

Faculté des sciences

Prévisibilité saisonnière de la banquise antarctique

Auteure : Marie Mester

Promoteurs : Thierry Fichefet & François Massonnet

Lecteur : Bas Van Wesemael

Année académique 2019-2020

Remerciements

Au terme de ce mémoire, je tiens à remercier mes promoteurs, Thierry Fichet et François Massonnet. Par leur suivi continu, leur disponibilité et leur aide tout au long de cette dernière année, ils m'ont permis de m'améliorer et de donner le meilleur de moi-même.

Je remercie tout particulièrement Sylvain Marchi pour sa disponibilité et ses réponses à mes questions. Ses nombreux conseils m'ont été d'une aide précieuse lors de la réalisation de ce mémoire.

Enfin, je remercie mes parents et proches pour leur soutien durant toutes mes études. Dans le contexte particulier de cette année 2020, ils m'ont permis de terminer sereinement cette étape de ma vie.

Résumé

La glace de mer antarctique est au centre d'une série d'enjeux scientifiques et socio-économiques. D'abord, les systèmes de prévisions climatiques et météorologiques au Pôle Sud sont à la traîne par rapport aux autres régions du monde. De plus, les expéditions touristiques et scientifiques sont de plus en plus nombreuses dans cette partie du monde. Or, l'accessibilité au continent antarctique dépend fortement de l'étendue de la banquise. Par conséquent, l'amélioration des prévisions saisonnières de l'étendue de la glace de mer antarctique s'avère cruciale pour aider les preneurs de décisions et pour améliorer nos connaissances sur la région.

Dans ce contexte, l'objectif de ce mémoire est de déterminer si la connaissance des conditions initiales des températures de surface de l'océan permet d'améliorer les prévisions saisonnières de la banquise antarctique. A cette fin, des prévisions initialisées pour 4 modèles du projet APPOSITE sont comparées à des prévisions de référence, non-initialisées par l'état initial. Cette comparaison est réalisée dans un cadre parfait, de telle sorte que les différences résultant des incertitudes sur les observations et sur les modèles ne sont pas prises en compte. Ainsi, cette démarche permet de juger de l'utilité de l'initialisation des modèles par les observations, qui est une opération très coûteuse.

Les résultats obtenus dans ce mémoire suggèrent que la connaissance des conditions initiales des températures de surface de l'océan Austral permet d'obtenir de la prévisibilité sur l'étendue de la banquise entre 5 à 11 mois après l'initialisation. La connaissance des conditions initiales permet également de la prévisibilité en hiver, jusqu'à 3 années après l'initialisation des prévisions. Cette prévisibilité en hiver découle du mécanisme de ré-émergence des anomalies de températures de surface de l'océan. Au contraire, l'été est caractérisé par une perte de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales pour tous les modèles. Or, c'est en été que le transport dans les eaux de l'océan Austral est le plus important.

Table des matières

Introduction	1
1 Etat de l'Art	4
1.1 La glace de mer antarctique	4
1.2 Prévisions climatiques	7
1.2.1 Prévisions à court terme	7
1.2.2 Approche du modèle parfait	10
1.3 Prévisibilité de la glace de mer	12
1.3.1 Définition de la prévisibilité	12
1.3.2 Mécanismes de prévisibilité de la glace de mer	12
2 Matériel et méthode	15
2.1 Projet APPOSITE	15
2.2 Métrique utilisée	19
2.2.1 Variabilité climatologique	20
2.2.2 Prévisibilité potentielle	21
3 Résultats	22
3.1 Général	22
3.2 Modèles avec stabilisation de l'erreur en hiver	24
3.2.1 HADGEM1-2	24
3.2.2 GFDLCM3	28
3.3 Modèles avec évolution cyclique de l'erreur	30
3.3.1 E6F	30
3.3.2 MIROC5-2	34
4 Discussion	37
4.1 Caractéristiques globales de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales	37
4.1.1 Prévisibilité en été	38
4.1.2 Prévisibilité en hiver	38
4.1.3 Prévisibilité en automne et au printemps	39
4.1.4 Modes généraux de prévisibilité	40
4.1.5 Comparaison avec la littérature scientifique	40
4.2 Différences régionales dans la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales	42
4.2.1 Modèles avec stabilisation de l'erreur en hiver	42
4.2.2 Modèles avec évolution cyclique de l'erreur	45

Conclusion	49
Bibliographie	55
Biographie	60

Introduction

La glace de mer présente à la surface des eaux polaires est une composante importante du système climatique. Elle agit comme une couche isolante qui régule les échanges de chaleur, de masse et de quantité de mouvement entre l'atmosphère et l'océan (Guemas *et al.*, 2014) et son albédo élevé joue un rôle essentiel dans le bilan énergétique global de la Terre, en modifiant la quantité de rayonnement solaire absorbée à la surface de celle-ci. Les processus de croissance et de fonte de la glace de mer ont une influence sur les caractéristiques des masses d'eau polaires, avec un impact potentiel sur la circulation océanique thermohaline. Les modifications des caractéristiques de la glace de mer attribuables au changement climatique global peuvent ainsi avoir d'importantes répercussions sur l'ensemble du système climatique (Chevallier *et al.*, 2019).

On trouve la glace de mer dans les deux régions polaires, à savoir en Arctique et en Antarctique. Cette glace de mer est également appelée banquise (Figure 1). La principale différence entre les deux régions est leur configuration géographique. L'Arctique est un océan dans lequel la banquise est limitée par les continents environnants. L'Antarctique, à l'inverse, est un continent entouré par l'océan Austral, dans lequel la banquise n'est pas contrainte géographiquement.



FIGURE 1: Photo de la banquise antarctique, prise en janvier 2018 (Hickey, 2018)

Cependant, les systèmes de prévisions météorologiques et climatiques pour les régions polaires sont à la traîne par rapport aux autres régions du monde. La faible priorité historiquement accordée à ces régions, le manque d'observations *in situ* et la difficulté de représenter numériquement les processus physiques qui s'y déroulent expliquent ce retard. Ces systèmes de prévisions sont actuellement améliorés grâce à de meilleures observations dans la région ainsi qu'à l'utilisation de modèles couplés atmosphère — glace de mer — océan. Si les études sur la prévisibilité de la glace de mer dans la région arctique ont largement profité de ces améliorations, les études en Antarctique sont encore trop peu nombreuses pour permettre des améliorations similaires. Il existe un cruel manque d'informations sur cette région, plus difficilement accessible (Jung *et al.*, 2016).

Ce manque d'informations et de précisions dans les observations implique un nombre important d'expéditions scientifiques dans la région. Les expéditions permettent notamment aux scientifiques de rejoindre l'une des 53 stations de recherche permanentes sur le continent. Elles permettent également des explorations et mesures utiles dans de nombreux domaines tels que l'océanographie, la biologie marine ou encore la glaciologie. L'Antarctique représente par ailleurs un cadre idéal pour suivre l'évolution du climat global, à travers l'archivage de données climatiques dans sa glace et ses sédiments. Ces expéditions comportent néanmoins leur lot de difficultés. En effet, les eaux de l'océan Austral peuvent s'avérer très dangereuses à cause des vents importants et de la présence de glace de mer. Ces difficultés rendent le coût des expéditions très élevé, car elles nécessitent des navires spécialement équipés (Polar Research Board, 2015).

Le transport dans la région place la glace de mer antarctique au centre d'une série d'enjeux géopolitiques et socio-économiques. En effet, outre les scientifiques, les eaux de l'océan Austral accueillent de plus en plus de touristes. Les changements dans la couverture de la glace de mer observés aux pôles ont provoqué une augmentation du tourisme et des activités économiques dans la région. L'Antarctique est en train de devenir une destination phare pour les touristes les plus aisés à la recherche de nouvelles aventures. Le risque accru de voir se transformer cette région telle qu'on la connaît aujourd'hui donne un sentiment d'urgence à la découverte de la « dernière frontière » (Schillat *et al.*, 2016). Le tourisme en Antarctique a pendant longtemps été majoritairement du tourisme par bateaux, qui partaient traditionnellement entre octobre et mars au départ de l'Amérique du Sud. Ces expéditions s'arrêtaient habituellement à la péninsule antarctique et parfois en mer de Ross (Figure 2). Depuis la fin des années 1980, l'industrie du tourisme en Antarctique s'est largement étendue et diversifiée en termes de types d'activités et de moyens de transport. On a ainsi vu l'apparition d'activités de tourisme telles que la voile, les croisières en yacht, les opérations de survol ou encore les grandes croisières sans escales. Ces expéditions peuvent dans certains cas aller jusqu'à atteindre l'Antarctique de l'Est. A cela s'ajoute un autre changement important dans les activités touristiques en Antarctique, qui est l'apparition du tourisme d'aventure. Celui-ci consiste en des activités comme le kayak, le ski, la plongée ou encore le camping. Ces activités sont parfois des compléments du tourisme classique par bateau (Schillat *et al.*, 2016). L'augmentation du tourisme en Antarctique est un phénomène toujours d'actualité puisque le nombre de passagers lors de la saison 2017-2018 a dépassé les 50 000. Cela représente une augmentation de près de 55 % par rapport à la saison 2010-2011 (Cheung *et al.*, 2019).

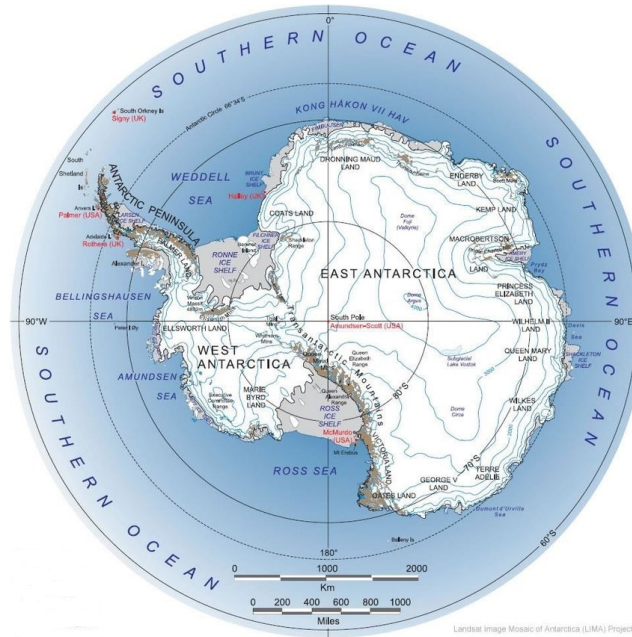


FIGURE 2: Carte de l'Antarctique (Dayal, 2013).

Ainsi, la région antarctique est au centre d'une série d'enjeux majeurs au niveau de son accessibilité. La banquise antarctique est par ailleurs encore mal représentée dans les modèles climatiques actuels. Dans ce contexte, il est important de pouvoir mieux prédire l'évolution de l'étendue et de l'épaisseur de la banquise sur des échelles de temps plus courtes, ceci dans le but d'améliorer les décisions stratégiques quant au transport dans la région.

L'objectif de ce mémoire consiste à évaluer la prévisibilité saisonnière potentielle de la glace de mer antarctique. La prévisibilité potentielle est celle que l'on pourrait atteindre si on avait une connaissance parfaite du système étudié. Or, comme cela a été expliqué plus haut, notre compréhension de l'Antarctique est actuellement limitée. Afin d'estimer la prévisibilité potentielle, on utilise des modèles climatiques dans un cadre parfait, c'est-à-dire en supposant qu'ils représentent parfaitement les processus en jeu et que les conditions initiales et aux frontières qui les alimentent sont exactes. Une comparaison entre les simulations de référence et les prévisions selon cette approche du modèle parfait sera alors utilisée pour 4 modèles du projet APPOSITE. Cette comparaison permettra d'évaluer la dépendance des prévisions climatiques aux conditions initiales dans un modèle idéalisé et par conséquent l'utilité de la connaissance des conditions initiales pour l'amélioration des prévisions saisonnières de la banquise antarctique. En d'autres termes, la finalité est de déterminer à quel point cette dépendance aux conditions initiales limite la fiabilité dans le temps des prévisions saisonnières de la glace de mer antarctique (Collins, 2002). Cette étude sera réalisée en divisant l'océan Austral en plusieurs bassins, ce qui permettra d'étudier les variations spatiales dans la prévisibilité.

Le premier chapitre du travail consiste en un état de l'art regroupant les informations de la littérature scientifique sur les prévisions à court terme et le concept de prévisibilité. Le deuxième chapitre décrit les modèles ainsi que les métriques utilisés. Le troisième chapitre se concentre sur la description des résultats obtenus grâce à la métrique utilisée. Enfin, dans le quatrième chapitre, ces résultats sont interprétés et comparés avec des études similaires de la littérature scientifique.

Chapitre 1

Etat de l'Art

1.1 La glace de mer antarctique

La glace de mer est une composante cruciale du système climatique, de par son altération de l'albédo planétaire, de la circulation océanique thermohaline et de la productivité océanique. De manière générale, la glace de mer inhibe les échanges d'énergie entre l'atmosphère et l'océan. Cet effet est particulièrement présent en hiver. La glace de mer antarctique présente plusieurs particularités comparée à son équivalent arctique, la principale étant sa géographie. En effet, l'Antarctique est un continent entouré d'un océan dans lequel la formation de glace de mer n'est pas contrainte par les terres (Figure 2). Les courants océaniques et atmosphériques y sont très importants. La plus grande partie de la glace de mer antarctique n'est pas pluriannuelle, c'est-à-dire qu'elle ne persiste pas d'année en année (Eayrs *et al.*, 2019). La glace de mer antarctique présente par ailleurs une forte variabilité, saisonnière et interannuelle. Un des mécanismes à l'origine de cette variabilité est le rôle des vents de surface sur la dérive de la glace, particulièrement l'intensification des vents de surface associés aux basses pressions circumpolaires. D'autres mécanismes expliquant cette variabilité peuvent être trouvés dans les processus de feedback entre l'océan et la glace de mer et des changements de caractéristique de l'océan, mais aussi dans la variabilité interne du système climatique (Eayrs *et al.*, 2019; Holland & Kwok, 2012; Lecomte *et al.*, 2017).

Le cycle saisonnier de la glace de mer antarctique est très marqué (Figure 1.2). Pour étudier ce cycle, l'étendue de la glace de mer est une variable souvent utilisée. Elle est dans ce cas définie comme étant la surface océanique totale où la concentration en glace de mer est supérieure à 15 %. En été austral, on observe l'étendue de glace de mer antarctique diminuer fortement jusqu'à ne retrouver de la glace qu'à proximité du continent. Ce minimum est atteint durant le mois de février et est d'environ $3.1 \times 10^6 \text{ km}^2$. Durant l'hiver austral, l'étendue de la glace de mer antarctique augmente de manière considérable jusqu'à atteindre son pic au mois de septembre. L'étendue y est alors limitée par le courant circumpolaire antarctique. Ce courant agit comme une séparation entre les courants subtropicaux chauds et les courants polaires froids. Une particularité clé de la glace de mer antarctique est qu'elle présente un cycle saisonnier asymétrique de fonte et de formation.

Ainsi, ce cycle saisonnier est caractérisé par une avance automnale lente entre mars et septembre et par un retrait printanier de la banquise presque deux fois plus rapide, entre novembre et février. Cette asymétrie dans le cycle saisonnier est liée d'une part aux changements dans la position et l'intensité des vents zonaux qui entourent l'Antarctique. D'autre part, les zones d'eau libre dans l'océan agissent comme un amplificateur de la fonte printanière de la glace. En tout, ce sont environ 15 millions de km^2 de glace de mer qui sont formés chaque année durant l'hiver austral, soit à peu près la taille du continent antarctique lui-même ou 1.5 fois la taille du continent européen. Si l'étendue de la glace de mer antarctique est importante en hiver, son épaisseur est en moyenne inférieure à 1 mètre (Eayrs *et al.*, 2019).

Si le caractère asymétrique du cycle saisonnier est récurrent d'une année à l'autre, la couverture de la glace de mer antarctique présente une importante variabilité interannuelle. Les observations montrent une légère hausse dans l'étendue de la glace de mer, de l'ordre de 1.5 % par décennie. Depuis 2016, cette tendance s'est inversée avec la diminution de l'étendue de glace de mer antarctique (Figure 1.1). Si la tendance positive observée entre 1979 et 2016 est faible, elle est tout de même en contradiction avec ce à quoi on s'attendrait suite au réchauffement climatique. Il n'existe pas de consensus scientifique sur les raisons sous-jacentes à cette tendance positive. Des explications possibles peuvent cependant se trouver dans la variabilité interne de l'étendue de la glace de mer, dans la diminution de la température de surface de l'océan austral associée à une phase positive du Mode Annulaire Austral ou encore dans le pouvoir stabilisateur sur la formation de glace de mer des eaux de fonte des calottes glaciaires (Eayrs *et al.*, 2019).

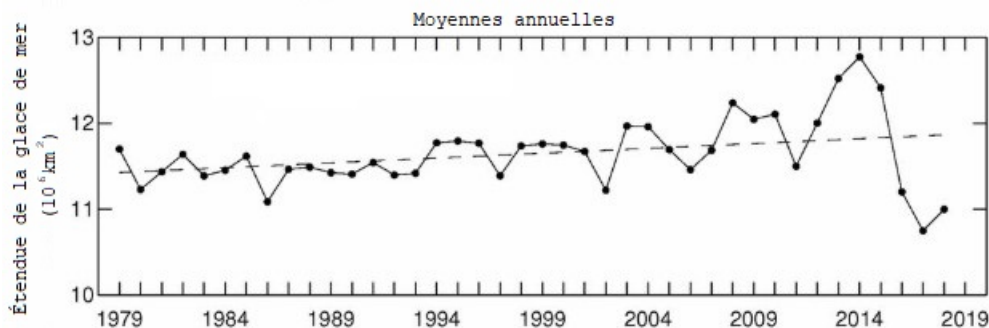


FIGURE 1.1: Moyennes annuelles de l'étendue de la glace de mer antarctique, entre 1979 et 2018. Adapté de Parkinson (2019).

Ces observations dans les moyennes annuelles de glace de mer résultent de tendances opposées dans les différentes régions de l'océan Austral. Les différences spatiales entre des tendances positives et des tendances négatives rendent compliquée la compréhension de la variabilité de la glace de mer antarctique. On observe par exemple une tendance positive dans l'évolution de l'étendue de la glace de mer ces 40 dernières années dans les mers de Ross et de Weddell, tandis que cette tendance est négative pour les mers d'Amundsen et de Bellingshausen (Eayrs *et al.*, 2019).

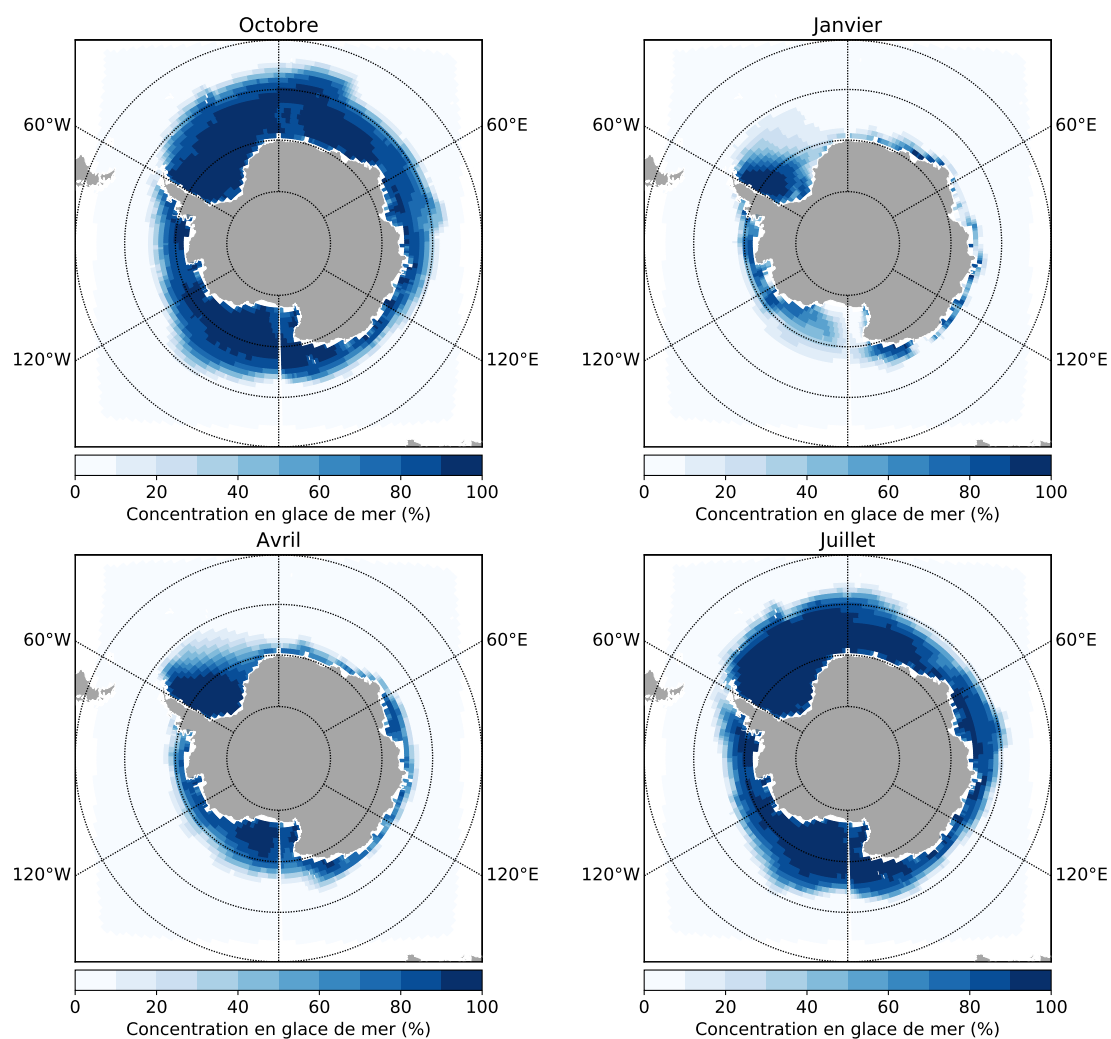


FIGURE 1.2: Variabilité saisonnière de la concentration de la glace de mer antarctique. Les données représentées sont des données mensuelles provenant de OSI-SAF (OSI-SAF, 2015).

1.2 Prévisions climatiques

1.2.1 Prévisions à court terme

Les phénomènes physiques régissant le climat étant impossibles à représenter à la perfection dans les modèles climatiques, ces derniers sont nécessairement imparfaits ce qui limite leur capacité de prévision (Kirtman *et al.*, 2013). Les erreurs systématiques présentes dans les modèles vont faire dériver ceux-ci vers leur propre climatologie. Ces dernières années, le perfectionnement des représentations numériques du système climatique, combiné à une augmentation de la puissance des ordinateurs et de meilleures observations, ont permis d'améliorer considérablement les modèles climatiques et leurs prévisions (Alley *et al.*, 2019). En particulier, l'avènement des prévisions à court terme a révolutionné le domaine des prévisions, en fournissant des informations extrêmement demandées par les gouvernements et les industries. Dans ce mémoire, le court terme fait référence aux échelles de temps couvrant quelques mois à quelques décennies. Les prévisions à court terme se définissent alors comme celles pour lesquelles une connaissance des conditions initiales améliore la prévision, par opposition aux prévisions de long terme, qui sont relativement insensibles aux conditions initiales (Figure 1.3) (Kirtman *et al.*, 2013).

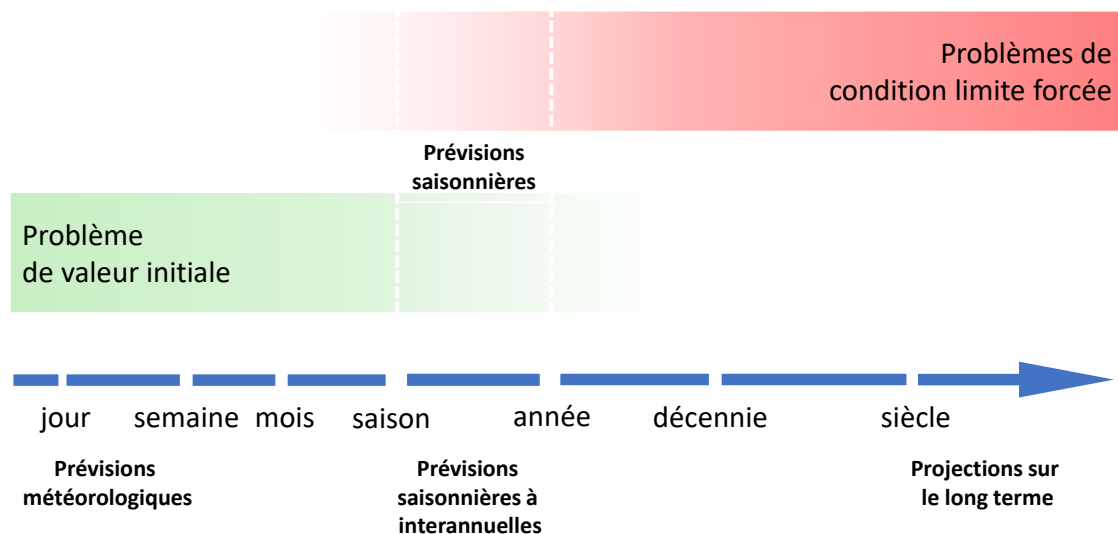


FIGURE 1.3: Echelle de temps des différents types de prévisions climatiques, avec l'importance relative de l'initialisation et des forçages. Adapté de Kirtman *et al.* (2013).

En particulier, on retrouve dans les prévisions à court terme les prévisions saisonnières. Celles-ci s'intéressent aux échelles de temps de l'ordre de deux semaines à un an. Les prévisions saisonnières permettent l'aide à la décision sur des enjeux sociaux essentiels, en fournissant des informations sur les risques à court terme d'événements climatiques extrêmes, par exemple. Elles sont dès lors fortement demandées par les décideurs, à qui elles permettent la prise d'action anticipée quant à ces risques climatiques. Les prévisions saisonnières se basent sur l'interaction entre des composantes à variation lente du système climatique (l'océan, typiquement) et l'atmosphère, qui possède un temps de prévisibilité très court (Palmer, 2006). Ainsi, ces prévisions sont réalisables grâce aux variations lentes et prévisibles de composantes du climat telles que la couverture neigeuse, la température de surface de l'océan ou encore la glace de mer. Par ailleurs, les forçages externes sur le climat causés par exemple par les éruptions volcaniques ont également une influence sur les variables climatiques. De cette manière, les prévisions saisonnières dépendent des conditions initiales du système climatique et, dans une moindre mesure, des conditions aux frontières de ce système (Doblas-Reyes *et al.*, 2013).

Plusieurs biais se développent au cours du temps dans les modèles. Ces biais vont amener divers types d'incertitudes dans les prévisions climatiques. Chaque type d'incertitudes sera plus au moins important selon l'échelle de temps considérée (Figure 1.4). D'abord, le modèle va petit à petit dériver des conditions initiales pour aller vers son propre état climatologique. Les incertitudes liées aux conditions initiales sont causées par le manque de précision dans le relevé des observations de l'état du système climatique à un moment donné. En effet, comme le système climatique est de nature chaotique, des petites erreurs dans l'état initial peuvent amener à des erreurs de prévisions majeures. Ce type d'incertitudes est appelé « problème aux conditions initiales » et est particulièrement présent lors des premières années d'une prévision climatique. Lorsque la dérive intervient rapidement, on parle de choc d'initialisation (Meehl *et al.*, 2014). Cette dérive dépend des erreurs systématiques incluses dans le modèle. En effet, le système d'équations utilisé dans le modèle pour représenter le système climatique est lui-même source d'incertitudes puisqu'il est impossible de représenter ce système parfaitement au moyen d'équations. Par ailleurs, la résolution spatiale des modèles ne permet pas de prendre en compte certains processus à petites échelles qui sont pourtant essentiels au système climatique. Pour pallier cette déficience des modèles, on utilise des « paramétrisations » qui expriment au moyen de variables à grande échelle l'effet des processus non-résolus aux petites échelles, via des lois empiriques. Le schéma de paramétrisation est lui-même à l'origine d'incertitudes. Enfin, il existe également des incertitudes liées à la connaissance des paramètres externes, qui sont causées par la nature stochastique d'événements telles que les éruptions volcaniques mais aussi par l'impossibilité de prédire correctement l'évolution des activités humaines. Ce type d'incertitudes est très faible au début d'une prévision climatique mais augmente avec le temps et est principalement lié au scénario d'émissions de gaz à effet de serre. C'est pourquoi il n'est pas important de connaître les conditions initiales pour des prévisions climatiques d'ici la fin du siècle, car à cette échelle de temps l'incertitude totale est majoritairement dépendante de l'incertitude sur le scénario. A l'inverse, la connaissance des conditions initiales va influencer fortement les performances des prévisions saisonnières (Palmer, 2006).

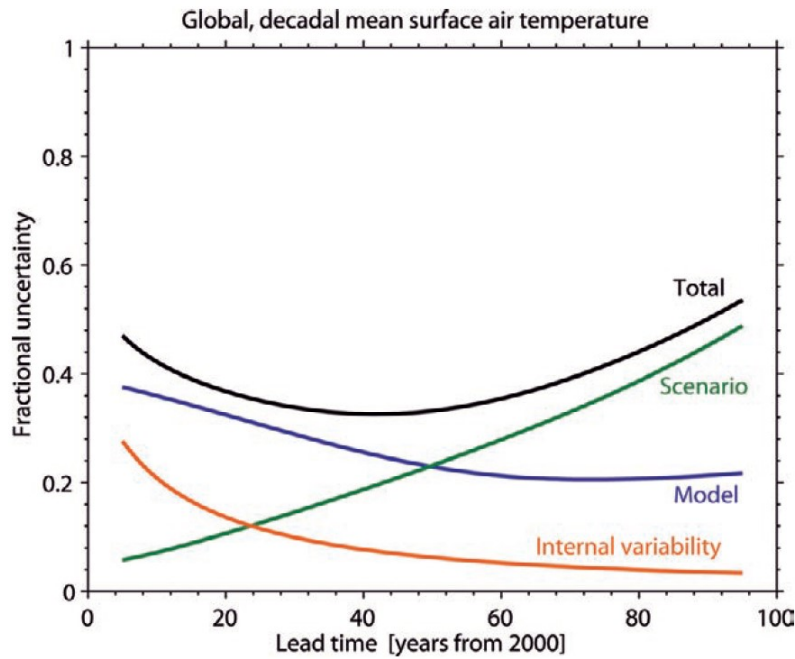


FIGURE 1.4: Importance relative des sources d'incertitude dans des prévisions décennales de la température de surface globale (Meehl *et al.*, 2009)

Pour une meilleure quantification des incertitudes dans les modèles climatiques, la méthode des ensembles de prévisions est souvent utilisée. Il est par exemple possible de représenter les incertitudes liées au noyau physique du modèle via l'utilisation d'un ensemble de réalisations individuelles, pour lequel chaque membre est un modèle de prévision avec des lois physiques différentes des autres membres. Les ensembles de modèles permettent également de représenter les incertitudes associées à la paramétrisation du modèle, par l'utilisation d'un ensemble de modèles possédant les mêmes équations mais pour lesquels les schémas de paramétrisation sont différents. Enfin, l'impact des incertitudes liées à la connaissance de l'état initial peut être représentées à travers les ensembles de prévisions pour lesquels les membres ont des conditions initiales légèrement différentes. Pour cette technique, le modèle est exécuté plusieurs fois à partir de ces différentes conditions initiales. Les prévisions résultantes forment l'ensemble, tandis que chaque prévision est un membre de cet ensemble. Dans ce travail, les ensembles de multi-modèles initialisés par des conditions initiales différentes sont utilisés. Cette dernière technique est explicitée plus en détails dans la section 1.2.2.

Pour que ces ensembles de modèles soient fiables, il est important de regrouper d'une part les ensembles de modèles où les conditions initiales ont été perturbées, et d'autre part les ensembles de modèles dont les équations fondamentales sont différentes ainsi que ceux dont les techniques de paramétrisation sont différentes (Slingo & Palmer, 2011).

L'objectif de ce mémoire est d'évaluer le problème aux conditions initiales dans les prévisions climatiques saisonnières. L'enjeu est ici de déterminer à quel point de petites erreurs dans les conditions initiales d'une prévision climatique peuvent entraver la prévision au point de la rendre inutile. Pour se débarrasser des autres facteurs pouvant amener de l'incertitude dans les modèles, l'approche du modèle parfait est utilisée (Collins, 2002).

1.2.2 Approche du modèle parfait

L'approche du modèle parfait est généralement utilisée pour évaluer la prévisibilité intrinsèque des modèles dynamiques. Dans cette approche, on suppose que les conditions initiales et les lois physiques du modèle sont parfaitement connues et représentées. Les prévisions sont donc vérifiées à travers la confrontation avec le modèle lui-même plutôt qu'avec les observations. Cette confrontation se réalise via la comparaison des prévisions avec une prévision de référence issue du même modèle climatique. L'approche du modèle parfait permet ainsi d'éviter les chocs d'initialisation causés par les biais du modèle utilisé ou par le manque d'observations, en estimant la prévisibilité potentielle d'un monde où le modèle est parfait et les observations complètes. L'utilisation de cette approche est justifiée ici car elle permet d'apprécier la limite de prévisibilité inhérente au modèle lui-même, puisque la seule source d'erreur est celle associée aux différences dans les conditions initiales. Cette source d'erreur étant liée au caractère chaotique du système climatique, on ne pourra jamais s'en défaire et il est donc intéressant de pouvoir l'isoler des autres sources d'erreur. L'analyse des prévisions issues de modèles idéalisés permet par ailleurs de mettre en évidence des mécanismes physiques, des modes de variabilité dont dépend l'aptitude des modèles à réaliser une prévision. Cette dernière fonction permet d'alimenter la discussion et la réflexion sur l'amélioration des modèles (Collins, 2002).

L'approche du modèle parfait peut être utilisée pour produire des ensembles de prévisions idéalisées. Ces ensembles sont générés via la perturbation des températures de surface de l'océan, à travers un bruit blanc gaussien d'amplitude 10^{-4} Kelvin sur une simulation de référence. Une simulation de référence est une simulation à l'équilibre thermodynamique, où les variables d'état du système ne dérivent pas au cours du temps. Cette simulation présente ainsi les valeurs moyennes d'une variable et les fluctuations autour de cette moyenne (dues à la variabilité interne). Le bruit ajouté est suffisamment faible pour considérer qu'il n'y a pas d'incertitudes sur les conditions initiales. En exécutant le modèle avec un état initial légèrement perturbé, on obtient une réalisation individuelle d'une prévision climatique. Le nombre de réalisations dépendra donc du nombre d'exécutions du modèle en partant de conditions initiales légèrement perturbées. Les prévisions climatiques résultant de cette méthode forment l'ensemble des prévisions, chaque prévision étant un membre de cet ensemble. Puisqu'on peut considérer que les différentes conditions initiales à l'origine des prévisions sont identiques (car les perturbations sont suffisamment faibles), chaque membre représente une réalisation équiprobable de l'état du système climatique à un instant ultérieur. Les différences entre les membres d'un ensemble sont entraînées par la nature chaotique du système climatique idéalisé. En effet, de très petites différences dans l'état initial peuvent provoquer une importante divergence entre les prévisions (Palmer, 2006).

La gamme de résultats obtenus pour tous les membres d'un ensemble représente l'incertitude liée aux prévisions de l'ensemble, en supposant que le modèle est parfait. Pour comparer cette incertitude à l'incertitude liée à la simulation de référence, on utilise la climatologie de cette dernière. La climatologie de la simulation de référence est la moyenne annuelle de celle-ci sur un certain nombre d'années. En comparant la climatologie à chaque année de la simulation de référence, on obtient l'incertitude sur cette simulation. Tant que l'incertitude des prévisions est inférieure à l'incertitude de la simulation de référence, on a de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales du système. Dans le cas contraire, la connaissance des conditions initiales du système n'apporte aucune information supplémentaire par rapport à la climatologie (Figure 1.5) (Slingo & Palmer, 2011).

L'approche du modèle parfait, combinée à l'utilisation des ensembles de prévisions, permet donc d'estimer l'incertitude des prévisions liée au problème aux conditions initiales en isolant cette source d'incertitude des sources d'incertitude liées au modèle climatique. L'information fournie par l'approche du modèle parfait est cruciale car elle permet de déterminer si cela vaut la peine, dans un cas réel, de contraindre le modèle par les observations de l'état initial pour obtenir des ensembles de prévisions. En effet, ce processus d'initialisation par les observations est très coûteux par rapport à l'utilisation de la simulation de référence pour réaliser des prévisions. Or, si l'incertitude liée au problème aux conditions initiales est déjà supérieure à celle de la simulation de référence dans le cas d'un modèle parfait, il n'y aura aucune utilité à initialiser le modèle dans un cas réel où s'ajoutera l'incertitude liée au modèle (Slingo & Palmer, 2011).

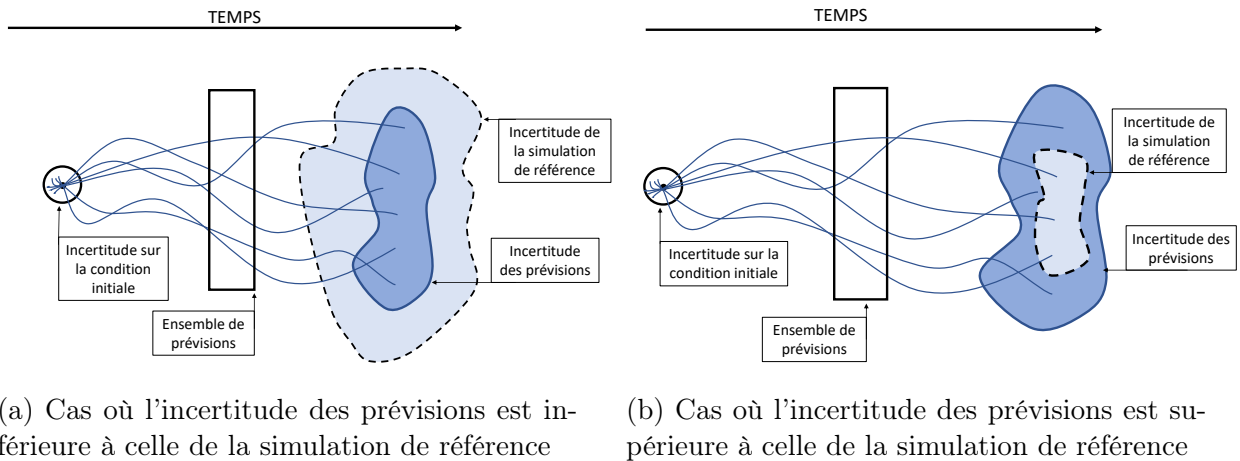


FIGURE 1.5: Schéma expliquant la divergence des prévisions dans un ensemble, lorsque les conditions initiales du modèle sont perturbées. Les lignes pleines bleues représentent les trajectoires suivies pour chaque prévision. La ligne pointillée représente l'incertitude sur la simulation de référence et la ligne mauve pleine l'incertitude sur les prévisions. Adapté de Slingo & Palmer (2011).

1.3 Prévisibilité de la glace de mer

1.3.1 Définition de la prévisibilité

La prévisibilité, dans le contexte des prévisions saisonnières, peut venir de la connaissance des conditions initiales ou de la connaissance des forçages externes. Ce mémoire se concentre sur le premier type de prévisibilité, en analysant l’impact des conditions initiales sur le potentiel de prévisibilité de la glace de mer antarctique. En d’autres mots, on a de la prévisibilité si la connaissance de l’état initial permet d’améliorer la prévision de la variable considérée, ici l’étendue de la glace de mer. De cette manière, la prévisibilité peut être définie comme étant la mesure dans laquelle la distribution de probabilité de l’étendue de la glace de mer antarctique conditionnée à la connaissance de l’état initial diffère de sa distribution climatologique (Massonnet, 2020).

L’avantage de cette définition de la prévisibilité est qu’elle met en lumière la démarche suivie dans ce travail, mais il existe d’autres définitions pour apprécier le même concept. Ainsi, Kirtman *et al.* (2013) définissent la prévisibilité comme étant la limite théorique de la performance prévisible dans des conditions optimales, de telle sorte que la prévisibilité définit à quel point les imperfections dans l’état initial du modèle impactent la précision des états suivants. Le caractère prévisible des prévisions peut être observé via le taux de divergence avec le temps d’états initialement proches du système climatique. La prévisibilité du modèle sera faible si ce taux de divergence est rapide.

En pratique, plusieurs types de mesures de la prévisibilité existent. La méthode des analogues est une méthode empirique qui date de la période pré-numérique. Elle consiste en l’analyse des conditions météorologiques passées, dans le but d’extraire des conditions similaires au présent et de comparer l’évolution des deux courbes pour calculer l’erreur de prévision (Massonnet, 2020).

Une méthode plus récente est celle utilisée dans ce travail. Elle consiste en la comparaison de la distribution climatologique et de la distribution des prévisions (issues des perturbations de l’état initial sur une simulation de référence) conditionnées par l’état initial. Une fois que la variance des ensembles de prévisions atteint la variance climatologique, il y a une perte totale de prévisibilité des prévisions par rapport à la simulation de référence (Massonnet, 2020).

1.3.2 Mécanismes de prévisibilité de la glace de mer

Le but de cette section est de passer en revue les différents mécanismes proposés dans la littérature scientifique pour expliquer la variation de l’étendue de la glace de mer antarctique et donc améliorer sa prévisibilité. Il est important de comprendre ces mécanismes car les variabilités saisonnière et inter-annuelle de la glace de mer antarctique sont conséquentes, et ces variabilités sont souvent mal représentées dans les modèles climatiques. Par exemple, l’étendue de la glace de mer antarctique a présenté une tendance positive entre 1979 et 2015, alors que beaucoup de modèles montrent une tendance négative sur cette même période.

Un premier mécanisme à évoquer dans l'étude de la variabilité de la glace de mer antarctique est son lien avec les modes de variabilité interne du système climatique. On retrouve ainsi l'influence des oscillations dans les océans Pacifique et Atlantique sur la région de l'Antarctique. Par exemple, Meehl *et al.* (2016) montrent l'impact des phases positives et négatives de l'oscillation interdécennale du Pacifique sur des changements régionaux de la circulation atmosphérique en Antarctique. Cet impact est principalement causé par les anomalies dans les précipitations et du chauffage par convection associées à l'oscillation interdécennale du Pacifique.

Un autre exemple peut être trouvé dans l'impact de l'oscillation multidécennale de l'Atlantique sur le réchauffement prononcé dans la péninsule antarctique et sur la redistribution de la glace de mer antarctique. Cet impact est principalement expliqué par le réchauffement de la surface de l'océan associé à cette oscillation (Li *et al.*, 2014). En outre, la variabilité de la basse pression dans la mer d'Amundsen a montré son influence importante sur la région de l'Antarctique de l'Ouest. Les observations montrent en effet un lien entre le renforcement de la basse pression au printemps et un réchauffement plus important en Antarctique de l'Ouest ainsi qu'une plus grande étendue de glace de mer en mer de Ross (Raphael *et al.*, 2016).

Dans les autres régions de l'Antarctique, on observe l'influence du trou dans la couche d'ozone sur la variabilité de l'oscillation australe qui va elle-même influencer grandement les changements climatiques en Antarctique. On voit ainsi qu'une phase positive de l'oscillation australe aura pour effet, suite au transport d'Ekman augmenté des eaux de surface froides vers l'équateur, l'expansion globale de la glace de mer antarctique (Thompson *et al.*, 2011). Les raisons de la dérive vers le Nord d'Ekman sont cependant nuancées dans Ferreira *et al.* (2015), qui mettent en avant le rôle des remontées d'eaux chaudes d'en-dessous de la couche mélangée océanique. Ceci induit une réponse sur une échelle de temps plus longue qui résulte en une augmentation des températures de surface de l'océan Austral. Ce phénomène va en définitive provoquer une diminution de la couverture de glace de mer.

L'oscillation australe — El-Niño joue également un rôle dans les variations climatiques en Antarctique. Ainsi, l'évènement El-Niño en 2015-2016 a provoqué d'importantes anomalies de température de surface qui sont en partie responsables du retrait sans précédent de la banquise antarctique observé en 2016 (Stuecker *et al.*, 2017). Bien souvent, les changements auxquels on assiste dans la glace de mer antarctique sont les résultats de plusieurs de ces effets de la variabilité interne du climat. Ainsi, le retrait de la banquise en 2016 est non seulement lié à l'évènement El Niño mais également à une phase négative de l'oscillation australe et à des anomalies dans la circulation atmosphérique dans les régions des mers de Ross et Weddell notamment (Turner *et al.*, 2017).

Un deuxième mécanisme pour la prévisibilité de la glace de mer antarctique est le mécanisme de persistance des anomalies. La persistance fait ici référence à la mémoire qu'a la glace de mer au regard de certains processus physiques. La persistance des anomalies de glace de mer dépend de la persistance de l'atmosphère qui est typiquement de l'ordre de 1 à 4 semaines et de celle de l'océan, beaucoup plus longue (plusieurs saisons). La persistance est liée au mécanisme de ré-émergence, qui fait référence à la ré-émergence de certaines anomalies après une période pendant laquelle la persistance de ces anomalies était perdue (Chevallier *et al.*, 2019). Puisque la banquise antarctique est très saisonnière et disparaît pratiquement durant l'été austral, la persistance de la glace de mer se limite à sa période de croissance.

Holland *et al.* (2013) ont montré un mécanisme de ré-émergence de la prévisibilité du front de glace de mer associée aux anomalies de température de surface de l’océan en Antarctique. Ils ont en effet mis en évidence la ré-émergence au moins de juin des anomalies de température de surface de l’océan du mois de novembre qui précède. Il a été proposé que les anomalies de surface s’étendent en profondeur à travers le mélange vertical de la partie supérieure de l’océan. Les anomalies sont ensuite isolées de la surface et conservées en profondeur lorsque la couche mélangée s’amincit en été. Ce retrait de la couche mélangée est causé par le flux d’eau douce lié à la fonte estivale de la glace de mer. Les anomalies de température vont ré-émerger en automne, lorsque la profondeur de la couche mélangée augmente. C’est grâce à ce mécanisme que les auteurs ont pu trouver une influence des variations dans le front de glace de mer en novembre sur l’état de la glace de mer durant le mois de juin suivant. On observe par ailleurs des différences régionales dans l’efficacité de ce mécanisme de ré-émergence. Son efficacité est influencée par plusieurs processus. Par exemple, l’advection des anomalies peut entraver le signal de ré-émergence et le mélange vertical peut entraîner une perte de persistance à travers la modification des températures de l’océan. Il faut également des profondeurs de couche mélangée suffisamment importantes pour permettre la conservation des anomalies en profondeur. Cette dernière condition aura une influence sur les différences régionales dans la prévisibilité associée à la persistance des anomalies de température de surface, puisque cette prévisibilité dépendra de la profondeur de la couche mélangée dans ces régions. Byrne & Shepherd (2018) ont quant à eux mis en évidence la persistance saisonnière d’anomalies dans la circulation atmosphérique stratosphérique au-dessus de l’Antarctique. Or, la stratosphère est une source potentielle de prévisibilité de l’étendue de la glace de mer antarctique. L’utilisation des anomalies pour la prévisibilité saisonnière de la glace de mer antarctique a également fait ses preuves dans l’étude de Morioka *et al.* (2019), où les anomalies de la concentration en glace de mer et de température de surface atmosphérique ont permis de meilleures prévisions saisonnières en mer de Weddell.

Chapitre 2

Matériel et méthode

2.1 Projet APPOSITE

4 modèles de circulation générale du climat issus de la base de donnée APPOSITE (Day *et al.*, 2016) sont utilisés dans ce travail pour déterminer la prévisibilité de la glace de mer antarctique à l'échelle saisonnière. Le projet APPOSITE regroupe les prévisions réalisées à l'aide de plusieurs modèles globaux couplés. Ce projet a été développé dans le but de quantifier la part de l'incertitude liée à l'évolution chaotique des prévisions climatiques initialisées pour l'Arctique. Les modèles sont utilisés en tant que simulations de contrôle sur base desquelles la prévisibilité résultant de la connaissance des conditions initiales sera établie. L'évaluation de cette prévisibilité est réalisée grâce à l'approche du modèle parfait et aux ensembles de prévisions résultant des perturbations dans les conditions initiales. Chacune des prévisions proposées a été créée selon le même protocole expérimental, facilitant la comparaison entre les modèles. De cette manière, les différences de prévisibilité entre les modèles ne sont les résultats que des différences de prévisibilité inhérentes aux modèles eux-mêmes.

Le projet APPOSITE est composé de 7 modèles. Ce mémoire s'intéresse à 4 d'entre eux. Les données mensuelles de ces modèles ont déjà fait l'objet d'analyses scientifiques au point de vue de l'Antarctique (Marchi *et al.*, 2018). Les 4 modèles utilisés sont les modèles HadGEM1.2, GFDL-CM3, MIROC5.2 et E6F, qui sont des modèles de circulation générale couplés atmosphère — océan — glace de mer. Ces modèles possèdent tous une composante de glace de mer dynamique. Les différences structurelles et conceptuelles entre les modèles de glace de mer proviennent principalement du traitement de la distribution de l'épaisseur de la glace, du flux de chaleur vertical à travers la glace et des échanges de chaleur entre la glace et l'océan. Pour s'assurer que le modèle est à l'équilibre thermodynamique (qu'il ne présente aucune dérive de l'état moyen), les équations du modèle sont intégrées dans le temps sur une période pouvant dépasser 100 ans (phase de *spin-up*). Les équations sont ensuite résolues pour 100 années supplémentaires afin d'établir une simulation de référence. Les forçages radiatifs utilisés diffèrent également selon les modèles mais sont tous représentatifs de la fin du 20^{me} siècle (Day *et al.*, 2016).

Les conditions initiales de chaque prévision sont issues de la simulation de contrôle et prises à différentes années fictives, chaque fois le premier juillet. Pour cela, les conditions initiales dans les simulations de contrôle sont perturbées au niveau de la température de surface de l’océan. Cette perturbation est appliquée aléatoirement à chaque cellule de la grille du modèle, sous la forme d’un bruit aléatoire gaussien et non-corrélé spatialement. La perturbation est d’un ordre de grandeur de $10^{-4}K$, elle est donc suffisamment petite pour supposer une connaissance parfaite des conditions initiales. Le nombre d’ensembles, et donc le nombre de dates de départ choisies pour démarrer des prévisions, varie entre 8 et 18 selon les modèles. Les dates de départ choisies n’ont pas été retenues au hasard. En effet, elles sont censées représenter une large variété d’état de l’étendue de la glace de mer, afin de pouvoir évaluer la dépendance possible de la prévisibilité de glace de mer à l’état initial. Les dates de départ sont également suffisamment espacées dans le temps (avec un minimum de 3 ans entre celles-ci) pour que les prévisions puissent être considérées comme indépendantes. Le nombre de membres dans un ensemble varie entre 7 et 16 selon les modèles. Les modèles ont été intégrés pendant 3 ans pour chaque date de départ, 3 ans et demi pour le modèle MIROC5-2 (Day *et al.*, 2016). Un tableau résumé avec toutes ces informations se trouve à la page 18.

L’étendue de la glace de mer a été obtenue à partir des champs de concentration journaliers de glace de mer, fournis par les archives CEDA (CEDA, 2020). Lorsque la concentration en glace de mer est supérieure à 15 %, on considère qu’il y a présence de glace de mer pour le point de la maille considéré et si la concentration est inférieure, on considère qu’il n’y a pas de glace.

De plus, l’océan Austral sera divisé en 5 bassins (Figure 2.1). Le premier bassin se situe entre les longitudes 60° Ouest et 20° Est, il comprend la mer de Weddell. En allant vers l’Est, on trouve les bassins suivants. Jusqu’à la longitude 90° Est, c’est le deuxième bassin situé dans le secteur de l’océan Indien. On trouve ensuite le troisième bassin, dans le secteur océan Pacifique Ouest, jusqu’à la longitude 160° Est. Le quatrième bassin comprend la mer de Ross et est situé jusqu’à la longitude 130° Ouest. Enfin, le cinquième bassin rejoint le premier à la longitude 60° Ouest et comprend les mers de Bellingshausen et d’Amundsen. Les analyses de ce travail seront réalisées sur ces 5 bassins régionaux.

Tableau 2.1: Caractéristiques des modèles utilisés

	HADGEM1-2	GFDLCM3	E6F	MIROC5-2
Nombre d'années dans la simulation de contrôle	249	340	200	100
Nombre de membres par ensemble	16	16	9	8
Nombre d'ensembles	10	8	18	8
Modèle de glace de mer	Inspiré de CICE	SISp2	FESIM	Composant de COCO4.5
Résolution spatiale	$(0.3 - 1^\circ) \times 1^\circ$	Grille tripolaire $\approx 1^\circ \times 1^\circ$	Grille triangulaire non-structurée avec une résolution variable	$(0.5 - 1.4^\circ) \times 1.41^\circ$
Éléments clés	Distribution de l'épaisseur de la glace (ITD), 5 catégories, rhéologie élastique-visqueuse -plastique (EVP), couche zéro de Semtner	Modèle thermodynamique de Semtner modifié à 3 couches, ITD, rhéologie EVP	Modèle thermodynamique de Semtner à 0 couche, rhéologie EVP	ITD, 5 catégories, schéma thermodynamique de conservation de l'énergie, rhéologie EVP, modèle thermodynamique de Semtner à 0 couche
Références	Johns <i>et al.</i> (2006) Shaffrey <i>et al.</i> (2009)	Donner <i>et al.</i> (2011) Griffies <i>et al.</i> (2011)	Sidorenko <i>et al.</i> (2015)	Watanabe <i>et al.</i> (2010)

2.2 Métrique utilisée

La métrique utilisée pour déterminer la prévisibilité de la glace de mer est l'erreur intégrée du front de glace de mer (IIEE), dérivée de l'étude de Goessling *et al.* (2016) qui a appliqué la métrique sur les modèles du projet APPOSITE pour l'Arctique. L'IIEE est définie comme étant l'aire où la prévision et la réalité diffèrent, sur base du critère des 15 % de concentration de glace de mer. Ainsi, l'erreur équivaut à la somme des aires où l'étendue en glace de mer est surestimée (O) et des aires où cette étendue est sous-estimée (U) selon l'équation 2.1 :

$$\text{IIEE} = \text{O} + \text{U}. \quad (2.1)$$

L'IIEE est ainsi définie comme étant la somme de toutes les aires (A) où la concentration de la glace de mer locale est sous-estimée (U) ou sur-estimée (O) selon les équations (2.2) et (2.3), où c_t et c_f sont respectivement les concentrations de glace de mer réelles et de la prévision. La valeur de c est de 0 lorsque la concentration en glace de mer est inférieure à 15 % et de 1 lorsque la concentration en glace de mer est supérieure à 15 %.

$$\text{O} = \int_A \max(c_f - c_t, 0) \, dA, \quad (2.2)$$

$$\text{U} = \int_A \max(c_t - c_f, 0) \, dA. \quad (2.3)$$

La valeur de IIEE représente donc une surface d'erreur qui correspond à la différence entre la position réelle du front de glace de mer et la position prédite de ce front (Figure 2.2). Ici, l'approche du modèle parfait est utilisée, de telle sorte que chaque IIEE calculé compare les solutions de deux prévisions issues d'un même ensemble, en supposant que l'une correspond à la réalité et l'autre à la prévision. Il ne s'agit donc pas d'un calcul d'erreur entre un modèle et les prévisions idéalisées. L'IIEE présente l'avantage d'être simple à calculer, étant donné que les champs de concentration de glace de mer sont fournis pour tous les modèles utilisés.



FIGURE 2.2: Exemple d'utilisation de l'IIEE dans l'étude de Goessling *et al.* (2016), pour deux membres idéalisés d'un ensemble de prévisions sur l'Arctique. Le contour rouge est à interpréter comme la vérité, le contour bleu comme la prévision. L'IIEE est la somme des zones bleues (étendue sous-estimée O) et des zones rouges (étendue sur-estimée U).

2.2.1 Variabilité climatologique

L'IIEE climatologique est l'erreur d'étendue sur les simulations de référence. Il doit être calculé dans un premier temps afin d'établir une base pour évaluer la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales (2.4).

$$\text{IIEE}_l^{\text{clim}} = \frac{1}{y_L - y_1 - l + 1} \sum_{y=y_1}^{y_L-l} (\text{IIEE}_{(y),(y+l)}) \quad (2.4)$$

Toujours selon l'étude de Goessling *et al.* (2016), y_L et y_1 sont respectivement la dernière année et la première année pour lesquelles l'IIEE climatologique est calculé, tandis que l correspond au temps de décalage choisi arbitrairement entre deux calculs d'erreur. Ainsi, pour chaque calcul d'erreur à l'intérieur de la somme, on compare les états du modèle à deux instants différents de la simulation de contrôle. Ces deux états correspondent respectivement à la réalité et à la prévision. De cette manière, si on choisit $l = 2$, l'IIEE climatologique sommerait l'IIEE calculé entre l'année 1 et l'année 3, en considérant que l'année 1 est la réalité et l'année 3 la prévision, puis l'IIEE calculé entre l'année 2 et l'année 4 et ainsi de suite. Cette somme est pondérée par le nombre de comparaisons effectuées. L'IIEE climatologique est fonction du jour de l'année. Le choix de l dépend de l'échelle de temps pour laquelle on souhaite observer de la variabilité. Ainsi, si $l = 10$, le calcul d'erreur permet de prendre en compte la variabilité et la prévisibilité sur une échelle de temps décennale. Ici, comme ce travail se concentre sur la prévisibilité saisonnière de la glace de mer, on prendra $l = 1$.

2.2.2 Prévisibilité potentielle

L'étape suivante consiste à calculer l'IIEE pour toutes les combinaisons possibles de membres (le nombre de membres étant M) au sein d'un ensemble et pour chaque ensemble (le nombre d'ensembles étant K). On réalise ensuite la somme pondérée par le nombre de combinaisons de ces IIEE (2.5) (Goessling *et al.*, 2016).

$$\text{IIEE}^{\text{pred}} = \frac{2}{M(M-1)K} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=m+1}^M \text{IIEE}_{k,m,n} \quad (2.5)$$

Pour un même ensemble K , l'IIEE calculé compare chaque membre à tous les autres en considérant ce membre comme la réalité. Cela est cohérent avec l'approche du modèle parfait selon laquelle chaque prévision d'un ensemble est équiprobable. Ainsi, le membre 1 sera d'abord considéré comme la réalité et l'IIEE sera calculé à chaque fois en comparant le membre 1 à chaque autre membre. Puis, le membre 2 sera considéré comme la réalité et ainsi de suite. Les IIEE résultants de chaque ensemble sont ensuite moyennés par le nombre d'ensembles K .

L'IIEE des prévisions (2.5) est comparé à l'IIEE climatologique (2.4) en effectuant leur quotient, qui est l'IIEE normalisé. Si l'IIEE normalisé vaut 0, alors l'erreur des prévisions est nulle et donc la prévisibilité est parfaite. Si au contraire il vaut 1, l'erreur des prévisions est égale à l'erreur climatologique et il y a une perte totale de prévisibilité. C'est-à-dire qu'une fois que l'IIEE normalisé est supérieur à 1, la connaissance des conditions initiales ne permet plus de fournir une prévision de la position du front de glace de mer plus précise qu'une prévision effectuée à l'aide de la simulation de référence. L'information associée à la connaissance de l'état initial est alors perdue.

Chapitre 3

Résultats

3.1 Général

La Figure 3.1 montre les moyennes annuelles d'étendue de glace de mer antarctique pour les 4 modèles utilisés et pour les observations. On constate sur cette Figure que le cycle saisonnier de l'étendue de la glace de mer antarctique est correctement représenté pour tous les modèles, avec un minimum d'étendue en février et un maximum en septembre. Cependant, l'amplitude de ce cycle est généralement mal représentée par les modèles. Ainsi, tous les modèles excepté HADGEM1-2 ont tendance à sous-estimer l'étendue de banquise antarctique. C'est particulièrement le cas pour les modèles E6F et MIROC5-2, qui sous-estiment celle-ci en hiver de près de 50 % et 70 %, respectivement. Le modèle GFDLCM3 présente une bonne approximation de l'étendue en hiver, mais la sous-estime d'environ $5 \times 10^6 \text{ km}^2$ en été. Enfin, le modèle HADGEM1-2 est le seul modèle qui surestime l'étendue observée, de l'ordre de $5 \times 10^6 \text{ km}^2$ en hiver. En été, ce modèle prédit une étendue fortement similaire à l'étendue observée.

Les différences dans ces résultats selon les modèles sont difficilement explicables par les caractéristiques de ceux-ci (voir Tableau 2.1). En effet, on ne constate pas de différences fondamentales dans la manière de représenter la glace de mer dans les différents modèles. Ainsi, les 4 modèles utilisent une rhéologie élastique-visqueuse-plastique et seul le modèle E6F ne représente pas la distribution de l'épaisseur de la glace de mer. Dans les études de prévisibilité de la glace de mer arctique, les modèles GFDLCM3 et MIROC5-2 se sont révélés être les plus performants pour représenter l'étendue de banquise arctique. Le modèle HADGEM1-2 a tendance à surestimer celle-ci tandis que le modèle E6F la sous-estime de près de 40 % (Day *et al.*, 2016). Cela ne correspond donc pas aux résultats obtenus dans ce travail.

Ces observations concordent avec le constat général de la difficulté qu'ont les modèles de circulation générale à refléter correctement l'état de la glace de mer antarctique. Selon Roach *et al.* (2020), la mauvaise représentation de la glace de mer antarctique dans les modèles climatiques serait causée, entre autres, par les erreurs dans les équations thermodynamiques de la glace de mer utilisées dans les modèles. En outre, les modèles climatiques ont tendance à mal reproduire les interactions de la glace de mer avec l'atmosphère et l'océan. La représentation défectueuse de la glace de mer antarctique dans les modèles climatiques justifie l'approche du modèle parfait utilisée dans ce travail, car elle permet de se débarrasser des incertitudes liées aux modèles.

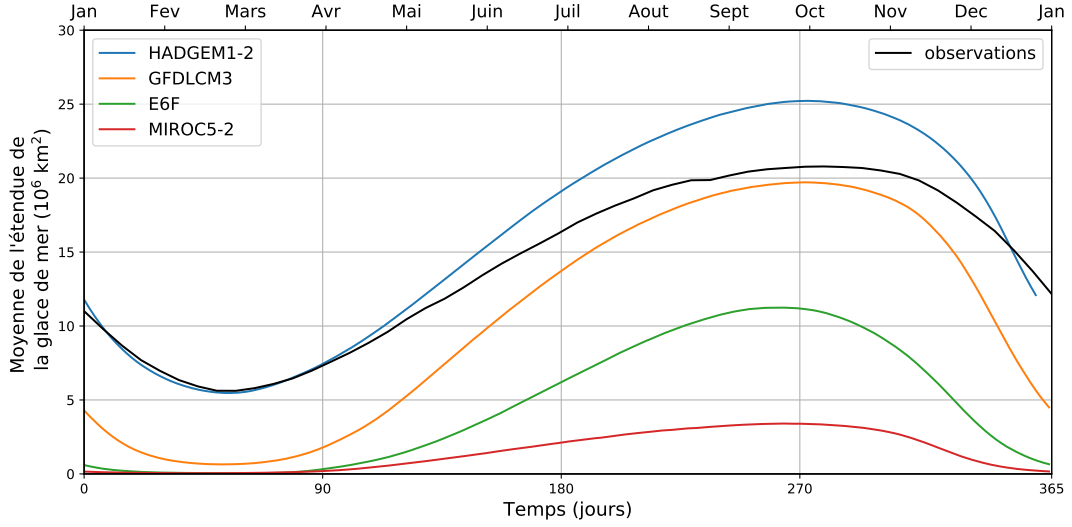


FIGURE 3.1: Moyennes annuelles d'étendue de la glace de mer antarctique pour les 4 modèles utilisés. La moyenne annuelle observée entre 1990 et 2019 est également représentée. Les données d'observations sont des données hebdomadaires extraites du site de NOAA (NOAA, 2020). Le temps 0 correspond au premier janvier.

Ces résultats suggèrent une différence majeure entre les modèles dans leur capacité à prédire l'étendue de glace de mer antarctique. Pour une meilleure appréciation de ces différences, les IIEE climatologiques de chaque modèle sont comparés (Figure 3.2). On peut séparer, sur base de cette Figure, les modèles en deux catégories en fonction de l'évolution de leur IIEE. Dans une première catégorie, on retrouve les modèles MIROC5-2 et E6F. Ces deux modèles sont caractérisés par une évolution temporelle de type sinusoïdal de leur erreur associée au cycle saisonnier de l'étendue de la glace de mer. On constate en effet que l'erreur pour ces modèles est minimum en février et maximum en septembre, ce qui correspond aux minimums et maximums observés de l'étendue saisonnière de la glace de mer antarctique. Comme vu précédemment, ces deux modèles sont également les modèles qui sous-estiment le plus l'état de la banquise antarctique. La situation est différente pour les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3, dans la deuxième catégorie, pour lesquels l'erreur sur la simulation de référence se stabilise durant les mois d'hiver austral. L'erreur minimale est observée aux alentours des mois de février et mars, comme pour les autres modèles. Néanmoins, l'erreur maximale est atteinte plus tard que les autres modèles, après une stabilisation durant les mois d'hiver. Cette deuxième catégorie de modèles correspond par ailleurs aux modèles présentant un état de la banquise antarctique le plus proche de l'état observé (Figure 1.2).

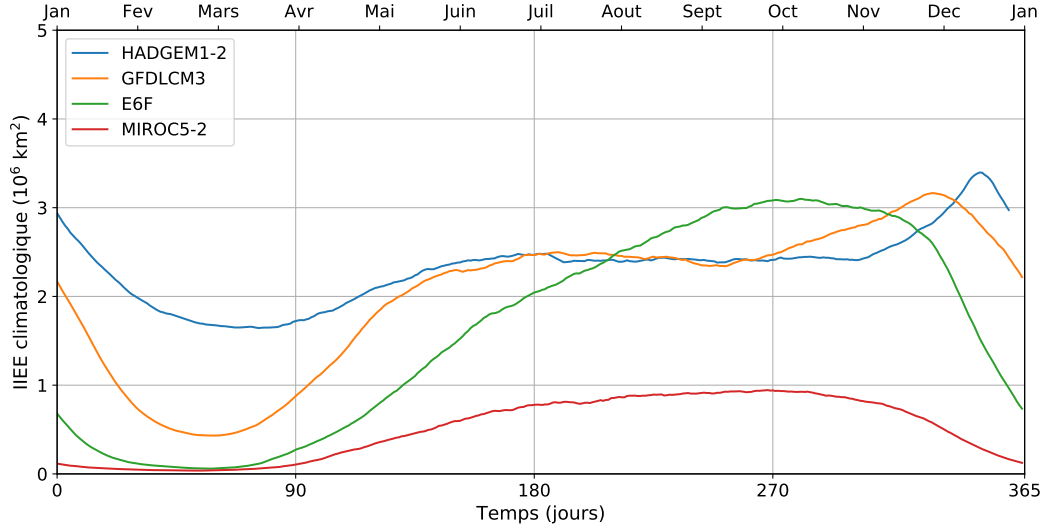


FIGURE 3.2: Évolution de l'IIEE climatologique calculé pour les 4 modèles analysés au cours de l'année, le temps 0 correspond au 1^{er} janvier.

3.2 Modèles avec stabilisation de l'erreur en hiver

3.2.1 HADGEM1-2

La Figure 3.3 présente l'IIEE normalisé pour l'ensemble de l'océan Austral, c'est-à-dire le quotient entre l'IIEE des prévisions et l'IIEE de la simulation de contrôle. Ainsi, tant que ce quotient est inférieur à 1, l'erreur des prévisions est inférieure à celle de la simulation de contrôle. Par contre, une fois que le quotient dépasse la valeur de 1, on a une perte totale de prévisibilité des prévisions initialisées. On observe sur cette Figure que l'IIEE normalisé augmente rapidement avec le temps depuis 0. L'erreur commence à 0 car les différences dans les conditions initiales au début de la simulation ne provoquent pas encore de divergence dans les prévisions. Par la suite, les différences dans l'état initial vont faire diverger les prévisions de façon telle que l'erreur des prévisions va rattraper l'erreur climatologique. L'erreur normalisée augmente de manière générale tout au long de la simulation, mais est caractérisée par un cycle saisonnier marqué. L'erreur a effectivement tendance à diminuer durant les mois d'hiver et à augmenter durant les saisons de printemps à automne. A noter que le pic de l'IIEE normalisé est atteint à la fin de l'automne, au mois de mai. C'est d'ailleurs en automne que l'erreur des prévisions dépasse celle de la simulation de référence. Le dépassement est observé au mois de mai de la première année et durant toute la saison d'automne des deuxième et troisième années.

Par conséquent, les ensembles du modèle HADGEM1-2 initialisés le premier juillet fournissent de meilleures prévisions par rapport à celles de la simulation de référence jusqu'au mois de mai de la première année, c'est-à-dire jusqu'à 10 mois après l'initialisation. Après cette période, seules les saisons d'hiver des deuxième et troisième années de simulation montrent des prévisions initialisées meilleures que les prévisions de référence. Les saisons d'automne correspondent, quant à elles, à une perte totale de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales.

Ces valeurs IIEE sont calculées globalement, or certaines différences régionales pourraient exister.

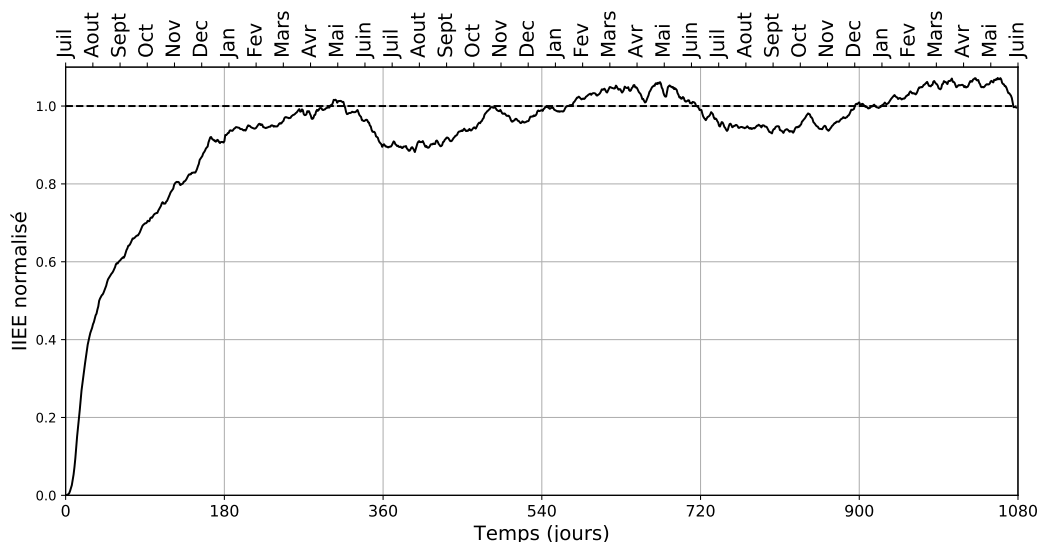


FIGURE 3.3: IIEE normalisé pour l'ensemble du bassin antarctique, pour le modèle HADGEM1-2. Le temps 0 correspond au premier juillet.

La Figure 3.4 reproduit l'analyse précédente en distinguant les résultats pour chaque bassin. On observe dans un premier temps les différences d'échelle des erreurs calculées pour les différents bassins. Ces différences d'échelles résultent des différences dans la quantité de glace de mer présente dans chacun de ces bassins. Les courbes présentées pour le graphique sur l'ensemble de l'océan Austral équivalent à la somme des courbes pour chacun des bassins. L'erreur sur la simulation de référence présente la même évolution pour chaque année de simulation. L'erreur sur les prévisions va quant à elle augmenter avec les années de simulation, suite à la dérive des prévisions par rapport à l'état initial. L'objectif est ici d'identifier à quel moment l'erreur sur les prévisions va dépasser l'erreur sur la simulation de référence.

L'évolution temporelle des courbes d'erreur suit un cycle saisonnier cohérent entre les différents bassins. On remarque en effet un pic des erreurs en décembre, au début de l'été. Les erreurs diminuent alors pendant l'été et le début de l'automne, avant d'augmenter entre les mois de mars et de mai. Les mois d'hiver correspondent, pour leur part, à une période de stabilisation, voire de diminution des erreurs, avant l'augmentation dès le mois d'octobre. Seul le bassin de la mer de Weddell présente une augmentation des erreurs en hiver. De cette manière, les erreurs apparaissent être plus importantes lors des périodes de formation et de retrait de la glace de mer (en automne et au printemps). La courbe d'erreur des prévisions est par ailleurs toujours incluse dans la variabilité de l'erreur de la simulation de référence, sauf pour les premiers mois de la simulation.

Sur la Figure précédente (Figure 3.3), on a constaté un premier dépassement de l'erreur de la simulation de référence dès le mois de mai pour l'ensemble du bassin antarctique. Les résultats de la Figure 3.4 mettent en évidence les prévisions initialisées plus performantes du secteur océan Pacifique par rapport aux autres bassins. A l'inverse, le dépassement intervient plus rapidement pour les bassins de la mer de Weddell et de la mer de Ross. De manière générale, les mois d'hiver sont caractérisés par une erreur des prévisions inférieure à celle de la simulation de référence lors de la deuxième année de simulation et également pour la troisième dans le cas des bassins 3, 4 et 5.

A partir de la deuxième année de simulation, les autres saisons ne présentent aucune amélioration des prévisions par la connaissance des conditions initiales.

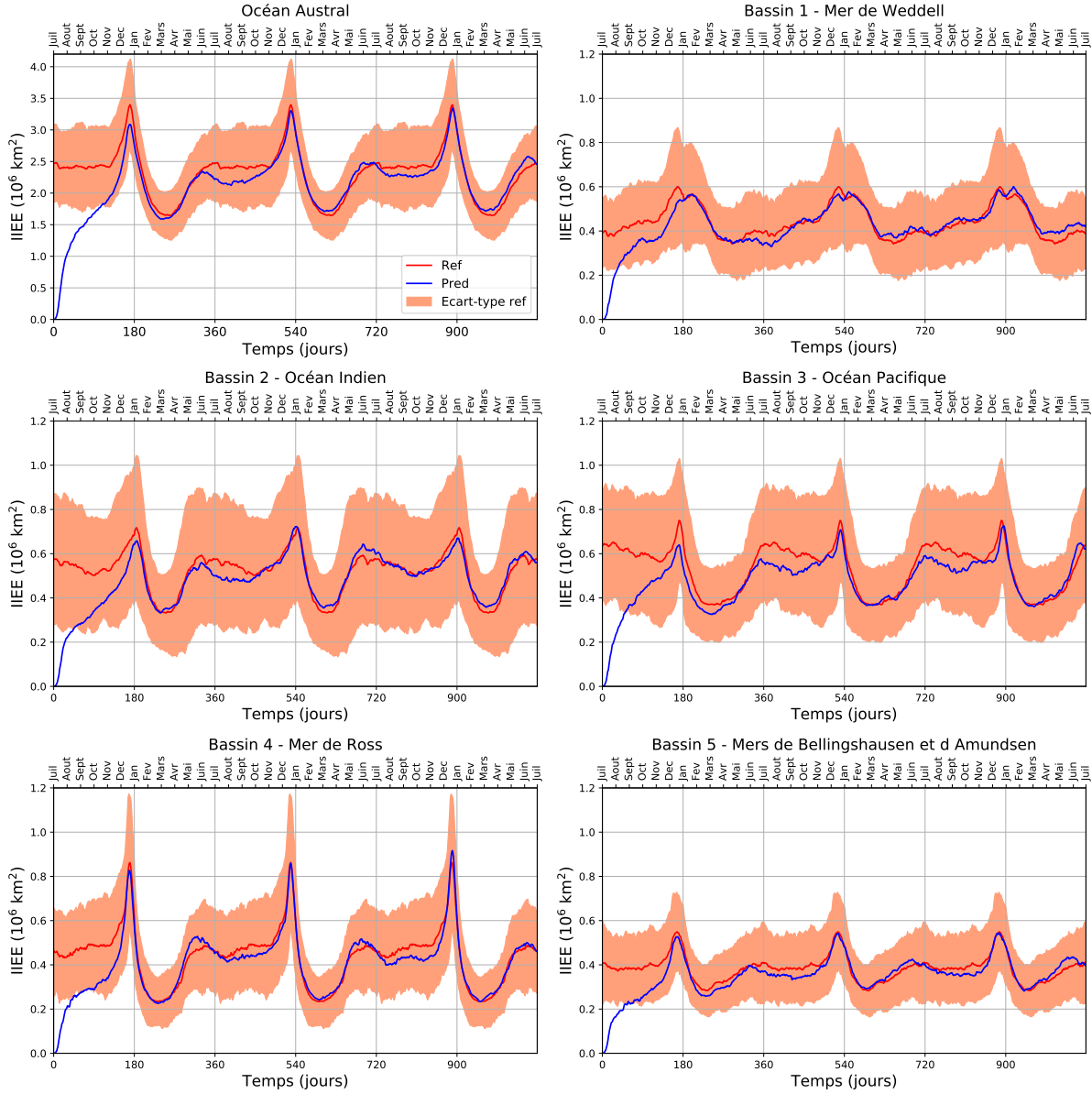


FIGURE 3.4: IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle HADGEM1-2. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.

Comme les résultats des calculs d'erreur présentent des différences selon le bassin considéré, il est intéressant d'observer les variations spatiales de l'erreur. Pour ce faire, on utilise l'écart-type sur l'étendue de glace de mer pour les ensembles de prévisions et pour la simulation de référence. Cet écart-type permet d'apporter de l'information sur la divergence des prévisions d'un ensemble ainsi que la divergence des années de la simulation de contrôle.

En utilisant le quotient des valeurs d'écart-type sur les prévisions d'un ensemble et sur la simulation de référence, on obtient une idée générale des zones où l'erreur des prévisions dépasse l'erreur de la simulation de référence. Ainsi, si la valeur du quotient d'écart-types est inférieure à 1, les prévisions idéalisées permettent de meilleurs résultats par rapport aux prévisions de la simulation de contrôle. Dans la situation inverse, on perd toute prévisibilité issue de la connaissance des conditions initiales. C'est un autre moyen de représenter la prévisibilité car l'IIEE ne peut pas être représenté spatialement.

La Figure 3.5 montre les résultats cartographiés du quotient d'écart-types moyennés à l'échelle de la saison. En hiver, soit dans les 3 mois suivant l'initialisation des prévisions idéalisées, on observe peu de valeurs supérieures à 1, ce qui montre une certaine prévisibilité initiale liée à la connaissance des conditions initiales. Au printemps, les valeurs supérieures à 1 sont plus présentes, et ce majoritairement dans le secteur Sud-Ouest de l'Antarctique (bassins 4 et 5). En été, les valeurs de quotient plus importantes sont principalement situées à l'Ouest de la mer de Ross et dans les mers de Bellingshausen et d'Amundsen. En automne, la mer de Ross montre un retour de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales, tandis que les mers de Bellingshausen et d'Amundsen sont toujours caractérisées par des valeurs de quotient supérieures à 1.

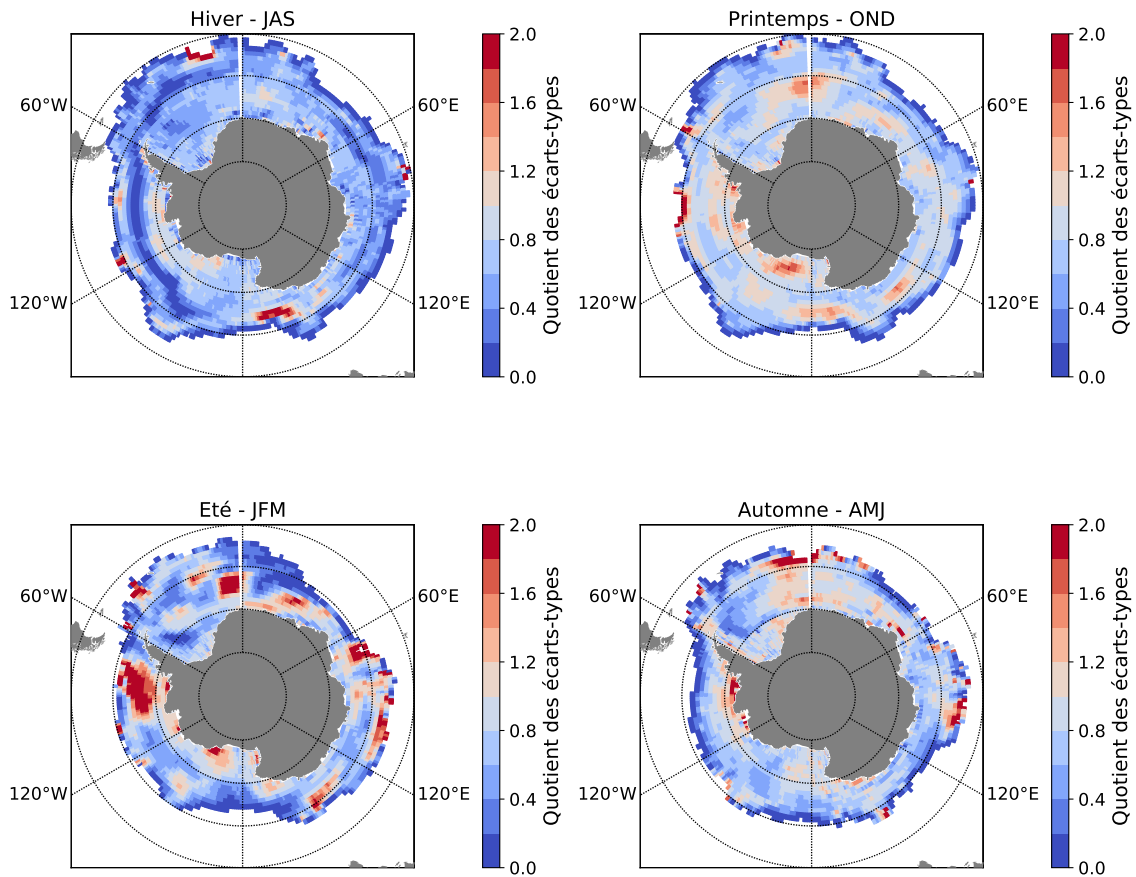


FIGURE 3.5: Cartes des quotients d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle HADGEM1-2, dans l'océan Austral. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.

3.2.2 GFDLCM3

La Figure 3.6 illustre l’IIEE normalisé pour le modèle GFDLCM3. En été, on y observe l’augmentation de l’erreur normalisée avec un pic au mois de février (qui correspond au minimum d’étendue de glace de mer), tandis que la saison d’automne montre une diminution abrupte de l’IIEE. Les saisons d’hiver et de printemps sont quant à elles associées à une diminution moins rapide de l’IIEE normalisé. Dès le mois de janvier de la première année, on constate un dépassement de la valeur de 1. Ce dépassement est observé en été et en automne des 3 années de simulation. L’intervalle de temps concerné par le dépassement augmente avec le temps. Les saisons d’hiver et de printemps montrent quant à elle des valeurs d’IIEE inférieures à 1. De cette manière, le modèle GFDLCM3 montre une perte de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales 6 mois après l’initialisation. La prévisibilité est retrouvée durant l’hiver de toutes les années de simulation. Les saisons d’été et d’automne sont, elles, associées à des prévisions initialisées avec plus d’erreur que les prévisions de référence.

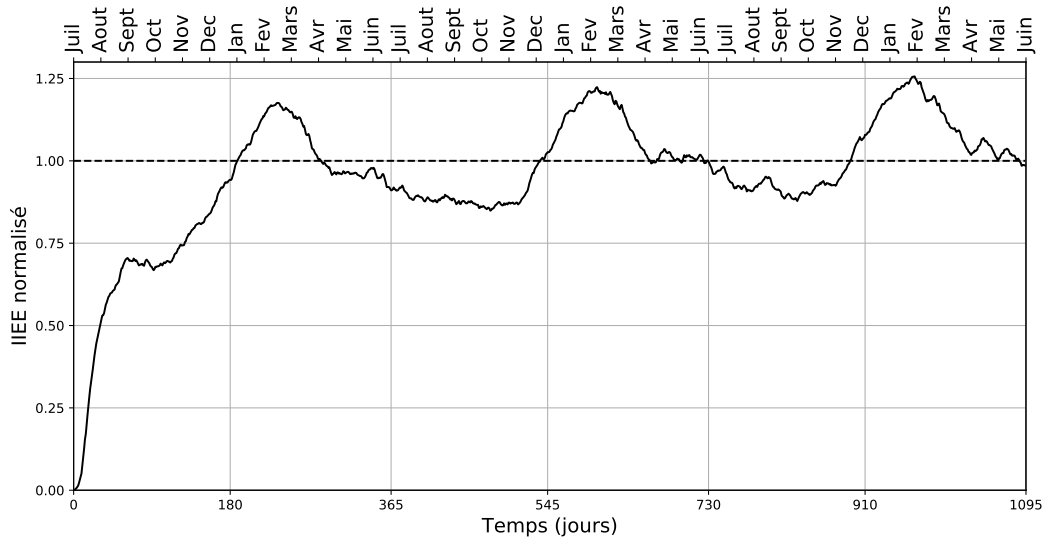


FIGURE 3.6: IIEE normalisé pour l’ensemble de l’océan Austral, pour le modèle GFDLCM3. Le temps 0 correspond au premier juillet.

La Figure 3.7 reproduit les résultats des calculs d’erreur pour chaque bassin. Le cycle saisonnier des courbes d’erreur est cohérent entre les différents bassins. Les valeurs d’IIEE augmentent durant les saisons de printemps et d’automne, mais diminuent fortement en été. En hiver, les valeurs diminuent également, plus légèrement toutefois. Pour tous les bassins, on perd la prévisibilité initiale dès le mois de janvier pour la retrouver en hiver et au printemps. Par contre, les saisons d’été et d’automne accusent une perte totale de prévisibilité pour les deux dernières années de la simulation.

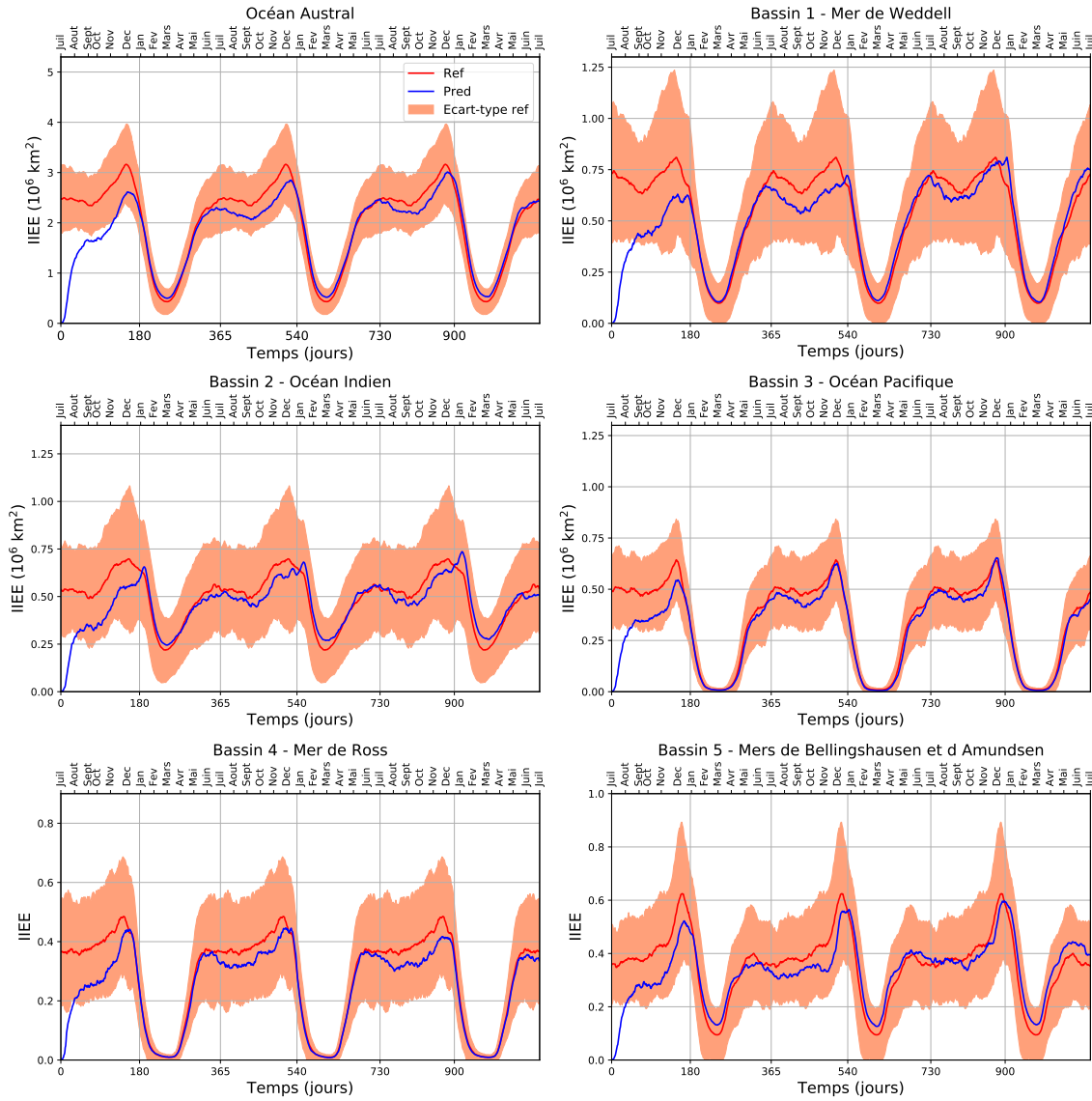


FIGURE 3.7: IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle GFDLCM3. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.

Pour une meilleure compréhension des variations spatiales dans l'incertitude des modèles, les valeurs du quotient d'écart-type entre les prévisions idéalisées et la simulation de référence sont représentées à la Figure 3.8. En hiver, très peu de valeurs de quotient supérieures à 1 sont observées, signe qu'on a de la prévisibilité initiale suite à l'initialisation des prévisions idéalisées. Au printemps, les valeurs sont légèrement supérieures à 1 dans le secteur Sud de l'Antarctique, ainsi qu'autour de la péninsule antarctique. En été, les valeurs les plus élevées de quotient sont relevées dans la mer de Ross et dans le secteur océan Indien, au niveau de la mer de Mackenzie. En automne, on constate de la perte de prévisibilité au niveau des mers de Ross et de Weddell, mais aussi dans le secteur océan Pacifique.

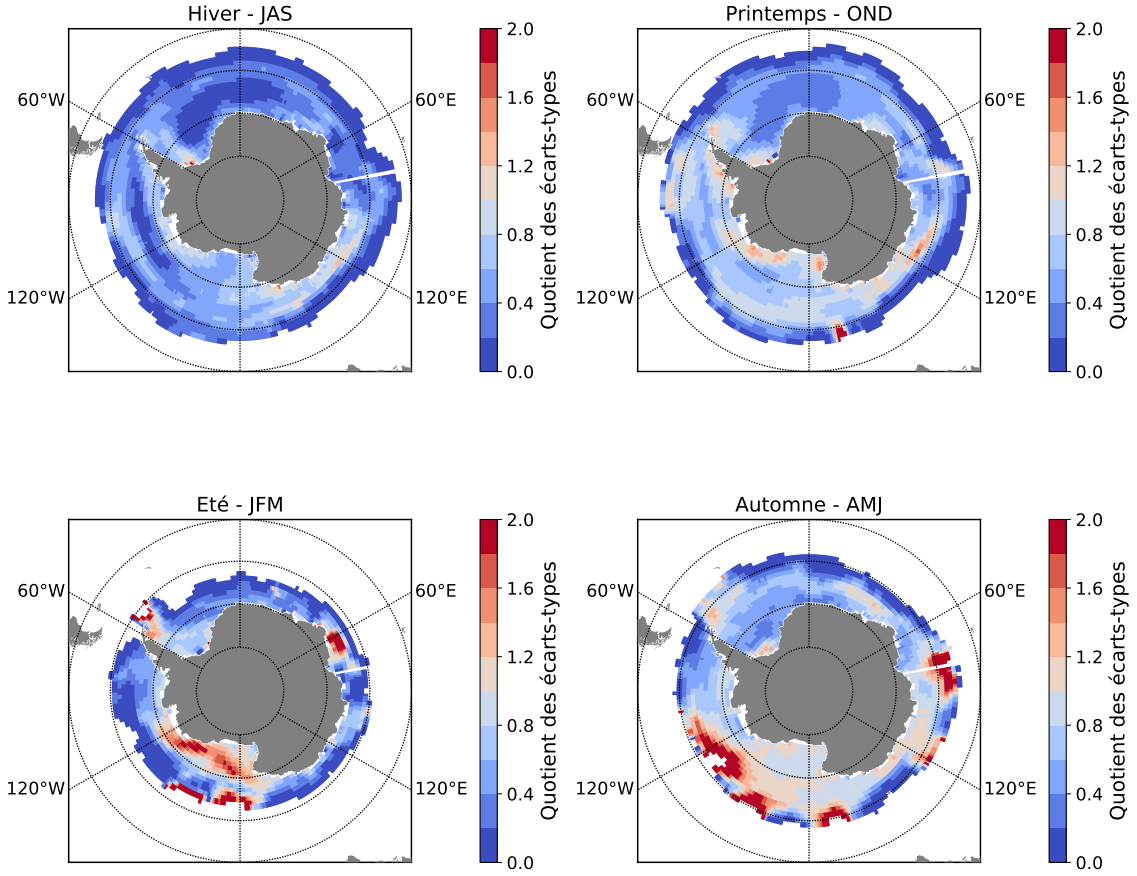


FIGURE 3.8: Cartes des quotients d'écarts-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle GFDLCM3. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison, pour la première année de la simulation. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.

3.3 Modèles avec évolution cyclique de l'erreur

3.3.1 E6F

La Figure 3.9 montre l'évolution temporelle de l'IIEE normalisé pour le modèle E6F. On y observe, pour toutes les années de la simulation, une augmentation générale de l'erreur normalisée au printemps et une diminution en automne. Les saisons d'été et d'hiver sont quant à elles associées à une relative stabilisation de l'erreur normalisée. Le pic de l'IIEE normalisé est atteint au mois de janvier pour les deux dernières années de la simulation. On remarque un dépassement de la valeur de 1 dès le mois de décembre de la première année. On retrouve de la prévisibilité grâce à la connaissance des conditions initiales pour de courtes périodes de temps en janvier et février et avril de la première année. Les deux dernières années de la simulation sont caractérisées par une erreur normalisée constamment au-dessus de la valeur de 1.

Ainsi, la prévisibilité associée à la connaissance des conditions initiales n'est observée que pour les 6 premiers mois de la simulation. On constate un retour de prévisibilité seulement pour deux courtes périodes de temps de la première année. Les deux dernières années de la simulation sont associées à une perte totale de prévisibilité des ensembles idéalisés par rapport aux prévisions de référence, et ce pour toutes les saisons.

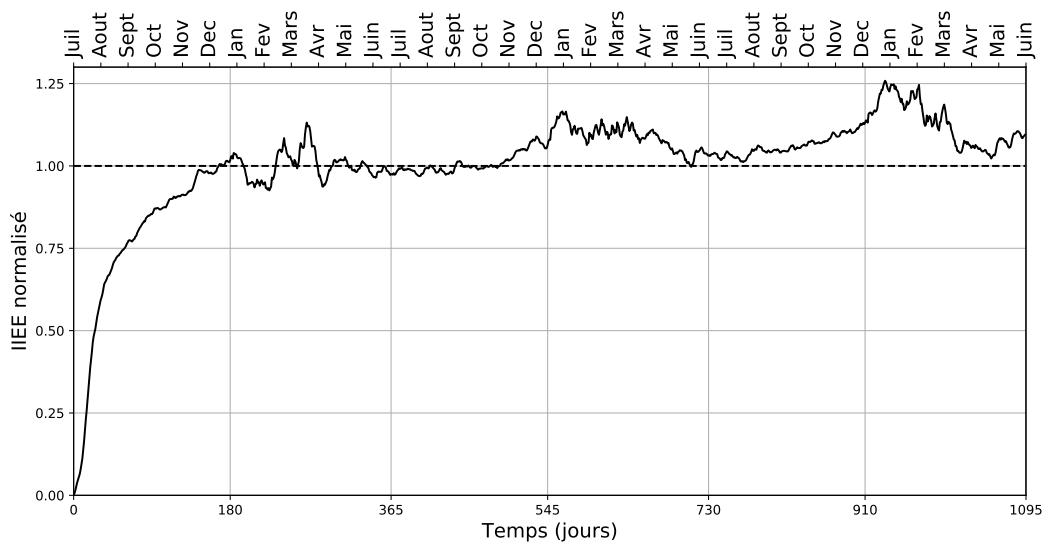


FIGURE 3.9: IIEE normalisé pour l'ensemble de l'océan Austral, pour le modèle E6F. Le temps 0 correspond au premier juillet.

La Figure 3.10 illustre les résultats des erreurs de prévisions et de la simulation de contrôle pour les différents bassins. Tous les bassins, excepté le bassin 3, montrent des erreurs en augmentation durant les saisons d'automne et d'hiver et en diminution au printemps et en été. Le bassin 3, dans le secteur de l'océan Pacifique, montre quant à lui une diminution des erreurs en hiver. De manière intéressante, les profils des erreurs dans ce bassin ressemblent à ceux observés pour les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3 (Figures 3.4 et 3.7). Contrairement à ces deux modèles, les prévisions initialisées du modèle E6F n'apportent pas de prévisibilité supplémentaire durant les mois d'hiver. Au contraire, la prévisibilité est rapidement perdue dès le mois de décembre pour tous les bassins.

La Figure 3.11 présente les résultats du calcul du quotient d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence. On note dans un premier temps qu'en été, lorsque le modèle E6F prédit très peu de glace de mer dans l'océan Austral, les valeurs supérieures à 1 ne se trouvent qu'en mer de Weddell. Au printemps, les valeurs supérieures à 1 aux marges du continent sont présentes en mer de Ross, de Bellingshausen et à l'Ouest de la mer de Weddell. En automne, les valeurs élevées de quotient d'écart-types sont les plus élevées à l'Est de la mer de Weddell.

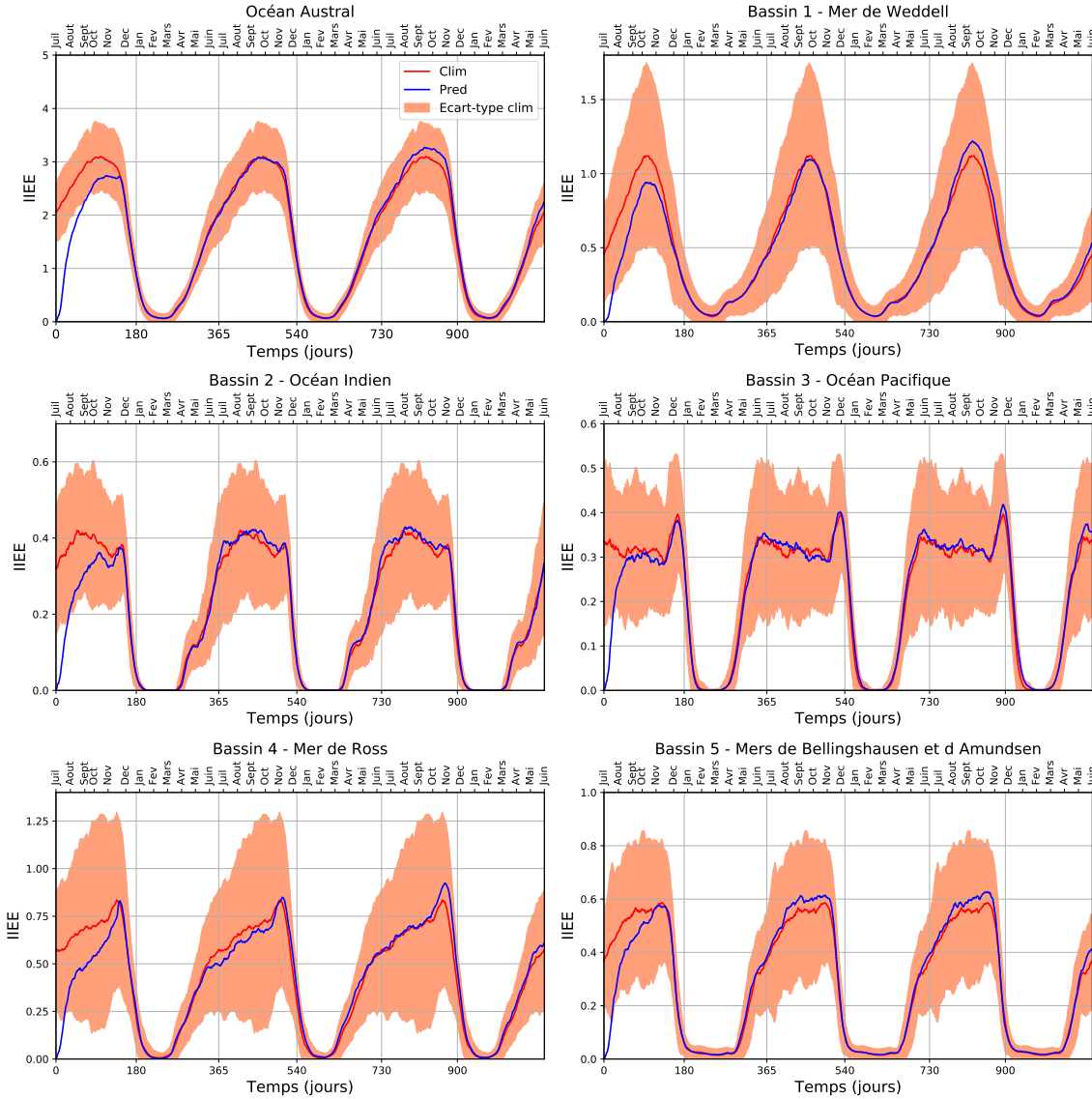


FIGURE 3.10: IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle E6F. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.

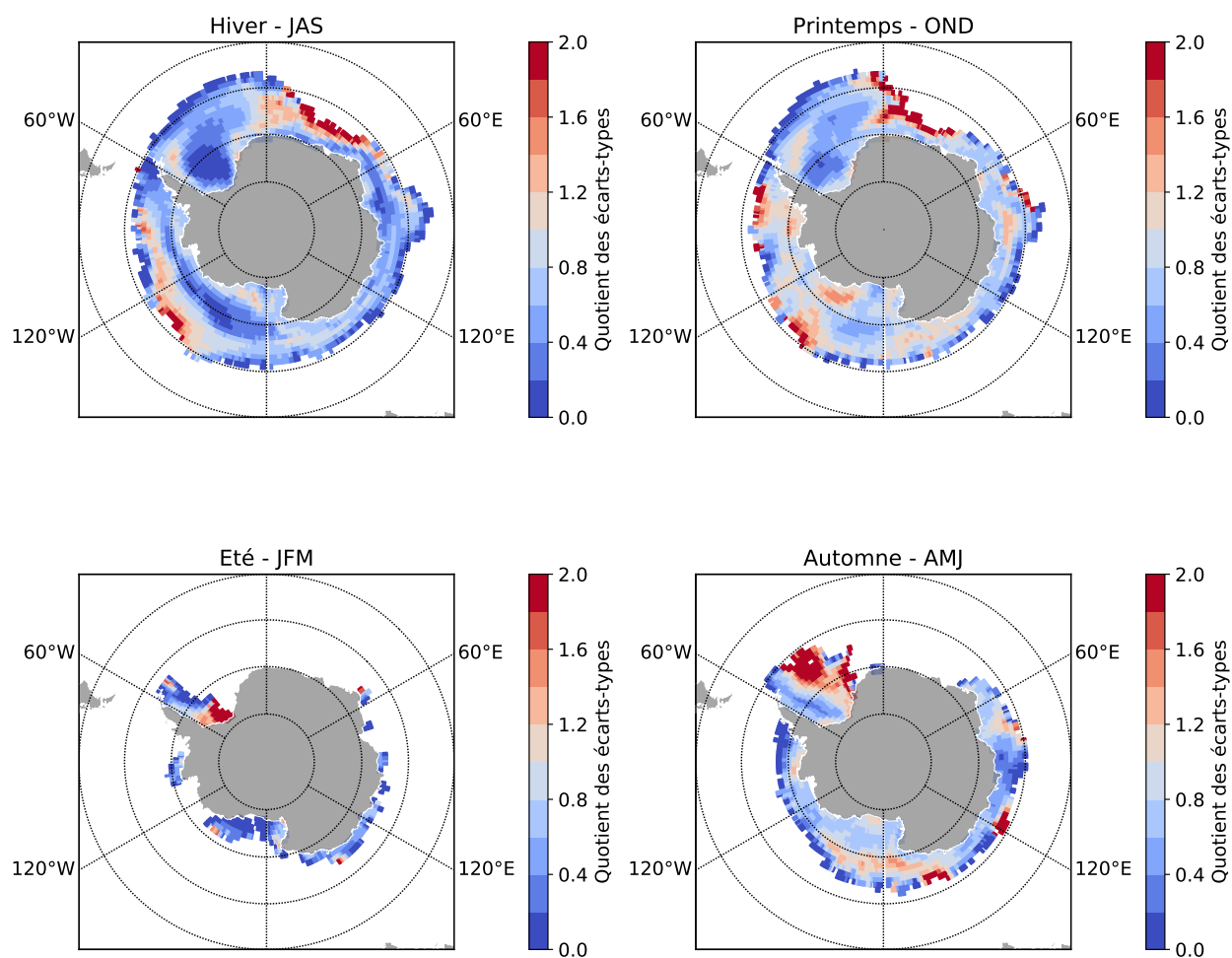


FIGURE 3.11: Cartes des quotients d'écarts-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle E6F, dans l'océan Austral. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.

3.3.2 MIROC5-2

La Figure 3.12 présente les résultats obtenus pour le calcul de l'IIEE normalisé du modèle MIROC5-2. On y remarque une augmentation de l'IIEE de l'automne au printemps et une diminution abrupte aux mois de février et mars. La Figure montre un dépassement de la valeur de 1 dès le mois de décembre de la première année, et ce jusqu'au mois de mars. On retrouve de la prévisibilité des ensembles initialisés en hiver de la première année ainsi qu'aux mois d'avril et de mai. A noter que l'erreur normalisée est supérieure à 1 pour l'entièreté de la troisième année de simulation.

Ainsi, la prévisibilité des ensembles idéalisés est perdue 5 mois après l'initialisation. On retrouve de la prévisibilité en hiver de la deuxième année, mais cette prévisibilité est perdue dès le début de la troisième année de simulation.

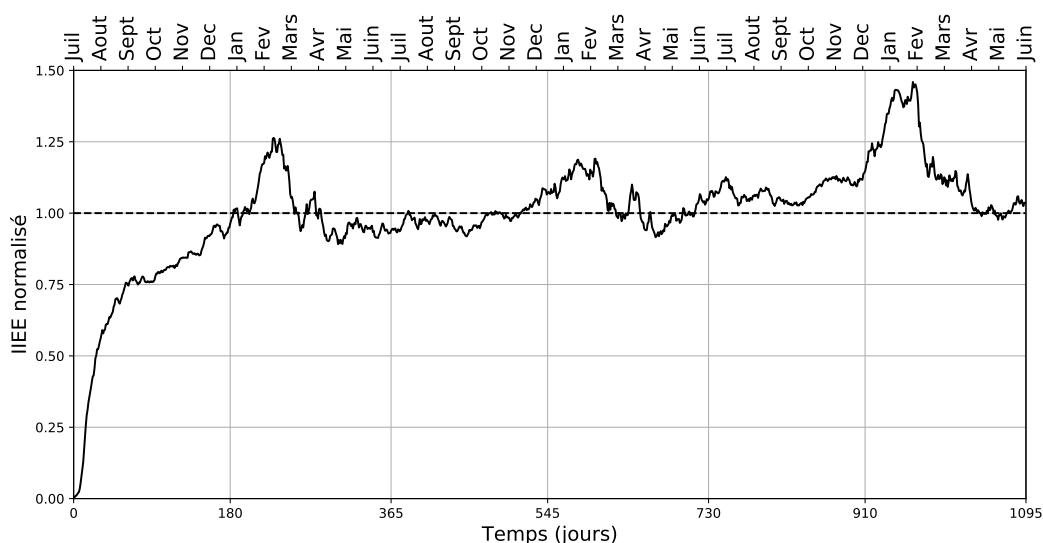


FIGURE 3.12: IIEE normalisé pour l'ensemble de l'océan Austral, pour le modèle MIROC5-2. Le temps 0 correspond au premier juillet.

La Figure 3.13 présente les courbes d'évolution de l'IIEE des prévisions et de l'IIEE de la simulation de référence pour les 5 bassins. Ces courbes suivent, selon le bassin étudié, un cycle saisonnier cohérent qui se révèle être similaire au cycle saisonnier de la glace de mer antarctique. En effet, les erreurs sont maximales aux alentours du mois de septembre, qui correspond au maximum d'étendue de la glace de mer antarctique. Les erreurs diminuent ensuite au printemps avant d'augmenter à partir de la fin de l'été. De manière générale, les prévisions idéalisées des bassins dans les océans Indien (bassin 2) et Pacifique (bassin 3) et des mers de Bellingshausen et d'Amundsen (bassin 5) sont notablement meilleures que celles de la simulation de référence jusqu'au mois de novembre de la première année de simulation. On note d'ailleurs de la prévisibilité associée à la connaissance des conditions initiales pour les bassins 3 et 5 durant les saisons d'hiver des 3 années de simulation. Les prévisions idéalisées des bassins des mers de Ross et de Weddell rattrapent quant à elle plus rapidement l'erreur de la simulation de référence et ne présentent plus de prévisibilité notable après la première année de la simulation.

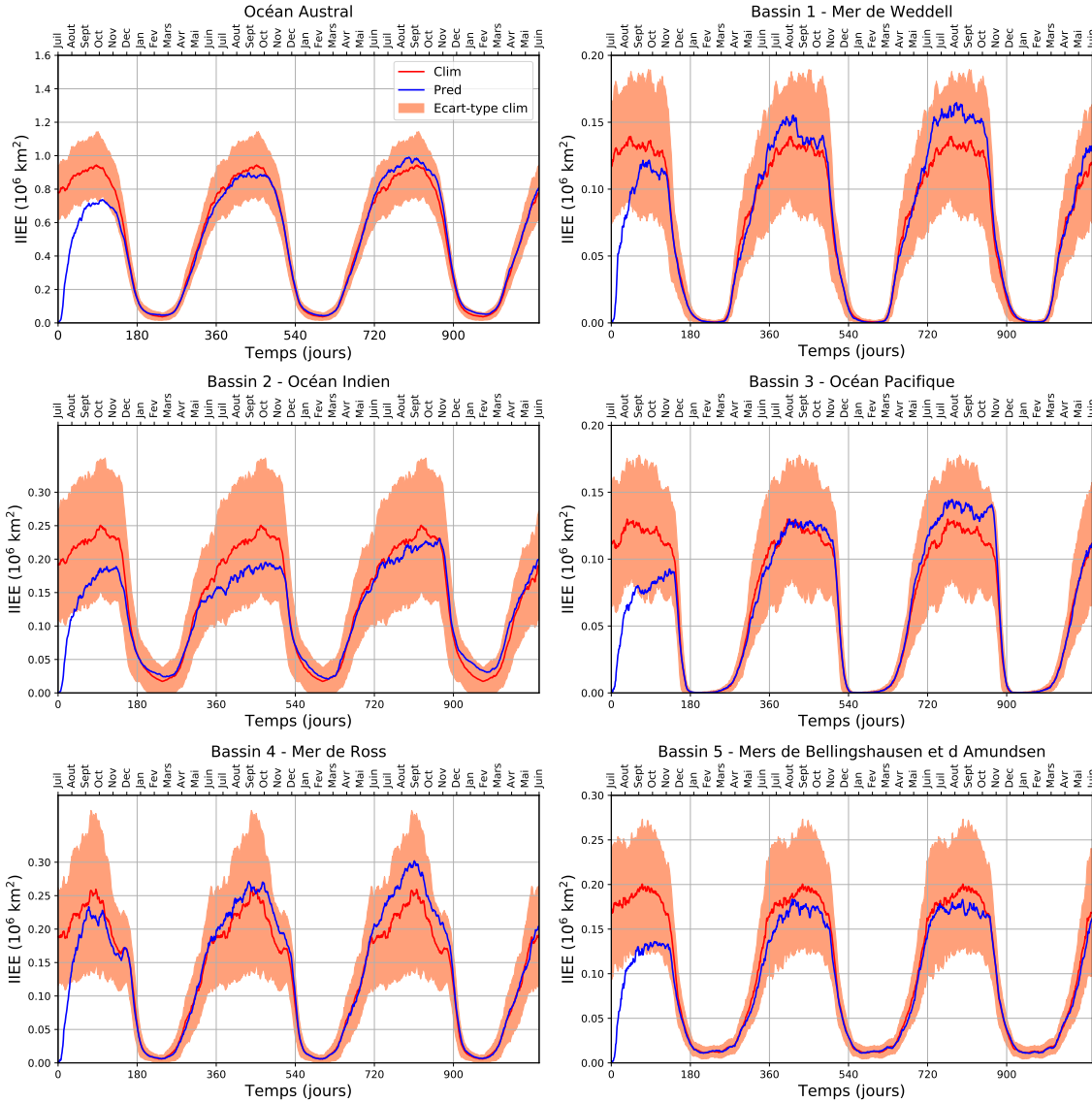


FIGURE 3.13: IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle MIROC5-2. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.

La Figure 3.14 présente les résultats cartographiés des valeurs de quotient d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence. On y remarque de manière générale peu de valeurs cartographiées car le modèle prédit peu de glace de mer dans l'océan Austral. En été, la quantité de glace de mer antarctique prédite par le modèle est particulièrement faible. Durant les autres saisons, la perte de prévisibilité est surtout observée en Antarctique de l'Est et en mers de Ross et d'Amundsen (Antarctique du Sud-Ouest).

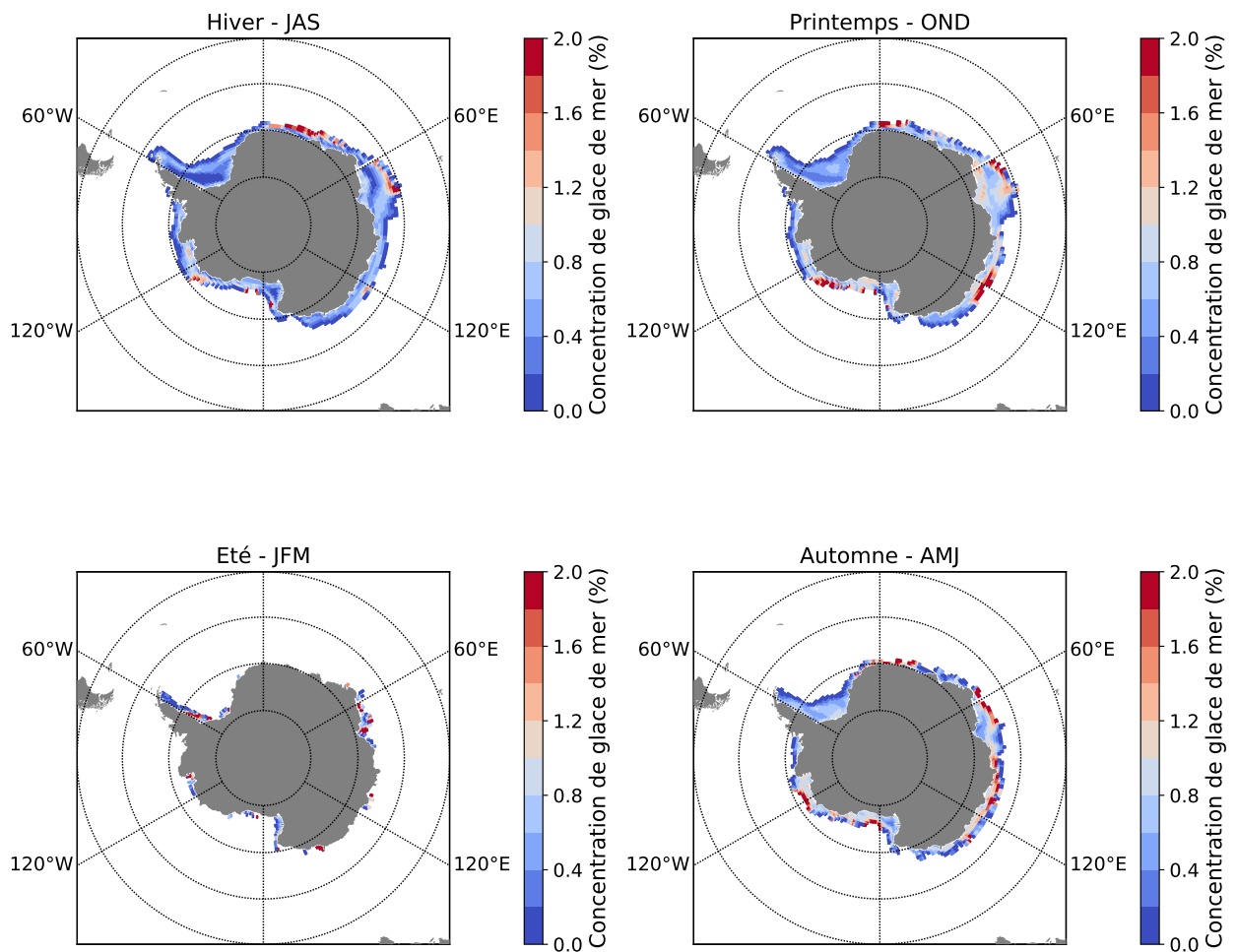


FIGURE 3.14: Cartes des quotients d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle MIROC5-2, dans l'océan Austral. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.

Chapitre 4

Discussion

4.1 Caractéristiques globales de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales

Dans ce mémoire, l’IIEE a été utilisé pour comparer les prévisions idéalisées aux simulations de référence. Pour rappel, l’IIEE est un calcul de surface d’erreur sur les champs de concentration de glace de mer fournis par les modèles. Ainsi, l’IIEE compare les différentes prévisions issues d’un ensemble idéalisé et les ensembles entre eux pour en déduire les incertitudes sur ces ensembles. L’IIEE de la simulation de référence compare quant à lui les différentes années de cette simulation. Comme le calcul d’erreur est réalisé dans un cadre parfait, les incertitudes des prévisions sont uniquement liées à la connaissance des conditions initiales. Ainsi, si l’erreur des prévisions idéalisées est inférieure à l’erreur de la simulation de référence, il y a de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales. Dans le cas contraire, la connaissance des conditions initiales ne permet pas d’améliorer les prévisions climatiques de la banquise antarctique. Comme les prévisions idéalisées utilisées dans ce travail sont initialisées le premier juillet, le but est ici d’identifier les échelles de temps qui observent de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales au début de l’hiver.

Pour une meilleure compréhension de ces échelles de temps sur lesquelles la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales est observée, l’IIEE normalisé est utilisé. L’IIEE normalisé est le quotient de l’IIEE des prévisions et de l’IIEE de la simulation de référence, de telle sorte qu’en cas d’égalité des IIEE, l’IIEE normalisé vaut 1. Dans le cas où l’IIEE normalisé est inférieur à 1, on a de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales puisque l’erreur sur les prévisions est inférieure à l’erreur de la simulation de référence. À l’inverse, si l’IIEE normalisé dépasse la valeur de 1, on a une perte totale de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales.

La Figure 4.1 regroupe les résultats décrits dans le chapitre 3 de l’IIEE normalisé pour les 4 modèles utilisés dans ce mémoire. On note sur cette Figure que les premiers mois de la simulation sont caractérisés par un IIEE normalisé largement inférieur à 1 pour tous les modèles. Mais dès l’été, cette prévisibilité initiale est perdue pour la majorité des modèles. Ainsi, la prévisibilité initiale est de 5 mois pour le modèle E6F, 6 mois pour les modèles GFDLCM3 et MIROC5-2 et 10 mois pour le modèle HADGEM1-2.

Les études similaires utilisant des prévisions idéalisées initialisées en été (le premier janvier) montrent une prévisibilité initiale de seulement 3 mois (Holland *et al.*, 2013). Par conséquent, l'initialisation des modèles le premier juillet utilisée dans ce mémoire permet d'augmenter l'échelle de temps sur laquelle on observe de la prévisibilité initiale, par rapport à une initialisation en été.

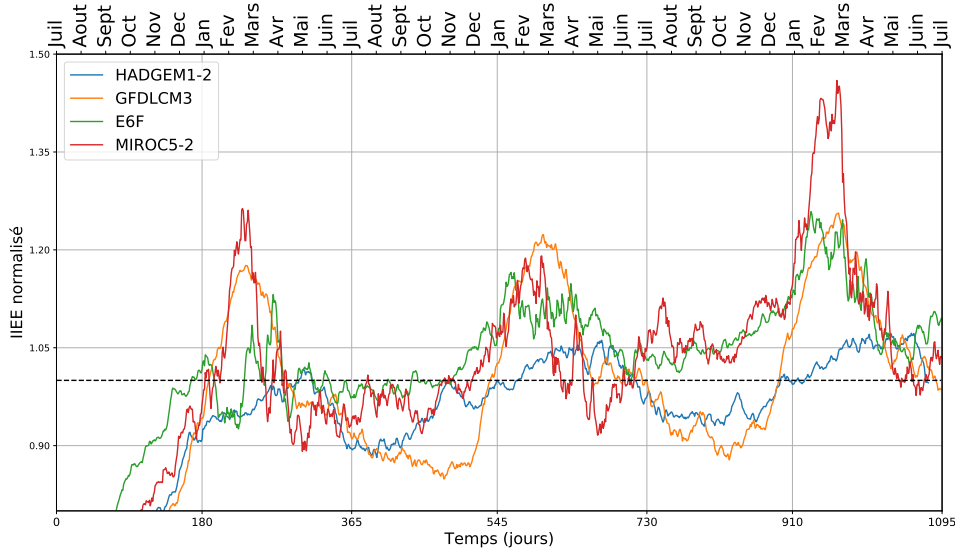


FIGURE 4.1: Résultats des valeurs d'IIIE normalisé obtenues à partir des 4 modèles utilisés dans le travail.

4.1.1 Prévisibilité en été

Ceci nous amène à un constat clair émergeant de la Figure 4.1 : tous les modèles sauf HADGEM1-2 présentent un IIIE normalisé supérieur à 1 en été. C'est-à-dire que, pour ces modèles, on observe une perte totale de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales le premier juillet dès l'été de la même année. Ces résultats sont en accord avec l'étude de Marchi *et al.* (2018), qui utilise une métrique différente de celle employée dans ce mémoire pour déterminer les erreurs des prévisions idéalisées pour les modèles APPOSITE initialisés le premier juillet. Seul le modèle HADGEM1-2 manifeste encore de la prévisibilité durant l'été de la première année. Pour les années suivantes de la simulation, l'IIIE normalisé d'HADGEM1-2 dépasse la valeur de 1 en été mais plus légèrement que pour les autres modèles. Les observations concernant la perte de prévisibilité en été sont constatées indépendamment de la date d'initialisation des prévisions idéalisées (Marchi *et al.*, 2018; Holland *et al.*, 2013).

4.1.2 Prévisibilité en hiver

En hiver, les erreurs des prévisions diminuent ou se stabilisent pour les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3, là où elles augmentent pour les modèles E6F et MIROC5-2. La glace de mer antarctique prédite par les deux premiers modèles étant plus étendue et plus concentrée en hiver, cela pourrait expliquer une plus longue prévisibilité estimée par ces modèles.

En hiver de la deuxième année (soit 1 an après l’initialisation des prévisions), on note de la prévisibilité (un IIEE normalisé inférieur à 1) pour tous les modèles. Lors de la troisième année de simulation, seules les prévisions idéalisées des modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3 ont une erreur inférieure à l’erreur de la simulation de référence. Les modèles E6F et MIROC5-2 montrent quant à eux une perte totale de la prévisibilité dès le début de la troisième année de simulation. Ces résultats sont cohérents avec l’étude de Marchi *et al.* (2018), qui montre une ré-émergence de la prévisibilité en hiver pour tous les modèles. La ré-émergence de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales en hiver concorde avec les résultats d’autres études sur le sujet (Holland *et al.*, 2013; Marchi *et al.*, 2018). Ces études suggèrent par ailleurs que ce mécanisme de ré-émergence en hiver est observé indépendamment de la date d’initialisation choisie. La ré-émergence de prévisibilité en hiver apparaît être liée au mécanisme de ré-émergence des anomalies de températures de surface de l’océan décrit dans la section 1.3.2. Dans ce mécanisme, les anomalies de températures de surface de l’océan ré-émergent en hiver, après avoir été conservées en profondeur durant l’été (Holland *et al.*, 2013).

4.1.3 Prévisibilité en automne et au printemps

Il a été mentionné à la section 3 que les mois d’automne, associés à la formation de la glace de mer, voient leurs erreurs des prévisions et de la simulation de référence augmenter. Ainsi, cette période de transition dans l’état de la banquise antarctique est liée à plus de désaccord entre les prévisions d’un ensemble et entre les années de la simulation de référence. Cependant, l’automne correspond à une période où le quotient entre ces deux erreurs diminue (Figure 4.1), c’est-à-dire que l’erreur des prévisions diminue par rapport à celle de la simulation de référence. Lors de la première année de simulation, tous les modèles présentent de la prévisibilité en automne. Lors de la deuxième année, seul le modèle MIROC5-2 montre de la prévisibilité en automne. En effet, même si l’IIEE normalisé diminue en automne, l’erreur des prévisions est supérieure à celle de la simulation de référence durant cette saison pour les autres modèles. L’automne de la troisième année voit la perte de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales s’étendre à tous les modèles.

Au printemps, les IIEE des prévisions et de la simulation de référence augmentent pour les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3 (Figures 3.4, 3.7) tandis qu’ils diminuent pour les modèles E6F et MIROC5-2 (Figures 3.10, 3.13). Cette différence est probablement causée par la meilleure représentation de la glace de mer antarctique par les deux premiers modèles, alors que les deux derniers ne prédisent pratiquement pas de glace de mer antarctique au printemps. L’IIEE normalisé a tendance à augmenter légèrement pour tous les modèles, signe que l’erreur des prévisions augmente par rapport à l’erreur de la simulation de référence au printemps. Cependant, l’erreur des prévisions reste inférieure à l’erreur de la simulation de référence pour la première année de simulation de tous les modèles, ce qui traduit la présence de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales durant cette période. Cette prévisibilité ré-émerge aux printemps des années suivantes pour HADGEM1-2 et GFDLCM3, mais est perdue dès la deuxième année de simulation pour E6F et MIROC5-2.

4.1.4 Modes généraux de prévisibilité

On observe de la prévisibilité initiale pour les premiers mois de la simulation, jusqu’à 10 mois pour le modèle HADGEM1-2. L’échelle de temps sur laquelle la prévisibilité initiale est constatée dépasse celle observée dans l’étude de Marchi *et al.* (2018). Dans cette même étude, la métrique employée pour évaluer la prévisibilité est légèrement différente de celle utilisée dans ce mémoire. Marchi *et al.* (2018) comparent en effet directement la variance des ensembles de prévisions à la variance de la simulation de référence pour déterminer la prévisibilité de la glace de mer antarctique. Leurs résultats sont par ailleurs présentés pour chaque longitude, là où ils sont intégrés par bassin dans ce mémoire. De plus, les données de concentration de glace de mer utilisées dans l’étude sont mensuelles et non journalières. Ces différents points peuvent expliquer les différences obtenues dans les résultats. En outre, on constate une ré-émergence de la prévisibilité durant l’hiver de l’année suivante pour les 4 modèles. Cette prévisibilité en hiver est particulièrement présente pour les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3, pour lesquels on remarque de la prévisibilité en hiver de la troisième année de simulation également. Par contre, seules les prévisions idéalisées du modèle HADGEM1-2 présentent de la prévisibilité en été de la première année. Pour les autres modèles, la saison d’été correspond à une perte totale de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales. La perte de prévisibilité durant les mois d’été est principalement causée par la faible étendue de glace de mer observée durant cette saison. Le retrait important de la glace de mer empêche en effet celle-ci de conserver une mémoire de ses états passés. Si l’erreur des prévisions augmente au printemps, elle reste inférieure à l’erreur de la simulation de référence pour les 3 années de la simulation pour les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3. Par conséquent, la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales est obtenue en hiver et au printemps des 3 années de simulation pour ces deux modèles.

De manière générale, les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3 montrent plus de prévisibilités saisonnière et interannuelle que les deux autres modèles. Ils présentent en effet une ré-émergence de la prévisibilité en hiver et au printemps pour toute la simulation. Ces meilleurs résultats sont probablement causés par la meilleure représentation de la glace de mer antarctique de ces deux modèles. En particulier, le modèle HADGEM1-2 prédit une étendue de glace de mer antarctique pratiquement égale à l’étendue observée. De plus, ce modèle est également le seul à montrer de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales en été de la première année de simulation. Dans la littérature scientifique, la prévisibilité saisonnière liée à la connaissance des conditions initiales apparaît être également associée à la transcription des conditions océaniques, et en particulier de la profondeur de la couche mélangée dans les modèles (Marchi *et al.*, 2018; Holland *et al.*, 2013). Ceci s’explique par l’importance du mécanisme de ré-émergence discuté plus haut pour expliquer le retour de prévisibilité en hiver.

4.1.5 Comparaison avec la littérature scientifique

Etant donné que les études dans l’approche du modèle parfait sont peu nombreuses, il peut être intéressant d’examiner des études similaires réalisées en dehors de l’approche du modèle parfait. Dans ces études, les incertitudes des modèles et des observations s’ajoutent aux incertitudes sur les conditions initiales. Guemas *et al.* (2016) ont étudié l’impact de l’initialisation de la glace de mer par des reconstructions de l’état observé sur la prévisibilité de la banquise antarctique.

Leur analyse montre que cette initialisation en mai et en novembre de la glace de mer antarctique ne permet pas d'améliorer les prévisions par rapport à des simulations de référence. Leur étude a également permis de mettre en évidence la possible importance du contenu thermique océanique initial par rapport à l'état initial de la banquise dans les études de prévisibilité de la banquise antarctique.

Yang *et al.* (2016) ont également étudié l'impact de l'initialisation des modèles par l'état observé de la banquise antarctique sur sa prévisibilité. Leurs résultats, pour des modèles initialisés en janvier et en novembre, montrent une absence d'amélioration des prévisions suite à l'initialisation des modèles.

L'influence de l'initialisation des modèles par les observations a également été analysée par Zampieri *et al.* (2019). La métrique d'erreur qu'ils utilisent pour comparer les prévisions initialisées à des prévisions de référence (qui ne sont pas conditionnées par la connaissance de l'état initial) est similaire à celle utilisée ici. Leurs résultats indiquent que les prévisions initialisées peinent à assurer la transition vers le régime de fonte de la glace de mer, lorsque l'étendue de la banquise antarctique est à son maximum. Ceci s'applique également aux résultats obtenus dans ce mémoire, puisqu'on observe peu ou pas de prévisibilité des prévisions initialisées en été dès la première année de simulation. Les prévisions utilisées dans ce mémoire ont été initialisées non pas au moment où l'étendue maximale est observée mais au début de l'hiver, où l'étendue est en train d'augmenter. Ce problème de transition pourrait être expliqué par un retardement du début de fonte de la glace au printemps, suite à une surestimation de l'épaisseur initiale de la glace de mer. Un autre type de biais observé dans l'étude de Zampieri *et al.* (2019) concerne la difficulté des modèles à passer au régime de formation de glace de mer. Dans notre étude, l'IIIE des prévisions et de la simulation de référence augmentent en effet dès le mois de mars (après le minimum observé d'étendue de glace de mer antarctique) pour tous les modèles. L'IIIE normalisé, représentant la performance des prévisions par rapport à la simulation de référence, a quant à lui tendance à diminuer durant cette période. Cela indique que l'erreur des prévisions diminue par rapport à l'erreur de la simulation de référence. Cependant, l'IIIE normalisé reste généralement supérieur à 1 entre mars et juin, ce qui confirme la difficulté des prévisions idéalisées à représenter correctement la période de formation de la glace de mer. Cette difficulté serait principalement due à un refroidissement trop rapide de la surface de l'océan dans les modèles climatiques par rapport à la réalité. Ces différentes études dans des cas réels mettent en évidence la difficulté d'améliorer les prévisions de glace de mer antarctique via l'initialisation des modèles par les observations.

Les études de prévisibilité saisonnière de la banquise arctique montrent en général de meilleurs résultats que celles portant sur la glace de mer antarctique. Ce constat s'explique majoritairement par les différences intrinsèques dans les systèmes climatiques des deux régions. En particulier, la forte variabilité régionale et saisonnière de l'étendue de la glace de mer antarctique entrave les performances des prévisions saisonnières dans la région (National Academies of Sciences & Medicine, 2017). Cette variabilité est effectivement difficile à représenter dans les modèles climatiques. On trouve cependant certaines similarités dans les mécanismes de prévisibilité de la glace de mer arctique et antarctique. En effet, la prévisibilité observée en hiver suite à la ré-émergence des anomalies de températures de surface de l'océan est également observée dans les études sur l'Arctique. Ces dernières présentent néanmoins de la prévisibilité de la glace de mer en été, ce qui n'est pas le cas pour l'Antarctique.

4.2 Différences régionales dans la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales

L'analyse des résultats obtenus pour les valeurs d'IIEE a été réalisée sur 5 bassins de l'océan Austral (Figure 2.1). Cette analyse régionale permet d'observer les différences dans la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales selon le bassin étudié. Par ailleurs, les cartes des quotients d'écart-type des prévisions et de la simulation de référence, présentées à la section 3, permettent de mettre en avant les zones où de la prévisibilité est observée. Enfin, pour mieux comprendre les différences entre les modèles, les cartes de concentrations de glace de mer prédites pour chaque modèle seront montrées dans cette section.

4.2.1 Modèles avec stabilisation de l'erreur en hiver

Les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3 sont caractérisés par une stabilisation de leurs erreurs en hiver et sont par ailleurs les modèles représentant le mieux l'état de la banquise antarctique.

La Figure 4.2 montre les résultats des IIEE normalisés pour chaque bassin, pour le modèle HADGEM1-2. Cette Figure permet de résumer les résultats obtenus à la Figure 3.4. On y observe que l'échelle de temps sur laquelle de la prévisibilité initiale liée à la connaissance des conditions initiales est obtenue diffère selon les bassins. Ainsi, les bassins des mers de Weddell et de Ross (bassins 1 et 4) et le secteur océan Indien (bassin 2) sont caractérisés par une prévisibilité initiale de l'ordre de 6 à 8 mois. Pour le secteur océan Pacifique (bassin 3) et le bassin des mers de Bellingshausen et d'Amundsen (bassin 5), la prévisibilité initiale est obtenue jusqu'à 11 mois après l'initialisation des prévisions. Le bassin de la mer de Ross (bassin 4) présente, lui, une forte erreur sur les prévisions au printemps de la première année. Pour le reste de la simulation, l'IIEE normalisé pour les 5 bassins suit globalement la même évolution temporelle.

La Figure 3.5 donne une meilleure appréciation des différences régionales dans la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales, pour la première année de simulation. On peut y voir que la perte de prévisibilité dans le bassin de la mer de Ross au printemps et en été est confinée à l'Ouest de la mer de Ross. On note également des valeurs importantes de quotient d'écarts-types (associées à une perte de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales) pour le bassin des mers de Bellingshausen et d'Amundsen (bassin 5), à partir du printemps. En été, le secteur océan Indien (bassin 2) présente aussi des valeurs de quotient supérieures à 1. Or, on remarque sur la Figure 4.3 que les zones où on a observé une importante perte de prévisibilité en été sont également les zones pour lesquelles le modèle prédit une concentration de glace de mer inférieure à 80 %. On note par ailleurs qu'en hiver, les concentrations de glace de mer prédites sont presque toujours supérieures à la valeur de 90 %.

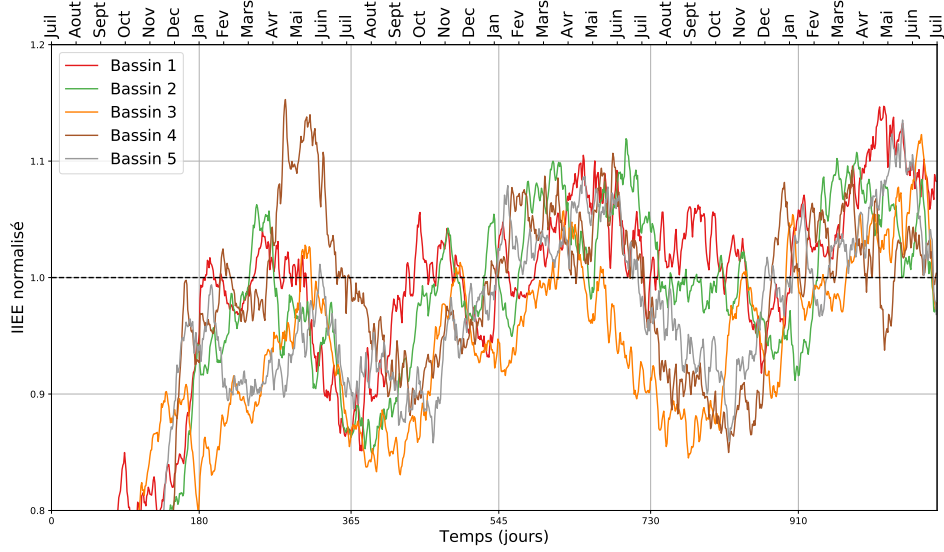


FIGURE 4.2: Evolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle HADGEM1-2.

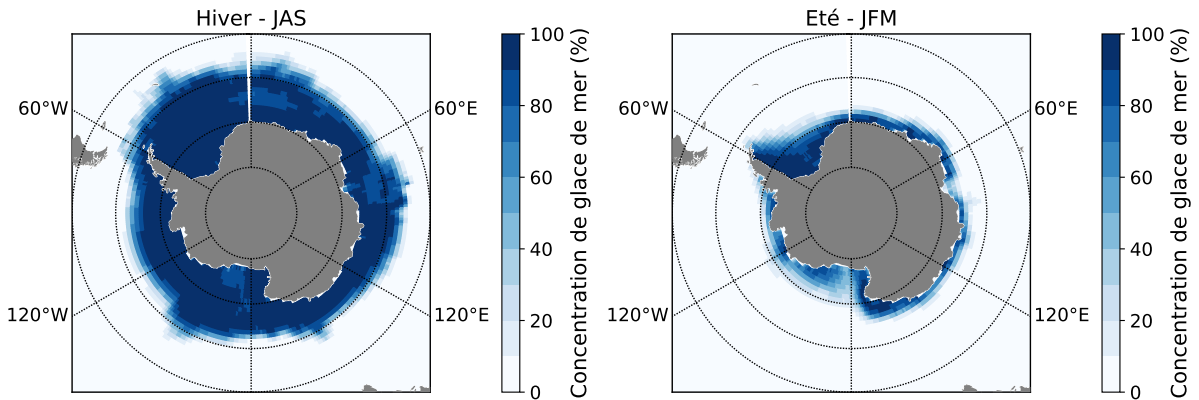


FIGURE 4.3: Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle HADGEM1-2. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.

La Figure 4.4 illustre les résultats du modèle GFDLCM3 pour les IIEE normalisés par bassin. On remarque sur cette Figure que la prévisibilité initiale est observée sur les mêmes échelles de temps pour les différents bassins, c'est-à-dire entre 5 et 6 mois. Tous les bassins montrent une ré-émergence de la prévisibilité en hiver. En été, le secteur océan Pacifique (bassin 3) montre de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales, l'IIEE normalisé y étant inférieur à 1. De manière générale, le bassin des mers de Bellingshausen et d'Amundsen (bassin 5) présente un IIEE nettement supérieur en été, dès la première année de simulation. Le bassin du secteur océan Indien (bassin 2) montre également une perte de prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales en été, dès la première année de simulation. En hiver, tous les bassins témoignent d'une ré-émergence de prévisibilité.

La Figure 3.8 met en évidence les endroits avec la plus importante perte de prévisibilité observée lors de la première année de simulation. On y voit que la grande valeur d'IIEE normalisé observée en été pour le bassin 5 est majoritairement due à la perte de prévisibilité à l'Ouest de la mer de Ross. De la même manière, la perte de prévisibilité estivale dans le secteur océan Indien (bassin 2) est concentrée en mer de Mackensie. On constate par ailleurs que le modèle GFDLCM3 prédit très peu de glace de mer en été (Figure 4.5). D'après cette Figure, on trouve le plus de glace de mer antarctique estivale dans la mer de Weddell, où on a remarqué peu de perte de prévisibilité. De faibles valeurs de concentration de glace de mer antarctique sont également observées dans le secteur Sud-Ouest de l'océan Austral alors qu'il a montré une importante perte de prévisibilité en été.

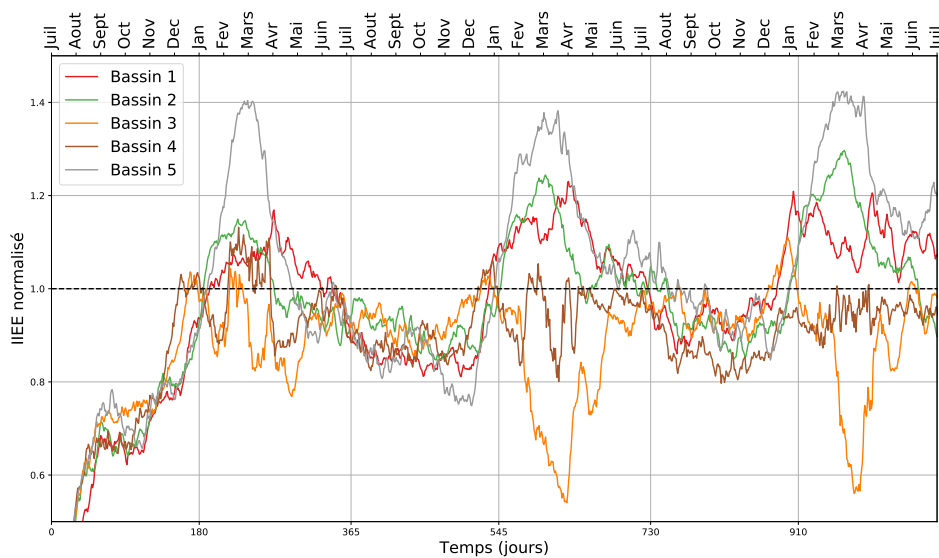


FIGURE 4.4: Evolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle GFDLCM3.

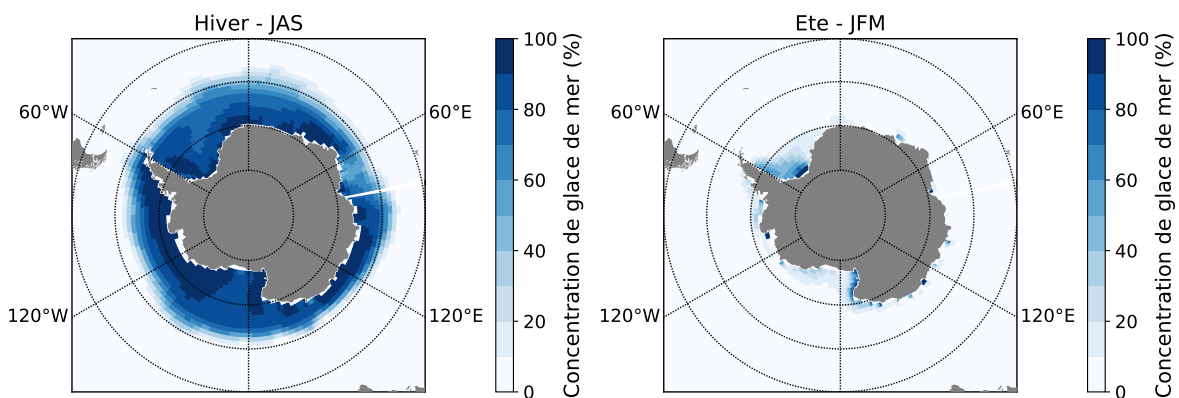


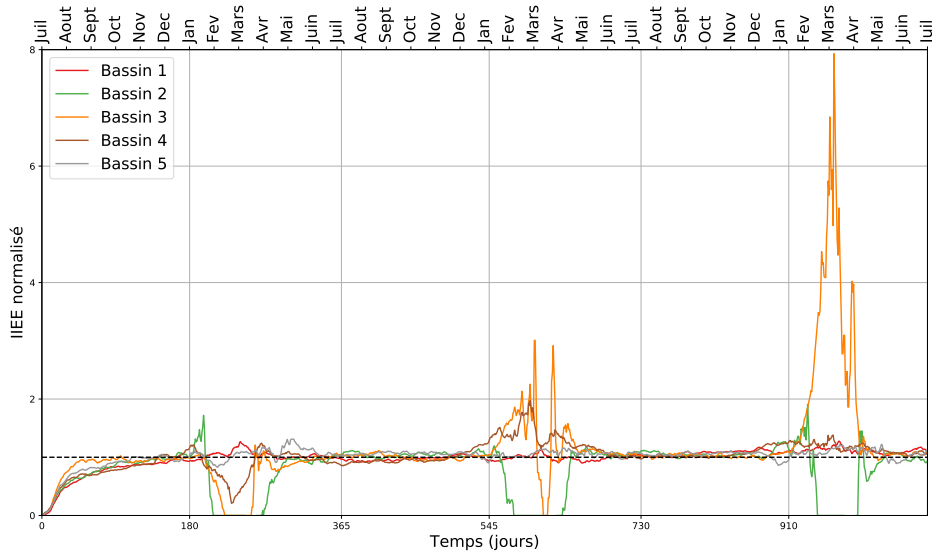
FIGURE 4.5: Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle GFDLCM3. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.

4.2.2 Modèles avec évolution cyclique de l'erreur

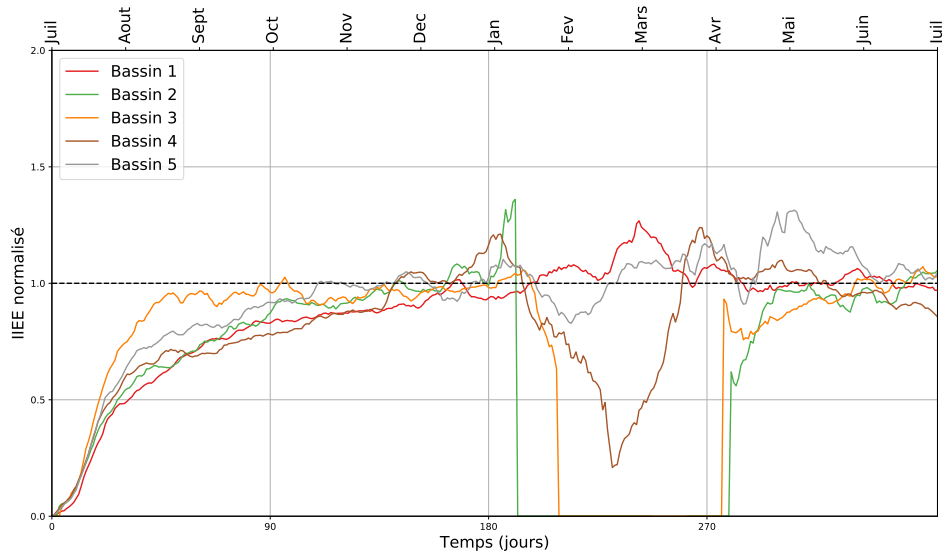
Les modèles E6F et MIROC5-2 sont caractérisés par une évolution cyclique de leur IIEE des prévisions et de la simulation de référence. Ces modèles prédisent par ailleurs une étendue de glace de mer antarctique beaucoup plus faible que celle observée (Figure 3.1).

La Figure 4.6 montre les résultats pour les IIEE normalisés par bassin du modèle E6F. On y observe, pour les 3 années de simulation, que le bassin dans le secteur océan Pacifique (bassin 3) affiche un IIEE normalisé très largement supérieur à 1 dès l'été de la deuxième année de simulation. En été de la troisième année de simulation, l'erreur des prévisions est pratiquement 8 fois plus grande que l'erreur de la simulation de référence. Ce phénomène est causé par les très faibles valeurs d'IIEE des prévisions et de la simulation de référence en été pour ce bassin, comme observé à la Figure 3.10. Le quotient de ces faibles valeurs peut dès lors devenir très grand, sans que cela n'ait de signification particulière au niveau de la prévisibilité. C'est aussi dans ce bassin 3 qu'on a observé à la Figure 3.10 un profil de courbes IIEE différent par rapport aux autres bassins du modèle, à savoir avec une diminution des erreurs en hiver. Ce profil de courbe ressemble aux profils observés pour les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3. Or, on remarque sur la Figure 4.7 que le secteur Pacifique présente une concentration plus élevée de glace de mer qui pourrait ainsi être à l'origine de la diminution des erreurs du bassin 3 en hiver. En effet, les modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3 montrent également une concentration de glace de mer plus élevée (Figures 4.3, 4.5).

La prévisibilité initiale des prévisions idéalisées peut être observée à la Figure 4.6b. On y remarque une prévisibilité initiale pour le modèle E6F perdue pour tous les bassins dès le mois de décembre de la première année, soit 5 mois après l'initialisation des prévisions idéalisées. En été de la première année, on a une perte de prévisibilité pour les bassins des mers de Weddell (bassin 1) et de Bellingshausen et d'Amundsen (bassin 5). Le bassin de la mer de Ross (bassin 4) montre une ré-émergence de la prévisibilité en été, tandis que les bassins des secteurs océan Indien (bassin 2) et océan Pacifique (bassin 3) voient leur IIEE normalisé tomber à 0 en été et au début de l'automne. Ceci s'explique par la quasi absence de glace de mer antarctique prédite pour ces bassins pendant cette période. Sur la Figure 3.11, on remarque que la perte de prévisibilité observée en été dans le bassin de la mer de Weddell (bassin 1) est concentrée au Sud-Ouest de celle-ci. Par contre, au printemps, la perte de prévisibilité dans le bassin 1 est concentrée à l'Est de la mer de Weddell. Cependant, la Figure 4.7 montre que le modèle E6F ne prédit que très peu de glace de mer en été, concentrée à l'Est de la péninsule antarctique.



(a) Pour les 3 années de simulation.



(b) Pour la première année de simulation.

FIGURE 4.6: Évolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle E6F.

La Figure 4.8 reprend les résultats pour les IIEE normalisés par bassin du modèle MIROC5-2. De la même manière que pour le modèle E6F, les hautes valeurs d'IIEE normalisé identifiées sur cette Figure pour le bassin du secteur océan Pacifique (bassin 3) sont causées par les valeurs estivales très faibles d'IIEE des prévisions et de la simulation de référence pour ce bassin. Ceci a été observé à la Figure 3.13 et ne doit pas être pris en compte dans l'évaluation de la prévisibilité pour ce bassin. Comme pour le modèle E6F, la prévisibilité initiale est perdue après 6 mois pour tous les bassins. En été des deux premières années, seul le bassin de la mer de Weddell (bassin 1) montre de la prévisibilité. Mais les résultats d'IIEE normalisés en été sont à prendre avec précaution car le modèle MIROC5-2 ne prédit pas de glace de mer antarctique durant cette saison (Figure 4.9).

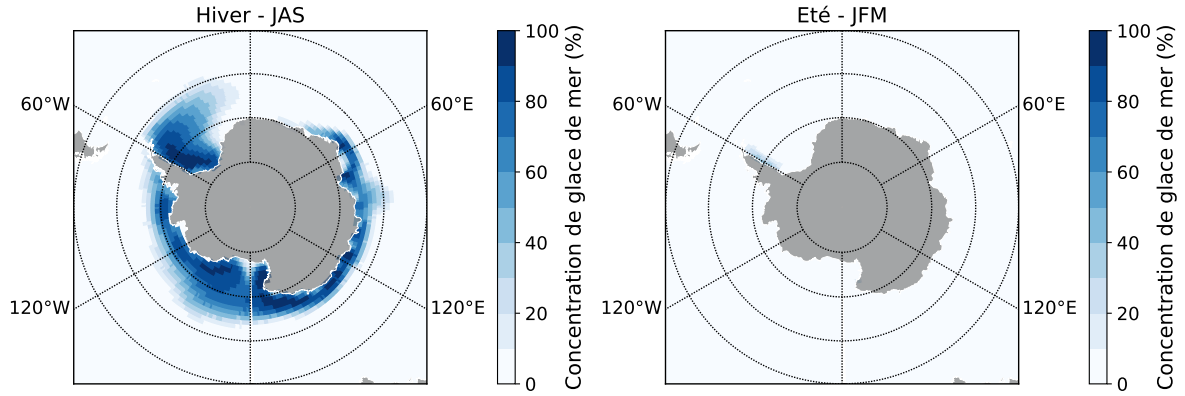


FIGURE 4.7: Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle E6F. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.

En hiver, la ré-émergence de prévisibilité n'est observée que pour les bassins du secteur océan Indien (bassin 2) et des mers de Bellingshausen et d'Amundsen (bassin 5). La Figure 3.14 montre que la perte de prévisibilité constatée en automne et au printemps est concentrée en Antarctique de l'Est et dans les mers de Ross et d'Amundsen (bassins 4 et 5).

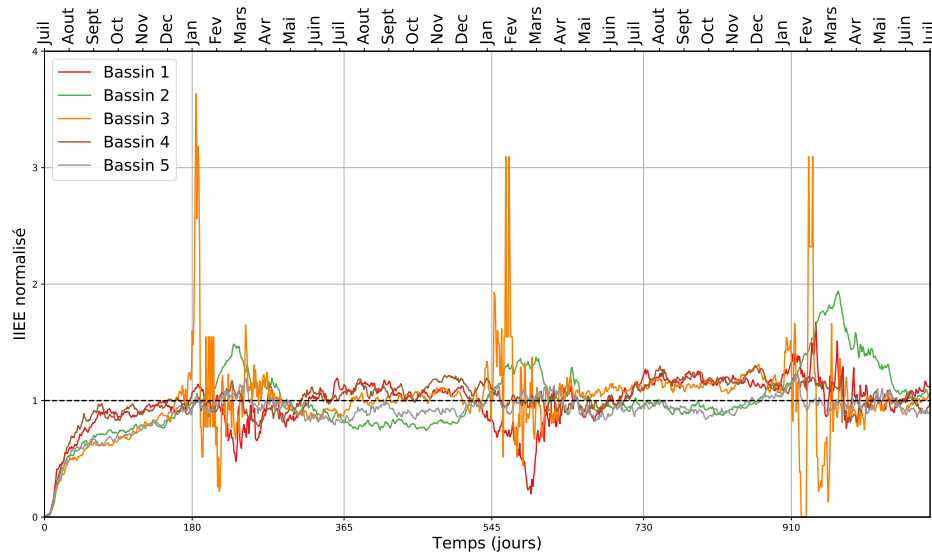


FIGURE 4.8: Evolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle MIROC5-2.

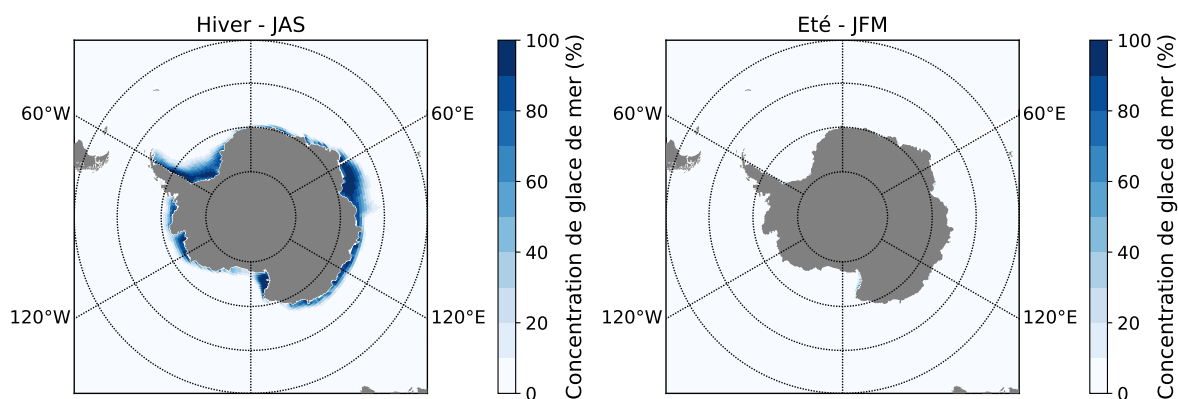


FIGURE 4.9: Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle MIROC5-2. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.

L'analyse régionale de la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales permet de mettre en lumière certains phénomènes. D'abord, les différences régionales peuvent être le résultat d'une sous-estimation de l'étendue de la glace de mer antarctique observée par les modèles. C'est le cas pour les modèles E6F et MIROC5-2, qui prédisent une étendue de glace de mer près de 50 % inférieure à la réalité (Figure 3.1). Ensuite, le bassin de la mer de Weddell (bassin 1) montre généralement une bonne prévisibilité de la glace de mer durant les différentes saisons de la première année de prévisibilité, sauf pour le modèle E6F. Ceci peut s'expliquer par la forte concentration en glace de mer généralement prédite par les modèles dans cette région. A l'inverse, le secteur Sud-Ouest de l'océan Austral, avec les mers de Ross, d'Amundsen et de Bellingshausen, affiche généralement une perte de prévisibilité dès le printemps. Pour l'Antarctique de l'Est, les résultats diffèrent selon les modèles. En effet, le modèle HADGEM1-2 montre une perte de prévisibilité en Antarctique de l'Est au printemps et en été, alors que le modèle GFDLCM3 observe cette perte en été et en automne, principalement dans la mer de Mackensie. Les modèles E6F et MIROC5-2 prédisent quant à eux une légère perte de prévisibilité au printemps et en automne.

De manière générale, les zones de pertes de prévisibilité apparaissent être fréquemment associées à des zones où la concentration en glace de mer prédite par le modèle considéré est plus faible. Ainsi, la transition entre les zones entièrement couvertes de glace de mer et les zones d'eau libre est sujette à des désaccords entre les différentes prévisions d'un ensemble. A l'inverse, les zones couvertes de glace de mer sont associées à de la meilleure prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales.

Conclusion

La glace de mer antarctique est au centre d'une série d'enjeux scientifiques et économiques. Les modèles climatiques actuels peinent pourtant à la représenter correctement. De plus, les expéditions scientifiques et les activités de tourisme augmentent dans la région. Pour permettre une amélioration des prises de décisions quant à l'accessibilité du continent antarctique, les prévisions saisonnières de l'état de la banquise antarctique s'avèrent primordiales. Ces prévisions se basent sur la prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales, comme pour les prévisions météorologiques.

Dans ce contexte, l'objectif de ce mémoire consistait à évaluer la prévisibilité de la banquise antarctique liée à la connaissance des conditions initiales. En effet, de petites différences dans les conditions initiales du système climatique peuvent faire diverger les prévisions et ainsi devenir d'importantes sources d'erreur. L'intérêt d'une telle démarche est d'estimer une borne supérieure de prévisibilité, permettant d'étalonner les prévisions opérationnelles et de mesurer la marge de progression encore réalisable. Pour isoler ce type d'incertitudes des autres sources d'erreur dans les prévisions climatiques, l'approche du modèle parfait a été utilisée. Cette approche permet de générer des ensembles de prévisions idéalisées. Les ensembles idéalisés utilisés sont initialisés le premier juillet à partir de 4 modèles du projet APPOSITE. Pour évaluer la prévisibilité liées à la connaissance des conditions initiales, les prévisions idéalisées sont comparées aux prévisions de référence via un calcul d'erreur d'étendue utilisé par Goessling *et al.* (2016). Ce calcul permet de fournir une erreur d'étendue (IIEE) pour la simulation de référence et pour les prévisions idéalisées. L'objectif est ici de déterminer les échelles de temps pour lesquelles l'erreur d'étendue des prévisions idéalisées est inférieure à celle de la simulation de référence. Cette analyse est par ailleurs réalisée sur 5 bassins dans l'océan Austral, ceci dans le but de déterminer si des différences régionales sont observées dans la prévisibilité.

Les résultats des calculs d'IIEE pour les différents modèles permettent dans un premier temps de diviser ceux-ci en deux catégories. D'une part les modèles avec stabilisation de leur erreur en hiver (HADGEM1-2 et GFDLCM3) et d'autre part les modèles dont l'IIEE augmente en hiver (E6F et MIROC5-2). Cette différence apparaît être liée à la meilleure représentation de la glace de mer antarctique par les deux premiers modèles.

La prévisibilité liée à la connaissance des conditions initiales est constatée selon les modèles entre 5 et 11 mois après l'initialisation. En été, la majorité des modèles montre une perte de prévisibilité. Seul le modèle HADGEM1-2 présente de la prévisibilité en été de la première année de simulation. Ceci pourrait s'expliquer par la représentation quasi-parfaite de l'étendue estivale de la glace de mer par ce modèle. On observe par contre une ré-émergence de la prévisibilité en hiver pour tous les modèles. Cette ré-émergence est également observée dans d'autres études (Marchi *et al.*, 2018; Holland *et al.*, 2013) et est causée par la ré-émergence d'anomalies hivernales de températures de surface, stockées en profondeur pendant l'été. De manière générale, les prévisions idéalisées issues des modèles HADGEM1-2 et GFDLCM3 montrent plus de prévisibilité que les deux autres modèles. Leur meilleure représentation de la glace de mer antarctique semble être un des principaux facteurs qui explique cette tendance.

Au niveau régional, les pertes de prévisibilité sont le plus souvent constatées dans les régions où la concentration de glace de mer prédite par les modèles est plus faible. On observe ainsi une perte de prévisibilité principalement dans le secteur Sud-Ouest de l'océan Austral, tandis que le bassin de la mer de Weddell montre de la prévisibilité en été pour certains modèles.

Par conséquent, la connaissance des conditions initiales permet d'améliorer les prévisions de la glace de mer antarctique en hiver, jusqu'à 3 ans après l'initialisation. Cependant, la prévisibilité saisonnière en été liée à la connaissance des conditions initiales n'a pas été démontrée dans ce mémoire. Et c'est en été qu'a lieu majoritairement le transport d'expéditions scientifiques ou touristiques dans la région, car l'étendue de banquise antarctique est plus faible rendant le continent plus accessible. Par ailleurs, ce mémoire ne s'est intéressé qu'aux incertitudes sur la connaissance des conditions initiales auxquelles doivent s'ajouter les incertitudes sur les observations, sur les modèles et sur les forçages extérieurs. C'est pourquoi, l'initialisation des modèles, très coûteuse de surcroît, ne se révèle pas utile pour améliorer les prévisions saisonnières de la banquise antarctique, lors des saisons au cours desquelles le transport dans les eaux de l'océan Austral est le plus important. Il apparaît primordial, suite à ces résultats, d'améliorer la représentation de la banquise antarctique dans les modèles climatiques.

Bibliographie

- Alley, R. B., Emanuel, K. A., & Zhang, F. 2019. Advances in weather prediction. *Science*, **363**(6425), 342–344.
- Byrne, N. J., & Shepherd, T. G. 2018. Seasonal persistence of circulation anomalies in the Southern Hemisphere stratosphere, and its implications for the troposphere.
- CEDA. 2020. *Collection of Multi-model Data from the Arctic Predictability and Prediction On Seasonal-to-Interannual Time-scales (APPOSITE) Project*. <http://data.ceda.ac.uk/badc/apposite/data/>.
- Cheung, W., Bauer, T., & Deng, J. 2019. The growth of Chinese tourism to Antarctica : a profile of their connectedness to nature, motivations, and perceptions. *The Polar Journal*, **9**(1), 197–213.
- Chevallier, M., Massonnet, F., Goessling, H., Guemas, V., & Jung, T. 2019. *The Role of Sea Ice in Sub-seasonal Predictability*. Elsevier. Chap. 10, pages 201–221.
- Collins, M. 2002. Collins M. Climate predictability on interannual to decadal time scales : The initial value problem. *Climate Dynamics*, **19**(10), 671–692.
- Day, J. J., Tietsche, S., Collins, M., Goessling, H. F., Guemas, V., Guillory, A., Hurlin, W. J., Ishii, M., Keeley, S. P. E., Matei, D., Msadek, R., Sigmond, M., Tatebe, H., & Hawkins, E. 2016. The Arctic Predictability and Prediction on Seasonal-to-Interannual TimEscales (APPOSITE) data set version 1. *Geoscientific Model Development*, **9**(6), 2255–2270.
- Dayal, A. 2013 (05). *Seasonal and Spatial Variations of Total Organic Carbon in Snow from Princess Elizabeth Land, East Antarctica*. Ph.D. thesis.
- Doblas-Reyes, F. J., García-Serrano, J., Lienert, F., Biescas, A.P., & Rodrigues, L. R. L. 2013. Seasonal climate predictability and forecasting : status and prospects. *WIREs Climate Change*, **4**(4), 245–268.
- Donner, L. J., Wyman, B. L., H., Richard S., H., Larry W., Ming, Y., Zhao, M., Golaz, J., Ginoux, P., Lin, S. J., Schwarzkopf, M. D., Austin, J., Alaka, G., Cooke, W. F., Delworth, T. L., Freidenreich, S. M., Gordon, C. T., Griffies, S. M., Held, I. M., Hurlin, W. J., Klein, S. A., Knutson, T. R., Langenhorst, A. R., Lee, H., Lin, Y., Magi, B. I., Malyshev, S. L., Milly, P. C. D., Naik, V., Nath, M. J., Pincus, R., Ploshay, J. J., Ramaswamy, V., Seman, C. J., Shevliakova, E., Sirutis, J. J., Stern, W. F., Stouffer, R. J., Wilson, R. J., Winton, M., Wittenberg, A. T., & Zeng, F. 2011. The Dynamical

- Core, Physical Parameterizations, and Basic Simulation Characteristics of the Atmospheric Component AM3 of the GFDL Global Coupled Model CM3. *Journal of Climate*, **24**(13), 3484–3519.
- Eayrs, C., Holland, D., Francis, D., Wagner, T., Kumar, R., & Li, X. 2019. Understanding the Seasonal Cycle of Antarctic Sea Ice Extent in the Context of Longer-Term Variability. *Reviews of Geophysics*, **57**(3), 1037–1064.
- Ferreira, D., Marshall, J., Bitz, C. M., Solomon, S., & Plumb, A. 2015. Antarctic Ocean and Sea Ice Response to Ozone Depletion : A Two-Time-Scale Problem. *Journal of Climate*, **28**(3), 1206–1226.
- Goessling, H. F., Tietsche, S., Day, J. J., Hawkins, E., & Jung, T. 2016. Predictability of the Arctic sea ice edge. *Geophysical Research Letters*, **43**(4), 1642–1650.
- Griffies, S. M., Winton, M., Donner, L. J., Horowitz, L. W., Downes, S. M., Farneti, R., Gnanadesikan, A., Hurlin, W. J., Lee, H., Liang, Z., Palter, J. B., Samuels, B. L., Wittenberg, A. T., Wyman, B. L., Yin, J., & Zadeh, N. 2011. The GFDL CM3 Coupled Climate Model : Characteristics of the Ocean and Sea Ice Simulations. *Journal of Climate*, **24**(13), 3520–3544.
- Guemas, V., Blanchard-Wrigglesworth, E., Chevallier, M., Day, J. J., Déqué, M., Doblas-Reyes, F. J., Fučkar, N. S., Germe, A., Hawkins, E., Keeley, S., Koenigk, T., Salas y Mélia, D., & Tietsche, S. 2014. A review on Arctic sea-ice predictability and prediction on seasonal to decadal time-scales. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **142**(695), 546–561.
- Guemas, V., Chevallier, M., Déqué, M., Bellprat, O., & Doblas-Reyes, F. 2016. Impact of sea ice initialization on sea ice and atmosphere prediction skill on seasonal timescales. *Geophysical Research Letters*, **43**(8), 3889–3896.
- Hickey, H. 2018. *Diving robots find Antarctic winter seas exhale surprising amounts of carbon dioxide*. <https://www.washington.edu/news/2018/08/14/diving-robots-find-antarctic-winter-seas-exhale-surprising-amounts-of-carbon-dioxide/>.
- Holland, M. M., Blanchard-Wrigglesworth, E., Kay, J., & Vavrus, S. 2013. Initial-value predictability of Antarctic sea ice in the Community Climate System Model 3. *Geophysical Research Letters*, **40**(10).
- Holland, P., & Kwok, R. 2012. Wind-driven trends in Antarctic sea-ice drift. *Nature Geoscience*, **5**(11), 872–875.
- Johns, T. C., Durman, C. F., Banks, H. T., Roberts, M. J., McLaren, A. J., Ridley, J. K., Senior, C. A., Williams, K. D., Jones, A., Rickard, G. J., Cusack, S., Ingram, W. J., Crucifix, M., Sexton, D. M. H., Joshi, M. M., Dong, B.-W., Spencer, H., Hill, R. S. R., Gregory, J. M., Keen, A. B., Pardaens, A. K., Lowe, J. A., Bodas-Salcedo, A., Stark, S., & Searl, Y. 2006. The New Hadley Centre Climate Model (HadGEM1) : Evaluation of Coupled Simulations. *Journal of Climate*, **19**(7), 1327–1353.

- Jung, T., Gordon, N. D., Bauer, P., Bromwich, D. H., Chevallier, M., Day, J. J., Dawson, J., Doblas-Reyes, F., Fairall, C., Goessling, H. F., Holland, M., Inoue, J., Iversen, T., Klebe, S., Lemke, P., Losch, M., Makshtas, A., Mills, B., Nurmi, P., Perovich, D., Reid, P., Renfrew, I. A., Smith, G., Svensson, G., Tolstykh, M., & Yang, Q. 2016. Advancing Polar Prediction Capabilities on Daily to Seasonal Time Scales. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **97**(9), 1631–1647.
- Kirtman, B., Power, S. B., Adedoyin, A. J., Boer, G. J., Bojariu, R., Camilloni, I., Doblas-Reyes, F., Fiore, A.M., Kimoto, M., Meehl, G., Prather, M., Sarr, A., Schar, C., Sutton, R., van Oldenborgh, G.J., Vecchi, G., & Wang, H.-J. 2013. Chapter 11 - Near-term climate change : Projections and predictability. In : IPCC (ed), *Climate Change 2013 : The Physical Science Basis. IPCC Working Group III Contribution to AR5*. Cambridge : Cambridge University Press.
- Lecomte, O., Goosse, H., Fichefet, T., de Lavergne, C., Barthélemy, A., & Zunz, V. 2017. Vertical ocean heat redistribution sustaining sea-ice concentration trends in the Ross Sea. *Nature Communications*, **8**(12).
- Li, X., Holland, D., Gerber, E., & Yoo, C. 2014. Impacts of the north and tropical Atlantic Ocean on the Antarctic Peninsula and sea ice. *Nature*, **505**(01), 538–42.
- Marchi, S., Fichefet, T., Goosse, H., Zunz, V., Tietsche, S., Day, J., & Hawkins, E. 2018.
- Massonnet, F. 2020. *LPHYS2268 - Forecast, prediction and projection in climate science*. University class - Catholic University of Louvain.
- Meehl, G., Arblaster, J., Bitz, C., Chung, C., & Teng, H. 2016. Antarctic sea-ice expansion between 2000 and 2014 driven by tropical Pacific decadal climate variability. *Nature Geoscience*, **9**(07).
- Meehl, G. A., Goddard, L., Murphy, J., Stouffer, R. J., Boer, G., Danabasoglu, G., Dixon, K., Giorgetta, M. A., Greene, A. M., Hawkins, E., Hegerl, G., Karoly, D., Keenlyside, N., Kimoto, M., Kirtman, B., Navarra, A., Pulwarty, R., Smith, D., Stammer, D., & Stockdale, T. 2009. Decadal Prediction : Can it be skillful? *Bulletin of the American Meteorological Society*, **90**(10), 1467–1486.
- Meehl, G. A., Goddard, L., Boer, G., Burgman, R., Branstator, G., Cassou, C., Corti, S., Danabasoglu, G., Doblas-Reyes, F., Hawkins, E., Karspeck, A., Kimoto, M., Kumar, A., Matei, D., Mignot, J., Msadek, R., Navarra, A., Pohlmann, H., Rienecker, M., Rosati, T., Schneider, E., Smith, D., Sutton, R., Teng, H., van Oldenborgh, G. J., Vecchi, G., & Yeager, S. 2014. Decadal Climate Prediction : An Update from the Trenches. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **95**(2), 243–267.
- Morioka, Y., Doi, T., Iovino, D., Masina, S., & Behera, S. K. 2019. Role of sea-ice initialization in climate predictability over the Weddell Sea. *Scientific Reports*, **9**.
- National Academies of Sciences, Engineering, & Medicine. 2017. *Antarctic Sea Ice Variability in the Southern Ocean-Climate System : Proceedings of a Workshop*. Washington, DC : The National Academies Press.
- NOAA. 2020. *Sea Ice Concentration, Climate Data Record*. <https://www.ncdc.noaa.gov/cdr/oceanic/sea-ice-concentration>.

- OSI-SAF. 2015. *Global Sea Ice Concentration*. <http://osisaf.met.no/p/ice/>.
- Palmer, T., Hagedorn R. 2006. *Predictability of weather and climate*. Cambridge University Press.
- Parkinson, C. L. 2019. A 40-y record reveals gradual Antarctic sea ice increases followed by decreases at rates far exceeding the rates seen in the Arctic. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **116**(29), 14414–14423.
- Polar Research Board. 2015. *A strategic vision for NSF investments in Antarctic and Southern Ocean research*.
- Raphael, M. N., Marshall, G. J., Turner, J., Fogt, R. L., Schneider, D., Dixon, D. A., Hosking, J. S., Jones, J. M., & Hobbs, W. R. 2016. The Amundsen Sea Low : Variability, Change, and Impact on Antarctic Climate. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **97**(1), 111–121.
- Roach, L. A., Dörr, J., Holmes, C. R., Massonnet, F., Blockley, E. W., Notz, D., Rackow, T., Raphael, M. N., O’Farrell, S. P., Bailey, D. A., & Bitz, C. M. 2020. Antarctic Sea Ice Area in CMIP6. *Geophysical Research Letters*, **47**(9).
- Schillat, M., Jensen, M., Vereda, M., Sánchez, R. A., & Roura, R. 2016.
- Shaffrey, L. C., Stevens, I., Norton, W. A., Roberts, M. J., Vidale, P. L., Harle, J. D., Jrrar, A., Stevens, D. P., Woodage, M. J., Demory, M. E., Donners, J., Clark, D. B., Clayton, A., Cole, J. W., Wilson, S. S., Connolley, W. M., Davies, T. M., Iwi, A. M., Johns, T. C., King, J. C., New, A. L., Slingo, J. M., Slingo, A., Steenman-Clark, L., & Martin, G. M. 2009. U.K. HiGEM : The New U.K. High-Resolution Global Environment Model—Model Description and Basic Evaluation. *Journal of Climate*, **22**(8), 1861–1896.
- Sidorenko, D., Rackow, T., Jung, T., Semmler, T., Barbi, D., Danilov, S., Dethloff, K., Dorn, W., Fieg, K., Goessling, H. F., Handorf, D., Harig, S., Hiller, W., Juricke, S., Losch, M., Schröter, J., Sein, D. V., & Wang, Q. 2015. Towards multi-resolution global climate modeling with ECHAM6–FESOM. Part I : model formulation and mean climate. *Climate Dynamics*, **44**, 757–780.
- Slingo, J., & Palmer, T. 2011. Uncertainty in weather and climate prediction. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, **369**(1956), 4751–4767.
- Stuecker, M. F., Bitz, C. M., & Armour, K. C. 2017. Conditions leading to the unprecedented low Antarctic sea ice extent during the 2016 austral spring season. *Geophysical Research Letters*, **44**(17), 9008–9019.
- Thompson, D., Solomon, S., Kushner, P., England, M., Grise, K., & Karoly, D. 2011. Signatures of the Antarctic ozone hole in Southern Hemisphere surface climate change. *Nature Geoscience*, **4**(10), 741–749.
- Turner, J., Phillips, T., Marshall, G., Hosking, S., Pope, J., Bracegirdle, T., & Deb, P. 2017. Unprecedented springtime retreat of Antarctic sea ice in 2016 : 2016 Antarctic sea ice retreat. *Geophysical Research Letters*, 06.

- Watanabe, M., Suzuki, T., O'ishi, R., Komuro, Y., Watanabe, S., Emori, S., Takemura, T., Chikira, M., Ogura, T., Sekiguchi, M., Takata, K., Yamazaki, D., Yokohata, T., Nozawa, T., Hasumi, H., Tatebe, H., & Kimoto, M. 2010. Improved Climate Simulation by MIROC5 : Mean States, Variability, and Climate Sensitivity. *Journal of Climate*, **23**(23), 6312–6335.
- Yang, C.-Y., Liu, J., Hu, Y., Horton, R. M., Chen, L., & Cheng, X. 2016. Assessment of Arctic and Antarctic sea ice predictability in CMIP5 decadal hindcasts. *The Cryosphere*, **10**, 2429–2452.
- Zampieri, L., Goessling, H. F., & Jung, T. 2019. Predictability of Antarctic Sea Ice Edge on Subseasonal Time Scales. *Geophysical Research Letters*, **46**(16), 9719–9727.

Table des figures

1	Photo de la banquise antarctique, prise en janvier 2018 (Hickey, 2018) . . .	1
2	Carte de l’Antarctique (Dayal, 2013).	3
1.1	Moyennes annuelles de l’étendue de la glace de mer antarctique, entre 1979 et 2018. Adapté de Parkinson (2019).	5
1.2	Variabilité saisonnière de la concentration de la glace de mer antarctique. Les données représentées sont des données mensuelles provenant de OSI-SAF (OSI-SAF, 2015).	6
1.3	Echelle de temps des différents types de prévisions climatiques, avec l’importance relative de l’initialisation et des forçages. Adapté de Kirtman <i>et al.</i> (2013).	7
1.4	Importance relative des sources d’incertitude dans des prévisions décennales de la température de surface globale (Meehl <i>et al.</i> , 2009)	9
1.5	Schéma expliquant la divergence des prévisions dans un ensemble, lorsque les conditions initiales du modèle sont perturbées. Les lignes pleines bleues représentent les trajectoires suivies pour chaque prévision. La ligne pointillée représente l’incertitude sur la simulation de référence et la ligne mauve pleine l’incertitude sur les prévisions. Adapté de Slingo & Palmer (2011). .	11
2.1	Carte de l’Antarctique avec délimitation des bassins. Adapté de Dayal (2013). 17	
2.2	Exemple d’utilisation de l’IIEE dans l’étude de Goessling <i>et al.</i> (2016), pour deux membres idéalisés d’un ensemble de prévisions sur l’Arctique. Le contour rouge est à interpréter comme la vérité, le contour bleu comme la prévision. L’IIEE est la somme des zones bleues (étendue sous-estimée O) et des zones rouges (étendue sur-estimée U).	20
3.1	Moyennes annuelles d’étendue de la glace de mer antarctique pour les 4 modèles utilisés. La moyenne annuelle observée entre 1990 et 2019 est également représentée. Les données d’observations sont des données hebdomadaires extraites du site de NOAA (NOAA, 2020). Le temps 0 correspond au premier janvier.	23
3.2	Évolution de l’IIEE climatologique calculé pour les 4 modèles analysés au cours de l’année, le temps 0 correspond au 1 ^{er} janvier.	24
3.3	IIEE normalisé pour l’ensemble du bassin antarctique, pour le modèle HADGEM1-2. Le temps 0 correspond au premier juillet.	25

3.4	IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle HADGEM1-2. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.	26
3.5	Cartes des quotients d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle HADGEM1-2, dans l'océan Austral. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.	27
3.6	IIEE normalisé pour l'ensemble de l'océan Austral, pour le modèle GFDLCM3. Le temps 0 correspond au premier juillet.	28
3.7	IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle GFDLCM3. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.	29
3.8	Cartes des quotients d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle GFDLCM3. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison, pour la première année de la simulation. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.	30
3.9	IIEE normalisé pour l'ensemble de l'océan Austral, pour le modèle E6F. Le temps 0 correspond au premier juillet.	31
3.10	IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle E6F. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.	32
3.11	Cartes des quotients d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle E6F, dans l'océan Austral. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.	33
3.12	IIEE normalisé pour l'ensemble de l'océan Austral, pour le modèle MIROC5-2. Le temps 0 correspond au premier juillet.	34
3.13	IIEE calculé pour la simulation de contrôle (courbe rouge) et pour les ensembles de prévisions (courbe bleue), pour l'ensemble de l'océan Austral et pour les 5 bassins, sur le modèle MIROC5-2. Les surfaces oranges représentent la variabilité de l'IIEE climatologique, c'est-à-dire l'écart-type de l'IIEE climatologique additionné et soustrait à la courbe. Le temps 0 correspond au premier juillet.	35
3.14	Cartes des quotients d'écart-types des prévisions et de la simulation de référence du modèle MIROC5-2, dans l'océan Austral. Les données journalières sont moyennées à l'échelle de la saison. Les latitudes représentées vont de 90° S à 60° S.	36

4.1	Résultats des valeurs d'IIEE normalisé obtenues à partir des 4 modèles utilisés dans le travail.	38
4.2	Evolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle HADGEM1-2.	43
4.3	Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle HADGEM1-2. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.	43
4.4	Evolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle GFDLCM3.	44
4.5	Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle GFDLCM3. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.	44
4.6	Évolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle E6F.	46
4.7	Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle E6F. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.	47
4.8	Evolution temporelle des IIEE normalisés calculés pour chaque bassin pour le modèle MIROC5-2.	47
4.9	Cartes des valeurs de concentration de glace de mer prédites par le modèle MIROC5-2. Les données journalières sont moyennées sur les saisons d'hiver et d'été.	48

Liste des tableaux

2.1	Caractéristiques des modèles utilisés	18
-----	---	----

Biographie

Coordonnées

Marie Mester
Rue des Muguets, 32
7000 Mons - Belgique
mariemester96@gmail.com
0474/68.79.70

Formation

- **2018 - 2020** : Master 120 en sciences géographiques, orientation climatologie -
Université Catholique de Louvain
- **2015 - 2018** : Bachelier en sciences géographiques -
Université Catholique de Louvain
- **2008 - 2014** : Etudes secondaires à l'Institut du Sacré-Coeur de Mons

