Climat . . 121
4.2.1.II Cylogénèses simulées 122
4.2.1.III diagnostic ENSO 124
4.2.2 Lien entre ENSO et l'activité cyclonique dans ARPEGE 125
4.2.3 Application de la régression 127
4.2.3.I Régressions globales 128
4.2.3.II Régressions locales 129
4.2.3.III Variabilité interannuelle 130
4.2.4 Discussion 133
4.3 Introduction du déficit de saturation d'humidité 135
4.3.1 Régression de Poisson avec le VPD 135
4.3.2 Détection de tendances dans ARPEGE et ERA5 139
4.3.3 Conclusion 141
4.4 Application en climat plus chaud 142
4.4.1 Description des simulations 142
4.4.2 Détection des cyclogénèses 143
4.4.3 Indices de cyclogénèse 144
4.4.4 Changements futurs 145
4.4.5 Conclusion 148
4.5 Synthèse 148

4.1 Introduction

Le chapitre 3 a porté sur la modification des coefficients b du TCS pour étudier la façon dont ces coefficients affectent la variabilité interannuelle inférée de l'indice. Plusieurs approches ont été expérimentées, telles que la réalisation de la régression sur des champs à plus haute résolution, en introduisant de la variabilité temporelle à plus haute fréquence, ainsi qu'en réalisant des régressions locales à l'échelle des bassins océaniques. Re-déterminer les coefficients b du TCS pour obtenir un indice mieux adapté à son jeu de données, à l'échelle globale comme régionale, présente une réelle plus-value, mais l'amélioration de la représentation de la variabilité interannuelle n'en fait cependant pas partie. Celle-ci apparaît en effet comme particulièrement robuste aux changements dans les coefficients de l'indice, si bien que le choix des prédicteurs dans la régression apparaît comme la seule façon d'influencer la variabilité interannuelle.

Dans ce chapitre, il s'agit par conséquent d'étudier l'apport de deux nouveaux prédicteurs dans la construction d'un indice de cyclogénèse par régression de Poisson. Dans un premier temps, nous ajouterons explicitement un diagnostic du mode de variabilité El Niño comme nouveau prédicteur dans la régression. L'ENSO est en effet connu pour sa modulation de l'activité cyclonique tropicale (Chan 1985 ; Landsea 2000 ; Lin et al. 2020) et constitue une source de prévisibilité de l'activité cyclonique à l'échelle interannuelle. L'ajout d'un diagnostic ENSO dans la régression est considérée ici à titre expérimental, car la philosophie des indices de cyclogénèse consiste habituellement à introduire les ingrédients qui sont supposés intervenir directement dans le processus physique de cyclogénèse. L'ENSO affecte quant à lui la SST, le cisaillement vertical ainsi que l'humidité relative à différents degrés selon les régions et par télé-connexions. Il ne s'agit donc pas d'un ingrédient intervenant directement dans le processus de formation d'un cyclone tropical. Il est toutefois permis de penser que l'ajout de cette information de la façon la plus explicite possible dans un indice de cyclogénèse pourrait être susceptible d'impacter de manière significative sa variabilité interannuelle.

Dans un second temps, nous remplacerons le prédicteur d'humidité, définie dans le TCS comme l'humidité relative à 600 hPa, par le déficit de saturation d'humidité intégré sur la colonne. Le déficit de saturation possède en effet la propriété d'évoluer avec le réchauffement climatique dans la mesure où la loi de Clausius-Clapeyron indique que la quantité de vapeur d'eau que l'atmosphère est capable de stocker augmente à hauteur de 7 % par degré de réchauffement, là où l'humidité relative est projetée comme constante. Plusieurs études suggèrent par ailleurs que le déficit de saturation est un paramètre plus pertinent que l'humidité relative dans le processus de cyclogénèse (Emanuel et al. 2008 ; Emanuel 2010). De plus, Camargo et al. (2014) montrent que des indices construits par régression de Poisson et utilisant cette variable en remplacement de l'humidité relative indiquent une réponse au réchauffement climatique cohérente avec la méthode directe de détection objective dans les projections futures.

4.2 Utilisation d'un indice Niño dans une régression de Poisson

On s'intéresse ici à l'ajout explicite du signal du mode de variabilité ENSO (*El Niño-Southern Oscillation*) dans un indice de cyclogénèse construit par régression de Poisson,

dans le but de voir si cet apport d'information est susceptible d'améliorer la variabilité interannuelle inférée de l'indice.

Nous nous plaçons pour cela dans le cadre du modèle de climat ARPEGE, avec une simulation de la période historique forcée par la SST observée issue de la base de données HadISST1. Dans la mesure où la construction de nouveaux indices de cyclogénèse a pour finalité une application à des simulations de réchauffement climatique, il est en effet nécessaire de valider la méthodologie mise en place dans le chapitre 3 avec un modèle de climat. Par ailleurs, Camargo et al. (2014) argumentent que la construction d'indices directement sur les modèles est pertinente car la relation liant l'environnement de grande échelle et l'activité cyclonique simulée par le modèle n'est à priori pas exactement la même que dans la réalité — ou du moins la réalité vue par le prisme des réanalyses atmosphériques.

La simulation ARPEGE forcée par HadISST1 — décrite plus en détails dans la section suivante — présente donc la chronologie observée des variables de basse fréquence issues de l'Océan, et voit notamment l'emprunte des épisodes El Niño / La Niña via les SST historiques, mais l'évolution des variables atmosphériques est régie par le modèle ARPEGE. Cette simulation possède en outre ses propres cyclones tropicaux, différents de ceux contenus dans IBTrACS.

4.2.1 Données et Méthodes

4.2.1.I Simulation historique forcée avec ARPEGE-Climat

Nous utilisons ici le modèle ARPEGE dans sa version 6.3 à haute résolution, dans la même configuration que dans Chauvin et al. (2020) et Cattiaux et al. (2020). Cette version du modèle est quasiment identique à celle utilisée dans le modèle couplé CNRM-CM6-1 (Voldoire et al. 2019) et CNRM-ESM2 (Séférian et al. 2019), participant à CMIP6 (Eyring et al. 2016) et HighResMIP (R. Haarsma et al. 2020). Une description détaillée de toutes les nouveautés dans cette version d'ARPEGE par rapport à la version précédente (5.2) est disponible dans Voldoire et al. (2019), tandis que la version précédente est décrite dans Voldoire et al. (2013). Nous ne précisons alors ici que les éléments particulièrement pertinents pour la simulation des cyclones tropicaux. Ainsi, le modèle est constitué du schéma physique PCMT (*Prognostic Condensates Microphysics and Transport*), incluant le schéma convectif de Piriou et al. (2007) et Guérémy (2011), offrant une paramétrisation de la convection profonde et peu profonde. Cette version voit également l'ajout de dix nouvelles variables pronostiques,[1] en plus des six déjà présentes. Spécifiquement, ARPEGE 6.3 calcule désormais l'évolution du contenu en eau liquide et solide, précipitée ou nuageuse, de l'énergie cinétique turbulente et de la vitesse verticale convective. La paramétrisation de la microphysique provient du schéma de Lopez (2002), tandis que le schéma de turbulence est issu de Cuxart et al. (2000). Le modèle possède 91 niveaux verticaux, jusqu'à 0,01 hPa, et la couche de mélange atmosphérique est caractérisée par 15 niveaux verticaux en dessous de 1500 m d'altitude.

La simulation utilisée ici est une simulation historique sur la période 1979 – 2010 et sur

1. Les variables dites « pronostiques » se distinguent des variables dites « diagnostiques » en cela que leur évolution temporelle est décrite par la résolution d'une équation dans le modèle numérique. Par opposition, les variables diagnostiques (par exemple, l'humidité relative) sont dérivées des variables pronostiques (température, pression, humidité spécifique...).

une grille T359, de taille 720 (longitude) $\times$ 360 (latitude), donc à une résolution horizontale de 0,5 °, soit d'environ 50 km à l'équateur. La simulation est forcée par la SST et la concentration en glace de mer issues d'observations et provenant de la base de données HadISST1 (Rayner et al. 2003).

4.2.1.II Cylogénèses simulées

Les trajectoires des TC utilisées ici sont issues de Cattiaux et al. (2020). Les TC ont été détectés dans la simulation à l'aide du schéma de détection du CNRM (Chauvin et al. 2006), amplement décrit dans le chapitre 2, notamment dans la section 2.2. Le schéma de détection a été appliqué aux champs 6-horaires du modèle avec : un seuil de vorticité **VOR** $= 20 \times 10^{-5}$ s^{-1} ; un seuil de vent **RES** $= 13$ m s^{-1}, un seuil d'anomalie de température **TANOM** $= 1$ K ; un seuil de profil vertical de température **PT** $= -2$ K ; un seuil de profil vertical de vitesse du vent **PW** $= 5$ m s^{-1}, et enfin un paramètre de relaxation des trajectoires **REL** fixé à 20×10^{-5} s^{-1}. Ces paramètres se distinguent notablement de ceux utilisés pour ERA5 dans Dulac et al. (2023) par le seuil vorticité (respectivement 15×10^{-5} s^{-1}) et surtout par le seuil de vitesse du vent à la surface (respectivement 5 m s^{-1}). Rappelons en effet que le modèle ARPEGE, en particulier cette version précise du modèle, est connue pour simuler des cyclones tropicaux intenses par rapport à la résolution du modèle (Roberts et al. 2020a ; Chauvin et al. 2020) (voir aussi section 1.3.3 du chapitre 1, notamment la figure 1.12, page 26). Il convient néanmoins de préciser que contrairement au chapitre 2, le choix des seuils de détection utilisés pour détecter les TC dans cette simulation n'ont pas fait l'objet d'une analyse quantitative des performances — une telle analyse serait par ailleurs impossible étant donné qu'il n'existe pas de trajectoires de référence pour les pures simulations atmosphériques. Avant post-traitement des trajectoires, la fréquence d'occurrence annuelle moyenne de cyclogénèses est de 80,7 TC par an. À titre de référence, IBTrACS sur la même période indique 82,9 TC par an.

À la différence des travaux portés par Cattiaux et al. (2020), nous appliquons en post-traitement le filtre des systèmes de moyennes latitudes basé sur le diagnostic du jet subtropical (STJ), décrit et illustré dans la section 2.3.1 (chapitre 2). Ce filtre est choisi ici — en dépit des réserves exprimées dans le chapitre 2 — en raison de sa relative simplicité à implémenter, notamment par rapport au filtre du V_U^T qui a lui été préféré dans Dulac et al. (2023). En outre, Bourdin et al. (2022) montrent que le filtre du STJ parvient très efficacement à filtrer les systèmes de moyennes latitudes, lorsqu'appliqué à plusieurs schémas de détection sur ERA5. Rappelons brièvement que la latitude du STJ est déterminée en prenant la limite équatoriale des points où le module du vent à 200 hPa (lissé sur trois mois glissants) est supérieur à 25 m s^{-1} et où la composante zonale (lissée de la même façon) est supérieure à 15 m s^{-1}. En pratique, puisqu'on s'intéresse aux cyclogénèses et qu'on ne garde pour cela que les premières échéances des trajectoires, le filtre consiste à retirer les points situés au delà de la latitude du STJ.

La figure 4.1 présente la densité annuelle moyenne (sur 30 ans) des premières échéances des trajectoires détectées dans la simulation ARPEGE — assimilées aux cyclogénèses — après application du filtre du STJ. Avec le filtre du STJ, la fréquence annuelle moyenne est réduite à 60,8 TC par an. Le filtre retire en effet 617 cyclogénèses, mais tous ne sont pas purement extra-tropicaux car la latitude médiane des cyclogénèses filtrées est de 26,2 °N dans l'hémisphère nord ($n = 366$) et de 31,8 °S dans l'hémisphère sud ($n = 251$). On note égale-

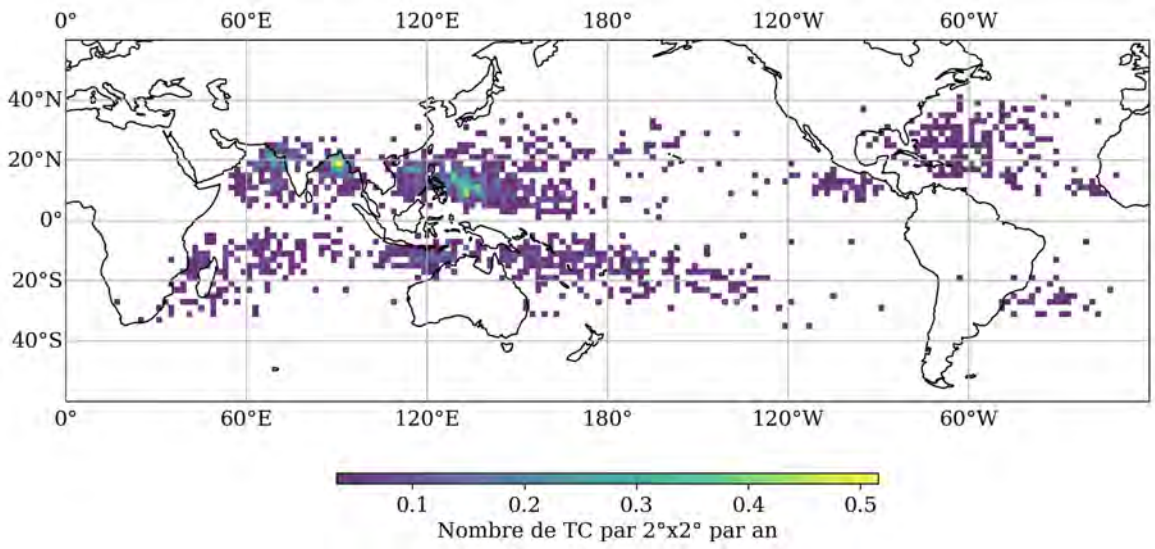


FIGURE 4.1 – Densité annuelle moyenne de cyclogénèses dans la simulation ARPEGE forcée par HadISST1 entre 1980 et 2010, calculée sur une grille régulière de $2\,° \times 2\,°$.

ment une latitude minimale parmi les systèmes filtrés à 2 °N et à 8,6 °S pour chacun des deux hémisphères respectifs. Le jet subtropical ne peut physiquement pas se trouver en dessous de 2 °N. Ce cas illustre un des points (en l'occurence une des limitations du filtre) discuté dans la section 2.3.1 (et parfaitement illustré sur la figure 2.6, troisième ligne, page 71), et peut être considéré comme un effet de bord. Le filtre parvient toutefois à supprimer 95 des 97 cyclogénèses situées au delà de 40 ° (nord et sud) dans les trajectoires non-filtrées.

La figure 4.2 présente le biais moyen entre la simulation ARPEGE (c.f figure 4.1) et IBTrACS, prise sur la même période, en termes de densité de probabilité d'occurrence pour pallier à la différence dans la fréquence annuelle des deux jeux de données après application du filtre du STJ. Dans l'océan Atlantique, la figure 4.2 fait apparaître une légère surestimation dans l'Atlantique Sud d'une part (un biais commun à de nombreux modèles, Camargo et Wing 2016), et un déséquilibre dans l'Atlantique nord avec notamment une sous-évaluation dans le MDR et le GoM, mais une sur-évaluation dans le reste de l'océan. Ce biais dans l'atlantique nord avec cette simulation est par ailleurs documenté dans Chauvin et al. (2020). Dans le bassin EPac, l'activité simulée est fortement sous-estimée. Dans le WPac, un surplus est noté dans ARPEGE en Mer de Chine Méridionale et Mer des Philippines, tandis que le reste du bassin voit sinon un déficit. Dans le bassin NInd, la simulation ARPEGE présente une activité sur-estimée aussi bien en Mer d'Arabie que dans le Golfe du Bengale. Dans l'hémisphère sud, le biais est plus contrasté. Dans l'océan Indien, on note un biais positif dans le sud-ouest du bassin, autour de Madagascar mais un biais négatif dans le nord-est, proche de l'équateur. Une répartition du biais similaire mais symétrique est notée dans le bassin Sud Pacifique, avec un biais positif dans le sud-est et négatif au nord-ouest.

Dans la plupart des bassins, ces motifs de biais sont en fait évocateurs d'une mauvaise localisation des cyclogénèses par le schéma de détection, notamment en raison de sa tendance connue à détecter les TC un peu tardivement, plutôt que d'un biais avéré dans l'activité simulée. Dans le NAtl, les trajectoires démarrent le plus souvent de la MDR ou du GoM pour ensuite remonter vers le nord / nord-est. Dans le SInd, les TC se déplacent souvent du nord-est vers le sud-ouest. Le sens de circulation est inversé dans le SPac en raison du flux

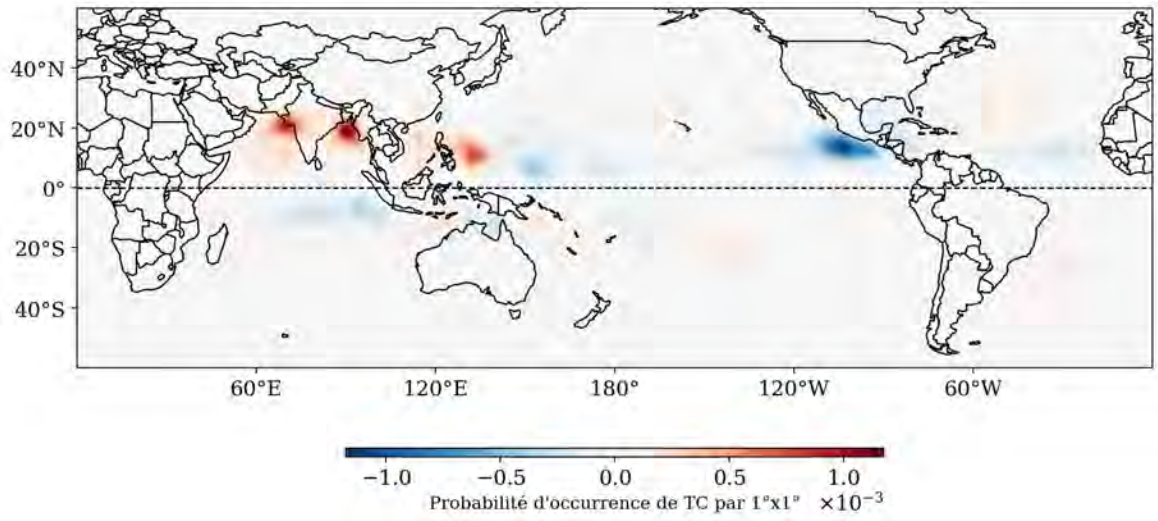


FIGURE 4.2 – Carte de la différence entre les densités de cyclogénèses moyennes et normalisées — lissées au préalable avec un filtre gaussien à 1 ° d'écart-type — de la simulation ARPEGE forcée et IBTrACS entre 1980 et 2010.

de mousson en provenance d'ouest qui prend le pas sur l'effet bêta — cette dernière ayant naturellement tendance à déplacer les TC vers l'ouest (c.f section 1.2.1) — si bien que les TC s'y déplacent généralement vers le sud-est. Une détection trop tardive des TC pourrait également expliquer au moins en partie le biais noté dans le WPac (voir aussi figure 1.2 du chapitre 1, page 8, pour voir les sens de déplacement des TC dans les bassins océaniques majeurs). Le chapitre 2 fait notamment référence à cette tendance que possède le schéma de détection à détecter trop tardivement les TC dans la réanalyse ERA5, et cet effet est également documenté dans Bourdin et al. (2022). Dans ce contexte, les seules régions où il existe un biais réel dans la fréquence d'occurrence entre l'activité simulée par ARPEGE et l'activité observée (outre la différence de fréquence annuelle après passage du filtre du STJ) sont le bassin EPac, le NInd, et dans une mesure bien moindre le Sud Atlantique.

Dans les autres régions (NAtl, SInd, SPac et WPac), l'importance des biais pour la construction d'indices de cyclogénèse est moindre pour plusieurs raisons. D'une part, ceux-ci sont modérés en amplitude. En effet, l'écart moyen dans la latitude médiane des cyclogénèses sur ces bassins est de 2,7 ° en direction des pôles. Le biais en longitude est un peu plus conséquent, avec en moyenne 7,4 ° en valeur absolue (direction variable selon les bassins), et est principalement porté par le WPac et le SPac. D'autre part, bien qu'appelés « indices de cyclogénèse », ceux-ci témoignent plus généralement de l'activité cyclonique plutôt que de l'emplacement précis de la formation de cyclones. Enfin, que ces biais soient imputables au schéma de détection ou au modèle, ou plus vraisemblablement à une combinaison des deux, leur existence justifie encore d'avantage la construction d'indices propres à ces données plutôt que l'utilisation d'indices établis sur des réanalyses.

4.2.1.III diagnostic ENSO

Le mode de variabilité El Niño (respectivement La Niña) est caractérisé par une anomalie chaude (respectivement froide) de SST dans l'océan Pacifique central. Il existe plusieurs façons de diagnostiquer ce phénomène et qui se distinguent entre elles par la région, ou boîte,

utilisée pour calculer l'anomalie de température, ainsi que par le lissage temporel utilisé. Ces boîtes sont au nombre de 4, réparties entre les côtes de l'Amérique centrale et les îles Salomon. L'anomalie de SST prise dans une de ces boîtes définit alors un indice El Niño. Ici, nous utilisons l'indice ENSO utilisé pour les besoins opérationnels de la NOAA, nommé ONI (*Oceanic Niño Index*). L'ONI est défini sur la boîte 3.4, c'est à dire à cheval sur les boîtes 3 et 4 (non montrées) et définie entre 120 °W et 170 °W, et entre 5 °S et 5 °N. Les anomalies sont lissées sur 3 mois glissants, et la référence climatologique est prise comme la SST moyenne sur toute la période disponible. La figure 4.3 présente la boîte 3.4 utilisée pour calculer l'anomalie de température, ainsi que la série temporelle de l'ONI entre janvier 1980 et décembre 2010. On y reconnait les grands évènements chauds de 1982, 1987, 1991, 1997 et 2009.

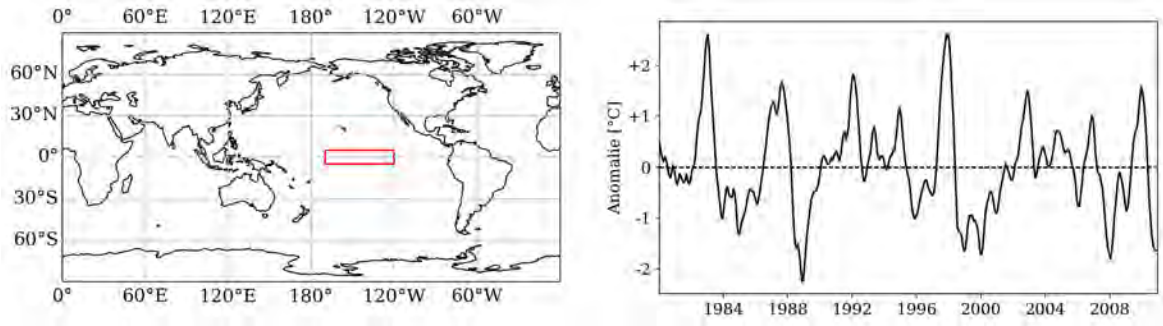


Figure 4.3 – Boîte 3.4 utilisée pour le calcul de l'ONI (gauche) et série temporelle de l'ONI (droite) évaluée sur la SST mensuelle de la simulation ARPEGE forcée par HadISST1.

Pour utiliser l'ONI comme prédicteur dans une régression de Poisson, il est nécessaire de le transformer en vecteur de la même taille m (c.f chapitre 3, section 3.2.1) que les champs spatio-temporels de grande échelle. L'ONI étant, pour un mois donné, un scalaire ; sa valeur est répliquée en tout point de la grille spatiale souhaitée. Cela revient à considérer que chaque point de l'espace a connaissance à chaque pas de temps de l'anomalie de SST dans la boîte 3.4.

4.2.2 Lien entre ENSO et l'activité cyclonique dans ARPEGE

Le lien entre ENSO et l'activité cyclonique tropicale dans les observations et dans les modèles est largement documenté (Chan 1985 ; G. Wu et Lau 1992 ; Landsea 2000 ; McDonald et al. 2005 ; Lin et al. 2020). Une phase positive de l'oscillation El-Niño tend à augmenter la fréquence d'occurrence des TC dans certains bassins, notamment dans le Pacifique, et tend à la réduire dans l'océan Indien, et vice versa. Dans l'Atlantique nord, l'activité cyclonique est traditionnellement anti-corrélée à ENSO, car ce dernier apporte du cisaillement dans l'océan Atlantique. Cependant, pour déterminer dans quelle mesure l'ajout de l'ONI comme prédicteur dans une régression établie sur les cyclogénèses détectées dans le modèle ARPEGE peut impacter la fréquence modélisée par l'indice, il convient de quantifier le lien entre l'ONI et l'activité cyclonique dans notre jeu de données.

La figure 4.4 présente la carte de corrélation entre le nombre annuel de cyclogénèses pour chaque maille d'une grille régulière de 3 ° de résolution et l'ONI, agrégé annuellement de la même façon. Précisons que, à l'instar de toutes les opérations de calcul de variabilité

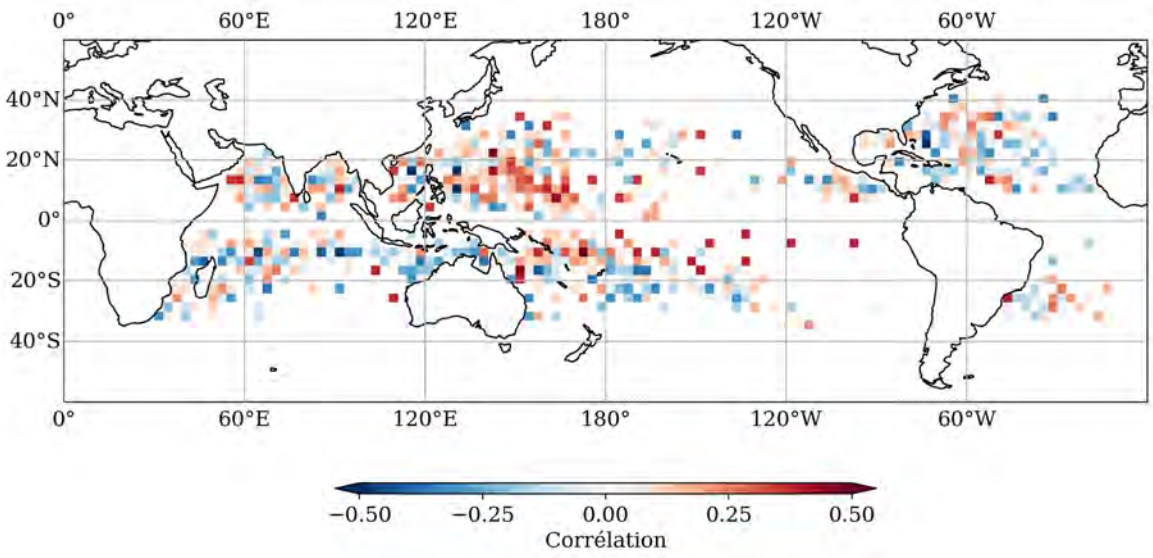


FIGURE 4.4 – Carte de corrélation entre la variabilité interannuelle de l'activité cyclonique par point de grille (3 °x3 °) pour les cyclogénèses détectées dans ARPEGE et l'ONI, sur les saisons cycloniques entre 1980 et 2010.

interannuelle réalisées jusqu'à maintenant, et notamment dans le chapitre 3, la fréquence annuelle est calculée pour les saisons cycloniques. Dans l'hémisphère sud, le nombre de TC pour une saison donnée est donc évalué entre juillet de l'année précédente et juin de l'année courante. Précisons aussi qu'un masque terre-mer interpolé sur la grille de 3 ° de résolution est utilisé pour masquer les cyclogénèses détectées sur terre de la figure 4.1. Celui-ci est issu de la méthodologie que dans la section 3.2.1 du chapitre 3, c'est à dire en masquant les points où la fraction de mer est inférieure à 100 %.

La figure 4.4 met en évidence des corrélations contrastées dans les différents bassins d'activité. Le signal le plus clair est noté dans le WPac, à l'ouest de 180 °, avec une corrélation positive dans la plupart des mailles où des cyclogénèses ont été détectées. Certaines dépassent la borne supérieure de la carte des couleurs fixée à 0,5. Dans le bassin EPac, le peu de cyclogénèses disponibles (voir figures 4.1 et 4.2) empêche l'interprétation de la corrélation. Dans le SPac, des corrélations positives relativement fortes sont notées dans la partie nord, tandis que ces dernières s'inversent au delà de 20 °S. Dans le bassin SIndE, ENSO apparaît clairement anti-corrélée à l'activité cyclonique, à l'exception de quelques mailles. Pour les bassins SIndW NInd et NAtl, le signal est plus contrasté mais laisse également entrevoir dans l'ensemble une possible anti-corrélation.

Pour évaluer le lien entre l'activité cyclonique détectée et la variabilité El Niño dans ces bassins où la figure 4.4 ne permet pas de dégager une conclusion nette, la corrélation est évaluée à l'échelle du bassin tout entier. Spécifiquement, les cyclogénèses sont comptabilisées sur la grille d'origine de la simulation (T359, soit 0,5 °), puis l'activité est intégrée spatialement sur les bassins océaniques usuels selon la méthodologie employée dans le chapitre 3. Enfin, la corrélation avec l'ONI est évaluée pour chacun des bassins. La figure 4.5 présente les coefficients de corrélation r ainsi que les valeurs-p associées.

Pour les bassins WPac et SIndE, la figure 4.5 confirme ce que laisse deviner la figure 4.4, à savoir une corrélation dans le premier, évaluée à 0,34 et à la limite de la significativité sous un seuil de 95 %, et une anti-corrélation significative dans le second à −0,59. La fi-

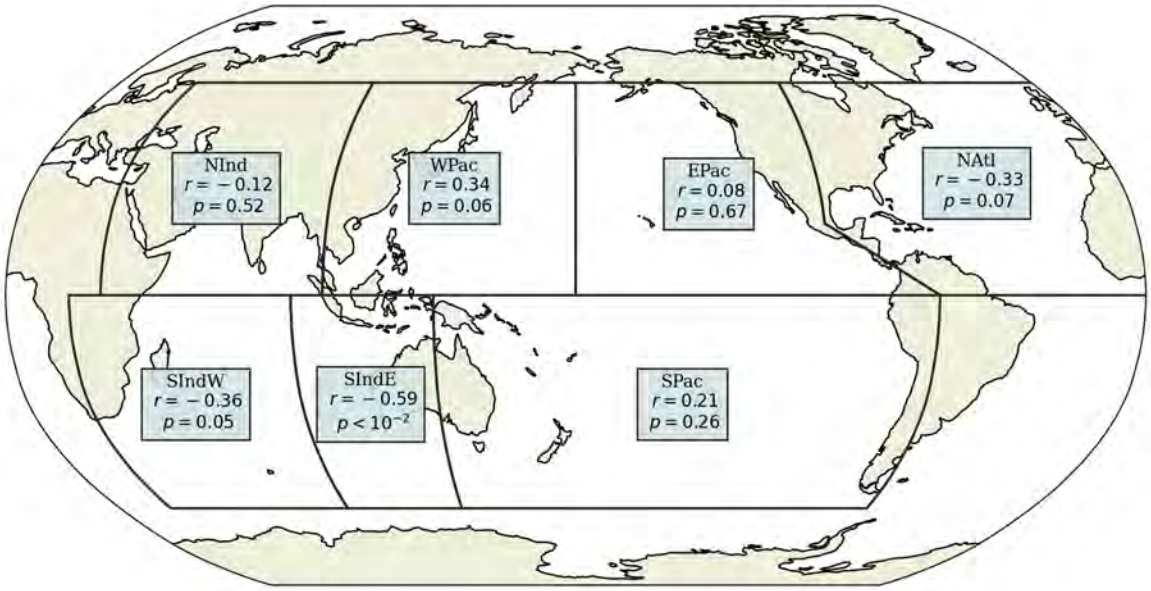


Figure 4.5 – corrélation entre la variabilité interannuelle de l'activité cyclonique détectée dans ARPEGE et l'ONI à l'échelle des bassins océaniques.

gure 4.5 permet également de lever l'ambigüité pour les bassins où le lien est contrasté sur la figure 4.4. Ainsi l'activité cyclonique dans le bassin SIndW est également présentée comme anti-corrélée à l'ONI avec −0,36, là aussi à la limite de la significativité, et pareillement dans le bassin NAtl avec −0,33, bien qu'avec une valeur-p de 0,07. En revanche, le bassin EPac ne présente aucune corrélation, et celles des bassins NInd et SPac ne sont pas significatives. À titre de référence, cette carte réalisée entre ERA5 et IBTrACS signale une corrélation de 0,54 dans le bassin EPac et de −0,43 dans le bassin NAtl. La corrélation dans le bassin SIndE est inchangée par rapport à celle mesurée ici, mais les bassins WPac et SIndW sont néanmoins parfaitement décorrélés, avec des coefficients r proches 0.

Le lien entre l'activité cyclonique telle que détectée par le schéma de détection du CNRM appliqué au modèle ARPEGE d'une part, et le mode de variabilité El Niño est dans l'ensemble cohérent. Plusieurs bassins océaniques présentent des corrélations à la limite de la significativité statistique, et c'est par conséquent dans ces bassins là qu'une éventuelle plus-value de l'ajout de l'ONI comme prédicteur dans une régression de Poisson peut être attendue.

4.2.3 Application de la régression

On applique ici la régression de Poisson selon la méthodologie employée pour construire l'indice nommé M10 dans la section 3.2, mais appliquée à la simulation ARPEGE. On utilise donc en prédictant les cyclogénèses détectées par le traqueur du CNRM dans la simulation historique ARPEGE forcée par HadISST1. Ces dernières, de même que les champs de grande échelle utilisés comme prédicteurs, sont transposées sur une grille régulière de 1 ° de résolution et agrégées au pas de temps mensuel. Ici encore, la taille de la matrice $\mathbf{x}$ des prédicteurs est le principal facteur limitant la résolution spatiale pour réaliser la régression, et est la raison pour laquelle nous n'utilisons pas la grille T359 d'origine. Nous utilisons les mêmes variables thermiques et dynamiques que pour le TCS et pour les sections 3.2 et 3.3, à savoir

la vorticité absolue bornée à 3,7 $\times$ 10^{-5} s^{-1} η, le cisaillement vertical V_{shear} entre 850 hPa et 200 hPa, l'humidité relative H à 600 hPa et la SST relative T.

Nous définissons dans un premier temps l'équivalent de l'indice M10 pour ARPEGE, nommé AM10. Nous réalisons ensuite une seconde régression en ajoutant à ces quatre variables décrivant l'environnement de grande échelle le champ artificiel de l'ONI, défini en tout point de la grille comme l'anomalie mensuelle de SST dans la boîte 3.4 présentée dans la section 4.2.1.III. L'indice incluant l'ONI comme prédicteur est nommé OAM10, abrégé en OA. La régression avec l'ONI comme prédicteur est appliquée aussi bien à l'échelle globale qu'à l'échelle des bassins individuels. Dans le second cas, la méthodologie employée dans la section 3.3 pour construire l'indice LM10 est transposée aux prédicteurs et prédictant ARPEGE, notamment pour ce qui concerne la calibration de l'indice régional sur la fréquence annuelle moyenne inférée de son homologue global. L'indice régional est alors nommé LOAM10, ou simplement LOA, puisqu'il est entendu que, contrairement au chapitre 3, les régressions sont uniquement faites avec les moyennes mensuelles à 1 ° de résolution.

Enfin, précisons que les cyclogénèses détectées sur terre sont masquées, si bien que la fréquence annuelle de référence pour la calibration des indices globaux est réduite à 52,32 TC par an. Bien que ce nombre soit bien différent de la fréquence de référence issue d'IBTrACS utilisée dans le chapitre 3. Cela n'a aucune importance dès lors que tous les indices sont calibrés sur cette valeur. Le TCS de Tippett et al. (2011) est également pris comme référence pour la comparaison des résultats.

4.2.3.I Régressions globales

Nous nous intéressons dans un premier temps aux coefficients obtenus pour les régressions globales AM10 et OAM10. L'indice de cyclogénèse AM10 est donné ci-dessous :

$$\begin{aligned}\mu &= \exp\left(b_0 + b_\eta \eta + b_{V_{\text{shear}}} V_{\text{shear}} + b_H H + b_T T + \log\cos\phi\right) \qquad \text{(AM10)}\\ &= \exp\left(-18{,}6861 + 2{,}4363\eta - 0{,}0192 V_{\text{shear}} + 0{,}0454 H + 0{,}4202 T + \log\cos\phi\right)\end{aligned}$$

Les coefficients de AM10 sont à mettre en regard avec ceux obtenus pour l'indice M10, obtenus entre ERA5 et IBTrACS dans le chapitre 3. Ces derniers peuvent être consultés dans le tableau 3.2, page 100. Le coefficient b_H est réduit d'environ 0,072 à 0,045, soit une valeur proche du coefficient associé à l'humidité relative du TCS (0,05). Les coefficients b_T sont quant à eux quasi identiques, à 0,01 près. Cela peut vraisemblablement s'expliquer par le fait que la réanalyse ERA5 assimile la SST issue de la base de données HadISST2 jusqu'en 2007. La sensibilité au cisaillement vertical est néanmoins réduite dans AM10, passant d'environ −0,1 dans ERA5 à environ −0,02 dans ARPEGE, soit une sensibilité cinq fois moindre dans le modèle de climat. Cette valeur du coefficient apparaît néanmoins comme statistiquement significative (ainsi que tous les autres coefficients) en dépit de sa valeur proche de 0. La régression indique en effet des pourcentiles 2,5 % et 97,5 % de respectivement −0,027 et −0,011 pour $b_{V_{\text{shear}}}$, et une valeur-p inférieure à 1 $\times$ 10^{-3}. Le coefficient associé à la vorticité absolue est celui présentant la plus grande différence passant d'environ 1,40 pour M10 à 2,44 pour AM10. Une valeur si élévée de b_η est cohérente avec le biais septentrional dans les cyclogénèses détectées dans ARPEGE (voir figure 4.2), puisqu'il a été largement montré dans le chapitre 3 que des valeurs élevées de ce paramètre sont associées à une activité simulée par la régression plus éloignée de l'équateur.

La relation pour l'indice OA est donnée ci-dessous :

$$\begin{aligned}\mu &= \exp\left(b_0 + b_\eta \eta + b_{V_{\text{shear}}} V_{\text{shear}} + b_H H + b_T T + b_{\text{ONI}} \text{ONI} + \log\cos\phi\right) \qquad \text{(OA)}\\ &= \exp\Big(-18{,}7099 + 2{,}4430\,\eta - 0{,}0192\,V_{\text{shear}} + 0{,}0454\,H + 0{,}4221\,T + \\ &\qquad\qquad \underbrace{0{,}0638\,\text{ONI}}_{\text{Indice ENSO}} + \log\cos\phi\Big)\end{aligned}$$

L'ajout de l'ONI dans la régression ne modifie que très marginalement les coefficients associés aux autres prédicteurs, car les coefficients reflètent la corrélation avec le prédictant. On ne note qu'une très légère hausse de b_η ainsi qu'une augmentation toute aussi faible de b_T. La régression indique cependant une sensibilité positive à l'ONI avec une valeur b_{ONI} d'environ 0,06. Cela signifie qu'à l'échelle globale, un changement de $+1$ °C de l'anomalie de SST dans la région 3.4 provoque une hausse de la fréquence d'occurrence modélisée par la régression de l'ordre 6 %. Cette valeur apparaît comme statistiquement significative, avec une valeur-p de 0,024. Il s'agit toutefois de la valeur-p la plus élevée notée jusqu'à maintenant, ces dernières étant sinon systématiquement inférieures à 1×10^{-3}, pour toutes les régressions réalisées dans le chapitre 3 et dans le chapitre présent. La régression indique un AIC (*Akaike Information Criterion*, Akaike 1998) — c'est à dire une log-vraisemblance ajustée par le nombre de prédicteurs — légèrement réduite par rapport à AM10, passant en effet de 24 752 à 24 747, indiquant une régression de qualité légèrement supérieure lorsque la variable ONI est introduite.

Néanmoins, la section 4.2.2 montre que le lien entre ENSO et l'activité cyclonique n'est pas uniforme dans l'espace, avec certaines régions exprimant une corrélation positive, et d'autres une anti-corrélation. Un indice de cyclogénèse formulé sur l'ONI et dont la régression est menée à l'échelle globale ne peut donc satisfaire le rapport entre ce mode de variabilité et l'activité constatée dans tous les bassins. Sachant cela, il est permis de penser que le signe positif de b_{ONI} pour AM10 et sa significativité statistique sont fortement influencés par le bassin WPac, présentant sur la figure 4.5 une corrélation positive, et influençant d'avantage la régression en sa qualité de bassin le plus actif. C'est pour cette raison que la régression est répétée à l'échelle des bassins.

4.2.3.II Régressions locales

Le tableau 4.1 présente les coefficients obtenus pour chacune des régressions faites à l'échelle des bassins océaniques. On s'intéresse tout particulièrement aux coefficients associés à l'ONI, aux intervalles de confiance ainsi qu'à la significativité de l'ajout de ce prédicteur dans l'indice LOA.

Les bassins NInd et EPac présentent les valeurs-p associées à leur coefficient b_{ONI} les plus élevées de toutes, jusqu'à 0,568 pour ce dernier. Ces mêmes bassins présentaient également les liens les moins prononcés entre ENSO et la variabilité interannuelle dans la section 4.2.2. Dans le bassin NAtl, la variable ONI apparait non-significative avec une valeur-p de 0,376. Le coefficient b_{ONI}, valant environ −0,07, reflète toutefois le signe du coefficient de corrélation de la figure 4.5, et l'intervalle de confiance — bien que contenant 0 — est clairement plus situé du côté des valeurs négatives que des valeurs positives, avec des quantiles 0,025 et 0,975 de respectivement −0,237 et 0,089. Un constat similaire peut être fait pour les bassins SIndW et SIndE. Les valeurs-p y sont en effet supérieures à 0,05, mais leurs coefficients, de respectivement −0,13 et −0,12, de même que leur intervalle de confiance exprimé par les

Tableau 4.1 – Coefficients estimés des prédicteurs pour les régressions réalisées à l'échelle des bassins océaniques avec l'ONI. Les pourcentiles 2,5 %, 97,5 % des valeurs de b_{ONI} sont données, de même que la valeur-p pour ce coefficient. La colonne Fréquence indique le nombre de TC par an dans chacun des bassins. Chaque indice régional est calibré sur la fréquence annuelle moyenne de l'indice OA pour ce bassin.

Bassin	Coefficients						ONI			Fréquence
	b_0	b_η	$b_{V_{\mathrm{shear}}}$	b_H	b_T	b_{ONI}	2,5 %	97,5 %	valeur-p	
NAtl	−16,7188	2,3260	−0,0467	0,0219	0,3147	−0,0737	−0,237	0,089	0,376	6,41
WPac	−17,2232	1,9807	−0,0321	0,0501	0,3457	0,2184	0,116	0,321	$< 10^{-3}$	19,40
EPac	−16,9821	2,0161	−0,0434	0,0352	0,3874	0,0790	−0,192	0,350	0,568	5,54
NInd	−19,9302	2,8346	−0,0450	0,0624	0,2984	0,0559	−0,081	0,193	0,425	3,98
SPac	−19,5598	2,8841	−0,0397	0,0340	0,4375	0,1797	0,053	0,306	0,005	10,12
SIndW	−17,8103	2,4274	−0,0367	0,0385	0,3672	−0,1257	−0,281	0,030	0,113	3,96
SIndE	−19,3702	3,0105	−0,1024	0,0403	0,4964	−0,1164	−0,304	0,071	0,224	2,09

pourcentiles 2,5 % et 97,5 %, sont cohérents avec les résultats de la figure 4.5. Notons que des deux bassins, le SIndW présente la valeur-p la plus faible à 0,113. Enfin, les régressions faites dans les bassins SPac et WPac acceptent toutes deux le prédicteur ONI, avec une valeur-p $\leq$ 0,05, bien que le premier soit en limite de significativité. Le coefficient b_{ONI} dans le bassin WPac est par ailleurs le plus élevé de tous avec 0,22. Cela conforte la suspicion selon laquelle ce bassin influence fortement le signe du coefficient dans l'indice global OA. Il convient de noter que la significativité dans le bassin SPac d'une part, et la non-significativité dans les bassins SIndW et SIndE n'étaient pas nécessairement attendues, puisque la figure 4.5 fournit l'information inverse.

Ainsi, les valeurs prises dans les différentes régions par le coefficient b_{ONI} reflètent, au moins par leur signe, le lien présenté entre la variabilité El Niño et l'activité cyclonique détectée dans la simulation ARPEGE forcée, en dépit d'une significativité peu franche, à l'exception notable du bassin WPac. L'alternance entre le signe du coefficient justifie néanmoins la construction d'indices régionaux plutôt que globaux pour l'ajout de prédicteurs dont l'effet sur l'activité cyclonique n'est pas uniforme dans toutes les régions du monde.

4.2.3.III Variabilité interannuelle

La figure 4.6 présente les variations du nombre de TC d'une saison cyclonique à l'autre pour les trois indices établis sur la simulation ARPEGE historique, pour le TCS ainsi que les variations vues par le schéma de détection du CNRM, pour les sept bassins définis sur la figure 4.5. Le bassin NInd est en effet inclus dans l'analyse puisque la détection objective de TC dans la simulation permet d'avoir une série complète, contrairement à IBTrACS dans le chapitre 3. Rappelons que, à l'instar de la section 3.3 du chapitre 3, l'indice LOA est en fait défini par un indice régional différent pour chaque bassin, dont les coefficients sont donnés dans le tableau 4.1. La variabilité temporelle du nombre de TC détectés dans ARPEGE par le traqueur du CNRM est notée « Tracks ». La significativité statistique de la corrélation entre les séries temporelles des quatre indices avec les tracks pour chacun des sept bassins est présentée dans le tableau 4.2.

La figure 4.6 montre que l'ajout de l'indice ENSO comme prédicteur dans la régression

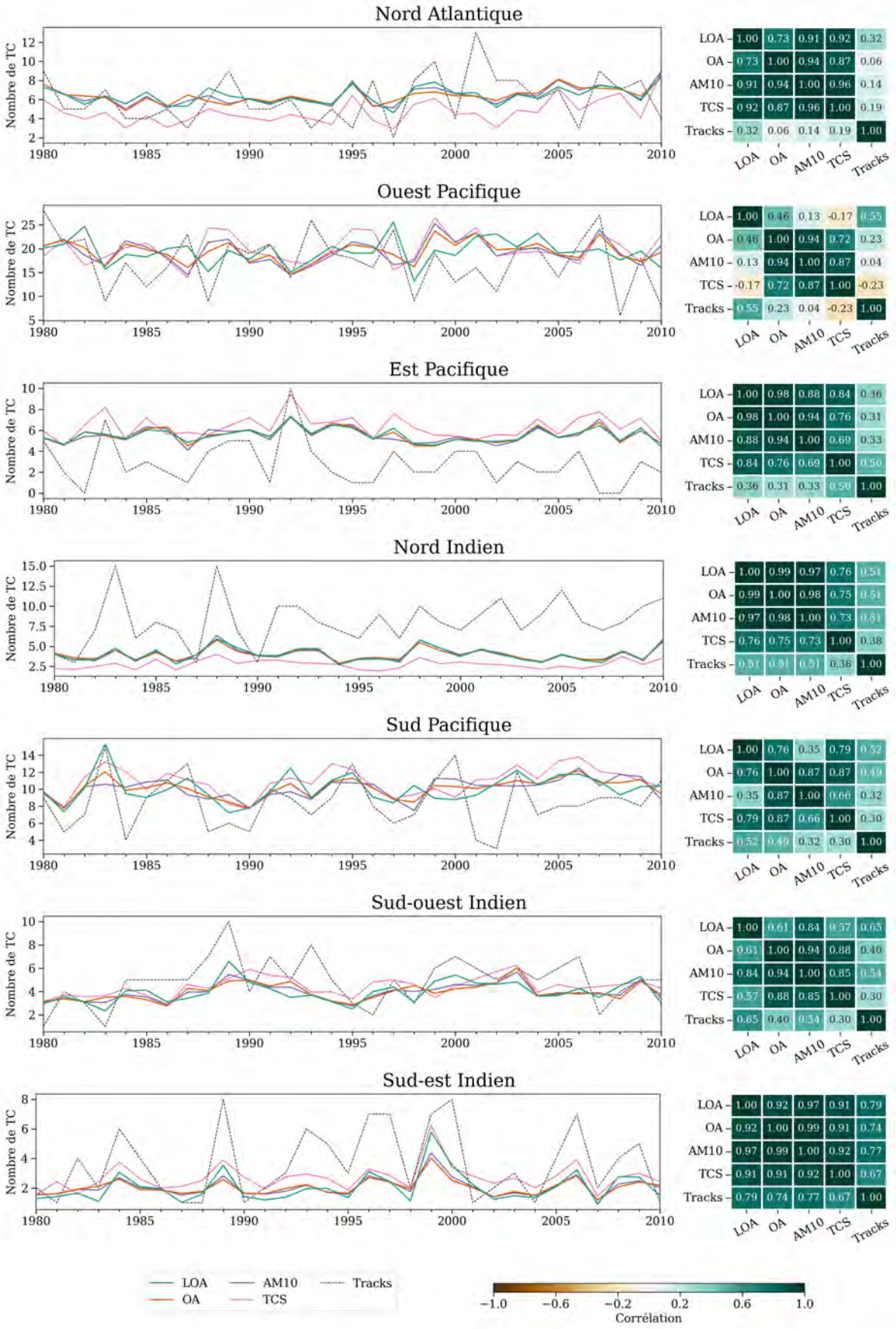


FIGURE 4.6 – Variabilité interannuelle des trois indices construits sur la simulation ARPEGE, du TCS et issue du schéma de détection (Tracks), ainsi que les matrices de corrélation associées.

Tableau 4.2 – valeurs-p associées aux corrélations entre la variabilité interannuelle des indices et le tracking (dernière ligne, ou colonne, des matrices de corrélation de la figure 4.6). Les valeurs renseignées en gras indiquent les valeurs-p en dessous du seuil de 0,05.

Indice	Bassin géographique						
	NAtl	WPac	EPac	NInd	SPac	SIndW	SIndE
LOA	0,084	**0,001**	**0,045**	**0,003**	**0,002**	$< \mathbf{10^{-3}}$	$< \mathbf{10^{-3}}$
OA	0,747	0,213	0,086	**0,003**	**0,005**	**0,026**	$< \mathbf{10^{-3}}$
AM10	0,438	0,839	0,069	**0,003**	0,077	**0,002**	$< \mathbf{10^{-3}}$
TCS	0,307	0,214	**0,004**	**0,036**	0,097	0,097	$< \mathbf{10^{-3}}$

parvient, avec un effet variable selon les bassins, à modifier la variabilité interannuelle inférée des indices de cyclogénèse d'une part, et à améliorer la corrélation entre cette variabilité et celle mesurée par le schéma de détection de cyclones tropicaux dans la simulation ARPEGE d'autre part. Notons que le nombre annuel de TC simulé par l'indice LOA est significativement corrélé à l'activité détectée par le traqueur dans tous les bassins géographiques à l'exception du Nord Atlantique. Dans ce dernier, le LOA présente néanmoins une amélioration sensible de la corrélation associée à une valeur-p en limite de significativité par rapport aux autres indices.

L'impact le plus marquant se trouve dans le bassin Ouest Pacifique. La corrélation — quasi-nulle pour AM10, et négative pour TCS — passe de 0,23 pour OA à 0,53 pour LOA. La corrélation entre le LOA et les tracks est hautement significative avec une valeur-p de 0,001. Rappelons que le prédicteur ONI présente également la significativité la plus élevée dans la régression de Poisson pour ce bassin (tableau 4.1) et aussi le coefficient b_{ONI} le plus élevé. Les performances intermédiaires de l'indice OA proviennent alors sans doute de la sensibilité diminuée de l'indice à ce prédicteur dans la régression globale. La valeur du coefficient b_{ONI} est en effet le coefficient présentant le plus grand changement entre l'indice global OA et l'indice régional LOA, avec une sensibilité à la variable ONI 3,4 supérieure dans l'indice LOA par rapport à l'indice OA.

Les bassins SPac et SIndW voient également une amélioration sensible de leur variabilité interannuelle lorsque le prédicteur ONI est introduit dans la régression régionale. Notons que dans ces deux bassins, la corrélation est significative pour OA et LOA, mais que la corrélation est diminuée pour OA par rapport à AM10 dans le SIndW. L'indice LOA dépasse en revanche la corrélation de l'indice AM10. Dans le SPac, la corrélation temporelle de l'indice OA est intermédiaire entre AM10 et LOA. Cela provient du fait que la variabilité ENSO est anti-corrélée dans le Sud Indien, et corrélée dans le Sud Pacifique, tandis que le signe de b_{ONI} dans l'indice OA imprime un lien positif entre El Niño et l'activité cyclonique. Ainsi, bien que OA soit significativement corrélé aux tracks dans le SIndW, la significativité est sensiblement plus marquée pour LOA dans ce bassin, avec une valeur-p inférieure à 1×10^{-3}, et un coefficient de corrélation parmi les plus élevés de tous les bassins de 0,65, malgré un défaut d'amplitude.

Dans le SIndE et NInd, tous les indices sont significativement corrélés aux tracks. Dans le NInd, la corrélation est invariante entre AM10, OA et LOA, et les séries temporelles indiscernables. Tous trois présentent néanmoins une amélioration par rapport au TCS. Notons

que les valeurs du coefficient b_{ONI} entre OA et LOA sont proches l'une de l'autre, et particulièrement basses. Il n'est donc pas surprenant de ne voir aucun impact de l'ajout de la variable ONI par rapport à AM10. Cette région fait partie de celles — avec le bassin EPac — pour lesquelles les cyclogénèses détectées par le traqueur dans ARPEGE présentent un biais positif (négatif pour le bassin EPac) prononcé par rapport à IBTrACS (voir figure 4.2). Ce biais est d'ailleurs apparent sur la figure 4.6 puisque tous les indices sous-estiment largement l'activité issue du traqueur dans la région. Dans le SIndE, on note le même phénomène que dans le SIndW ; à savoir une amélioration entre AM10 et TCS, une dégradation entre OA et AM10 et de nouveau une amélioration pour LOA par rapport aux trois autres. Cet effet s'explique de la même manière que pour le SIndW, mais il convient de noter que les différences dans les performances des trois indices sont nettement moins prononcées que dans le bassin SIndW.

Le bassin EPac se démarque quelque peu des autres bassins puisque le TCS se place en première position, et dont la significativité est la plus franche avec une valeur-p de 0,004. Outre le TCS, seul l'indice LOA atteint également la significativité avec une valeur-p de 0,045, mais un coefficient de corrélation moindre par rapport à ce dernier. Comme mentionné précédemment, l'activité cyclonique détectée dans le modèle ARPEGE dans ce bassin présente un important biais négatif. Il est alors possible que ce biais soit lié aux mauvaises performances des indices construits à partir des cyclogénèses détectées.

Enfin, notons que l'amplitude de la variabilité interannuelle simulée par les indices de cyclogénèse dans la plupart des bassins est sous-estimée. L'amplitude dans le bassin WPac est la plus ressemblante à l'activité détectée, suivie du bassin SPac, notamment pour l'indice LOA. Une explication possible à cela pourrait trouver son origine dans la nature même de la régression de Poisson. Rappelons en effet que les coefficients de la régression expriment des sensibilités de la fréquence d'occurrence attendue des TC aux changements dans les prédicteurs. En particulier, ces sensibilités expriment une modification relative de la fréquence modélisée par la régression. Ainsi, les deux régions les plus actives que sont les bassins WPac et SPac, dans lesquels les indices AM10, OA et LOA produisent respectivement 19,4 TC par an et 10,12 TC par an [2, 3] (tableau 4.1) présentent également la plus grande amplitude. Inversement, les bassins où l'activité inférée des indices est faible tendent à présenter une faible amplitude.

4.2.4 Discussion

Cette section s'est concentrée sur l'introduction d'un diagnostic du mode de variabilité El Niño dans la construction d'un indice de cyclogénèse par régression de Poisson. Pour cela une simulation réalisée avec le modèle ARPEGE-Climat sur la période 1979 – 2010, forcée par le jeu de données HadISST1 est utilisée pour fournir les prédicteurs de grande échelle. Le schéma de détection du CNRM est utilisé pour comptabiliser les cyclogénèses dans la simulation, lesquelles étant préalablement filtrées par le diagnostic du jet subtropical

2. La fréquence d'occurrence moyenne simulée par le TCS n'est pas toujours alignée sur celle des trois autres indices, selon les régions. Ce dernier est néanmoins également calibré pour produire 52,32 TC par an à l'échelle globale.

3. Rien n'impose que la fréquence d'occurrence moyenne de l'indice AM10 dans chacun des bassins soit égale à celle des indices OA et LOA. La proximité entre les coefficients des deux indices ainsi que la faible sensibilité au prédicteur ONI dans l'indice OA laissent toutefois penser que les fréquences moyennes régionales sont très proches, ce qui est également corroboré par la figure 4.6.

présenté dans le chapitre 2. La répartition spatiale de l'activité cyclonique détectée dans la simulation ARPEGE est jugée suffisamment réaliste pour utiliser ces données comme prédictant dans une régression de Poisson, malgré un biais négatif important dans le bassin Est Pacifique, et un biais au contraire positif dans le bassin Nord Indien (voir section 4.2.1.II). L'utilisation du diagnostic ENSO dans la construction d'indices de cyclogénèse consiste à apporter artificiellement, et de la manière la plus explicite possible, l'information concernant la phase du mode de variabilité océanique dans la régression, de façon à ce que chaque point de grille ait accès à cette information à chaque pas de temps.

Trois indices sont construits sur les champs mensuels de la simulation interpolés sur une grille régulière de 1 ° de résolution horizontale : un indice global basé sur les prédicteurs du TCS (AM10), un indice global similaire auquel est ajouté la variable ONI (OA) et un indice régional — c'est à dire dont les coefficients sont fonction du bassin océanique — possédant lui aussi la variable ONI comme prédicteur (LOA). La régionalisation de l'indice avec l'ONI est en effet justifiée par le fait que l'effet du phénomène El Niño sur la modulation de l'activité cyclonique est positif dans certaines régions, et négatif dans d'autres (voir section 4.2.2). Les résultats montrent que l'ajout de la variable ONI comme prédicteur dans la construction de l'indice parvient efficacement à améliorer la représentation de la variabilité interannuelle inférée de l'indice de cyclogénèse régional, avec l'impact le plus frappant concernant le bassin Ouest Pacifique. Seules les deux régions dans lesquelles l'activité cyclonique simulée par ARPEGE présente un biais important ne montrent pas d'amélioration notable suite à l'introduction de ce nouveau prédicteur. Cette amélioration de la variabilité interannuelle se fait cependant au détriment du sens physique que porte sinon l'indice de cyclogénèse, la philosophie originelle consistant en effet à n'utiliser que des variables intervenant (supposément) directement dans le processus physique de cyclogénèse.

L'amélioration de la variabilité interannuelle lorsque la phase du mode de variabilité El Niño est explicitement renseignée interroge également sur la manière dont un indice de cyclogénèse perçoit les télé-connexions. En effet, l'activité cyclonique simulée par le modèle atmosphérique ressent l'effet de l'ENSO, comme en atteste la section 4.2.2 (et notamment les figures 4.4 et 4.5). Camargo et al. (2007a) montrent par ailleurs que le GPI de Emanuel et Nolan (2004) reproduit fidèlement les anomalies spatiales de l'activité cyclonique liées à l'ENSO, et mettent en évidence l'importance du rôle joué par chacun des prédicteurs, notamment de l'humidité relative en moyenne troposphère et le cisaillement vertical du vent. Ces variables, ainsi que la SST (indirectement inclue dans le GPI à travers l'intensité potentielle), faisant partie intégrante des indices utilisés ici, une bonne réponse dans la variabilité interannuelle de ces derniers à la phase de l'ENSO pouvait être attendue. De surcroît, la variabilité interannuelle des indices utilisés ici n'incluant pas la variable ONI, à savoir l'AM10 et le TCS, réagissent tout de même à la phase de l'ENSO, mais dans une mesure amoindrie et de manière moins consistante. On peut en effet le voir pendant l'épisode de 1983 dans le bassin SPac, mais aussi en 1992 et 1997 dans le bassin EPac et ainsi qu'en 1999 dans le bassin SIndE, pour ne citer que quelques exemples. La capacité des indices de cyclogénèse à réagir à ce mode de variabilité est en outre documentée depuis les travaux de Watterson et al. (1995) (c.f section 1.3.4.II du chapitre 1).

Sachant cela, l'introduction de la variable ONI aurait pu être tout à fait redondante et n'apporter aucune plus-value dans la régression. C'est d'ailleurs une interprétation possible aux significativités pour le moins hésitantes associées à ce prédicteur dans le tableau 4.1. En effet, le champ spatial artificiel de l'ONI, construit en répliquant la valeur (scalaire) du

diagnostic en tout point de l'espace, ne contient par définition aucune variabilité spatiale. Or, les résultats obtenus dans le chapitre 3 montrent que la régression de Poisson vise avant toute autre chose à fournir la meilleure vraisemblance spatiale entre les prédicteurs et le prédictant. Malgré cela, l'utilisation de l'ONI comme prédicteur et d'un coefficient b_{ONI} associé, quand bien même ce dernier n'est pas statistiquement significatif, améliore sensiblement la corrélation entre la variabilité interannuelle de l'indice et la variabilité détectée dans la plupart des bassins. Chercher à améliorer la représentation de la variabilité interannuelle inférée d'un indice de cyclogénèse par l'ajout de nouveaux prédicteurs apparaît donc possible, mais la méthodologie de construction d'un indice par régression de Poisson ne semble pas être le mode opératoire le mieux adapté à cette tâche.

4.3 Introduction du déficit de saturation d'humidité

Le déficit de saturation d'humidité atmosphérique, comme déjà évoqué dans le chapitre 1 (section 1.3.5), constitue une variable d'intérêt pour l'étude de l'activité cyclonique tropicale dans le contexte de réchauffement climatique. Dans une atmosphère plus chaude, celui-ci augmente du fait de la dépendance de la pression de vapeur saturante à la température, tandis que l'humidité relative est projetée comme approximativement constante. Le déficit de saturation d'humidité, que l'on appelera par la suite VPD (*Vapour-Pressure Deficit*), et noté s, est défini ici comme la différence $s = e_s - e$, où e_s est la pression de vapeur saturante et e la pression partielle de la vapeur d'eau. Le VPD se distingue donc de l'humidité relative définie par le ratio entre la pression partielle de la vapeur d'eau et la pression de vapeur saturante. Emanuel et al. (2008) montrent via une expérience de descente d'échelle statistique que des simulations climatiques dans lesquelles le déficit de saturation est maintenu constant présentent une augmentation du nombre de TC, alors qu'elles indiquent sinon une baisse lorsque ce paramètre n'est pas influencé. Ces résultats ont conduit à la formulation modifiée du GPI proposée par Emanuel (2010) — mentionnée dans la section 3.1.1.I du chapitre 3 — dans laquelle l'humidité relative est remplacée par une mesure adimensionnelle du déficit de saturation d'entropie humide, similaire au VPD. Cet indice appliqué aux simulations CMIP5 présente cependant toujours un signal divergeant (c'est à dire une augmentation de l'activité) en climat plus chaud. Camargo et al. (2014) montrent à l'inverse que certaines combinaisons de prédicteurs dans un indice de cyclogénèse construit par régression de Poisson peuvent aboutir à une fréquence d'occurrence à la baisse en climat futur, notamment lorsque le VPD est introduit.

On s'intéresse dans cette nouvelle et dernière section à l'apport du VPD en lieu et place de l'humidité relative à 600 hPa dans un indice de cyclogénèse construit par une régression de Poisson. En particulier, puisqu'il a été mis en évidence que la variabilité interannuelle d'un tel indice était difficile à améliorer, nous nous intéressons plutôt à la recherche et à l'analyse de tendances dans la variabilité du nombre de TC d'une année sur l'autre.

4.3.1 Régression de Poisson avec le VPD

Conformément à Camargo et al. (2014), le VPD est intégré verticalement en chaque point de grille. L'intégration verticale bénéficie en effet de l'avantage, par rapport à une moyenne, de ne pas être influencé par les valeurs très faibles dans les dernières couches de

l'atmosphère. Le déficit de saturation d'humidité s'exprime traditionnellement en kPa, et l'intégrale sur plus d'une vingtaine de niveaux verticaux d'espacement variable amène à de larges valeurs numériques. Pour cette raison, le VPD intégré sur la colonne est exprimé ici en 10^6 Pa^2. Cela se traduit par une plage de valeurs comprise entre 1×10^6 Pa^2 et 62×10^6 Pa^2, soit un ordre de grandeur comparable aux autres prédicteurs, et en particulier à l'humidité relative — que le VPD remplace — et donc *in fine* à une valeur du coefficient b_s qu'il est possible de comparer à b_H. En effet, puisque les coefficients expriment des sensibilités pour des changements unitaires, l'application d'un facteur d'échelle au prédicteur se répercute de la même manière sur son coefficient dans la régression. En outre, et bien que Camargo et al. (2014) ne précisent pas l'unité utilisée pour le déficit de saturation intégré sur la colonne, notre valeur de b_s est du même ordre de grandeur que celle proposée pas ces derniers.

La régression est faite selon l'exact même mode opératoire que pour l'indice AM10 construit dans la section précédente, et l'indice M10 établit sur ERA5 avant lui (voir section 3.2). La relation ainsi établie est donnée ci-dessous :

$$\begin{aligned}\mu &= \exp\left(b_0 + b_\eta \eta + b_{V_{\text{shear}}} V_{\text{shear}} + b_s\, s + b_T T + \log\cos\phi\right) \qquad \text{(AVPD)}\\ &= \exp\left(-13{,}5399 + 2{,}3765\,\eta - 0{,}0179\,V_{\text{shear}} \underbrace{-0{,}1238\, s}_{\text{VPD}} + 0{,}6204\,T + \log\cos\phi\right)\end{aligned}$$

Le coefficient b_s est donné à $-0{,}1238 \pm 0{,}007$, avec des pourcentiles 2,5 % et 97,5 % de respectivement –0,138 et –0,110. Le prédicteur est donc hautement significatif dans la régression. À titre de référence, le coefficient trouvé dans Camargo et al. (2014), entre la réanalyse NCEP et IBTrACS, est de $+0{,}13$. La différence du signe s'explique par le fait qu'ici, et contrairement à Camargo et al. (2014), le VPD est défini positif, si bien qu'une grande valeur de s est associée à une colonne atmosphérique particulièrement sèche, et donc défavorable à la cyclogénèse. Notons que la régression faite sur ERA5 et IBTrACS (protocole M10) avec l'intégrale verticale du VPD en remplacement de l'humidité relative conduit à une valeur similaire avec $b_s^{\text{ERA5}} \sim -0{,}17$. Avec les moyennes climatologiques (protocole C10), on a $b_s^{\text{ERA5}} \sim -0{,}14$, ce qui se rapproche encore d'avantage du coefficient de Camargo et al. (2014), lesquels utilisent également des moyennes climatologiques. Ici, les coefficients b_η et $b_{V_{\text{shear}}}$ demeurent quasiment inchangés par rapport à AM10. La seule différence notable se trouve dans la sensibilité à la SST relative, qui passe d'environ 0,42 à 0,62 ici. Une augmentation du même ordre de grandeur est notée sur ERA5 (M10 comme C10), avec par exemple un passage de b_T^{ERA5} de 0,41 à 0,62 pour M10. Camargo et al. (2014) présentent le même constat avec un coefficient de SST relative passant de 0,35 à 0,57 lorsque le VPD est introduit. L'effet du VPD sur les coefficients de la régression entre la fréquence d'occurrence des TC et l'environnement de grande échelle apparaît donc robuste entre NCEP, ERA5 et les observations IBTrACS d'un côté, et notre simulation ARPEGE forcée par HadISST1 et les cyclogénèses issues du schéma de détection de cyclones tropicaux de l'autre.

Précisons que l'introduction du VPD dans la régression de Poisson n'a que peu d'impact sur la variabilité interannuelle. La corrélation entre le nombre annuel de TC inféré de l'indice AVPD et celui mesuré par le traqueur est généralement inchangée par rapport à AM10, mais peut également être dégradée, comme en atteste la figure 4.7. Contrairement à l'introduction de l'indice ONI dans la section 4.2, aucun bassin ne voit sa corrélation entre ces deux quantités devenir significative grâce à l'introduction du VPD.

La figure 4.8 présente la différence entre les moyennes temporelles de l'indice AVPD et l'indice AM10. L'effet du VPD dans la répartition spatiale de l'activité simulée par l'indice

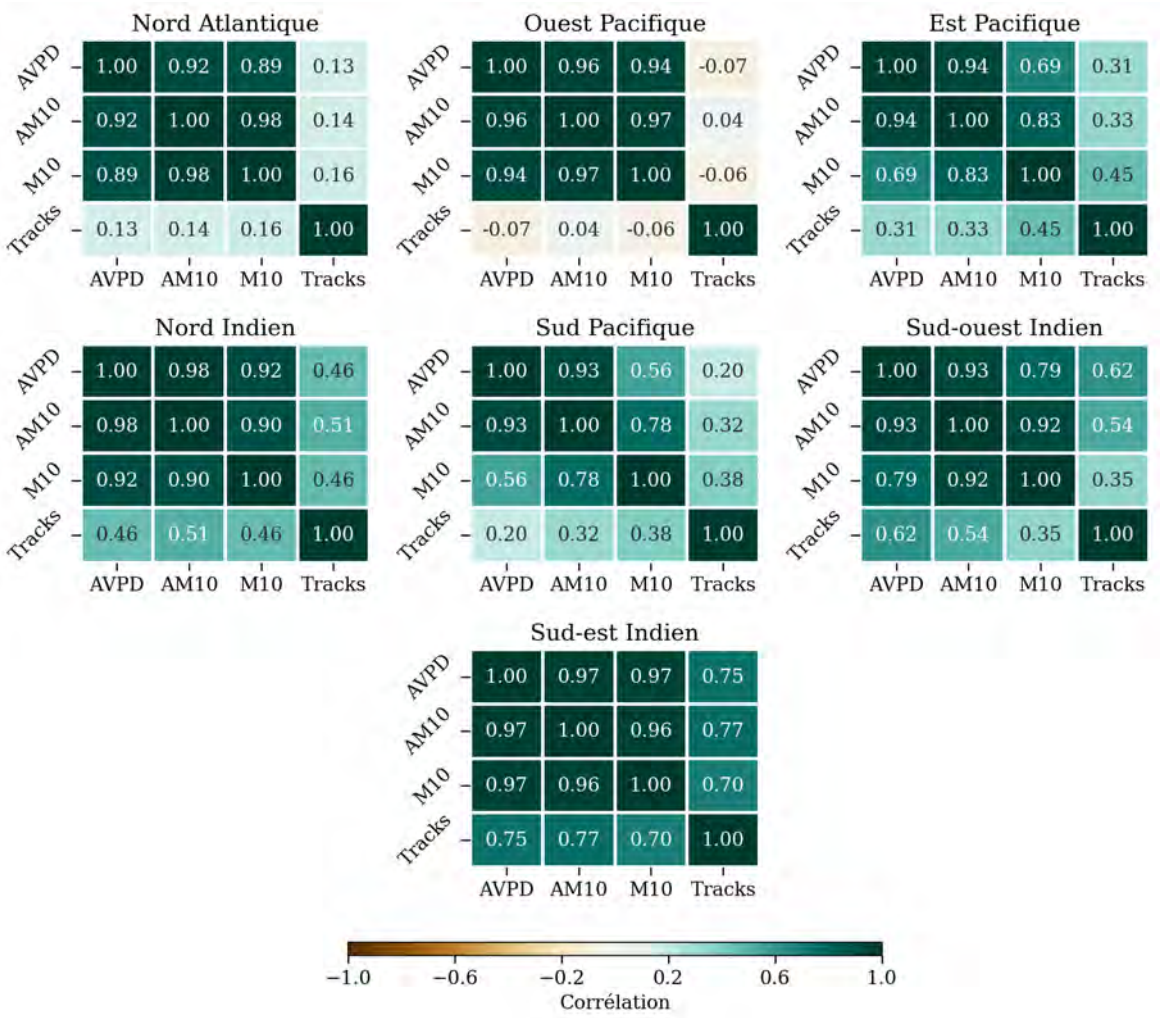


FIGURE 4.7 – Corrélations croisées entre le nombre annuel de TC simulé par les indices AVPD ; AM10 ; M10 du chapitre 3 appliqué à la simulation ARPEGE, et du schéma de détection, entre 1980 et 2010.

est variable selon les bassins (voir aussi le tableau 4.3 pour la façon dont la fréquence annuelle est affectée par ce nouveau prédicteur dans chacun des bassins). Le VPD amène notamment à deux changements intéressants, présentés dans les grossissements sur la figure 4.8. Ces deux régions correspondent à des domaines où ni IBTrACS, ni les cyclogénèses détectées dans ARPEGE ne recensent d'activité (voir figures 3.1 et 4.1). Par conséquent, toute activité simulée par un indice de cyclogénèse construit sur ces données constitue nécessairement un biais de l'indice.[4] Or, un tel biais est présent dans le GPI et le TCS (de même que tous les indices dérivés du TCS définis dans ce manuscrit jusqu'à maintenant, et notamment AM10), mais pas le CYGP, lequel — rappelons le — ne dépend pas de l'humidité relative. Ce biais est brièvement mentionné dans le chapitre 3 (section 3.1.2).

Le premier changement, et le plus conséquent des deux, consiste en la réduction du biais positif dans le Golfe Persique ainsi qu'en Mer Rouge, deux sous-régions du bassin NInd.

4. Les indices de cyclogénèse présentés dans ce manuscrit ne sont par définition jamais strictement nuls, ce qui est d'autant plus vrai pour les régressions de Poisson définies comme une fonction exponentielle. Dans les régions évoquées, il ne fait toutefois aucun doute que le niveau d'activité des indices dépasse celui d'un simple bruit de fond.

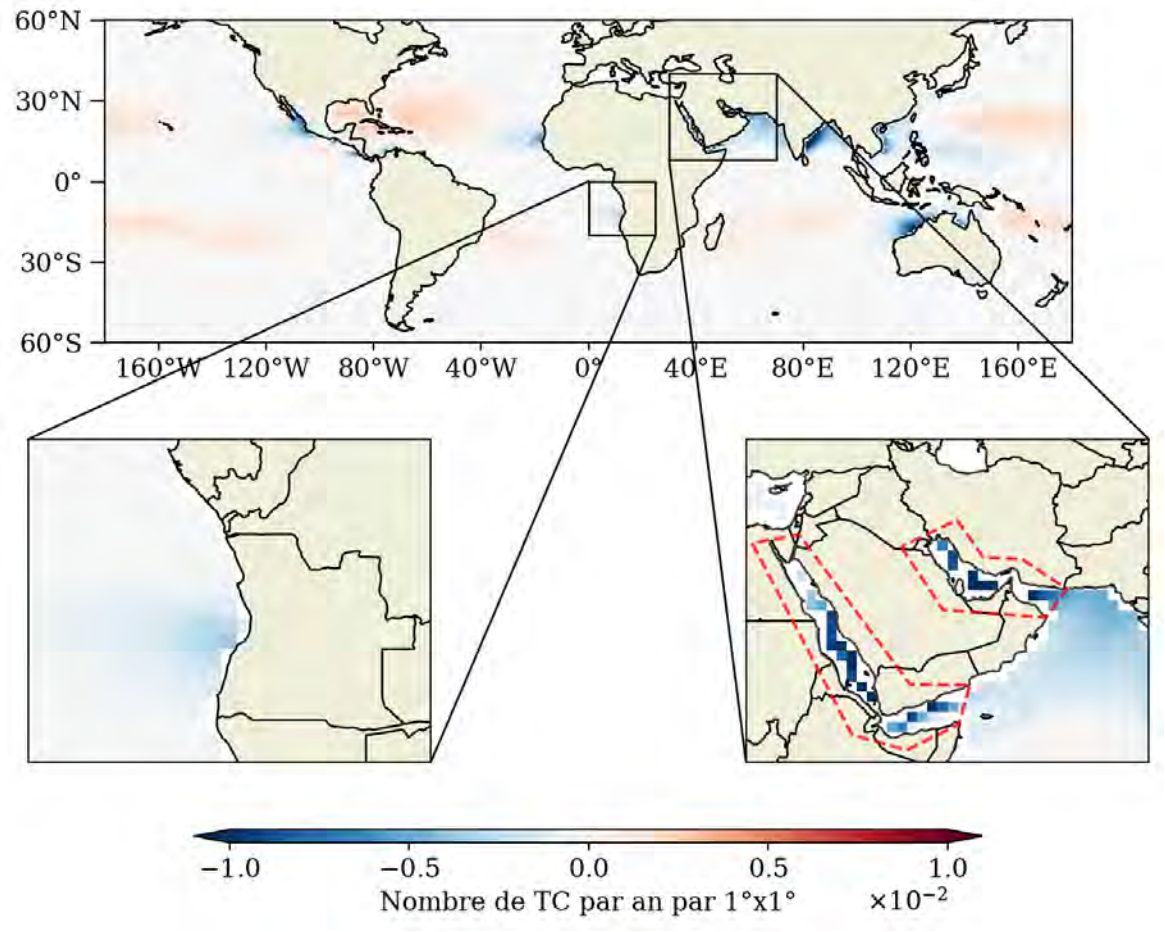


FIGURE 4.8 – Carte des différences annuelles moyennes entre l'indice AVPD et AM10. Les deux grossissements montrent la côte au large de l'Angola (entre 0 °E et 25 °E, et 20 °S et l'équateur) d'une part et la région du Golfe Persique et de la Mer Rouge (entre 30 °E et 70 °E, et 8,5 °N et 40 °N) d'autre part.

En Mer Rouge (incluant le Golfe d'Aden, entre le Yémen et la Somalie, délimitée en pointillés sur la figure 4.8), la fréquence annuelle moyenne entre 1980 et 2010 inférée de l'indice AM10 est de 0,2 TC par an, tandis qu'elle est réduite à 0,02 TC par an pour l'indice incluant le VPD. Réciproquement, dans le Golfe Persique (en incluant également le Golfe d'Oman à l'embouchure, voir délimitations en pointillés), la fréquence est réduite de 0,1 TC par an à 0,005 TC par an pour l'indice incluant le VPD par rapport à AM10. . Il en résulte que la production de TC dans ces régions est purement une conséquence de l'utilisation de l'humidité relative dans la formulation des indices. Le deuxième domaine dont la représentation de l'activité est amélioré par l'introduction du VPD est au large des côtes de l'Angola. L'indice incluant le VPD voit sa fréquence réduite de 0,13 TC par an (AM10, le TCS y simule quant à lui 0,17 TC par an) à 0,03 TC par an. Cette région ne présente pas d'activité cyclonique dans les observations, ni dans les données du traqueur, mais tous les indices dépendant de l'humidité relative y présentent un bias positif, si bien que toute réduction de l'activité représente une amélioration.

4.3.2 Détection de tendances dans ARPEGE et ERA5

Le tableau 4.3 présente l'analyse des tendances dans le nombre annuel de TC dans la simulation ARPEGE forcée par HadISST1 ainsi que dans la réanalyse ERA5, tels que vus par plusieurs indices et par le schéma de détection (ou dans le cas d'ERA5, par IBTrACS). L'indice dans lequel le VPD remplace l'humidité relative y est appelé AVPD pour celui dont la régression est faite entre ARPEGE et le schéma de détection, et EVPD pour celui dont la régression est faite sur ERA5 avec IBTrACS. Sont également inclus dans ce tableau : l'indice AM10 (non appliqué à ERA5) ; l'indice M10 du chapitre 3, évalué sur ERA5 comme sur la simulation ARPEGE historique ; le TCS et enfin les données issues du schéma de détection / IBTrACS. La comparaison avec M10 en plus du TCS se justifie par le fait que l'indice M10 peut être vu comme une version actualisée du TCS. En revanche, appliquer la relation AM10 à ERA5 n'aurait pas beaucoup de sens. Pour les tendances évaluées sur ERA5, la période 1981 – 2011 est prise pour disposer de 31 saisons cycloniques dans les deux jeux de données. C'est pour cette raison que la fréquence annuelle globale dans ERA5 est différente de la valeur de calibration, celle-ci étant établie sur la base de la saison 2019 comme borne supérieure.

Dans le bassin NAtl, tous les indices basés sur l'humidité relative détectent une tendance à la hausse statistiquement significative. Dans ARPEGE, celles-ci sont faibles, de l'ordre de 0,5 TC par décennie, Pour la traqueur, bien que la tendance soit du même ordre de grandeur, cette dernière n'est pas statistiquement significative, de même que pour l'indice AVPD. Dans ERA5, les tendances sont plus marquées, mais les indices produisent également plus de TC dans ce bassin par rapport au modèle, du fait de leur calibration différente. Rapportées à la fréquence annuelle moyenne, les tendances relatives sont en fait semblables entre ARPEGE et ERA5. Toutefois, IBTrACS présente une tendance à la hausse plus importante, déjà mentionnée dans le chapitre 1 (section 1.3.1) et valant ici environ 3,2 TC par décennie. Cela tend alors à donner raison au TCS et dérivés, tandis que les indices utilisant le déficit de saturation seraient mis en défaut dans ce bassin. Précisons néanmoins qu'une tendance dans la fréquence annuelle de TC n'est pas détectée dans ARPEGE par le schéma de détection, si bien que l'absence de tendance dans l'indice AVPD est au moins cohérente avec les tracks.

Les trois indices calculés sur ERA5 indiquent une tendance significative d'ampleur comparable dans le bassin WPac, entre 2,2 TC par décennie pour EVPD et 2,9 TC par décennie pour M10. Dans IBTrACS, une tendance significative mais de signe opposé est identifiée à raison de −1,7 TC par décennie. Il est clair que la tendance positive dans ERA5 provient de la rupture liée à l'humidité dans le bassin WPac, largement documentée dans le chapitre 3. L'indice EVPD est également concerné, car le déficit de saturation d'humidité intégré sur la colonne présente dans ERA5 une tendance opposée à celle de l'humidité relative (donc à la baisse), si bien que la rupture dans la variabilité interannuelle de l'indice est toujours visible dans la réanalyse dans ce bassin avec l'indice EVPD. Aucune tendance significative n'est identifiée dans ARPEGE, que ce soit dans les indices ou dans les tracks. Il est toutefois possible que le traqueur indiquerait une tendance à la baisse significative dans une simulation plus longue, car celui-ci présente une pente de −1,35 TC par décennie (soit une tendance relative plus forte que dans IBTrACS) avec une valeur-p plus basse que celle des indices.

Dans le bassin EPac, l'indice EVPD présente une tendance du même signe qu'IBTrACS mais d'amplitude réduite, avec respectivement −1,6 TC par décennie pour EVPD et −2,6 TC par décennie dans IBTrACS. Aucun des indices basés sur l'humidité relative ne présentent

Tableau 4.3 – Tendances (TC par décennie) et valeur-p associées dans la simulation ARPEGE forcée par HadISST1 entre 1980 et 2010, ainsi que dans ERA5 entre 1981 et 2011. Les lignes en gras désignent une tendance significative à 95 %. La colonne Fréquence indique la fréquence annuelle moyenne en TC par an.

				ARPEGE			**ERA5**
		Pente	valeur-p	Fréquence	Pente	valeur-p	Fréquence
Nord Atlantique	AVPD	0,214	0,276	7,1	—	—	—
	EVPD	—	—	—	0,440	0,143	8,0
	AM10	**0,446**	**0,018**	**6,4**	—	—	—
	M10	**0,602**	**0,011**	**4,7**	**0,871**	**0,007**	**8,6**
	TCS	**0,645**	**0,014**	**4,7**	**1,131**	**0,003**	**8,9**
	Tracks	0,585	0,252	6,1	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	**3,198**	**0,001**	**12,4**
Ouest Pacifique	AVPD	-0,121	0,845	19,3	—	—	—
	EVPD	—	—	—	**2,245**	**0,010**	**29,6**
	AM10	0,268	0,622	19,4	—	—	—
	M10	0,407	0,527	21,0	**2,909**	**0,000**	**28,8**
	TCS	0,467	0,458	19,9	**2,571**	**0,002**	**30,0**
	Tracks	-1,347	0,251	17,3	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	**-1,718**	**0,034**	**25,7**
Est Pacifique	AVPD	-0,191	0,297	5,5	—	—	—
	EVPD	—	—	—	**-1,556**	**0,040**	**17,5**
	AM10	-0,023	0,882	5,5	—	—	—
	M10	0,079	0,712	6,3	-0,819	0,265	17,1
	TCS	0,018	0,934	6,3	-1,123	0,191	16,0
	Tracks	-0,565	0,195	2,8	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	**-2,565**	**0,009**	**16,9**
Nord Indien	AVPD	-0,069	0,646	2,7	—	—	—
	EVPD	—	—	—	0,034	0,703	3,0
	AM10	0,031	0,862	4,0	—	—	—
	M10	0,048	0,753	2,9	**0,324**	**0,015**	**4,0**
	TCS	0,071	0,529	2,8	0,133	0,218	3,6
	Tracks	0,911	0,126	8,1	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	—	—	—
Sud Pacifique	AVPD	0,315	0,293	10,9	—	—	—
	EVPD	—	—	—	-0,052	0,922	14,0
	AM10	**0,494**	**0,039**	**10,1**	—	—	—
	M10	0,579	0,063	10,5	0,250	0,588	12,7
	TCS	0,478	0,138	10,9	-0,217	0,708	12,7
	Tracks	0,121	0,847	8,5	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	-0,964	0,220	10,5
Sud-ouest Indien	AVPD	0,138	0,359	4,3	—	—	—
	EVPD	—	—	—	-0,197	0,506	8,2
	AM10	0,274	0,061	3,9	—	—	—
	M10	**0,382**	**0,049**	**4,2**	-0,024	0,930	6,9
	TCS	**0,341**	**0,034**	**4,4**	-0,106	0,687	6,9
	Tracks	0,391	0,336	4,9	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	0,165	0,704	8,7
Sud-est Indien	AVPD	0,061	0,613	1,5	—	—	—
	EVPD	—	—	—	0,057	0,808	3,7
	AM10	0,114	0,380	2,1	—	—	—
	M10	0,175	0,351	2,2	0,114	0,679	4,7
	TCS	0,175	0,351	2,7	-0,062	0,795	4,6
	Tracks	0,323	0,506	3,6	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	-0,649	0,288	7,6
Global	AVPD	0,332	0,743	52,3	—	—	—
	EVPD	—	—	—	0,935	0,553	84,6
	AM10	**1,633**	**0,045**	**52,3**	—	—	—
	M10	**2,297**	**0,009**	**52,3**	**3,649**	**0,001**	**83,7**
	TCS	**2,232**	**0,007**	**52,3**	**2,349**	**0,041**	**83,7**
	Tracks	0,129	0,932	52,3	—	—	—
	IBTrACS	—	—	—	-0,528	0,759	83,6

par ailleurs de tendance. Dans ARPEGE, aucune tendance n'est détectée, peut-être dû au biais du modèle dans ce bassin (voir section 4.2.1.II). Dans le bassin SPac, dans ARPEGE, l'indice AM10 indique une faible tendance à la hausse, tandis que M10 appliqué à ARPEGE est en limite de significativité avec une valeur-p de 0,06, et une pente sinon positive. Ces tendances ne sont pas confirmées ni par le schéma de détection, ni par IBTrACS, si bien que l'absence de tendance dans l'indice AVPD apparaît en meilleur accord avec le traqueur et les observations. La situation dans le SIndW est tout à fait similaire car les trois indices basés sur l'humidité relative indiquent une tendance à la hausse (en limite de significativité pour AM10) tandis que ni AVPD, ni le traqueur n'en présentent.

Enfin, c'est à l'échelle globale que le signal est le plus marqué et que l'apport du VPD dans les indices se fait le plus clair. En effet, sur notre simulation ARPEGE comme sur la réanalyse ERA5, tous les indices basés sur l'humidité relative présentent une tendance à la hausse, quoique plus faible pour AM10. Ces tendances semblent erronées dans la mesure où ni le traqueur ni les observations historiques n'en présentent. Là encore, les indices basés sur le déficit de saturation intégré sur la colonne ne présentent pas de tendance non plus, et sont donc en meilleur accord avec la variabilité détectée / observée.

4.3.3 Conclusion

Dans cette section est étudiée l'effet de l'introduction du déficit de saturation d'humidité intégré sur la colonne, ou VPD, dans un indice de cyclogénèse construit par régression de Poisson. En apparence, le VPD semble étroitement lié à l'humidité relative, puisqu'une atmosphère très humide est proche de la saturation, et vice versa. Toutefois, avec le réchauffement climatique, le VPD tend à augmenter car l'atmosphère est capable de stocker plus de vapeur d'eau, tandis que l'humidité relative est projetée constante. Cette propriété, couplée à des considérations théoriques et des résultats d'expériences numériques (Emanuel et al. 2008 ; Camargo et al. 2014), justifient l'utilisation du VPD en lieu et place de l'humidité relative dans la définition d'indices de cyclogénèse.

Le VPD est introduit ici dans un indice construit par régression de Poisson entre les champs de grande échelle issues de la simulation ARPEGE globale forcée par HadISST1 d'une part, et des cyclogénèses issues du traqueur du CNRM d'autre part, nommé AVPD. L'effet du remplacement de l'humidité relative par le VPD dans la régression se traduit notablement par une augmentation du coefficient associé à la SST relative, tandis que les autres coefficients sont laissés inchangés. Cet effet est reproduit lorsque la régression est appliquée sur ERA5, et est également documenté dans Camargo et al. (2014).

Concernant l'effet du VPD sur la répartition spatiale de l'activité simulée par l'indice, le VPD offre une amélioration notable dans au moins deux régions, du monde, dénuées d'activité cyclonique dans les observations ainsi que les trajectoires détectées, et dans lesquelles les indices utilisant l'humidité relative présentent néanmoins un biais positif. L'amélioration la plus notable concerne deux sous-domaines du bassin NInd, à savoir la Mer Rouge et le Golfe Persique. L'introduction du VPD réduit très fortement l'activité dans ces régions, qui devrait idéalement être nulle. L'activité est également réduite au large de l'Angola, dans l'Atlantique sud.

Au delà de cette amélioration dans la répartition géographique de l'activité cyclonique inférée, l'utilisation du VPD n'a essentiellement aucun effet notable sur la représentation

de la variabilité interannuelle. Il a en effet été montré dans la section 4.2 que bien qu'il soit possible d'améliorer la variabilité interannuelle des indices en y ajoutant de nouveaux prédicteurs, le processus de régression de Poisson vise avant tout à garantir la meilleure vraisemblance spatiale entre les prédicteurs et le prédictant. Pour cette raison, l'effet du VPD dans la régression a été mesuré non pas en termes de variabilité interannuelle, mais en termes des tendances (ou de l'absence de) dans la variabilité interannuelle comparée aux indices construits sur l'humidité relative.

Il apparaît alors que les indices utilisant l'humidité relative à 600 hPa comme prédicteur tendent à présenter une tendance à la hausse, aussi bien sur la simulation ARPEGE forcée par la SST observée que dans la réanalyse ERA5, là où les indices utilisant le VPD ne présentent au contraire pas de tendance. Dans la majorité des cas, l'absence de tendance dans la variabilité inférée des indices AVPD et EVPD (l'équivalent du AVPD sur ERA5) est en accord avec les résultats du schéma de détection, ou des observations IBTrACS dans le cas de la réanalyse ERA5. Ce constat rejoint d'une certaine façon la problématique de la divergence dans les projections climatiques documenté dans la littérature entre l'approche directe par détection obective — indiquant généralement une fréquence d'occurrence à la baisse ou stable — et l'approche indirecte des indices de cyclogénèse qui tendent au contraire à indiquer une augmentation de l'activité cyclonique.

4.4 Application en climat plus chaud

On s'intéresse ici à l'application des indices définis comme fonction du déficit de saturation d'humidité intégré sur la colonne à des simulations en climat plus chaud avec ARPEGE-Climat utilisé dans sa configuration basculée-étirée, comparé aux indices dépendant de l'humidité relative appliqués aux mêmes simulations.

4.4.1 Description des simulations

Deux expériences réalisées sur des bassins océaniques différents sont utilisées, issues respectivement de Chauvin et al. (2020) et de Cattiaux et al. (2020). Pour la première expérience, le pôle est placé dans l'océan Atlantique nord, à 20 °N, 50 °W, et le facteur d'étirement $c = 3{,}5$ est appliqué à la grille régulière T359, atteignant localement jusqu'à 14 km de résolution. La figure 1.9 (page 22) du chapitre 1 présente la variation de la résolution spatiale pour la simulation utilisée ici. La deuxième est centrée sur le bassin Sud Indien, avec un pôle situé à 12,5 °S, 55 °E, à proximité de l'île de la Réunion, et utilise un même facteur d'étirement c.

Les simulations utilisent la même version du modèle que pour la simulation utilisée dans ce chapitre (Voldoire et al. 2019), et les deux expériences partagent le même protocole expérimental, notamment pour ce qui relève du forçage par des SST prescrites. Spécfiquement, chacune des deux expériences est composée de deux simulations : Une à climat présent, et une autre à climat plus chaud. Les simulations à climat présent sont forcées par des séries de SST et de concentration en glace de mer provenant d'une simulation historique faite avec le modèle couplé CNRM-CM5 (Voldoire et al. 2013). Les simulations à climat plus chaud correspondent à un scénario d'émission de gaz à effet de serre associé à un forçage radiatif de 8,5 W m^{-2} au sommet de l'atmosphère à la fin du siècle (RCP8.5, *Radiative Concentration*

Pathway) (Christensen et al. 2013), et les SST utilisées sont également issues d'une simulation faite avec CNRM-CM5, mais cette fois sous ce même scénario climatique RCP8.5. Que ce soit pour les simulations en climat présent ou futur, une méthode de correction de biais quantile-quantile, par rapport à la base de données HadISST1, est appliquée. Cette méthode est décrite plus en détails dans Chauvin et al. (2020).

Les deux simulations sur le bassin Nord Atlantique sont ci-après dénommées ATL-P (pour celle en climat présent) et ATL-F (climat futur). ATL-P couvre la période 1965 – 2013 (inclue) tandis qu'ATL-F couvre la période 2031 – 2080 (50 ans). Précisons que cinq membres sont utilisés dans Chauvin et al. (2020) tandis que l'analyse faite ici n'en utilise qu'un seul. Réciproquement, les simulations sur l'Indien sud sont appelées respectivement SIO-P et SIO-F. SIO-P est en décalage de 6 mois par rapport à ATL-P, de façon à couvrir les saisons cycloniques 1966 – 2014, et s'étend donc de Juillet 1965 à Juin 2014. SIO-F couvre quant à elle les saisons cycloniques 2048 – 2094 (47 ans). Notons enfin que le domaine spatial dans les simulations SIO regroupe les bassins SIndW et SIndE utilisés dans ce document, c'est à dire qu'il correspond exactement au bassin SInd (figures 1.2 et 3.1) avant séparation autour de 90 °E. Pour les simulations ATL, nous utilisons les délimitations habituelles du bassin NAtl.

4.4.2 Détection des cyclogénèses

Le schéma de détection du CNRM est appliqué à ces deux expériences (quatre simulations). Les simulations SIO-P et SIO-F utilisent les même paramètres de détection que la simulation forcée par HadISST1 utilisée dans ce chapitre, à savoir **VOR** $= 20 \times 10^{-5}\,\mathrm{s}^{-1}$; **RES** $= 13\,\mathrm{m\,s}^{-1}$, **TANOM** $= 1\,\mathrm{K}$; **PT** $= -2\,\mathrm{K}$; **PW** $= 5\,\mathrm{m\,s}^{-1}$, et **REL** $= 20 \times 10^{-5}\,\mathrm{s}^{-1}$. Les paramètres diffèrent cependant pour les deux simulations ATL. Nous utilisons en effet les mêmes trajectoires que celles utilisées par Chauvin et al. (2020). Les seuils **TANOM, PT** et **PW** sont inchangés, mais **VOR** est pris à $5 \times 10^{-5}\,\mathrm{s}^{-1}$, **RES** à $17\,\mathrm{m\,s}^{-1}$ et enfin le paramètre de relaxation **REL** est fixé à $25 \times 10^{-5}\,\mathrm{s}^{-1}$.

Nous ne conservons ici que les premières échéances de chaque trajectoire, lesquelles sont assimilées aux cyclogénèses. À la différence de Cattiaux et al. (2020) et Chauvin et al. (2020), nous appliquons comme précédemment le filtre du STJ aux quatre jeux de cyclogénèses, en ne conservant que celles situées en dessous de la latitude diagnostiquée. Ces jeux de trajectoires sont décrits et analysés en détails — incluant les diagrammes vent-presson et densités de trajectoires — dans Cattiaux et al. (2020) et Chauvin et al. (2020). Nous nous contenterons alors d'ajouter ici que, après application du filtre terre-mer à 1 ° de résolution, selon la même méthodologie que précédemment, le filtre du STJ retire au total 236 des 768 TC dans SIO-P (sur 49 ans), et 147 des 577 TC dans SIO-F (sur 47 ans). L'effet du filtre sur les simulations ATL est en revanche plus conséquent, avec une suppression de 483 des 807 TC sur ATL-P (49 ans), et de 396 des 726 TC dans ATL-F (50 ans). Pour ATL-P et ATL-F, la latitude médiane des cyclogénèses qui sont retirées par le filtre du STJ est de respectivement 31,5 °N et 32,5 °N. De plus, notons que la latitude moyenne du STJ sur la saison SON dans la simulation ATL-F est rehaussée de 0,6 ° par rapport à celle évaluée sur ATL-P. Spécifiquement, la latitude moyenne du STJ sur SON dans ATL-P, évaluée entre 70 °W et 15 °W est de 35,8 °N, et de 36,4 °N dans ATL-F.

La figure 4.9 présente la différence (moyenne annuelle) entre les densités de cyclogénèses détectées dans les simulations RCP8.5 et à climat présent pour les deux expériences,

comptabilisées dans des boîtes de 5 °×5 °.

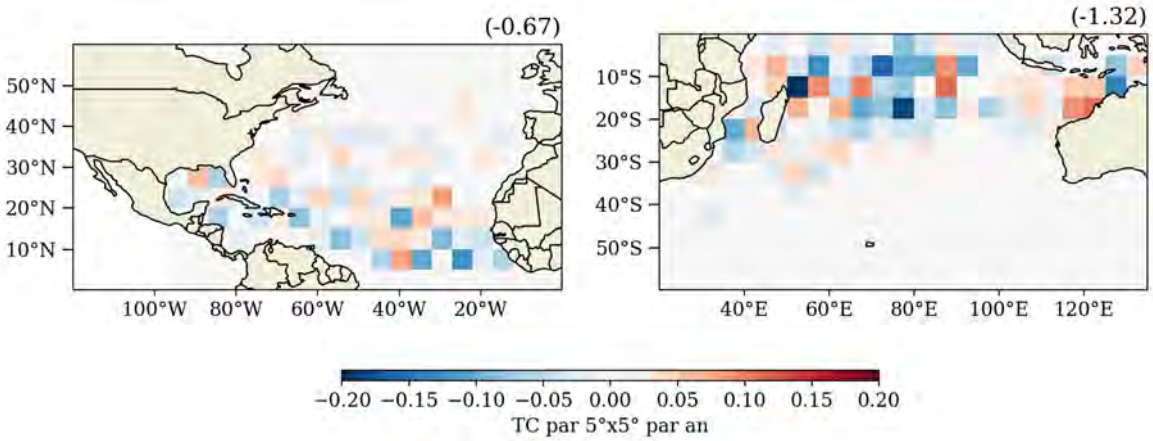


FIGURE 4.9 – Différences dans les densités de cyclogénèses détectées moyennes par 5 °×5 ° et par an entre ATL-F et ATL-P (gauche) et SIO-F et SIO-P (droite). Les valeurs numériques entre parenthèses en haut à droite de chaque encadré présente la différence totale sur le bassin.

Pour les deux expériences, la détection objective de TC dans les simulations indique une diminution de l'activité cyclonique, de 0,67 TC par an pour la simulation faite sur le bassin NAtl, et de 1,32 TC par an pour celle faite sur le bassin SInd. Même sur une grille de 5 °×5 °, ces cartes de différences demeurent bruitées, en raison de la fréquence d'occurrence relativement faible dans nos données. Dans le bassin SInd, une diminution forte est notée entre 70 °E et 80 °E, tandis que l'activité semble augmenter au Nord-ouest de l'Australie. Dans le NAtl, la diminution semble plus marquée au sud du bassin, notamment en dessous de 15 °N, du côté du continent Africain.

4.4.3 Indices de cyclogénèse

Nous calculons plusieurs indices de cyclogénèse pour analyser le changement annuel moyen entre les simulations du scénario RCP8.5 (ATL-F et SIO-F) et celles à climat présent (ATL-P et SIO-P). En particulier, nous appliquons la régression de Poisson sur les champs ATL-P et SIO-P et ajustées sur les cyclogénèses détectées dans ces simulations respectives. Les régressions sont faites avec l'humidité relative d'une part et le VPD d'autre part. Il s'agit donc du mode opératoire de construction d'indices de cyclogénèse régionaux, si bien que ces derniers sont appelés LAM10 et LAVPD. Comme dans la section 4.2 et la section 3.3 avant cela, rappelons que ces deux indices sont caractérisés par des coefficients b différents pour le bassin NAtl et SInd. Notons d'ailleurs que nous ne faisons ici pas la distinction SIndW et SIndE, mais traitons le bassin SInd dans son ensemble.

Nous comparons également le changement future/présent par l'intermédiaire de l'indice LM10, dont les coefficients b sont issus des champs ERA5 ajustés sur IBTrACS. Notons que la régression LM10 est recalculée pour obtenir des coefficients à l'échelle du bassin SInd, plutôt que pour SIndW et SIndE séparément. Les coefficients en résultant valent approximativement la moyenne des coefficients LM10 sur les deux sous-régions du bassin SInd (voir tableau 3.4 du chapitre 3, page 110). Enfin, le TCS est également utilisé à titre de référence. Le tableau 4.4 présente (ou rappelle) les coefficients des indices sus-mentionnés.

Tableau 4.4 – Indices de cyclogénèse utilisés sur les expériences ATL et SIO

Indice	Bassin	Coefficients						Calibration
		b_0	b_η	$b_{V_{\text{shear}}}$	b_H	b_s	b_T	
LAVPD	NAtl	−216,0074	56,4265	−0,0511	—	−0,0369	0,3901	1,048
	SInd	−256,6651	67,4970	−0,0384	—	−0,0420	0,3506	1,021
LAM10	NAtl	−254,8083	66,6267	−0,0551	0,0065	—	0,3719	1,050
	SInd	−233,9484	60,8866	−0,0375	0,0155	—	0,2876	1,022
LM10	NAtl	−17,3713	2,1677	−0,0594	0,0651	—	0,3313	0,055
	SInd	−15,9070	1,7221	−0,0691	0,0672	—	0,4758	0,050
TCS	NAtl	−5,8	1,03	−0,15	0,05	—	0,56	$1{,}389 \times 10^{-4}$
	SInd	−5,8	1,03	−0,15	0,05	—	0,56	$1{,}335 \times 10^{-4}$

Pour le calcul des indices sur les simulations en climat présent, un coefficient de calibration est appliqué pour ramener les indices vers la moyenne annuelle (entre juillet et juin pour le bassin SInd) du nombre de TC déterminé par le schéma de détection, après application du filtre du STJ. Pour l'application des indices aux simulations RCP8.5, les coefficients de calibration utilisés pour le climat présent sont réemployés tels quels. Ces coefficients sont précisés dans le tableau 4.4.

Remarquons que les indices LAVPD et LAM10 présentent des valeurs b_0 et b_η inhabituelles par rapport à celles rencontrées jusqu'à maintenant. Ces valeurs sont propres aux simulations et cyclogénèses de référence sur lesquelles sont faites les régressions et ne sauraient s'interpréter — dans le cas de b_η — comme un biais septentrional extrême par rapport à LM10. Il semble en outre crédible que les fortes valeurs de b_η permettent de compenser les valeurs b_0 remarquablement basses, de façon à ce que la fréquence annuelle moyenne de ces indices soient proches de celle détectée par le schéma de détection. Il n'est en effet quasiment pas nécessaire de recalibrer un indice pour l'appliquer aux mêmes données dont sont issues ses coefficients b, comme en attestent les coefficients de calibration proches de l'unité pour LAM10 et LAVPD. En revanche, la valeur $b_\eta^{\text{LAM10}} > b_\eta^{\text{LAVPD}}$ pour le bassin NAtl indique bel et bien un décalage de l'activité simulée vers des latitudes légèrement supérieures pour LAM10 par rapport à LAVPD. Dit autrement, ces coefficients ne peuvent être comparés que lorsqu'ils ont été obtenus dans des conditions comparables.

4.4.4 Changements futurs

La figure 4.10 présente les changements moyens, exprimés en TC par $1\,^\circ \times 1\,^\circ$ par an. Tous les indices, y compris le TCS, indiquent un une diminution de l'activité cyclonique annuelle moyenne dans les simulations RCP8.5 par rapport aux simulations en climat présent. Ici, tous les indices utilisés projettent une diminution de l'activité cyclonique, dont l'ampleur varie entre −0,22 TC par an et −0,68 TC par an dans l'expérience ATL, et entre −0,58 TC par an et −1,68 TC par an dans l'expérience SIO.

La diminution de l'activité constatée pour tous les indices construits par régression de Poisson, notamment ceux basés sur l'humidité relative à 600 hPa, y compris le TCS est ici d'ordre circonstanciel. Si il est en effet avéré que les indices de cyclogénèse classiquement

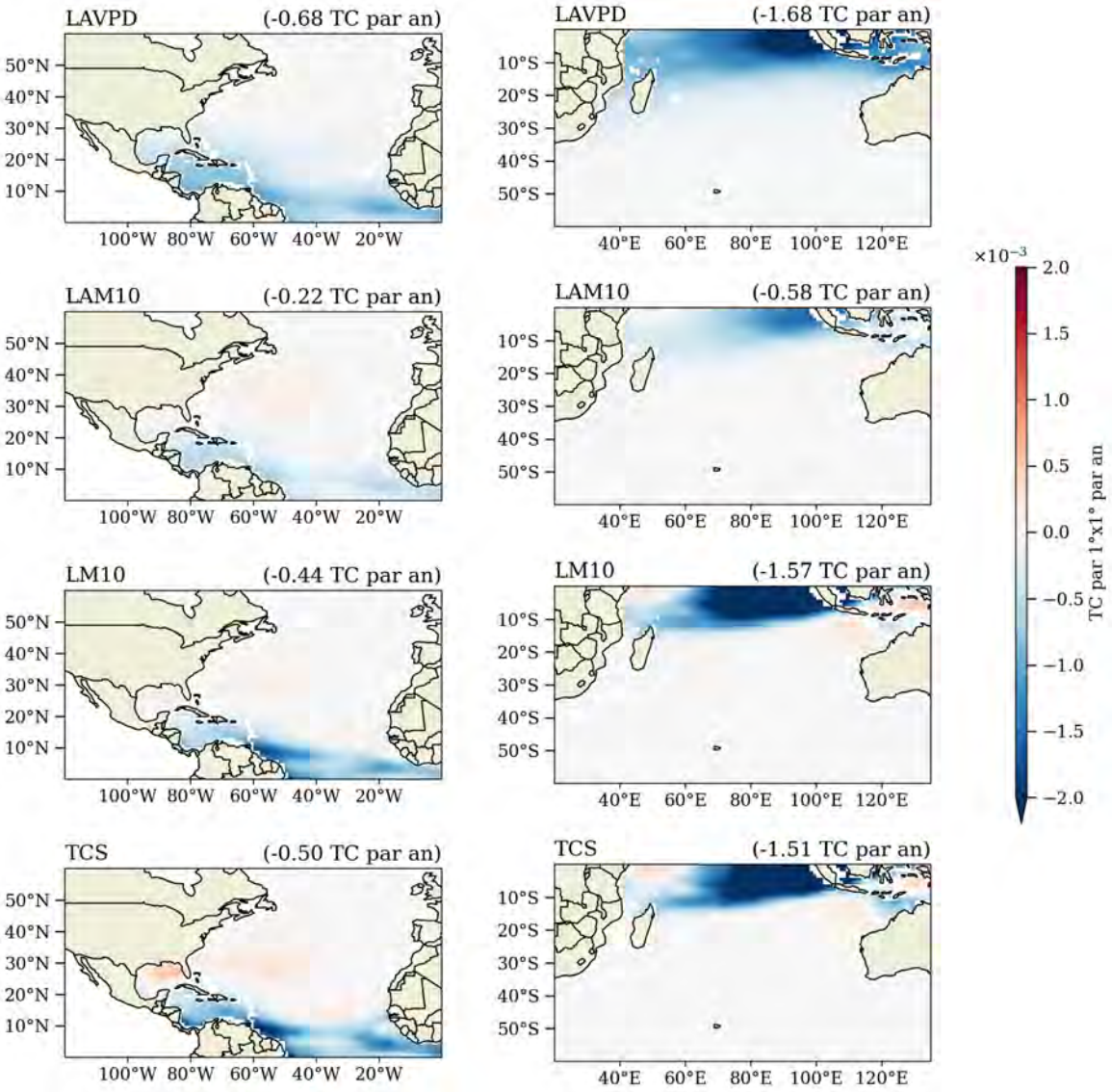


FIGURE 4.10 – Cartes des différences annuelles moyennes entre ATL-F et ATL-P (colonne de gauche) et entre SIO-F et SIO-P (colonne de droite), pour les indices décrits dans le tableau 4.4. L'intégrale sur le domaine est renseignée en haut à droite de chaque encadré, entre parenthèses.

utilisés dans la littérature projettent généralement une augmentation de l'effet cyclonique, ce qui inclue notamment le TCS, ces projections sont susceptibles de varier pour différents modèles de climat, différentes expériences, et pour différents bassins d'activité. Camargo et al. (2014) montrent par exemple à travers des simulations réalisées avec le modèle HiRAM du GFDL (Zhao et al. 2009) et forcés par des SST issues d'autres modèles couplés, que certaines simulations indiquent une diminution de l'activité dans ces régions, pour des indices dérivés du TCS à l'échelle globale. Par ailleurs, dans Cattiaux et al. (2020) — étude dont les simulations SIO-P et SIO-F utilisées ici sont tirées — si la moyenne des trois indices que sont le TCS, le GPI et le CYGP indique une augmentation à l'échelle du bassin SInd, le TCS pris individuellement indique une légère diminution. On s'intéresse alors ici plus spécifiquement aux différences dans les projections entre les divers indices.

Les deux indices basés sur des réanalyses, à savoir le TCS et LM10, présentent tous deux des réponses très similaires dans les scénarios futurs, aussi bien spatialement que dans leur amplitude. Ces deux indices présentent notamment, dans les deux expériences, une diminution plus importante que LAM10, lequel est basé sur la même combinaison de prédicteurs. Dans le bassin SInd, la réponse est caractérisée par une forte diminution dans toute la partie centrale, entre 60 °E et 100 °E, entre l'équateur et 20 °S. Une légère augmentation est constatée à l'extrémité Nord-ouest du bassin. Une très légère mais possible augmentation est notée dans le canal du Mozambique, à 20 °S. Les indices LM10 et TCS se distinguent quelque peu par la réponse indiquée le long des côtes Australiennes. En effet, si une réduction de l'activité semble dominer dans le TCS, notamment en Mer de Timor, celle-ci semble moins prononcée dans LM10.

Dans le bassin NAtl, les deux indices concentrent l'ensemble de la diminution de l'activité dans la Mer des Caraïbes et entre l'Amérique centrale et le continent Africain, en dessous de 15 °N. Tous deux indiquent toutefois une augmentation dans le Golfe du Mexique. Qu'il s'agisse du TCS ou de LM10, la réponse spatiale dans les deux indices semble partager certaines caractéristiques avec le changement dans les densités de cyclogénèses détectées dans ces simulations (voir figure 4.9), plus particulièrement pour le bassin SInd. L'indice LAM10 présente quant à lui pour les deux bassins la même répartition spatiale que LM10 et TCS, mais d'une ampleur réduite. Bien que ressemblantes, LAM10 semble être légèrement plus proche du TCS que de LM10, notamment pour ce qui est de la diminution côté Australien dans le SInd, ainsi que dans le signal noté le long du continent Africain, au sud de la Mauritanie.

L'introduction du VPD dans la régression, via l'indice LAVPD présente deux effets notables. Le premier d'entre eux concerne l'amplitude de la réponse suggérée par l'indice dans le scénario RCP8.5. LAVPD présente en effet dans les deux bassins la réduction la plus forte, avec −0,68 TC par an dans le bassin NAtl, et −1,68 TC par an dans le SInd. Le deuxième élément concerne la signature spatiale de la réponse. Le remplacement de l'humidité relative par le VPD se traduit en effet par une diminution très nettement plus homogène sur les deux bassins. En particulier, le SInd ne présente plus de signe d'augmentation autour de l'Australie de part et d'autre de la Mer de Timor, ni d'augmentation au dessus de l'île de Madagascar. Dans le NAtl, la diminution est lisse dans l'ensemble de la MDR, et le Golfe du Mexique ne présente plus non plus de signe d'augmentation.

4.4.5 Conclusion

Dans cette section, nous avons appliqué plusieurs indices de cyclogénèse à deux expériences réalisées avec le modèle ARPEGE-Climat dans sa configuration basculée-étirée, chacune avec une simulation en climat présent et une autre sous le scénario RCP8.5. Une des expériences porte sur le bassin Nord-Atlantique (Chauvin et al. 2020), tandis que l'autre est centrée sur la région SInd (Cattiaux et al. 2020). L'objectif de l'analyse consistait à étudier l'effet de l'introduction du VPD dans la réponse au réchauffement climatique projetée par un indice de cyclogénèse. En particulier, l'indice contenant le VPD fut construit manière régionale à partir des deux simulations à climat présent (LAVPD), de façon à bénéficier d'un indice mieux adapté à notre jeu de données, comme le montre la section 3.3 du chapitre 3.

Comme pour les sections 4.2 et 4.3, le filtre du STJ est appliqué aux trajectoires détectées dans les quatre simulations, dont les premières échéances sont conservées et assimilées aux cyclogénèses. Les densités de cyclogénèses détectées indiquent une diminution de l'activité cyclonique pour les deux bassins, environ deux fois plus forte pour le bassin SInd que pour le bassin NAtl. De manière similaire, tous les indices utilisés ici, à savoir LAVPD, LAM10 — une version locale de l'indice AM10 et construit sur les simulations climat présent des expériences en configuration basculée-etirée — LM10 et TCS indiquent également une diminution de l'activité dans la simulation faite sous le scénario RCP8.5. La diminution constatée pour les indices dérivés du TCS, et plus particulièrement ceux étant fonction de l'humidité relative à 600 hPa, apparaît ici comme une caractéristique propre à notre modèle et à ces expériences spécifiques. Une analyse multimodèles et globale serait en effet nécessaire pour évaluer de manière plus fiable le signe de la réponse des différents indices.

Il est possible de tirer deux constats principaux de cette étude. Le premier est d'une part que, dans nos expériences, l'introduction du VPD amplifie la diminution de l'activité cyclonique dans la simulation à climat plus chaud, tandis que d'autre part, le VPD produit un signal beaucoup plus homogène que les indices utilisant l'humidité relative à 600 hPa. Le second constat est que, dans ces expériences, le TCS et son dérivé LM10 semblent présenter une réponse plus proche de celle mesurée par le schéma de détection. L'amplitude de la diminution est en effet proche de celle mesurée par le traqueur dans les deux bassins. La répartition spatiale des réponses du TCS , LM10 et LAM10 présentent en outre plus de similarités avec le changement dans la densité de cyclogénèses mesurées par le traqueur que l'indice LAVPD. Ces résultats, combinés à ceux de Cattiaux et al. (2020) et Chauvin et al. (2020) montrant notamment que le GPI et le CYGP indiquent une réponse opposée dans ces mêmes simulations, justifient alors d'autant plus l'utilisation du TCS et de ses dérivés (c'est à dire la re-détermination des coefficients associés à ses prédicteurs) pour les applications en climat futur, en plus des avantages que ce dernier présente, à savoir sa reproductibilité et son interprétabilité.

4.5 Synthèse

Dans ce chapitre, l'effet de l'introduction de nouveaux prédicteurs dans des indices de cyclogénèse construits par régression de Poisson est évalué. Faisant suite aux résultats du chapitre 3, dans lequel il est montré que la variabilité interannuelle des indices construits selon ce modèle statistique est extrêmement robuste aux perturbations de leurs coefficients,

une première partie s'est consacrée à l'introduction d'un diagnostic représentatif de l'ENSO (ONI) parmi les prédicteurs de la régression, avec l'objectif de parvenir à améliorer la représentation de la variabilité interannuelle de l'indice. Spécifiquement, le prédicteur est construit en répliquant en tout point de l'espace l'anomalie de SST pour un pas de temps de donné. De cette façon, le modèle statistique est alors contraint à simuler l'effet de l'ENSO sur la variabilité temporelle de la fréquence modélisée. En effet, si le TCS et ses dérivés semblent déjà reproduire quelques pics d'activité historique liés à ce mode de variabilité, seuls les évènements les plus importants semblent laisser une empreinte dans la variabilité inférée de ceux-ci. L'introduction explicite d'un indice ENSO dans la régression laisse alors espérer une réponse plus consistante aux phases de l'ENSO, notamment pour des évènements d'ampleur moindres.

Étant donnée la nature de l'impact de l'ENSO sur l'activité cyclonique tropicale, à savoir présentant un effet positif dans les bassins de l'océan Pacifique, et négatif dans l'océan Indien sud ainsi que dans l'Atlantique nord, un tel indice ne peut être défini à l'échelle globale et n'a donc de sens que dans une démarche de régionalisation de l'indice, selon le mode opératoire de construction d'un indice régional décrit dans la section 3.3 du chapitre 3, nommé LOA. Les régressions statistiques locales rejettent le nouveau prédicteur dans la plupart des bassins océaniques, à l'exception des bassins WPac et SPac. Cela se traduit par un intervalle de confiance à 95 % pour les coefficients b associés à l'ONI à incluant 0, ou autrement dit que le signe du coefficient, et donc de la sensibilité de la fréquence modélisée à l'ONI, n'est pas significativement déterminé.

Toutefois, dans la plupart des régions où le coefficient n'est pas significatif, la valeur suggérée apparaît en accord avec le lien constaté dans le modèle entre l'activité cyclonique détectée et l'indice ONI. Il apparaît par ailleurs qu'en dépit de la non-significativité des coefficients, la variabilité interannuelle inférée du nouvel indice régional s'en trouve néanmoins sensiblement améliorée. En particulier, la corrélation entre le nombre annuel de TC simulé et celui mesuré par le schéma de détection est rendue statistiquement significative dans tous les bassins océaniques au seuil de 95 % lorsque l'indice ONI est introduit, à l'exception du bassin NAtl, qui est néanmoins nettement plus proche du seuil que les indices n'incluant pas ce prédicteur.

Le paradoxe apparent entre le rejet du prédicteur d'une part et l'amélioration sensible de la variabilité interannuelle d'autre part peut s'expliquer par le fait que la régression de Poisson vise avant toute chose à identifier la combinaison log-linéaire de prédicteurs permettant d'expliquer la meilleure répartition de l'activité cyclonique. Les prédicteurs usuels de grande échelle tendent à présenter une variabilité spatiale plus importante que leur variabilité temporelle, ce qui contribue probablement à ce que ces indices excellent dans la répartition géographique de l'activité simulée au détriment de la variabilité temporelle. Le prédicteur ONI, au contraire, n'est que pure variabilité temporelle, puisque constant dans l'espace par construction. Ainsi le rejet de l'ONI dans la régression exprime vraisemblablement l'impossibilité de mettre en relation la variabilité spatiale de l'activité détectée dans le modèle avec le prédicteur ONI. Cela laisse entendre que la méthodologie de la régression de Poisson n'est pas la plus adaptée pour espérer améliorer d'avantage la variabilité interannuelle inférée des indices. L'utilisation de modèles statistiques plus sophistiqués pourrait peut-être apporter une solution à ce problème, tels que les modèles dits « hurdle ». Les modèles de cette famille consistent en fait en la combinaison de deux processus, l'un visant à évaluer la probabilité d'avoir une occurrence de TC de façon binaire, et l'autre visant à déterminer

l'amplitude de l'évènement, c'est à dire le nombre de TC, sachant qu'il y a occurrence.

L'utilisation de l'ONI dans un indice de cyclogénèse dégrade quelque peu l'interprétabilité physique de l'indice, puisque l'indice ENSO ne fait pas directement partie des ingrédients à priori importants pour que le processus de cyclogénèse ait lieu. Toutefois, ce genre de produit hybride pourrait potentiellement avoir de l'intérêt pour la prévision opérationnelle de l'activité cyclonique.

Une seconde partie du chapitre s'est consacrée au remplacement de l'humidité relative à 600 hPa dans la régression par le déficit de saturation d'humidité intégré sur la colonne atmosphérique, ou VPD. Cette variable présente en effet l'avantage, par rapport à l'humidité relative, de changer d'amplitude avec le réchauffement climatique, alors que l'humidité relative est projetée approximativement constante. Par ailleurs, la littérature suggère que le VPD serait une variable plus pertinente que l'humidité relative dans le processus de cyclogénèse. Des considérations théoriques (Emanuel 1989, 1995 ; Emanuel et al. 2008) ainsi que des résultats de simulations idéalisées (Rappin et al. 2010) indiquent en effet qu'un plus grand déficit de saturation amène à un développement ralenti d'un vortex initial et à une plus faible probabilité de cyclogénèse. L'introduction du VPD dans la régression accorde dans la régression plus de poids à la SST relative, lequel voit donc son coefficient augmenter. Cet effet est robuste entre la simulation ARPEGE forcée par HadISST1, ERA5 et ainsi que dans la littérature. L'utilisation du VPD en lieu et place de l'humidité relative ne présente aucun impact clair sur la variabilité interannuelle, dans un sens ou dans l'autre.

Néanmoins, l'indice construit avec le VPD (AVPD) réduit des biais positifs présents sinon dans tous les indices utilisant l'humidité relative. L'effet est le plus notable dans la Mer Rouge et dans le Golfe Persique, ainsi que dans dans l'océan Atlantique Sud au large de l'Angola. L'utilisation du VPD en remplacement de l'humidité relative est donc à minima particulièrement recommandée pour l'application d'indices de cyclogénèse dans le bassin NInd.

À défaut de se démarquer par leur représentation de la variabilité interannuelle, les indices basés sur le VPD, qu'ils soient établis sur les champs modèle ou bien de la réanalyse ERA5, se distinguent également de ceux basés sur l'humidité relative à travers les différences notées dans l'analyse des tendances du nombre de TC sur la période historique. De manière la plus notable, tous les indices basés sur l'humidité relative indiquent une tendance à la hausse statistiquement significative de l'ordre de quelques TC par décennie, dans le modèle comme dans la réanalyse. Une telle tendance n'est pas constatée par le schéma de détection ou dans les observations historiques. L'introduction du VPD permet alors d'annuler cette tendance, et offre par cette occasion une meilleure cohérence avec la mesure directe par détection objective ainsi qu'avec IBTrACS. Ainsi, la convergence entre l'approche directe et l'approche indirecte notée par Camargo et al. (2014) dans des scénarios climatiques futurs lorsque le VPD est introduit semble également avoir ici une empreinte sur la période historique.

Par ailleurs, l'application d'un indice de cyclogénèse basé sur le VPD à des simulations climatiques sous le scénario RCP8.5 montre que l'utilisation du VPD amplifie la réduction de l'activité cyclonique constatée par les indices basés sur l'humidité relative. Dans ces simulations, le VPD tend également à lisser la réponse spatiale en produisant une réduction homogène à l'échelle des deux bassins océaniques considérés. Dans ces simulations, le TCS et son dérivé régional défini sur la simulation à climat présent montrent toutefois une réponse qui semble en meilleur accord avec le signal indiqué par le schéma de détection, que l'indice

utilisant le VPD. Si la diminution constatée de l'activité cyclonique dans ces simulations avec le TCS est probablement le résultat d'un concours de circonstances propre à ces régions et à ces simulations, ce résultat fournit néanmoins une raison supplémentaire — en plus de ses qualités déjà mentionnées dans le chapitre 3, notamment dans la section 3.1.2 — de porter une attention plus particulière à cet indice par rapport notamment au GPI, dont l'usage est très largement répandu.

Conclusion et perspectives

Contexte de la thèse

Les cyclones tropicaux sont les phénomènes météorologiques naturels les plus extrêmes. Ils sont responsables de centaines de milliers de morts et les coûts des dégâts matériels associés à leur passage se chiffrent en centaines de milliards de dollars. Le déséquilibre du système climatique causé par les émissions anthropiques de gaz à effet de serre impacte les facteurs environnementaux favorables ou défavorables à la cyclogénèse, si bien que l'évolution future de l'activité cyclonique tropicale est un sujet de grande importance. Le consensus scientifique du 6e rapport d'évaluation du GIEC sur la question est que la fréquence d'occurrence des cyclones tropicaux va probablement diminuer ou rester stable à l'échelle globale, tandis que la fréquence des cyclones les plus intenses pourrait quant à elle augmenter. L'intensité maximale des qu'atteignent ces systèmes pourrait aussi augmenter, de même que les précipitations associées aux cyclones tropicaux. À l'échelle des bassins océaniques individuels, l'incertitude associée à ces projections est cependant conséquente.

Deux méthodes existent pour évaluer l'activité cyclonique tropicale dans les simulations climatiques. La première consiste à utiliser un algorithme ou schéma de détection de cyclones dans des simulations à haute résolution, tandis que la seconde consiste à utiliser des relations statistiques entre l'environnement de grande échelle et l'activité cyclonique observée, pour ensuite les appliquer aux simulations climatiques. Ces deux approches convergent sur certains points, notamment sur la probable augmentation de l'intensité maximale que les cyclones peuvent atteindre (via les projections futures dans l'intensité potentielle, ou PI), mais tendent à indiquer des résultats divergeant quant au signe du changement dans la fréquence d'occurrence des cyclones, toutes catégories confondues.

Motivée par ce désaccord, cette thèse a porté sur l'étude de ces deux méthodes d'évaluation de l'activité cyclonique tropicale. Pour l'approche directe, les objectifs étaient notamment de développer des métriques d'évaluation de la performance d'un schéma de détection, pour ensuite proposer de possibles améliorations au traqueur du CNRM. Pour l'approche indirecte, l'accent fut principalement porté sur l'amélioration de la représentation de la variabilité interannuelle inférée des indices de cyclogénèse.

Rappels des principaux résultats

Étude de l'approche directe

Pour étudier l'approche directe des schémas de détection et de suivi de cyclones tropicaux, le traqueur du CNRM est appliqué à la réanalyse ERA5, et les trajectoires qui en sont

issues sont comparées aux observations IBTrACS. Ce cadre de travail permet d'évaluer les performances du schéma de détection, notamment en termes de probabilité de détection et de taux de fausses alarmes (POD et FAR), puisque les trajectoires historiques sont à priori présentes dans la réanalyse. Ces deux métriques d'évaluation ont été utilisées pour caractériser la sensibilité du traqueur à ses divers seuils de détection. Bien que cette étude ait été faite sur la réanalyse ERA5, elle donne néanmoins des indications plus générales sur la manière dont le schéma de détection est affecté par ces seuils. Les deux paramètres les plus influents sur les performances du traqueur apparaissent alors être le seuil de vent maximal à la surface pour la probabilité de détection, et le seuil d'anomalie de température par rapport à l'environnement pour le taux de faux positifs.

En plus de permettre l'évaluation du schéma de détection, ce cadre permet également d'évaluer la représentation des cyclones tropicaux dans la réanalyse ERA5. Il est montré que la majorité des cyclones tropicaux historiques sont retrouvés dans la réanalyse. Toutefois, l'intensité maximale des vents cycloniques est fortement sous-estimée, malgré la résolution très fine de 25 km de la réanalyse. Les minimums de pression au niveau de la mer sont quant à eux mieux représentés. En outre, la classe d'intensité des cyclones tropicaux dans la réanalyse ne correspond pas nécessairement à celle de leur équivalent dans les observations, même en considérant le biais d'intensité du modèle. Il peut en effet arriver que certains cyclones soient plus intenses dans la réanalyse que dans les observations.

Si, de manière générale, le réglage d'un paramètre pour augmenter l'efficacité de détection se traduit également par une augmentation du taux de fausses alarmes, il est néanmoins possible de limiter efficacement le nombre de faux positifs en appliquant un filtre des systèmes de moyennes latitudes adéquat. Pour pouvoir être utilisé dans des simulations climatiques futures, un tel filtre se doit d'être adaptatif, si bien qu'un simple seuil fixe en latitude n'est pas recommandé. Plusieurs de ces filtres sont étudiés dans cette thèse, sous la forme de post-traitement des trajectoires issues du traqueur. L'un de ces filtres, basé sur le paramètre V_U^T de l'espace des phases de Hart (2003) présente en outre la qualité de ne dépendre que des champs instantanés du modèle, ce qui offre alors la perspective éventuelle d'une implémentation directement dans le schéma de détection.

La probabilité de détection et le taux de positifs sont des métriques n'apportant qu'une information limitée sur la capacité du traqueur à fidèlement détecter les cyclones tropicaux. Un cyclone tropical observé peut en effet potentiellement être détecté au bon endroit et au bon moment dans la réanalyse et ainsi compter favorablement dans le POD, tout en présentant dans la réanalyse une trajectoire d'apparence très différente de celle observée. Des métriques complémentaires visant à évaluer quantitativement la similarité entre deux trajectoires sont alors développées. Ces métriques sont basées sur la notion de similarité angulaire, définie en fonction de l'angle formé par les vecteurs de déplacements relatifs entre pas de temps consécutifs des deux trajectoires. Les métriques proposées se distinguent par leur manière de comptabiliser les échéances pour lesquelles une seule des deux trajectoires est définie, c'est à dire lorsque les deux trajectoires ne partagent pas exactement la même temporalité.

Ces métriques sont mises en situation à travers une application visant à déterminer l'effet de l'optimisation des divers seuils de détection du traqueur du CNRM — faite dans le but de maximiser le POD sur ERA5 — sur la similarité des trajectoires détectées avec les trajectoires historiques. L'analyse met alors en évidence que cette optimisation s'est en fait accompagnée d'une légère amélioration de la similarité des trajectoires.

Étude de l'approche indirecte

Pour étudier l'approche indirecte des indices de cyclogénèse, cette thèse s'est concentrée sur un indice en particulier les trois présentés, appelé TCS. Cette indice a en effet la particularité d'être intégralement défini comme une régression de Poisson établie entre des variables thermiques et dynamiques de grande échelle, et ajustée sur la densité de cyclogénèses, issue soit d'observations historiques ou bien d'un schéma de détection. Les autres indices couramment utilisés possèdent, en comparaison, une part nettement plus importante de subjectivité et ne peuvent donc pas être aisément reproduits.

Dans un premier temps, la méthodologie de construction du TCS a alors été appliquée ici pour déterminer comment certaines modifications dans la manière de réaliser la régression pouvait affecter les coefficients de pondération associés aux prédicteurs, et pour étudier comment ceux-ci impactaient en retour l'indice de cyclogénèse en résultant. La réanalyse ERA5 a été utilisée pour déterminer l'effet de la résolution spatiale ainsi que de l'ajout de variabilité temporelle à plus haute fréquence sur des indices ajustés sur la base de données IBTrACS. Il est alors montré que l'effet de l'ajout de variabilité temporelle — en appliquant la régression sur les champs mensuels plutôt que sur les moyennes climatologiques — est dominant comparé à l'apport de la résolution spatiale accrue. En outre, la modification du coefficient associé à la vorticité absolue à 850 hPa par l'ajout de variabilité temporelle permet la correction quasi intégrale du biais équatorial présent dans les trois indices présentes.

Il s'avère néanmoins que la modification des coefficients de la régression n'a que peu d'effet sur la représentation de la variabilité interannuelle simulée, ce qui indique par conséquent que celle-ci est pilotée par le choix des variables thermiques et dynamiques utilisées. Un nouveau diagnostic est proposé, basé sur le comportement de l'indice lors des cyclogénèses observées et consistant à étudier les paramètres de la distribution statistique des rangs de l'indice. Dit autrement, ce diagnostic indique dans quelle mesure un indice de cyclogénèse s'active en lieu et date de la formation d'un cyclone dans les observations, par rapport au reste du temps. Ce diagnostic montre alors qu'en dépit de l'absence d'amélioration dans la variabilité interannuelle, le fait de re-déterminer les coefficients de la régression en vue d'appliquer l'indice aux données de son choix apporte tout de même une plus-value. L'intérêt de construire des indices de cyclogénèse régionaux, c'est à dire dont les coefficients varient selon le bassin océanique, est également évalué. Les indices régionaux offrent les mêmes performances à l'échelle interannuelle que leurs homologues globaux, mais offrent toutefois une cohérence sensiblement améliorée avec les densités observées, ce qui est particulièrement intéressant dans les bassins de l'hémisphère nord, où la distribution méridienne de l'activité n'est pas la même dans toutes les régions.

Dans un second temps, l'ajout de nouveaux prédicteurs dans la régression a été étudié. Un indice de cyclogénèse régional a été construit sur une simulation historique, faite avec le modèle ARPEGE et forcée par les SST observée, en ajoutant comme prédicteur un diagnostic du mode de variabilité El Niño, connu notamment pour son rôle de modulation de l'activité cyclonique. Il est alors montré que l'ajout de ce prédicteur permet d'améliorer la variabilité interannuelle dans la plupart des bassins. La corrélation entre la variabilité interannuelle inférée de l'indice et celle mesurée par le traqueur du CNRM est rendue statistiquement significative dans quasiment tous les bassins océaniques, quand bien même le prédicteur est rejeté par la régression. Le remplacement de l'humidité relative à 600 hPa par le déficit de saturation d'humidité intégré sur la colonne (VPD) est également évalué, sur la base de la

littérature indiquant une convergence du signal en changement climatique lorsque ce prédicteur est utilisé. Il est montré que l'utilisation du VPD en lieu et place de l'humidité relative réduit très fortement le biais positif présent en Mer Rouge et dans le Golfe Persique présent dans tous les indices utilisant l'humidité relative.

Des tendances sont recherchées dans l'évolution du nombre d'occurrence annuel de cyclones tropicaux inféré de différents indices de cyclogénèse appliqués à la simulation ARPEGE historique ainsi que dans la réanalyse ERA5. La problématique de la divergence entre les approches directes et indirectes dans les projections climatiques est visible dans ces séries temporelles, en ce sens que les indices de cyclogénèses basés sur l'humidité relative indiquent une tendance à la hausse statistiquement significative, à l'échelle globale et dans plusieurs bassins océaniques. De telles tendances ne sont pas détectées dans les observations ou dans les trajectoires du modèle. Les indices utilisant le VPD ne présentent pas de tendances à la hausse non plus.

Enfin, l'effet du VPD est évalué sur deux simulations climatiques à climat futur sous le scénario RCP8.5 avec ARPEGE dans sa configuration basculée-étirée : une pour le bassin Nord Atlantique et l'autre le bassin Sud Indien. La résolution horizontale de ces simulations atteint localement 14 km de résolution horizontale au pôle de la grille situé au milieu du bassin considéré. Si, dans ces simulations et dans ces bassins, tous les indices considérés projettent une diminution de l'activité cyclonique du même ordre de grandeur que la détection objective des cyclones dans ces simulations, l'indice utilisant le VPD produit une diminution plus prononcée et plus homogène dans l'espace. La réponse suggérée par le TCS dans ces simulations présente un bon accord avec la réponse indiquée par le schéma de détection, aussi bien dans son amplitude que dans la répartition spatiale du changement, notamment pour la simulation sur le bassin Sud Indien.

Perspectives pour des travaux futurs

Le traqueur du CNRM offre des performances satisfaisantes, mais celui-ci bénéficierait sans aucun doute d'un travail de refonte. En effet, son utilisation est complexe et nécessite l'ajustement systématique de certains paramètres directement dans les sources avant application. Par ailleurs, l'utilisation d'un filtre des systèmes de moyennes latitudes réduit considérablement les détections indésirables, et le traqueur gagnerait donc à ce qu'un tel système y soit directement implémenté. Le filtre du paramètre V_U^T est un bon candidat pour cette implémentation, mais les deux paramètres **PT** et **PW** deviendraient alors redondants.

De plus, l'implémentation qui est faite du filtre du V_U^T dans Dulac et al. (2023) est perfectible sur plusieurs aspects. Le premier point, mineur, est que le gradient vertical du maximum de perturbation isobarique y est simplement calculé à partir de la différence entre les niveaux 600 hPa et 300 hPa. Bien que des essais préliminaires montrent que les différences sont faibles, il serait néanmoins plus rigoureux d'évaluer le gradient vertical sur l'ensemble des niveaux verticaux intermédiaires, via un ajustement linéaire du profil vertical de la perturbation de géopotentiel, tel que Hart (2003) le suggère. Le second point concerne le rayon de recherche autour du centre du TC pour la mesure de la perturbation maximale de géopotentiel. Celui-ci est fixé à 500 km autour du centre. Ce rayon est justifié dans Hart (2003) comme étant le rayon moyen dans lequel la circulation cyclonique secondaire (convergente) est constatée dans les observations (Frank 1977). Le rayon de recherche affecte les valeurs

du paramètre V_U^T, et la distance idéale dépend en fait de la taille du système considéré. Une valeur non-appropriée peut aboutir à l'élimination d'un TC par le filtre — ou au contraire à sa préservation — pour de mauvaises raisons. Le traqueur du CNRM contient déjà des routines efficaces de calcul de la taille du cyclone, si bien que leur utilisation comme étape préalable au diagnostic de vent thermique, dans le cadre d'une implémentation online de ce filtre, permettrait de s'assurer que le rayon de recherche est toujours approprié au système considéré.

Les métriques d'évaluation de la similarité des trajectoires présentées dans la section 2.3.2 gagneraient également à être retravaillées, notamment car toutes les métriques proposées sont basées sur la moyenne de la similarité angulaire, celle-ci étant calculée entre chaque paire de vecteurs de déplacements relatifs. Par conséquent, les scores sont peu sensibles à des divergences locales, en particulier lorsque les trajectoires évaluées sont longues. Les trajectoires cycloniques peuvent aisément contenir des dizaines de pas de temps, plus encore si le schéma de détection est appliqué à des données de fréquence supérieure à 6 heures, et donc la moyenne n'est à priori pas l'opérateur le plus adapté pour mesurer la similarité de la trajectoire dans son ensemble.

Les métriques de similarité pourraient peut-être fournir une information sur l'effet du changement climatique sur la forme des trajectoires. Une stratégie pour évaluer cet effet pourrait consister à évaluer la similarité de couples de trajectoires formés aléatoirement dans des simulations à climat présent, puis à répéter l'opération sur des trajectoires issues de simulations à climat futur. Il serait alors peut-être possible de déterminer si le réchauffement climatique amène à une plus grande variété de formes de trajectoires différentes, ou au contraire à des trajectoires plus semblables les unes avec les autres. Une telle stratégie d'évaluation pourrait néanmoins être sensible au décalage vers les pôles des TC, auquel cas il serait peut-être nécessaire de réaliser cette analyse par bande de latitude. Outre la recherche en changement climatique, les métriques de similarité des trajectoires pourraient également avoir des applications concrètes en mode prévision. Par exemple, ces dernières pourraient être utilisées pour contraindre le cône d'incertitude des trajectoires de TC pour les activités opérationnelles de veille cyclonique.

Les travaux réalisés dans cette thèse sur les indices de cyclogénèse ont essentiellement porté sur la recherche de l'amélioration de la variabilité interannuelle, mais seul l'apport artificiel de l'information concernant la phase de l'ENSO a permis d'obtenir une amélioration, certes significative, mais modérée. Dans la mesure où les prédicteurs utilisés contrôlent la variabilité interannuelle de l'indice, les performances relativement mauvaises obtenues peuvent s'expliquer de plusieurs manières, lesquelles ne sont d'ailleurs pas nécessairement mutuellement exclusives. Il est en effet possible que le processus physique de la cyclogénèse ne soit pas adéquatement capturé par ces combinaisons de prédicteurs, autrement dit que les bons prédicteurs sont absents. Il est également possible que la variabilité interannuelle ne réponde pas à un forçage, mais plutôt que le processus de cyclogénèse possède une dimension intrinsèquement stochastique. Cette perspective questionne la définition même d'un indice de cyclogénèse. Si ces derniers ne font que renseigner le degré avec lequel l'environnement est favorable à la formation de cyclones, mais que la cyclogénèse en elle-même est en fin de compte aléatoire, alors les indices n'ont aucune raison de simuler une variabilité interannuelle proche des observations.

Une troisième possibilité existe néanmoins, car il se peut également que le modèle statistique utilisé ici, à savoir la régression de Poisson, ne soit pas adéquat pour reproduire la

variabilité interannuelle. Le fait que l'ajout du diagnostic ENSO ait présenté une amélioration de la variabilité interannuelle en dépit du rejet du prédicteur par la régression tend en effet à suggérer que des modèles différents pourraient offrir de meilleures performances dans cette optique. Il serait par conséquent intéressant de chercher à mettre en place des modèles statistiques plus sophistiqués. En particulier, il existe des modèles qui fonctionnent en deux temps (de type Hurdle), dans lesquels une première composante pourrait avoir pour fonction — dans le cas qui nous intéresse — de déterminer s'il y a, oui ou non, formation d'un cyclone tropical, tandis que la deuxième composante aurait pour fonction d'en déterminer le nombre. Cette catégorie de modèles permet en outre de mieux prendre en considération l'excès zéros dans les densités de cyclogénèses observées, servant de prédictant à la régression. En effet, la plupart des points de grille ne présentent le plus souvent aucun cyclone.

Il convient de rappeler qu'historiquement, les indices de cyclogénèse étaient utilisés pour étudier l'activité cyclonique dans des modèles dont la résolution spatiale ne permettaient pas de simuler de TC. Avec l'arrivée du premier ensemble multi-modèles à haute résolution (HighResMIP), dont certains modèles atteignent jusqu'à 20 km de résolution, il devient légitime de questionner la pertinence de l'utilisation d'indices par rapport à la mesure directe des TC dans les simulations par détection objective. Mais si ces hautes résolutions permettent en effet de simuler des TC, et parfois même d'atteindre les catégories 4 et 5 sur l'échelle de Saffir-Simpson, ces modèles sont encore peu nombreux, et leur utilisation particulièrement coûteuse. Le protocole HighResMIP précaunise à ce titre des simulations plus courtes que dans CMIP6 (et plus particulièrement ScenarioMIP, O'Neill et al. 2016), et sous un seul scénario de réchauffement global. HighResMIP ne constitue alors qu'un sous-ensemble de taille moindre et de portée réduite par rapport à l'ensemble mutli-modèles CMIP6. Les indices sont donc encore pertinents pour beaucoup de modèles CMIP6, dont la résolution spatiale atteint jusqu'à 250 km. Par ailleurs, l'application d'un indice de cyclogénèse à une simulation est nettement plus aisée que le déploiement d'un schéma de détection et suivi objectif, lequel apporte nécessairement de la complexité additionnelle, et nécessite de traiter les sorties des modèles à une fréquence sub-journalière.

La validité de l'utilisation d'indices de cyclogénèse comme méthode d'évaluation de l'activité cyclonique tropicale dans des simulations climatiques dépend de l'hypothèse selon laquelle les relations statistiques entre l'activité observée et l'environnement de grande échelle sont stationnaires dans le temps. La reproduction de la méthodologie de Tippett et al. (2011) a mis en évidence une sensibilité des coefficients de la régression à la période de référence utilisée pour les déterminer, et notamment une possible dérive des coefficients dans le temps. En particulier, les coefficients obtenus dans le cadre du protocole C25 semble s'éloigner de ceux du TCS si la période de référence est distante de celle utilisée par Tippett et al. (2011). Ce constat ne constitue cependant qu'un résultat extrêmement préliminaire. Il serait particulièrement intéressant de chercher à étudier ce phénomène plus en détails, par exemple en analysant les variations des coefficients de la régression obtenus par glissement de la période de référence.

Enfin, les prédicteurs utilisés dans la formulation des indices construits dans cette thèse ont été sélectionnés sur la base de la littérature existante dans le cas du VPD, et pour le rôle connu de l'ENSO à moduler l'activité cyclonique tropicale. Une sélection plus large et objective des prédicteurs pourrait être envisagée, à la manière des travaux de Wang et Murakami (2020).

Bibliographie

Akaike, H. (1998). « Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle ». In : *Selected Papers of Hirotugu Akaike*. Sous la dir. d'E. Parzen, K. Tanabe et G. Kitagawa. Springer Series in Statistics. New York, NY : Springer, p. 199-213. DOI : 10.1007/978-1-4612-1694-0_15. URL : https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1694-0_15 (visité le 07/09/2023) (cf. p. 87, 129).

Atkinson, G. D. et C. R. Holliday (1977). Tropical Cyclone Minimum Sea Level Pressure/Maximum Sustained Wind Relationship for the Western North Pacific. *Monthly Weather Review* 105.4, p. 421-427. DOI : 10.1175/1520-0493(1977)105<0421:TCMSLP>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/105/4/1520-0493_1977_105_0421_tcmslp_2_0_co_2.xml (cf. p. 25).

Ayrault, F. et A. Joly (2000). Une Nouvelle Typologie Des Dépressions Météorologiques : Classification Des Phases de Maturation. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences - Series IIA - Earth and Planetary Science* 330.3, p. 167-172. DOI : 10.1016/S1251-8050(00)00116-6. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1251805000001166 (cf. p. 41).

Balaguru, K., G. R. Foltz et L. R. Leung (2018). Increasing Magnitude of Hurricane Rapid Intensification in the Central and Eastern Tropical Atlantic. *Geophysical Research Letters* 45.9, p. 4238-4247. DOI : 10.1029/2018GL077597. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2018GL077597 (cf. p. 18).

Bell, G. D., M. S. Halpert, R. C. Schnell, R. W. Higgins, J. Lawrimore, V. E. Kousky, R. Tinker, W. Thiaw, M. Chelliah et A. Artusa (2000). Climate Assessment for 1999. *Bulletin of the American Meteorological Society* 81.6, S1-S50. DOI : 10.1175/1520-0477(2000)81[s1:CAF]2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/81/6/1520-0477_2000_81_s1_caf_2_0_co_2.xml (cf. p. 10).

Bell, S. S., S. S. Chand, K. J. Tory et C. Turville (2018). Statistical Assessment of the OWZ Tropical Cyclone Tracking Scheme in ERA-Interim. *Journal of Climate* 31.6, p. 2217-2232. DOI : 10.1175/JCLI-D-17-0548.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/31/6/jcli-d-17-0548.1.xml (cf. p. 68).

Bengtsson, L., H. Böttger et M. Kanamitsu (1982). Simulation of Hurricane-Type Vortices in a General Circulation Model. *Tellus* 34.5, p. 440-457. DOI : 10.1111/j.2153-3490.1982.tb01833.x. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.2153-3490.1982.tb01833.x (cf. p. 23, 40, 64).

Bengtsson, L., M. Botzet et M. Esch (1995). Hurricane-Type Vortices in a General Circulation Model. *Tellus A* 47.2, p. 175-196. DOI : 10.1034/j.1600-0870.1995.t01-1-00003.x.

URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1034/j.1600-0870.1995.t01-1-00003.x (cf. p. 23, 24, 27, 40, 41, 64).

Bengtsson, L., M. Botzet et M. Esch (1996). Will Greenhouse Gas-Induced Warming over the next 50 Years Lead to Higher Frequency and Greater Intensity of Hurricanes ? *Tellus A* 48.1, p. 57-73. DOI : 10.1034/j.1600-0870.1996.00004.x. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1034/j.1600-0870.1996.00004.x (cf. p. 23).

Bengtsson, L., K. I. Hodges et M. Esch (2007). Tropical Cyclones in a T159 Resolution Global Climate Model : Comparison with Observations and Re-Analyses. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography* 59.4, p. 396-416. DOI : 10.1111/j.1600-0870.2007.00236.x. URL : https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2007.00236.x (cf. p. 24).

Bénichou, P. et E. Legrand (1992). « Validation of ARPEGE-IFS for Operational Short-Range Predictions ». In : *ECMWF Seminar Proceedings on «Validation of Models over Europe*. T. 2, p. 41-74 (cf. p. 22).

Bhatia, K., G. Vecchi, H. Murakami, S. Underwood et J. Kossin (2018). Projected Response of Tropical Cyclone Intensity and Intensification in a Global Climate Model. *Journal of Climate* 31.20, p. 8281-8303. DOI : 10.1175/JCLI-D-17-0898.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/31/20/jcli-d-17-0898.1.xml (cf. p. 2, 33).

Bister, M. et K. A. Emanuel (1998). Dissipative Heating and Hurricane Intensity. *Meteorology and Atmospheric Physics* 65.3, p. 233-240. DOI : 10.1007/BF01030791. URL : https://doi.org/10.1007/BF01030791 (cf. p. 85).

— (2002). Low Frequency Variability of Tropical Cyclone Potential Intensity 1. Interannual to Interdecadal Variability. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 107.D24, ACL 26-1-ACL 26-15. DOI : 10.1029/2001JD000776. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2001JD000776 (cf. p. 85).

Boé, J., S. Somot, L. Corre et P. Nabat (2020). Large Discrepancies in Summer Climate Change over Europe as Projected by Global and Regional Climate Models : Causes and Consequences. *Climate Dynamics* 54.5, p. 2981-3002. DOI : 10.1007/s00382-020-05153-1. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-020-05153-1 (cf. p. 22).

Bourdin, S., S. Fromang, W. Dulac, J. Cattiaux et F. Chauvin (2022). Intercomparison of Four Algorithms for Detecting Tropical Cyclones Using ERA5. *Geoscientific Model Development* 15.17, p. 6759-6786. DOI : 10.5194/gmd-15-6759-2022. URL : https://gmd.copernicus.org/articles/15/6759/2022/ (cf. p. 40, 42, 65, 68-72, 78, 81, 122, 124).

Broccoli, A. J. et S. Manabe (1990). Can Existing Climate Models Be Used to Study Anthropogenic Changes in Tropical Cyclone Climate ? *Geophysical Research Letters* 17.11, p. 1917-1920. DOI : 10.1029/GL017i011p01917. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/GL017i011p01917 (cf. p. 23, 30, 40, 64).

Bruyère, C. L., G. J. Holland et E. Towler (2012). Investigating the Use of a Genesis Potential Index for Tropical Cyclones in the North Atlantic Basin. *Journal of Climate* 25.24, p. 8611-8626. DOI : 10.1175/JCLI-D-11-00619.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/25/24/jcli-d-11-00619.1.xml (cf. p. 85, 86, 96).

Caian, M. et J.-F. Geleyn (1997). Some Limits to the Variable-Mesh Solution and Comparison with the Nested-Lam Solution. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological*

Society 123.539, p. 743-766. DOI : 10.1002/qj.49712353911. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.49712353911 (cf. p. 22).

Callaghan, J. et S. B. Power (2011). Variability and Decline in the Number of Severe Tropical Cyclones Making Land-Fall over Eastern Australia since the Late Nineteenth Century. *Climate Dynamics* 37.3, p. 647-662. DOI : 10.1007/s00382-010-0883-2. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-010-0883-2 (cf. p. 19).

Camargo, S. J. (2013). Global and Regional Aspects of Tropical Cyclone Activity in the CMIP5 Models. *Journal of Climate* 26.24, p. 9880-9902. DOI : 10.1175/JCLI-D-12-00549.1. URL : https://journals.ametsoc.org/doi/10.1175/JCLI-D-12-00549.1 (cf. p. 24, 33).

Camargo, S. J. et A. G. Barnston (2009). Experimental Dynamical Seasonal Forecasts of Tropical Cyclone Activity at IRI. *Weather and Forecasting* 24.2, p. 472-491. DOI : 10.1175/2008WAF2007099.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/24/2/2008waf2007099_1.xml (cf. p. 24).

Camargo, S. J., K. A. Emanuel et A. H. Sobel (2007a). Use of a Genesis Potential Index to Diagnose ENSO Effects on Tropical Cyclone Genesis. *Journal of Climate* 20.19, p. 4819-4834. DOI : 10.1175/JCLI4282.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/20/19/jcli4282.1.xml (cf. p. 111, 134).

Camargo, S. J., A. H. Sobel, A. G. Barnston et K. A. Emanuel (2007b). Tropical Cyclone Genesis Potential Index in Climate Models. *Tellus A* 59.4, p. 428-443. DOI : 10.1111/j.1600-0870.2007.00238.x. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1600-0870.2007.00238.x (cf. p. 30, 31, 95, 96).

Camargo, S. J., M. K. Tippett, A. H. Sobel, G. A. Vecchi et M. Zhao (2014). Testing the Performance of Tropical Cyclone Genesis Indices in Future Climates Using the HiRAM Model. *Journal of Climate* 27.24, p. 9171-9196. DOI : 10.1175/JCLI-D-13-00505.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/27/24/jcli-d-13-00505.1.xml (cf. p. 2, 34, 86, 120, 121, 135, 136, 141, 147, 150).

Camargo, S. J., M. C. Wheeler et A. H. Sobel (2009). Diagnosis of the MJO Modulation of Tropical Cyclogenesis Using an Empirical Index. *Journal of the Atmospheric Sciences* 66.10, p. 3061-3074. DOI : 10.1175/2009JAS3101.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/66/10/2009jas3101.1.xml (cf. p. 85).

Camargo, S. J. et A. A. Wing (2016). Tropical Cyclones in Climate Models. *WIREs Climate Change* 7.2, p. 211-237. DOI : 10.1002/wcc.373. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/wcc.373 (cf. p. 24, 86, 123).

Camargo, S. J. et S. E. Zebiak (2002). Improving the Detection and Tracking of Tropical Cyclones in Atmospheric General Circulation Models. *Weather and Forecasting* 17.6, p. 1152-1162. DOI : 10.1175/1520-0434(2002)017<1152:ITDATO>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/17/6/1520-0434_2002_017_1152_itdato_2_0_co_2.xml (cf. p. 27, 40-42).

Cattiaux, J., F. Chauvin, O. Bousquet, S. Malardel et C.-L. Tsai (2020). Projected Changes in the Southern Indian Ocean Cyclone Activity Assessed from High-Resolution Experiments and CMIP5 Models. *Journal of Climate* 33.12, p. 4975-4991. DOI : 10.1175/JCLI-

D-19-0591.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/33/12/jcli-d-19-0591.1.xml (cf. p. 22, 23, 34, 41, 84, 121, 122, 142, 143, 147, 148).

Cavicchia, L., E. Scoccimarro, G. Ascenso, A. Castelletti, M. Giuliani et S. Gualdi (2023). Tropical Cyclone Genesis Potential Indices in a New High-Resolution Climate Models Ensemble : Limitations and Way Forward. *Geophysical Research Letters* 50.11, e2023GL103001. DOI : 10.1029/2023GL103001. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2023GL103001 (cf. p. 30, 95).

Chan, J. C. L. (1985). Tropical Cyclone Activity in the Northwest Pacific in Relation to the El Niño/Southern Oscillation Phenomenon. *Monthly Weather Review* 113.4, p. 599-606. DOI : 10.1175/1520-0493(1985)113<0599:TCAITN>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/113/4/1520-0493_1985_113_0599_tcaitn_2_0_co_2.xml (cf. p. 120, 125).

Charney, J. G., A. Arakawa, D. J. Baker, B. Bolin, R. E. Dickinson, R. M. Goody, C. E. Leith, H. M. Stommel et C. I. Wunsch (1979). *Carbon Dioxide and Climate : A Scientific Assessment*. National Academy of Sciences, Washington, DC (cf. p. 1).

Chauvin, F., H. Douville et A. Ribes (2017). Atlantic Tropical Cyclones Water Budget in Observations and CNRM-CM5 Model. *Climate Dynamics* 49.11, p. 4009-4021. DOI : 10.1007/s00382-017-3559-3. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-017-3559-3 (cf. p. 23, 41).

Chauvin, F., R. Pilon, P. Palany et A. Belmadani (2020). Future Changes in Atlantic Hurricanes with the Rotated-Stretched ARPEGE-Climat at Very High Resolution. *Climate Dynamics* 54.1, p. 947-972. DOI : 10.1007/s00382-019-05040-4. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-019-05040-4 (cf. p. 22, 23, 25, 26, 34, 41, 84, 121-123, 142, 143, 148).

Chauvin, F., J.-F. Royer et M. Déqué (2006). Response of Hurricane-Type Vortices to Global Warming as Simulated by ARPEGE-Climat at High Resolution. *Climate Dynamics* 27.4, p. 377-399. DOI : 10.1007/s00382-006-0135-7. URL : http://link.springer.com/10.1007/s00382-006-0135-7 (cf. p. 23, 30, 41, 42, 67, 84, 122).

Christensen, J., K. Krishna Kumar, E. Aldrian, S.-I. An, I. Cavalcanti, M. de Castro, W. Dong, P. Goswami, A. Hall, J. Kanyanga, A. Kitoh, J. Kossin, N.-C. Lau, J. Renwick, D. Stephenson, S.-P. Xie et T. Zhou (2013). « Climate Phenomena and Their Relevance for Future Regional Climate Change ». In : *Climate Change 2013 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Sous la dir. de T. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex et P. Midgley. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA : Cambridge University Press, p. 1217-1308. DOI : 10.1017/CBO9781107415324.028. URL : https://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/ (cf. p. 2, 33, 143).

Courtier, P., C. Freydier, J.-F. Geleyn, F. Rabier et M. Rochas (1991). The Arpege Project at Météo-France. *ECMWF Seminar Proceedings* Volume II.9-13, p. 193-231. URL : https://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/1991/8798-arpege-project-meteo-france.pdf (cf. p. 20).

Courtier, P. et J.-F. Geleyn (1988). A Global Numerical Weather Prediction Model with Variable Resolution : Application to the Shallow-Water Equations. *Quarterly Journal of the*

Royal Meteorological Society 114.483, p. 1321-1346. DOI : 10.1002/qj.49711448309. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.49711448309 (cf. p. 22).

Cuxart, J., P. Bougeault et J.-L. Redelsperger (2000). A turbulence scheme allowing for mesoscale and large-eddy simulations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 126.562, p. 1-30. DOI : 10.1002/qj.49712656202. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.49712656202 (cf. p. 121).

Daloz, A. S., F. Chauvin et F. Roux (2012). Impact of the Configuration of Stretching and Ocean–Atmosphere Coupling on Tropical Cyclone Activity in the Variable-Resolution GCM ARPEGE. *Climate Dynamics* 39.9, p. 2343-2359. DOI : 10.1007/s00382-012-1561-3. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-012-1561-3 (cf. p. 23, 25, 41).

Das, G., D. Gunopulos et H. Mannila (1997). « Finding Similar Time Series ». In : *Principles of Data Mining and Knowledge Discovery*. Sous la dir. de J. Komorowski et J. Zytkow. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg : Springer, p. 88-100. DOI : 10.1007/3-540-63223-9_109 (cf. p. 73).

Davis, C. A. (2018). Resolving Tropical Cyclone Intensity in Models. *Geophysical Research Letters* 45.4, p. 2082-2087. DOI : 10.1002/2017GL076966. URL : https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2017GL076966 (cf. p. 21).

Déqué, M., C. Dreveton, A. Braun et D. Cariolle (1994). The ARPEGE/IFS Atmosphere Model : A Contribution to the French Community Climate Modelling. *Climate Dynamics* 10.4, p. 249-266. DOI : 10.1007/BF00208992. URL : https://doi.org/10.1007/BF00208992 (cf. p. 20).

Déqué, M. et J. Ph. Piedelievre (1995). High Resolution Climate Simulation over Europe. *Climate Dynamics* 11.6, p. 321-339. DOI : 10.1007/BF00215735. URL : https://doi.org/10.1007/BF00215735 (cf. p. 23).

Doocy, S., A. Dick, A. Daniels et T. D. Kirsch (2013). The Human Impact of Tropical Cyclones : A Historical Review of Events 1980-2009 and Systematic Literature Review. *PLoS Currents* 5. DOI : 10.1371/currents.dis.2664354a5571512063ed29d25ffbce74. pmid : 23857074. URL : https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3644287/ (cf. p. 1, 9).

Dulac, W., J. Cattiaux, F. Chauvin, S. Bourdin et S. Fromang (2023). Assessing the Representation of Tropical Cyclones in ERA5 with the CNRM Tracker. *Climate Dynamics*. DOI : 10.1007/s00382-023-06902-8. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-023-06902-8 (cf. p. 42, 43, 64, 65, 67, 70-73, 78, 81, 91, 122, 156).

Dvorak, V. F. (1975). Tropical Cyclone Intensity Analysis and Forecasting from Satellite Imagery. *Monthly Weather Review* 103.5, p. 420-430. DOI : 10.1175/1520-0493(1975)103<0420:TCIAAF>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/103/5/1520-0493_1975_103_0420_tciaaf_2_0_co_2.xml (cf. p. 16).

Emanuel, K. A. (1986). An Air-Sea Interaction Theory for Tropical Cyclones. Part I : Steady-State Maintenance. *Journal of the Atmospheric Sciences* 43.6, p. 585-605. DOI : 10.1175/1520-0469(1986)043<0585:AASITF>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/43/6/1520-0469_1986_043_0585_aasitf_2_0_co_2.xml (cf. p. 85).

Emanuel, K. A. (1987). The Dependence of Hurricane Intensity on Climate. *Nature* 326.6112 (6112), p. 483-485. DOI : 10.1038/326483a0. URL : https://www.nature.com/articles/326483a0 (cf. p. 35, 85).

— (1989). The Finite-Amplitude Nature of Tropical Cyclogenesis. *Journal of the Atmospheric Sciences* 46.22, p. 3431-3456. DOI : 10.1175/1520-0469(1989)046<3431:TFANOT>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/46/22/1520-0469_1989_046_3431_tfanot_2_0_co_2.xml (cf. p. 150).

— (1995). Sensitivity of Tropical Cyclones to Surface Exchange Coefficients and a Revised Steady-State Model Incorporating Eye Dynamics. *Journal of the Atmospheric Sciences* 52.22, p. 3969-3976. DOI : 10.1175/1520-0469(1995)052<3969:SOTCTS>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/52/22/1520-0469_1995_052_3969_sotcts_2_0_co_2.xml (cf. p. 85, 150).

— (2010). Tropical Cyclone Activity Downscaled from NOAA-CIRES Reanalysis, 1908–1958. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 2.1. DOI : 10.3894/JAMES.2010.2.1. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.3894/JAMES.2010.2.1 (cf. p. 85, 120, 135).

— (2013). Downscaling CMIP5 Climate Models Shows Increased Tropical Cyclone Activity over the 21st Century. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 110.30, p. 12219-12224. DOI : 10.1073/pnas.1301293110. URL : https://www.pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.1301293110 (cf. p. 2, 33, 34).

Emanuel, K. A. et D. S. Nolan (2004). « Tropical Cyclone Activity and the Global Climate System : 26th Conference on Hurricanes and Tropical Meteorolgy ». In : p. 240-241. URL : http://www.scopus.com/inward/record.url?scp=3042740008&partnerID=8YFLogxK (visité le 16/09/2021) (cf. p. 31, 85, 116, 134).

Emanuel, K. A., R. Sundararajan et J. Williams (2008). Hurricanes and Global Warming : Results from Downscaling IPCC AR4 Simulations. *Bulletin of the American Meteorological Society* 89.3, p. 347-368. DOI : 10.1175/BAMS-89-3-347. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/89/3/bams-89-3-347.xml (cf. p. 34, 85, 120, 135, 141, 150).

Eyring, V., S. Bony, G. A. Meehl, C. A. Senior, B. Stevens, R. J. Stouffer et K. E. Taylor (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) Experimental Design and Organization. *Geoscientific Model Development* 9.5, p. 1937-1958. DOI : 10.5194/gmd-9-1937-2016. URL : https://gmd.copernicus.org/articles/9/1937/2016/ (cf. p. 20, 121).

Faloutsos, C., M. Ranganathan et Y. Manolopoulos (1994). Fast Subsequence Matching in Time-Series Databases. *ACM SIGMOD Record* 23.2, p. 419-429. DOI : 10.1145/191843.191925. URL : https://dl.acm.org/doi/10.1145/191843.191925 (cf. p. 73).

Frank, W. M. (1977). The Structure and Energetics of the Tropical Cyclone I. Storm Structure. *Monthly Weather Review* 105.9, p. 1119-1135. DOI : 10.1175/1520-0493(1977)105<1119:TSAEOT>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/105/9/1520-0493_1977_105_1119_tsaeot_2_0_co_2.xml (cf. p. 156).

Frentzos, E., K. Gratsias et Y. Theodoridis (2007). « Index-Based Most Similar Trajectory Search ». In : *2007 IEEE 23rd International Conference on Data Engineering*. 2007 IEEE

23rd International Conference on Data Engineering, p. 816-825. DOI : 10.1109/ICDE.2007.367927 (cf. p. 73).

Gallo, F., J. Daron, I. Macadam, T. Cinco, M. Villafuerte II, E. Buonomo, S. Tucker, D. Hein-Griggs et R. G. Jones (2019). High-Resolution Regional Climate Model Projections of Future Tropical Cyclone Activity in the Philippines. *International Journal of Climatology* 39.3, p. 1181-1194. DOI : 10.1002/joc.5870. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/joc.5870 (cf. p. 21).

Gray, W. M. (1968). Global View of the Origin of Tropical Disturbances and Storms. *Monthly Weather Review* 96.10, p. 669-700. DOI : 10.1175/1520-0493(1968)096<0669:GVOTOO>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/96/10/1520-0493_1968_096_0669_gvotoo_2_0_co_2.xml (cf. p. 7, 9, 11, 12, 23, 84, 87, 111).

— (1975). Tropical Cyclone Genesis. *Department of Atmospheric Science* 234. URL : https://mountainscholar.org/bitstream/handle/10217/247/0234_Bluebook.pdf (cf. p. 1, 11-13, 16, 23, 29, 30, 84, 86, 88).

— (1998). The Formation of Tropical Cyclones. *Meteorology and Atmospheric Physics* 67.1, p. 37-69. DOI : 10.1007/BF01277501. URL : https://doi.org/10.1007/BF01277501 (cf. p. 11).

Gualdi, S., E. Scoccimarro et A. Navarra (2008). Changes in Tropical Cyclone Activity Due to Global Warming : Results from a High-Resolution Coupled General Circulation Model. *Journal of Climate* 21.20, p. 5204-5228. DOI : 10.1175/2008JCLI1921.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/21/20/2008jcli1921.1.xml (cf. p. 24).

Guérémy, J. F. (2011). A Continuous Buoyancy Based Convection Scheme : One- and Three-Dimensional Validation. 63.4 (4), p. 687-706. DOI : 10.1111/j.1600-0870.2011.00521.x. URL : https://a.tellusjournals.se/articles/10.1111/j.1600-0870.2011.00521.x (cf. p. 121).

Gutjahr, O., D. Putrasahan, K. Lohmann, J. H. Jungclaus, J.-S. von Storch, N. Brüggemann, H. Haak et A. Stössel (2019). Max Planck Institute Earth System Model (MPI-ESM1.2) for the High-Resolution Model Intercomparison Project (HighResMIP). *Geoscientific Model Development* 12.7, p. 3241-3281. DOI : 10.5194/gmd-12-3241-2019. URL : https://gmd.copernicus.org/articles/12/3241/2019/ (cf. p. 24).

Haarsma, R. J., J. F. B. Mitchell et C. A. Senior (1993). Tropical Disturbances in a GCM. *Climate Dynamics* 8.5, p. 247-257. DOI : 10.1007/BF00198619. URL : https://doi.org/10.1007/BF00198619 (cf. p. 23, 27, 40).

Haarsma, R., M. Acosta, R. Bakhshi, P.-A. B. Bretonnière, L.-P. Caron, M. Castrillo, S. Corti, P. Davini, E. Exarchou, F. Fabiano, U. Fladrich, R. Fuentes Franco, J. García-Serrano, J. Von Hardenberg, T. Koenigk, X. Levine, V. Meccia, T. Van Noije, G. Van Den Oord, F. M. Palmeiro et al. (2020). *HighResMIP Versions of EC-Earth : EC-Earth3P and EC-Earth3P-HR. Description, Model Performance, Data Handling and Validation*. preprint. Climate and Earth System Modeling. DOI : 10.5194/gmd-2019-350. URL : https://gmd.copernicus.org/preprints/gmd-2019-350/gmd-2019-350.pdf (visité le 03/08/2023) (cf. p. 24, 121).

Haarsma, R. J., M. J. Roberts, P. L. Vidale, C. A. Senior, A. Bellucci, Q. Bao, P. Chang, S. Corti, N. S. Fučkar, V. Guemas, J. von Hardenberg, W. Hazeleger, C. Kodama, T. Koenigk, L. R. Leung, J. Lu, J.-J. Luo, J. Mao, M. S. Mizielinski, R. Mizuta et al. (2016).

High Resolution Model Intercomparison Project (HighResMIP v1.0) for CMIP6. *Geoscientific Model Development* 9.11, p. 4185-4208. DOI : 10.5194/gmd-9-4185-2016. URL : https://gmd.copernicus.org/articles/9/4185/2016/ (cf. p. 20).

Hart, R. E. (2003). A Cyclone Phase Space Derived from Thermal Wind and Thermal Asymmetry. *Monthly Weather Review* 131.4, p. 585-616. DOI : 10.1175/1520-0493(2003)131<0585:ACPSDF>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/131/4/1520-0493_2003_131_0585_acpsdf_2.0.co_2.xml (cf. p. 64, 65, 71, 72, 78, 81, 154, 156).

Hersbach, H., B. Bell, P. Berrisford, S. Hirahara, A. Horányi, J. Muñoz-Sabater, J. Nicolas, C. Peubey, R. Radu, D. Schepers, A. Simmons, C. Soci, S. Abdalla, X. Abellan, G. Balsamo, P. Bechtold, G. Biavati, J. Bidlot, M. Bonavita, G. De Chiara et al. (2020). The ERA5 Global Reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 146.730, p. 1999-2049. DOI : 10.1002/qj.3803. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.3803 (cf. p. 13, 42).

Hodges, K., A. Cobb et P. L. Vidale (2017). How Well Are Tropical Cyclones Represented in Reanalysis Datasets ? *Journal of Climate* 30.14, p. 5243-5264. DOI : 10.1175/JCLI-D-16-0557.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/30/14/jcli-d-16-0557.1.xml (cf. p. 27, 28, 40).

Horn, M., K. Walsh, M. Zhao, S. J. Camargo, E. Scoccimarro, H. Murakami, H. Wang, A. Ballinger, A. Kumar, D. A. Shaevitz, J. A. Jonas et K. Oouchi (2014). Tracking Scheme Dependence of Simulated Tropical Cyclone Response to Idealized Climate Simulations. *Journal of Climate* 27.24, p. 9197-9213. DOI : 10.1175/JCLI-D-14-00200.1. URL : https://journals.ametsoc.org/jcli/article/27/24/9197/35043/Tracking-Scheme-Dependence-of-Simulated-Tropical (cf. p. 27-29).

IPCC (2021). « Annex II : Models ». In : *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis : Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Sous la dir. d'Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). Cambridge : Cambridge University Press, p. 2087-2138. DOI : 10.1017/9781009157896.016. URL : https://www.cambridge.org/core/books/climate-change-2021-the-physical-science-basis/annex-ii-models/9D2628824C65B0F31A0351D05CB12167 (visité le 20/07/2023) (cf. p. 20).

Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, A. Leetmaa, R. Reynolds et al. (1996). The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project. *Bulletin of the American Meteorological Society* 77.3, p. 437-472. DOI : 10.1175/1520-0477(1996)077<0437:TNYRP>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/77/3/1520-0477_1996_077_0437_tnyrp_2_0_co_2.xml (cf. p. 96).

Kishtawal, C. M., N. Jaiswal, R. Singh et D. Niyogi (2012). Tropical Cyclone Intensification Trends during Satellite Era (1986–2010). *Geophysical Research Letters* 39.10. DOI : 10.1029/2012GL051700. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2012GL051700 (cf. p. 18).

Kistler, R., E. Kalnay, W. Collins, S. Saha, G. White, J. Woollen, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, M. Kanamitsu, V. Kousky, H. van den Dool, R. Jenne et M. Fiorino (2001). The

NCEP–NCAR 50-Year Reanalysis : Monthly Means CD-ROM and Documentation. *Bulletin of the American Meteorological Society* 82.2, p. 247-268. JSTOR : 26215517. URL : https://www.jstor.org/stable/26215517 (cf. p. 97).

Klotzbach, P. J., K. M. Wood, C. J. Schreck III, S. G. Bowen, C. M. Patricola et M. M. Bell (2022). Trends in Global Tropical Cyclone Activity : 1990–2021. *Geophysical Research Letters* 49.6, e2021GL095774. DOI : 10.1029/2021GL095774. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2021GL095774 (cf. p. 18, 34).

Knapp, K. R., M. C. Kruk, D. H. Levinson, H. J. Diamond et C. J. Neumann (2010). The International Best Track Archive for Climate Stewardship (IBTrACS) : Unifying Tropical Cyclone Data. *Bulletin of the American Meteorological Society* 91.3, p. 363-376. DOI : 10.1175/2009BAMS2755.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/91/3/2009bams2755_1.xml (cf. p. 16, 17, 98).

Knutson, T. R., S. J. Camargo, J. C. L. Chan, K. A. Emanuel, C.-H. Ho, J. Kossin, M. Mohapatra, M. Satoh, M. Sugi, K. Walsh et L. Wu (2019). Tropical Cyclones and Climate Change Assessment : Part I : Detection and Attribution. *Bulletin of the American Meteorological Society* 100.10, p. 1987-2007. DOI : 10.1175/BAMS-D-18-0189.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/100/10/bams-d-18-0189.1.xml (cf. p. 18, 19, 34, 35).

— (2020). Tropical Cyclones and Climate Change Assessment : Part II : Projected Response to Anthropogenic Warming. *Bulletin of the American Meteorological Society* 101.3, E303-E322. DOI : 10.1175/BAMS-D-18-0194.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/101/3/bams-d-18-0194.1.xml (cf. p. 2, 7, 8, 32-34, 65).

Knutson, T. R., J. L. McBride, J. Chan, K. A. Emanuel, G. Holland, C. Landsea, I. Held, J. P. Kossin, A. K. Srivastava et M. Sugi (2010). Tropical Cyclones and Climate Change. *Nature Geoscience* 3.3 (3), p. 157-163. DOI : 10.1038/ngeo779. URL : https://www.nature.com/articles/ngeo779 (cf. p. 24).

Kossin, J. P. (2018a). A Global Slowdown of Tropical-Cyclone Translation Speed. *Nature* 558.7708 (7708), p. 104-107. DOI : 10.1038/s41586-018-0158-3. URL : https://www.nature.com/articles/s41586-018-0158-3 (cf. p. 19).

— (2018b). Comment on “Spatial and Temporal Trends in the Location of the Lifetime Maximum Intensity of Tropical Cyclones” by Tennille and Ellis. *Atmosphere* 9.7 (7), p. 241. DOI : 10.3390/atmos9070241. URL : https://www.mdpi.com/2073-4433/9/7/241 (cf. p. 18, 19).

— (2019). Reply to : Moon, I.-J. et al. ; Lanzante, J. R. *Nature* 570.7759 (7759), E16-E22. DOI : 10.1038/s41586-019-1224-1. URL : https://www.nature.com/articles/s41586-019-1224-1 (cf. p. 19).

Kossin, J. P., K. A. Emanuel et G. A. Vecchi (2014). The Poleward Migration of the Location of Tropical Cyclone Maximum Intensity. *Nature* 509.7500 (7500), p. 349-352. DOI : 10.1038/nature13278. URL : https://www.nature.com/articles/nature13278 (cf. p. 18, 65).

Kossin, J. P., K. R. Knapp, T. L. Olander et C. S. Velden (2020). Global Increase in Major Tropical Cyclone Exceedance Probability over the Past Four Decades. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 117.22, p. 11975-11980. DOI : 10.1073/pnas.1920849117. URL : https://www.pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.1920849117 (cf. p. 18).

Kossin, J. P., T. L. Olander et K. R. Knapp (2013). Trend Analysis with a New Global Record of Tropical Cyclone Intensity. *Journal of Climate* 26.24, p. 9960-9976. DOI : 10.1175/JCLI-D-13-00262.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/26/24/jcli-d-13-00262.1.xml (cf. p. 17, 18).

Lander, M. A. et C. P. Guard (1998). A Look at Global Tropical Cyclone Activity during 1995 : Contrasting High Atlantic Activity with Low Activity in Other Basins. *Monthly Weather Review* 126.5, p. 1163-1173. DOI : 10.1175/1520-0493(1998)126<1163:ALAGTC>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/126/5/1520-0493_1998_126_1163_alagtc_2.0.co_2.xml (cf. p. 7).

Landsea, C. W., C. Anderson, N. Charles, G. Clark, J. Dunion, J. Fernandez-Partagas, P. Hungerford, C. Neumann et M. Zimmer (2004). The Atlantic Hurricane Database Re-Analysis Project : Documentation for the 1851–1910 Alterations and Additions to the HURDAT Database. *Hurricanes and typhoons : Past, present and future* 177, p. 221 (cf. p. 16).

Landsea, C. W. (2000). El Nino-Southern Oscillation and the Seasonal Predictability of Tropical Cyclones. *El Nino : Impacts of Multiscale Variability on Natural Ecosystems and Society*, p. 149-181. URL : https://cir.nii.ac.jp/crid/1572824500730035456 (cf. p. 120, 125).

Landsea, C. W. et J. L. Franklin (2013). Atlantic Hurricane Database Uncertainty and Presentation of a New Database Format. *Monthly Weather Review* 141.10, p. 3576-3592. DOI : 10.1175/MWR-D-12-00254.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/141/10/mwr-d-12-00254.1.xml (cf. p. 17).

Landsea, C. W. et W. M. Gray (1992). The Strong Association between Western Sahelian Monsoon Rainfall and Intense Atlantic Hurricanes. *Journal of Climate* 5.5, p. 435-453. DOI : 10.1175/1520-0442(1992)005<0435:TSABWS>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/5/5/1520-0442_1992_005_0435_tsabws_2_0_co_2.xml (cf. p. 11).

Lanzante, J. R. (2019). Uncertainties in Tropical-Cyclone Translation Speed. *Nature* 570.7759 (7759), E6-E15. DOI : 10.1038/s41586-019-1223-2. URL : https://www.nature.com/articles/s41586-019-1223-2 (cf. p. 19).

Leipper, D. F. (1967). Observed Ocean Conditions and Hurricane Hilda, 1964. *Journal of the Atmospheric Sciences* 24.2, p. 182-186. DOI : 10.1175/1520-0469(1967)024<0182:OOCAHH>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/24/2/1520-0469_1967_024_0182_oocahh_2_0_co_2.xml (cf. p. 12).

Lin, I.-I., S. Camargo, C. Patricola, J. Boucharel, S. Chand, P. Klotzbach, J. Chan, B. Wang, P. P. Chang, T. Li et F.-F. Jin (2020). « ENSO and Tropical Cyclones ». In : DOI : 10.1002/9781119548164.ch17 (cf. p. 111, 120, 125).

Lopez, P. (2002). Implementation and Validation of a New Prognostic Large-Scale Cloud and Precipitation Scheme for Climate and Data-Assimilation Purposes. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 128.579, p. 229-257. DOI : 10.1256/00359000260498879. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1256/00359000260498879 (cf. p. 121).

Lucas, C., B. Timbal et H. Nguyen (2014). The Expanding Tropics : A Critical Assessment of the Observational and Modeling Studies. *WIREs Climate Change* 5.1, p. 89-112. DOI :

10.1002/wcc.251. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/wcc.251 (cf. p. 65).

MacKinnon, J. G. et H. White (1985). Some Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimators with Improved Finite Sample Properties. *Journal of Econometrics* 29.3, p. 305-325. DOI : 10.1016/0304-4076(85)90158-7. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304407685901587 (cf. p. 98).

Manabe, S., J. L. Holloway et H. M. Stone (1970). Tropical Circulation in a Time-Integration of a Global Model of the Atmosphere. *Journal of the Atmospheric Sciences* 27.4, p. 580-613. DOI : 10.1175/1520-0469(1970)027<0580:TCIATI>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/27/4/1520-0469_1970_027_0580_tciati_2_0_co_2.xml (cf. p. 23, 24, 26).

Maue, R. N. (2011). Recent Historically Low Global Tropical Cyclone Activity. *Geophysical Research Letters* 38.14. DOI : 10.1029/2011GL047711. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2011GL047711 (cf. p. 18, 19).

McBride, J. L. (1984). Comments on "Simulation of Hurricane-Type Vortices in a General Circulation Model". *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography* 36.1, p. 92-93. DOI : 10.3402/tellusa.v36i1.11470. URL : https://doi.org/10.3402/tellusa.v36i1.11470 (cf. p. 23).

McDonald, R. E., D. G. Bleaken, D. R. Cresswell, V. D. Pope et C. A. Senior (2005). Tropical Storms : Representation and Diagnosis in Climate Models and the Impacts of Climate Change. *Climate Dynamics* 25.1, p. 19-36. DOI : 10.1007/s00382-004-0491-0. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-004-0491-0 (cf. p. 30, 64, 84, 96, 125).

McGauley, M. G. et D. S. Nolan (2011). Measuring Environmental Favorability for Tropical Cyclogenesis by Statistical Analysis of Threshold Parameters. *Journal of Climate* 24.23, p. 5968-5997. DOI : 10.1175/2011JCLI4176.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/24/23/2011jcli4176.1.xml (cf. p. 85).

McGregor, J. L. (2013). Recent Developments in Variable-Resolution Global Climate Modelling. *Climatic Change* 129.3, p. 369-380. DOI : 10.1007/s10584-013-0866-5. URL : https://doi.org/10.1007/s10584-013-0866-5 (cf. p. 23).

McTaggart-Cowan, R., L. F. Bosart, C. A. Davis, E. H. Atallah, J. R. Gyakum et K. A. Emanuel (2006). Analysis of Hurricane Catarina (2004). *Monthly Weather Review* 134.11, p. 3029-3053. DOI : 10.1175/MWR3330.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/134/11/mwr3330.1.xml (cf. p. 8).

Meehl, G. A., T. F. Stocker, W. D. Collins, P. Friedlingstein, A. T. Gaye, J. M. Gregory, A. Kitoh, R. Knutti, J. M. Murphy, A. Noda, S. C. B. Raper, I. G. Watterson, A. J. Weaver, Z.-C. Zhao, R. B. Alley, J. Annan, J. Arblaster, C. Bitz, P. Brockmann, V. Brovkin et al. (2007). « Global Climate Projections ». In : *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA : Cambridge University Press, p. 747-845 (cf. p. 33).

Menkes, C. E., M. Lengaigne, P. Marchesiello, N. C. Jourdain, E. M. Vincent, J. Lefèvre, F. Chauvin et J.-F. Royer (2012). Comparison of Tropical Cyclogenesis Indices on Seasonal to Interannual Timescales. *Climate Dynamics* 38.1, p. 301-321. DOI : 10.1007/s00382-

011-1126-x. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-011-1126-x (cf. p. 30, 88, 90, 91, 95, 116).

Montgomery, M. T. et B. F. Farrell (1993). Tropical Cyclone Formation. *Journal of the Atmospheric Sciences* 50.2, p. 285-310. DOI : 10.1175/1520-0469(1993)050<0285:TCF>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/50/2/1520-0469_1993_050_0285_tcf_2_0_co_2.xml (cf. p. 11).

Moon, I.-J., S.-H. Kim et J. C. L. Chan (2019). Climate Change and Tropical Cyclone Trend. *Nature* 570.7759 (7759), E3-E5. DOI : 10.1038/s41586-019-1222-3. URL : https://www.nature.com/articles/s41586-019-1222-3 (cf. p. 19).

Murakami, H., T. Li et M. Peng (2013). Changes to Environmental Parameters That Control Tropical Cyclone Genesis under Global Warming. *Geophysical Research Letters* 40.10, p. 2265-2270. DOI : 10.1002/grl.50393. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/grl.50393 (cf. p. 2, 31).

Murakami, H., G. A. Vecchi, S. Underwood, T. L. Delworth, A. T. Wittenberg, W. G. Anderson, J.-H. Chen, R. G. Gudgel, L. M. Harris, S.-J. Lin et F. Zeng (2015). Simulation and Prediction of Category 4 and 5 Hurricanes in the High-Resolution GFDL HiFLOR Coupled Climate Model. *Journal of Climate* 28.23, p. 9058-9079. DOI : 10.1175/JCLI-D-15-0216.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/28/23/jcli-d-15-0216.1.xml (cf. p. 26).

Murakami, H., Y. Wang, H. Yoshimura, R. Mizuta, M. Sugi, E. Shindo, Y. Adachi, S. Yukimoto, M. Hosaka, S. Kusunoki, T. Ose et A. Kitoh (2012). Future Changes in Tropical Cyclone Activity Projected by the New High-Resolution MRI-AGCM. *Journal of Climate* 25.9, p. 3237-3260. DOI : 10.1175/JCLI-D-11-00415.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/25/9/jcli-d-11-00415.1.xml (cf. p. 26).

Nakamura, T., K. Taki, H. Nomiya, K. Seki et K. Uehara (2013). A Shape-Based Similarity Measure for Time Series Data with Ensemble Learning. *Pattern Analysis and Applications* 16.4, p. 535-548. DOI : 10.1007/s10044-011-0262-6. URL : https://doi.org/10.1007/s10044-011-0262-6 (cf. p. 73-75).

Needham, H. F., B. D. Keim et D. Sathiaraj (2015). A Review of Tropical Cyclone-Generated Storm Surges : Global Data Sources, Observations, and Impacts. *Reviews of Geophysics* 53.2, p. 545-591. DOI : 10.1002/2014RG000477. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2014RG000477 (cf. p. 10).

Nolan, D. S. et E. D. Rappin (2008). Increased Sensitivity of Tropical Cyclogenesis to Wind Shear in Higher SST Environments. *Geophysical Research Letters* 35.14. DOI : 10.1029/2008GL034147. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2008GL034147 (cf. p. 2, 31).

O'Neill, B. C., C. Tebaldi, D. P. van Vuuren, V. Eyring, P. Friedlingstein, G. Hurtt, R. Knutti, E. Kriegler, J.-F. Lamarque, J. Lowe, G. A. Meehl, R. Moss, K. Riahi et B. M. Sanderson (2016). The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development* 9.9, p. 3461-3482. DOI : 10.5194/gmd-9-3461-2016. URL : https://gmd.copernicus.org/articles/9/3461/2016/ (cf. p. 158).

Olander, T. L., C. S. Velden et M. A. Turk (2002). « Development of the Advanced Objective Dvorak Technique (AODT)—Current Progress and Future Directions ». In : *Preprints,*

25th Conf. on Hurricanes and Tropical Meteorology, San Diego, CA, Amer. Meteor. Soc, p. 585-586 (cf. p. 16).

Olander, T. L. et C. S. Velden (2007). The Advanced Dvorak Technique : Continued Development of an Objective Scheme to Estimate Tropical Cyclone Intensity Using Geostationary Infrared Satellite Imagery. *Weather and Forecasting* 22.2, p. 287-298. DOI : 10.1175/WAF975.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/22/2/waf975_1.xml (cf. p. 16, 18).

— (2019). The Advanced Dvorak Technique (ADT) for Estimating Tropical Cyclone Intensity : Update and New Capabilities. *Weather and Forecasting* 34.4, p. 905-922. DOI : 10.1175/WAF-D-19-0007.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/34/4/waf-d-19-0007_1.xml (cf. p. 16).

Oouchi, K., J. Yoshimura, H. Yoshimura, R. Mizuta, S. Kusunoki et A. Noda (2006). Tropical Cyclone Climatology in a Global-Warming Climate as Simulated in a 20 Km-Mesh Global Atmospheric Model : Frequency and Wind Intensity Analyses. . *2* 84.2, p. 259-276. DOI : 10.2151/jmsj.84.259 (cf. p. 65).

Palmen, E. (1948). On the Formation and Structure of Tropical Hurricanes. *Geophysica* 3.1, p. 26-38 (cf. p. 12, 30).

Patricola, C. M., R. Saravanan et P. Chang (2018). The Response of Atlantic Tropical Cyclones to Suppression of African Easterly Waves. *Geophysical Research Letters* 45.1, p. 471-479. DOI : 10.1002/2017GL076081. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2017GL076081 (cf. p. 11).

Perlboth, I. (1967). Hurricane Behavior as Related to Oceanographic Environmental Conditions. *Tellus* 19.2, p. 258-268. DOI : 10.1111/j.2153-3490.1967.tb01481.x. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.2153-3490.1967.tb01481.x (cf. p. 12).

Piriou, J.-M., J.-L. Redelsperger, J.-F. Geleyn, J.-P. Lafore et F. Guichard (2007). An Approach for Convective Parameterization with Memory : Separating Microphysics and Transport in Grid-Scale Equations. *Journal of the Atmospheric Sciences* 64.11, p. 4127-4139. DOI : 10.1175/2007JAS2144.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/64/11/2007jas2144.1.xml (cf. p. 121).

Powell, M. D. et T. A. Reinhold (2007). Tropical Cyclone Destructive Potential by Integrated Kinetic Energy. *Bulletin of the American Meteorological Society* 88.4, p. 513-526. DOI : 10.1175/BAMS-88-4-513. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/88/4/bams-88-4-513.xml (cf. p. 10).

Rappin, E. D., D. S. Nolan et K. A. Emanuel (2010). Thermodynamic Control of Tropical Cyclogenesis in Environments of Radiative-Convective Equilibrium with Shear. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 136.653, p. 1954-1971. DOI : 10.1002/qj.706. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.706 (cf. p. 150).

Rayner, N. A., D. E. Parker, E. B. Horton, C. K. Folland, L. V. Alexander, D. P. Rowell, E. C. Kent et A. Kaplan (2003). Global Analyses of Sea Surface Temperature, Sea Ice, and Night Marine Air Temperature since the Late Nineteenth Century. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 108.D14. DOI : 10.1029/2002JD002670. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2002JD002670 (cf. p. 122).

Redmond, G., K. I. Hodges, C. Mcsweeney, R. Jones et D. Hein (2015). Projected Changes in Tropical Cyclones over Vietnam and the South China Sea Using a 25 Km Regional Climate Model Perturbed Physics Ensemble. *Climate Dynamics* 45.7, p. 1983-2000. DOI : 10.1007/s00382-014-2450-8. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-014-2450-8 (cf. p. 21).

Roberts, M. J., J. Camp, J. Seddon, P. L. Vidale, K. Hodges, B. Vannière, J. Mecking, R. Haarsma, A. Bellucci, E. Scoccimarro, L.-P. Caron, F. Chauvin, L. Terray, S. Valcke, M.-P. Moine, D. Putrasahan, C. D. Roberts, R. Senan, C. Zarzycki et P. Ullrich (2020a). Impact of Model Resolution on Tropical Cyclone Simulation Using the HighResMIP–PRIMAVERA Multimodel Ensemble. *Journal of Climate* 33.7, p. 2557-2583. DOI : 10.1175/JCLI-D-19-0639.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/33/7/jcli-d-19-0639.1.xml (cf. p. 21, 24-26, 122).

Roberts, M. J., J. Camp, J. Seddon, P. L. Vidale, K. Hodges, B. Vannière, J. Mecking, R. Haarsma, A. Bellucci, E. Scoccimarro, L.-P. Caron, F. Chauvin, L. Terray, S. Valcke, M.-P. Moine, D. Putrasahan, C. D. Roberts, R. Senan, C. Zarzycki, P. Ullrich et al. (2020b). Projected Future Changes in Tropical Cyclones Using the CMIP6 HighResMIP Multimodel Ensemble. *Geophysical Research Letters* 47.14, e2020GL088662. DOI : 10.1029/2020GL088662. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020GL088662 (cf. p. 25, 28).

Roeckner, E., G. Bäuml, L. Bonaventura, R. Brokopf, M. Esch, M. Giorgetta, S. Hagemann, I. Kirchner, L. Kornblueh, E. Manzini et al. (2003). The Atmospheric General Circulation Model ECHAM 5. PART I : Model Description. URL : https://pure.mpg.de/rest/items/item_995269/component/file_3192562/content (cf. p. 31).

Royer, J.-F., F. Chauvin, B. Timbal, P. Araspin et D. Grimal (1998). A Gcm Study of the Impact of Greenhouse Gas Increase on the Frequency of Occurrence of Tropical Cyclones. *Climatic Change* 38.3, p. 307-343. DOI : 10.1023/A:1005386312622. URL : https://doi.org/10.1023/A:1005386312622 (cf. p. 30, 84, 96, 116).

Ryan, B. F., I. G. Watterson et J. L. Evans (1992). Tropical Cyclone Frequencies Inferred from Gray's Yearly Genesis Parameter : Validation of GCM Tropical Climates. *Geophysical Research Letters* 19.18, p. 1831-1834. DOI : 10.1029/92GL02149. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/92GL02149 (cf. p. 30).

Saint-Martin, D., O. Geoffroy, A. Voldoire, J. Cattiaux, F. Brient, F. Chauvin, M. Chevallier, J. Colin, B. Decharme, C. Delire, H. Douville, J.-F. Guérémy, E. Joetzjer, A. Ribes, R. Roehrig, L. Terray et S. Valcke (2021). Tracking Changes in Climate Sensitivity in CNRM Climate Models. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 13.6, e2020MS002190. DOI : 10.1029/2020MS002190. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020MS002190 (cf. p. 20).

Satoh, M., Y. Yamada, M. Sugi, C. Kodama et A. T. Noda (2015). Constraint on Future Change in Global Frequency of Tropical Cyclones Due to Global Warming. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* 93.4, p. 489-500. DOI : 10.2151/jmsj.2015-025 (cf. p. 34).

Schmidt, F. (1977). Variable Fine Mesh in Spectral Global Models. *Beitr Phys Atmos* 50, p. 211-217 (cf. p. 22).

Schreck, C. J., K. R. Knapp et J. P. Kossin (2014). The Impact of Best Track Discrepancies on Global Tropical Cyclone Climatologies Using IBTrACS. *Monthly Weather Review* 142.10, p. 3881-3899. DOI : 10.1175/MWR-D-14-00021.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/142/10/mwr-d-14-00021.1.xml (cf. p. 7, 17, 92).

Séférian, R., P. Nabat, M. Michou, D. Saint-Martin, A. Voldoire, J. Colin, B. Decharme, C. Delire, S. Berthet, M. Chevallier, S. Sénési, L. Franchisteguy, J. Vial, M. Mallet, E. Joetzjer, O. Geoffroy, J.-F. Guérémy, M.-P. Moine, R. Msadek, A. Ribes et al. (2019). Evaluation of CNRM Earth System Model, CNRM-ESM2-1 : Role of Earth System Processes in Present-Day and Future Climate. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 11.12, p. 4182-4227. DOI : 10.1029/2019MS001791. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2019MS001791 (cf. p. 21, 121).

Seneviratne, S. I., X. Zhang, M. Adnan, W. Badi, C. Dereczynski, A. Di Luca, S. Ghosh, I. Iskandar, J. Kossin, S. Lewis, F. Otto, I. Pinto, M. Satoh, S. M. Vicente-Serrano, M. Wehner et B. Zhou (2021). « Weather and Climate Extreme Events in a Changing Climate ». In : *Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Sous la dir. de V. Masson-Delmotte, P. Zhai, A. Pirani, S. L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M. I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J. B. R. Matthews, T. K. Maycock, T. Waterfield, Ö. Yelekçi, R. Yu et B. Zhou. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA : Cambridge University Press, p. 1513-1766. DOI : 10.1017/9781009157896.001 (cf. p. 1, 18, 19, 24, 33).

Shaevitz, D. A., S. J. Camargo, A. H. Sobel, J. A. Jonas, D. Kim, A. Kumar, T. E. LaRow, Y.-K. Lim, H. Murakami, K. A. Reed, M. J. Roberts, E. Scoccimarro, P. L. Vidale, H. Wang, M. F. Wehner, M. Zhao et N. Henderson (2014). Characteristics of Tropical Cyclones in High-Resolution Models in the Present Climate. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 6.4, p. 1154-1172. DOI : 10.1002/2014MS000372. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2014MS000372 (cf. p. 24).

Shultz, J. M., J. Russell et Z. Espinel (2005). Epidemiology of Tropical Cyclones : The Dynamics of Disaster, Disease, and Development. *Epidemiologic Reviews* 27.1, p. 21-35. DOI : 10.1093/epirev/mxi011. URL : https://doi.org/10.1093/epirev/mxi011 (cf. p. 10).

Smith, A. B. (2020). *U.S. Billion-dollar Weather and Climate Disasters, 1980 - Present (NCEI Accession 0209268)*. NOAA National Centers for Environmental Information. DOI : 10.25921/STKW-7W73. URL : https://www.ncei.noaa.gov/archive/accession/0209268 (visité le 03/07/2023) (cf. p. 10).

Sobel, A. H., S. J. Camargo, T. M. Hall, C.-Y. Lee, M. K. Tippett et A. A. Wing (2016). Human Influence on Tropical Cyclone Intensity. *Science* 353.6296, p. 242-246. DOI : 10.1126/science.aaf6574. URL : https://www.science.org/doi/10.1126/science.aaf6574 (cf. p. 2).

Staten, P. W., J. Lu, K. M. Grise, S. M. Davis et T. Birner (2018). Re-Examining Tropical Expansion. *Nature Climate Change* 8.9 (9), p. 768-775. DOI : 10.1038/s41558-018-0246-2. URL : https://www.nature.com/articles/s41558-018-0246-2 (cf. p. 65).

Sugi, M. et J. Yoshimura (2012). Decreasing Trend of Tropical Cyclone Frequency in 228-Year High-Resolution AGCM Simulations. *Geophysical Research Letters* 39.19. DOI :

10.1029/2012GL053360. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2012GL053360 (cf. p. 34).

Swanson, K. L. (2008). Nonlocality of Atlantic Tropical Cyclone Intensities. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems* 9.4. DOI : 10.1029/2007GC001844. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2007GC001844 (cf. p. 86).

Tang, B. et S. J. Camargo (2014). Environmental Control of Tropical Cyclones in CMIP5 : A Ventilation Perspective. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 6.1, p. 115-128. DOI : 10.1002/2013MS000294. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2013MS000294 (cf. p. 34).

Taranu, I. S., S. Somot, A. Alias, J. Boé et C. Delire (2023). Mechanisms behind Large-Scale Inconsistencies between Regional and Global Climate Model-Based Projections over Europe. *Climate Dynamics* 60.11, p. 3813-3838. DOI : 10.1007/s00382-022-06540-6. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-022-06540-6 (cf. p. 22).

Thorncroft, C. et K. Hodges (2001). African Easterly Wave Variability and Its Relationship to Atlantic Tropical Cyclone Activity. *Journal of Climate* 14.6, p. 1166-1179. DOI : 10.1175/1520-0442(2001)014<1166:AEWVAI>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/14/6/1520-0442_2001_014_1166_aewvai_2.0.co_2.xml (cf. p. 11).

Ting, M., Y. Kushnir, R. Seager et C. Li (2009). Forced and Internal Twentieth-Century SST Trends in the North Atlantic. *Journal of Climate* 22.6, p. 1469-1481. DOI : 10.1175/2008JCLI2561.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/22/6/2008jcli2561.1.xml (cf. p. 18).

Tippett, M. K., S. J. Camargo et A. H. Sobel (2011). A Poisson Regression Index for Tropical Cyclone Genesis and the Role of Large-Scale Vorticity in Genesis. *Journal of Climate* 24.9, p. 2335-2357. DOI : 10.1175/2010JCLI3811.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/24/9/2010jcli3811.1.xml (cf. p. 86, 87, 95, 96, 98-101, 103, 108, 116, 128, 158).

TOP 500 (2023). Belenos - Bull Sequana XH2000, AMD EPYC 7742 64C 2.25GHz, Mellanox HDR100. URL : https://www.top500.org/system/179853/ (visité le 13/08/2023) (cf. p. 21).

Torres-Alavez, J. A., R. Glazer, F. Giorgi, E. Coppola, X. Gao, K. I. Hodges, S. Das, M. Ashfaq, M. Reale et T. Sines (2021). Future Projections in Tropical Cyclone Activity over Multiple CORDEX Domains from RegCM4 CORDEX-CORE Simulations. *Climate Dynamics* 57.5, p. 1507-1531. DOI : 10.1007/s00382-021-05728-6. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-021-05728-6 (cf. p. 21).

Tory, K. J., S. S. Chand, R. A. Dare et J. L. McBride (2013a). The Development and Assessment of a Model-, Grid-, and Basin-Independent Tropical Cyclone Detection Scheme. *Journal of Climate* 26.15, p. 5493-5507. DOI : 10.1175/JCLI-D-12-00510.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/26/15/jcli-d-12-00510.1.xml (cf. p. 40).

Tory, K. J., S. S. Chand, J. L. McBride, H. Ye et R. A. Dare (2013b). Projected Changes in Late-Twenty-First-Century Tropical Cyclone Frequency in 13 Coupled Climate Models from Phase 5 of the Coupled Model Intercomparison Project. *Journal of Climate* 26.24,

p. 9946-9959. DOI : 10.1175/JCLI-D-13-00010.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/26/24/jcli-d-13-00010.1.xml (cf. p. 68).

Tory, K. J. et R. A. Dare (2015). Sea Surface Temperature Thresholds for Tropical Cyclone Formation. *Journal of Climate* 28.20, p. 8171-8183. DOI : 10.1175/JCLI-D-14-00637.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/28/20/jcli-d-14-00637.1.xml (cf. p. 68).

Tory, K. J., R. A. Dare, N. E. Davidson, J. L. McBride et S. S. Chand (2013c). The Importance of Low-Deformation Vorticity in Tropical Cyclone Formation. *Atmospheric Chemistry and Physics* 13.4, p. 2115-2132. DOI : 10.5194/acp-13-2115-2013. URL : https://acp.copernicus.org/articles/13/2115/2013/ (cf. p. 71).

Tory, K. J. et W. M. Frank (2010). « Tropical Cyclone Formation ». In : *Global Perspectives on Tropical Cyclones*. T. Volume 4. World Scientific Series on Asia-Pacific Weather and Climate Volume 4. WORLD SCIENTIFIC, p. 55-91. DOI : 10.1142/9789814293488_0002. URL : https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9789814293488_0002 (visité le 10/07/2023) (cf. p. 11).

Tsutsui, J.-i. et A. Kasahara (1996). Simulated Tropical Cyclones Using the National Center for Atmospheric Research Community Climate Model. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 101.D10, p. 15013-15032. DOI : 10.1029/95JD03774. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/95JD03774 (cf. p. 64).

Tsutsui, J. (2002). Implications of Anthropogenic Climate Change for Tropical Cyclone Activity : A Case Study with the NCAR CCM2. . *2* 80.1, p. 45-65. DOI : 10.2151/jmsj.80.45 (cf. p. 64).

Ullrich, P. A. et C. M. Zarzycki (2017). TempestExtremes : A Framework for Scale-Insensitive Pointwise Feature Tracking on Unstructured Grids. *Geoscientific Model Development* 10.3, p. 1069-1090. DOI : 10.5194/gmd-10-1069-2017. URL : https://gmd.copernicus.org/articles/10/1069/2017/ (cf. p. 27, 28, 40).

Uppala, S. M., P. W. KÅllberg, A. J. Simmons, U. Andrae, V. D. C. Bechtold, M. Fiorino, J. K. Gibson, J. Haseler, A. Hernandez, G. A. Kelly, X. Li, K. Onogi, S. Saarinen, N. Sokka, R. P. Allan, E. Andersson, K. Arpe, M. A. Balmaseda, A. C. M. Beljaars, L. V. D. Berg et al. (2005). The ERA-40 Re-Analysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 131.612, p. 2961-3012. DOI : 10.1256/qj.04.176. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1256/qj.04.176 (cf. p. 86, 97).

Vecchi, G. A., T. L. Delworth, H. Murakami, S. D. Underwood, A. T. Wittenberg, F. Zeng, W. Zhang, J. W. Baldwin, K. T. Bhatia, W. Cooke, J. He, S. B. Kapnick, T. R. Knutson, G. Villarini, K. van der Wiel, W. Anderson, V. Balaji, J.-H. Chen, K. W. Dixon, R. Gudgel et al. (2019). Tropical Cyclone Sensitivities to CO2 Doubling : Roles of Atmospheric Resolution, Synoptic Variability and Background Climate Changes. *Climate Dynamics* 53.9, p. 5999-6033. DOI : 10.1007/s00382-019-04913-y. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-019-04913-y (cf. p. 33).

Vecchi, G. A. et B. J. Soden (2007). Effect of Remote Sea Surface Temperature Change on Tropical Cyclone Potential Intensity. *Nature* 450.7172 (7172), p. 1066-1070. DOI : 10.1038/nature06423. URL : https://www.nature.com/articles/nature06423 (cf. p. 86).

Velden, C. S., T. L. Olander et R. M. Zehr (1998). Development of an Objective Scheme to Estimate Tropical Cyclone Intensity from Digital Geostationary Satellite Infrared Imagery. *Weather and Forecasting* 13.1, p. 172-186. DOI : 10.1175/1520-0434(1998)013<0172:DOAOST>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/13/1/1520-0434_1998_013_0172_doaost_2_0_co_2.xml (cf. p. 16).

Vitart, F., J. L. Anderson et W. F. Stern (1997). Simulation of Interannual Variability of Tropical Storm Frequency in an Ensemble of GCM Integrations. *Journal of Climate* 10.4, p. 745-760. DOI : 10.1175/1520-0442(1997)010<0745:SOIVOT>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/10/4/1520-0442_1997_010_0745_soivot_2.0.co_2.xml (cf. p. 24).

Voldoire, A., D. Saint-Martin, S. Sénési, B. Decharme, A. Alias, M. Chevallier, J. Colin, J.-F. Guérémy, M. Michou, M.-P. Moine, P. Nabat, R. Roehrig, D. Salas y Mélia, R. Séférian, S. Valcke, I. Beau, S. Belamari, S. Berthet, C. Cassou, J. Cattiaux et al. (2019). Evaluation of CMIP6 DECK Experiments With CNRM-CM6-1. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 11.7, p. 2177-2213. DOI : 10.1029/2019MS001683. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2019MS001683 (cf. p. 20, 21, 121, 142).

Voldoire, A., E. Sanchez-Gomez, D. Salas y Mélia, B. Decharme, C. Cassou, S. Sénési, S. Valcke, I. Beau, A. Alias, M. Chevallier, M. Déqué, J. Deshayes, H. Douville, E. Fernandez, G. Madec, E. Maisonnave, M.-P. Moine, S. Planton, D. Saint-Martin, S. Szopa et al. (2013). The CNRM-CM5.1 Global Climate Model : Description and Basic Evaluation. *Climate Dynamics* 40.9, p. 2091-2121. DOI : 10.1007/s00382-011-1259-y. URL : https://doi.org/10.1007/s00382-011-1259-y (cf. p. 121, 142).

Walsh, K. J. E., M. Fiorino, C. W. Landsea et K. L. McInnes (2007). Objectively Determined Resolution-Dependent Threshold Criteria for the Detection of Tropical Cyclones in Climate Models and Reanalyses. *Journal of Climate* 20.10, p. 2307-2314. DOI : 10.1175/JCLI4074.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/20/10/jcli4074.1.xml (cf. p. 40).

Walsh, K. J. E., J. L. McBride, P. J. Klotzbach, S. Balachandran, S. J. Camargo, G. Holland, T. R. Knutson, J. P. Kossin, T.-c. Lee, A. Sobel et M. Sugi (2016). Tropical Cyclones and Climate Change. *WIREs Climate Change* 7.1, p. 65-89. DOI : 10.1002/wcc.371. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/wcc.371 (cf. p. 24).

Wang, B. et J.-Y. Moon (2017). An Anomalous Genesis Potential Index for MJO Modulation of Tropical Cyclones. *Journal of Climate* 30.11, p. 4021-4035. DOI : 10.1175/JCLI-D-16-0749.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/30/11/jcli-d-16-0749.1.xml (cf. p. 85).

Wang, B. et H. Murakami (2020). Dynamic Genesis Potential Index for Diagnosing Present-Day and Future Global Tropical Cyclone Genesis. *Environmental Research Letters* 15.11, p. 114008. DOI : 10.1088/1748-9326/abbb01. URL : https://doi.org/10.1088/1748-9326/abbb01 (cf. p. 85, 87, 93, 95, 158).

Wang, B., Y. Yang, Q.-H. Ding, H. Murakami et F. Huang (2010). Climate Control of the Global Tropical Storm Days (1965–2008). *Geophysical Research Letters* 37.7. DOI : 10.1029/2010GL042487. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2010GL042487 (cf. p. 18).

Waters, J. J., J. L. Evans et C. E. Forest (2012). Large-Scale Diagnostics of Tropical Cyclogenesis Potential Using Environment Variability Metrics and Logistic Regression Models. *Journal of Climate* 25.18, p. 6092-6107. DOI : 10.1175/JCLI-D-11-00359.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/25/18/jcli-d-11-00359.1.xml (cf. p. 96).

Watterson, I. G., J. L. Evans et B. F. Ryan (1995). Seasonal and Interannual Variability of Tropical Cyclogenesis : Diagnostics from Large-Scale Fields. *Journal of Climate* 8.12, p. 3052-3066. DOI : 10.1175/1520-0442(1995)008<3052:SAIVOT>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/8/12/1520-0442_1995_008_3052_saivot_2_0_co_2.xml (cf. p. 30, 95, 134).

Webster, P. J., G. J. Holland, J. A. Curry et H.-R. Chang (2005). Changes in Tropical Cyclone Number, Duration, and Intensity in a Warming Environment. *Science* 309.5742, p. 1844-1846. DOI : 10.1126/science.1116448. URL : https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.1116448 (cf. p. 18).

Wehner, M., Prabhat, K. A. Reed, D. Stone, W. D. Collins et J. Bacmeister (2015). Resolution Dependence of Future Tropical Cyclone Projections of CAM5.1 in the U.S. CLIVAR Hurricane Working Group Idealized Configurations. *Journal of Climate* 28.10, p. 3905-3925. DOI : 10.1175/JCLI-D-14-00311.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/28/10/jcli-d-14-00311.1.xml (cf. p. 33, 34).

Wehner, M. F., K. A. Reed, F. Li, Prabhat, J. Bacmeister, C.-T. Chen, C. Paciorek, P. J. Gleckler, K. R. Sperber, W. D. Collins, A. Gettelman et C. Jablonowski (2014). The Effect of Horizontal Resolution on Simulation Quality in the Community Atmospheric Model, CAM5.1. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 6.4, p. 980-997. DOI : 10.1002/2013MS000276. URL : https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/2013MS000276 (cf. p. 26).

Weinkle, J., R. Maue et R. Pielke (2012). Historical Global Tropical Cyclone Landfalls. *Journal of Climate* 25.13, p. 4729-4735. DOI : 10.1175/JCLI-D-11-00719.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/25/13/jcli-d-11-00719.1.xml (cf. p. 19).

Wu, G. et N.-C. Lau (1992). A GCM Simulation of the Relationship between Tropical-Storm Formation and ENSO. *Monthly Weather Review* 120.6, p. 958-977. DOI : 10.1175/1520-0493(1992)120<0958:AGSOTR>2.0.CO;2. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/120/6/1520-0493_1992_120_0958_agsotr_2_0_co_2.xml (cf. p. 40, 64, 125).

Wu, W., A. H. Lynch et A. Rivers (2005). Estimating the Uncertainty in a Regional Climate Model Related to Initial and Lateral Boundary Conditions. *Journal of Climate* 18.7, p. 917-933. DOI : 10.1175/JCLI-3293.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/18/7/jcli-3293.1.xml (cf. p. 22).

Yamada, Y., C. Kodama, M. Satoh, M. Sugi, M. J. Roberts, R. Mizuta, A. T. Noda, T. Nasuno, M. Nakano et P. L. Vidale (2021). Evaluation of the Contribution of Tropical Cyclone Seeds to Changes in Tropical Cyclone Frequency Due to Global Warming in High-Resolution Multi-Model Ensemble Simulations. *Progress in Earth and Planetary Science* 8.1, p. 11. DOI : 10.1186/s40645-020-00397-1. URL : https://doi.org/10.1186/s40645-020-00397-1 (cf. p. 33).

Yanai, M. (1964). Formation of Tropical Cyclones. *Reviews of Geophysics* 2.2, p. 367-414. DOI : 10.1029/RG002i002p00367. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/RG002i002p00367 (cf. p. 11).

Ye, M., J. Wu, W. Liu, X. He et C. Wang (2020). Dependence of Tropical Cyclone Damage on Maximum Wind Speed and Socioeconomic Factors. *Environmental Research Letters* 15.9, p. 094061. DOI : 10.1088/1748-9326/ab9be2. URL : https://dx.doi.org/10.1088/1748-9326/ab9be2 (cf. p. 10).

Zarzycki, C. M. et C. Jablonowski (2014). A Multidecadal Simulation of Atlantic Tropical Cyclones Using a Variable-Resolution Global Atmospheric General Circulation Model. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 6.3, p. 805-828. DOI : 10.1002/2014MS000352. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2014MS000352 (cf. p. 65).

Zarzycki, C. M. et P. A. Ullrich (2017). Assessing Sensitivities in Algorithmic Detection of Tropical Cyclones in Climate Data. *Geophysical Research Letters* 44.2, p. 1141-1149. DOI : 10.1002/2016GL071606. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2016GL071606 (cf. p. 27, 28).

Zhang, Y., H. Wang, J. Sun et H. Drange (2010). Changes in the Tropical Cyclone Genesis Potential Index over the Western North Pacific in the SRES A2 Scenario. *Advances in Atmospheric Sciences* 27.6, p. 1246-1258. DOI : 10.1007/s00376-010-9096-1. URL : https://doi.org/10.1007/s00376-010-9096-1 (cf. p. 34).

Zhao, M., I. M. Held, S.-J. Lin et G. A. Vecchi (2009). Simulations of Global Hurricane Climatology, Interannual Variability, and Response to Global Warming Using a 50-Km Resolution GCM. *Journal of Climate* 22.24, p. 6653-6678. DOI : 10.1175/2009JCLI3049.1. URL : https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/22/24/2009jcli3049.1.xml (cf. p. 24, 27, 147).

RÉPUBLIQUE FRANÇAISE
Liberté Égalité Fraternité

Université de Toulouse

Methodes d'évaluation de l'activité cyclonique tropicale en changement climatique

Auteur : **William DULAC**
Directeur de thèse : **Julien CATTIAUX**
Co-encadrant de thèse : **Fabrice CHAUVIN**

Résumé court — Deux méthodes existent pour évaluer l'activité cyclonique tropicale en changement climatique : L'utilisation d'algorithmes de détection (traqueurs) de cyclones appliqués aux modèles de climat, ainsi que l'utilisation d'indices de cyclogénèse ; des relations statistiques liant l'activité cyclonique observée à des variables atmosphériques de grande échelle. Ces deux méthodes tendent à fournir des projections opposées dans les simulations climatiques. Les travaux réalisés dans cette thèse explorent chacune de ces deux méthodes d'évaluation dans le but d'apporter des améliorations à chacune d'elles. Le traqueur du CNRM est étudié en détails à travers une application à la réanalyse ERA5, et de nouvelles métriques d'évaluation des performances de détection sont proposées. De nouveaux indices de cyclogénèse sont construits et évalués, avec comme objectif principal d'améliorer la représentation de leur variabilité interannuelle.

Mots clés : Cyclones tropicaux, algorithme de détection, indices de cyclogénèse, changement climatique

Short abstract — Two methods exist for assessing tropical cyclone activity under climate change: the use of cyclone detection algorithms (trackers) applied to climate models, and the use of cyclogenesis indices; statistical relationships linking observed cyclone activity to large-scale atmospheric variables. These two methods tend to provide opposite projections in climate simulations. The work carried out in this thesis explores each of these two assessment methods, with the aim of making improvements to each. The CNRM tracker is studied in detail through an application to ERA5 reanalysis, and new metrics for evaluating detection performance are presented. New cyclogenesis indices are constructed and evaluated, with the main aim of improving the representation of their interannual variability.

Keywords: Tropical cyclones, tracking algorithm, cyclogenesis indices, climate change

École doctorale : SDU2E – Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace

Spécialité : Océan, Atmosphère, Climat

Centre National de Recherches Météorologiques
42 avenue Gaspard Coriolis 31100 Toulouse