

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

DÉVELOPPEMENT DE CONTRAINTES ÉMERGENTES ET
CARACTÉRISATION DE LA RÉDUCTION DE L'INCERTITUDE DES
SCÉNARIOS DE TEMPÉRATURE DE LA RÉGION DE LA BAIE D'HUDSON

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN SCIENCES DE L'ATMOSPHÈRE

PAR
VÉRONIQUE GIGUÈRE

DÉCEMBRE 2018

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, j'aimerais remercier mon co-directeur principal de recherche, Patrick Grenier, pour m'avoir permis de découvrir un aspect passionnant de ma discipline d'étude et pour m'avoir inculqué la rigueur de travail que la recherche requiert. Merci à toute l'équipe du Consortium Ouranos de m'avoir si gentiment accueillie ainsi qu'au réseau de centres d'excellence du Canada ArcticNet pour le financement de cette maîtrise.

Je désire également remercier tou(te)s les professionnel(le)s qui m'ont permis de garder la passion et la motivation pour poursuivre des études au cycle supérieur; merci à Laxmi Sushama, René Laprise, Eva Monteiro, Adelina Alexandru et Emilia Diaconescu.

Finalement, un merci infini à ma famille et à Kevin pour votre support tout au long de ce chapitre.

DÉDICACE

À la mémoire de notre professeur, Éric Girard.

TABLES DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	II
DÉDICACE	III
LISTE DES FIGURES.....	VI
LISTE DES TABLEAUX.....	VIII
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES	IX
LISTE DES SYMBOLES ET DES UNITÉS	X
RÉSUMÉ	XI
CHAPITRE I.....	2
INTRODUCTION	2
1.1 Motivation.....	2
1.2 Objectifs	5
1.3 Organisation du mémoire.....	8
CHAPITRE II	13
EMERGENT CONSTRAINTS FRAMEWORK: AN APPLICATION WITH SEA ICE CONCENTRATION AND NEAR-SURFACE AIR TEMPERATURE OVER THE HUDSON BAY AREA.....	13
Abstract	14
2.1 Introduction	15
2.2 Data sets and methods.....	18
2.2.1 Study area.....	18
2.2.2 Data sets	19
2.2.3 Investigation methodology.....	22

2.3	Results	26
2.3.1	Strength of emergent constraints.....	26
2.3.2	Selected models.....	27
2.3.3	Impact on range of uncertainty	27
2.3.4	Sensitivity to spatial scale	28
2.4	Discussion	29
2.4.1	Physics-based explanations	29
2.4.2	Limitations and further work	31
2.5	Conclusion	32
CHAPITRE III		50
CONCLUSION		50
3.1	Liens physiques.....	50
3.2	Importance des tests statistiques	52
3.3	Limites méthodologiques et d'applicabilité	54
3.4	Résumé final	55
RÉFÉRENCE.....		58

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
Figure 1.1 : Diagramme schématique illustrant une forte C.E. (gauche) et une faible C.E. (droite).....	9
Figure 2.1: Investigation domain (1036 grid points) and 14 coastal villages considered in this study.....	38
Figure 2.2: Mean (1980-2005) seasonal cycle of SIC as simulated by the reanalyse CFSR (solid black), MERRA-2 (dashed black) and the simulation ensemble (red). The red line shows the ensemble mean and the shaded area shows the spread of the ensemble.....	39
Figure 2.3: Reanalysis and multimodel mean February SIC. The upper panels (a-b) respectively show reanalysis CFSR and MERRA-2. The lower panels (c-d-e) respectively show the multimodel mean of the 55 simulations, the upper bound (highest overall SIC) and the lower bound (lowest overall SIC).	40
Figure 2.4: Scatter plot of SIC and ΔT . This figure illustrates the quantities appearing in equations 1 for the month of December and centered on 56.9818°N and - 80.3129°E.....	41
Figure 2.5: (a) October ΔT uncertainty spread (δ) in function of the number (N) of better-ranked models included in the final ensemble (δ_{final} shown specifically for $N = 3$). Marker colors stand for the different RCPs (magenta for RCP2.6, green for RCP4.5, blue for RCP6.0 and red for RCP8.5). (b) Uncertainty reduction (Ω) in function of N , also for October (dashed line highlighting the case $N = 3$).	42
Figure 2.6: R^2 for each month and each of the 2 tested predictors: SIC (blue) and σSIC (red). The number of grid tiles on which R^2 is based is indicated for each month (for each tile, R^2 is calculated only if at least 10 simulations have a $\text{SIC} \geq 10\%$).	43
Figure 2.7: Local R^2 for the predictor SIC.....	44

- Figure 2.8: Monthly evolution of surface air temperature anomalies for the 55 simulations used in the study (relative to 1980-2005). A green (red) curve represents an accepted (rejected) simulation. The black line corresponds to the reference product CFSR. The monthly uncertainty reduction (Ω) appears in the upper left corner of each panel. Each green (red) horizontal line at the right of the curves indicates the 26-year (2075-2100) average for an accepted (rejected) simulation. 45
- Figure 2.9: Monthly uncertainty reduction (Ω) (red squares) compared with corresponding $\{\Omega_{\text{random}}\}$ distributions (in black). The 5th, 50th, 95th percentiles of the distribution and the range (contained between the 5th and 95th percentiles) of the uncertainty reductions obtained by randomly selecting the simulations are also shown (black)..... 46
- Figure 2.10: Scatter plots of SIC and ΔT for all the simulations (a) and for each RCP (b,c,d,e), for December. A green (red) dot represents an accepted (rejected) simulation based on the yearly-based skill score SS_i , with the green shaded area representing the uncertainty remaining after the selection is performed. 47
- Figure 2.11: Monthly uncertainty reduction (Ω) for each of the coastal villages identified in Figure 2.1. The predictor SIC is calculated over the 1036 grid tiles whereas ΔT corresponds to the grid tile including the village. 48
- Figure 2.12: Percentile of the uncertainty reduction obtained by randomly selecting the simulations distribution $\{\Omega_{\text{random}}\}$ corresponding to the uncertainty reduction (Ω), for every month and every village. A blue (red) shaded area indicated that the reduction of uncertainty obtained by the model selection is less (more) significant than a random one. 49

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
Tableau 1.1 : Liste d'études liées à la sélection de simulations climatiques.	10
Tableau 1.2 : Liste d'études utilisant le principe des contraintes émergentes.	11
Table 2.1: CMIP5 models used in this study and the development center associated. An x indicates that corresponding model is represented in the ensemble with a simulation forced by that RCP.	35
Table 2.2: Rank of the models with skill score SS_i applied on various periods of the year (annual, freeze-up, breakup).....	36
Table 2.3: SIC and ΔT Pearson linear correlation coefficients and related confidence interval calculated with Fisher's z-transformation test with 95 % confidence intervals (superscripts and underscripts for higher and lower bounds, respectively). Only the months characterized by a strong sea ice cover during the recent past are shown.	36

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

C.E.	Contrainte Émergente
CFSR	Climate Forecast System Reanalysis
CMIP	Coupled Model Intercomparison Project
CMIP5	Coupled Model Intercomparison Project Phase 5
CMIP6	Coupled Model Intercomparison Project Phase 6
EC	Emergent Constraint
GCM	Global Climate Model
GIEC	Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'évolution du Climat
MERRA-2	Modern-Era Retrospective analysis for Research and Application version 2
RCM	Regional Climate Model
RCPs	Representative Concentration Pathways
SIC	Sea Ice Concentration
ΔT	Change in surface air temperature

LISTE DES SYMBOLES ET DES UNITÉS

Δ	Delta (changement d'une variable climatique entre deux périodes)
σ	Variance
β	Coefficient directeur
x	Variable indépendante
y	Variable dépendante
μ	Ordonnée à l'origine
Σ	Somme
ε	Résidu (terme d'erreur)
$^{\circ}\text{C}$	Degré Celsius
$\overline{SIC}$	Mean sea ice concentration
σ_{SIC}	Standard deviation among annual values of sea ice concentration
R^2	force de la contrainte
δ_{initial}	Écart inter-simulation de l'ensemble initial (55 simulations)
δ_{final}	Écart inter-simulation de l'ensemble final (8 simulations)
Ω	Réduction des incertitudes

RÉSUMÉ

Afin de s'adapter aux changements climatiques futurs, les communautés nordiques doivent bénéficier d'informations climatiques aux échelles régionales et locales. Les régions des hautes latitudes canadiennes sont caractérisées par des incertitudes climatiques particulièrement grandes, allant de pair avec l'amplification arctique. L'incertitude dans les projections climatiques est multi-causale, découlant principalement de l'incertitude dans les émissions anthropiques futures, de la variabilité climatique naturelle, ainsi que des différences entre les modèles numériques. Cette dernière cause peut être partiellement palliée par le recours à des contraintes émergentes (C.E.), c'est-à-dire à des relations entre d'une part des variables caractérisant une période de référence (prédicteurs) et d'autre part des changements à long terme (réponses). Dans ce projet, un ensemble de 55 simulations provenant de la base de données CMIP5 est utilisé afin d'explorer, pour le domaine de la Baie d'Hudson, les relations entre la moyenne et la variation interannuelle de la concentration des glaces marines comme prédicteurs et le changement de la température de l'air près de la surface comme réponse. La C.E. la plus forte est trouvée pour le mois de décembre. En sélectionnant les 3 modèles (pour un total de 8 simulations) reproduisant le mieux la moyenne de la concentration des glaces marines, une réduction d'incertitude statistiquement significative est obtenue. Cette étude n'inclut pas d'analyse physique importante. Cependant, il est raisonnable de considérer que ces liens établis statistiquement émergent de la représentation d'une rétroaction liée à la glace de mer dans les modèles climatiques. Cette méthodologie est développée avec l'objectif de potentiellement pouvoir fournir une information plus fiable aux différents acteurs de l'adaptation aux changements climatiques, notamment certaines communautés côtières de la Baie d'Hudson.

Mots clés : contrainte émergente, Baie d'Hudson, projection climatique, incertitude climatique

CHAPITRE I

INTRODUCTION

1.1 Motivation

Ce travail s'inscrit dans le projet « Production de scénarios climatiques pour l'Arctique canadien avec des méthodes améliorées de post-traitement », financé par la phase 2015-2018 du réseau de centres d'excellence du Canada ArcticNet. Ce projet vise entre autres à mieux comprendre les incertitudes associées aux changements climatiques futurs d'un point de vue régional pour différents secteurs de l'Arctique. Plus précisément, l'objectif de ce projet est de fournir des informations climatiques facilement utilisables lors d'études d'impact et de processus décisionnels impliquant les différents acteurs du Nord.

Cette recherche prend place dans un contexte où les changements climatiques sont indéniables et progressivement compris. Un des défis actuels est l'implantation de plans d'adaptation afin de quantifier les conséquences, les vulnérabilités ainsi que les possibilités de développement associées à ces changements. Cependant, l'information climatique brute générée par les modèles climatiques est souvent trop complexe pour être utilisée par les décideurs et les grands travaux internationaux de vulgarisation climatique, par exemple les travaux du Groupe d'experts Intergouvernemental sur

l'Évolution du Climat (GIEC), fournissent de l'information parfois trop grossière d'un point de vue régional pour être utilisée lors de processus décisionnels.

Conséquemment, le besoin des décideurs de détenir de l'information climatique à une échelle régionale est présent. Le développement de méthodes robustes afin de répondre à cette demande est particulièrement important pour les régions caractérisées par de fortes incertitudes climatiques. Les modèles climatiques actuellement développés nous donnent un vaste éventail de situations climatiques futures dépendant de la variable ainsi que du domaine d'intérêt. Un modèle climatique est un outil numérique basé sur des équations qui représentent le système climatique terrestre. Plusieurs modèles climatiques ont été développés par différents centres de recherche dans le monde. Chaque modèle est distinct. Les modèles diffèrent les uns des autres de par leurs schémas numériques, simplifications, résolutions temporelles et spatiales, paramétrages, etc. Cela implique que sous un même forçage radiatif, les simulations générées diffèrent toutes légèrement les unes des autres.

Les scénarios climatiques peuvent être sujets à une étape de réduction de ces incertitudes, en effectuant une sélection des simulations (et donc un rejet de certaines simulations) avant l'étape de post-traitement. Les centres de services climatiques fournissent généralement des scénarios qui sont des simulations post-traitées. L'objectif du post-traitement est de pallier les problèmes de biais et de disparité d'échelle entre les simulations et un produit de référence choisi (observations en station, réanalyses, etc.). Un principe souvent intégré dans les méthodes de post-traitement est que la simulation doit dicter la tendance de fond, si bien que l'incertitude inter-simulations concernant les changements climatiques à long terme se retrouve dans l'information climatique communiquée aux preneurs de décision. Ces scénarios sont conçus afin de fournir de l'information fiable et facile à utiliser aux différents professionnels travaillant sur les impacts et l'adaptation des changements climatiques.

Idéalement, les études d'impacts ainsi que les plans d'adaptation devraient inclure toutes les simulations climatiques disponibles afin de considérer le maximum de trajectoires climatiques plausibles. Cependant, la réalité professionnelle des utilisateurs de projections climatiques ne leur permet pas d'utiliser autant de données; une sélection des simulations doit d'abord être effectuée (Charron, 2016). Un principe important de la sélection de simulations est la couverture des incertitudes (Hewitson et al., 2014). Ceci peut être fait, par exemple, avec l'utilisation de la méthode de sélection par grappe (*k-means clustering*). Cette méthode permet de diviser un ensemble de simulations par grappe afin de maximiser la variabilité entre les groupes et de minimiser la variabilité à l'intérieur des groupes ; elle identifie un certain nombre de groupes afin de diminuer la distance de chacun des points à leur centroïde et finalement sélectionne 1 représentant par groupe (Casajus et al., 2016). D'autres types de méthode permettent d'exclure une partie des simulations. Pour ce faire, la méthode de sélection la plus utilisée est celle basée sur le réalisme de la variable d'intérêt durant le passé récent, qui permet de simplement accepter ou rejeter une simulation (Reifen et Toumi, 2009; Knutti et al., 2010; Tsushima et al., 2013). Les simulations ayant des caractéristiques statistiques près de celles du produit de référence (observations, réanalyses) sont classées comme de bonnes simulations. Ce type de rejet/acceptation peut être binaire (chaque simulation a un poids de 0 ou de 1 dans l'ensemble) ou peut être effectué selon une fonction de poids attribuant plus de poids aux meilleures simulations (Connolley and Bracegirdle, 2007; Pierce et al., 2009; Christensen et al., 2010). Le Tableau 1 résume 3 études, une pour chaque type de sélection énumérée ci-dessus, identifiant pour chacune d'elle l'auteur, le type de sélection, le domaine ainsi que les variables à l'étude.

Tout type de sélection basée sur la performance passée d'une variable peut mener à une diminution des incertitudes. Cette possibilité est exploitée par la méthode des contraintes émergentes (C.E.), qui évalue les possibles liens statistiques entre une variable clé du climat durant le passé récent et le changement de la variable à l'étude

(Collins et al., 2012; Flato et al., 2013). Comme pour toute sélection basée sur le réalisme passé d'une variable, la méthode C.E. repose sur la supposition qu'une bonne performance du climat passé d'une simulation indique que sa trajectoire future est plus probable (Flato et al., 2013). Plus précisément, cette méthode est basée sur la capacité d'une variable (prédicteur), représentant une composante clé et observée du climat passé récent, à réduire l'incertitude future d'une variable à l'étude (réponse) (voir la Figure 1.1 pour une représentation schématique d'une C.E. forte et d'une C.E. faible). Afin de ne pas créer des relations fortuites, ces dernières doivent correspondre à de forts liens physiques. L'absence de support à base physique pour une relation statistique telle une C.E. diminue la validité de l'emploi de celle-ci (la C.E.) dans l'étape de la sélection. Plusieurs auteurs ont utilisé cette méthode : Hall et Qu (2006) ainsi que Qu et Hall (2013) ont réduit certaines incertitudes liées à la rétroaction de l'albédo de la neige, O'Gorman (2012) a travaillé sur la sensibilité des précipitations extrêmes tropicales aux changements climatiques globaux, Brown et Caldeira (2017) ont réduit l'incertitude associée à la moyenne globale des changements de température en se basant sur le réalisme du bilan énergétique au sommet de l'atmosphère. Toutes ces études sont résumées dans le Tableau 2. Ce tableau identifie les auteurs, le domaine, le prédicteur et la réponse.

1.2 Objectifs

La méthode des C.E. est particulièrement intéressante pour les études climatiques liées à l'Arctique, région pour laquelle les incertitudes sont problématiquement grandes (Bracegirdle et Stephenson 2013; Borodina et al., 2017). L'écart entre les projections de température est plus important en Arctique que partout ailleurs sur le globe (van der Linden et al., 2014). Conséquemment, les régions nordiques du Canada représentent des défis particuliers en ce qui a trait aux incertitudes des projections climatiques. Pour les communautés locales et le développement des activités futures de ce territoire, l'amplification arctique et les incertitudes associées ont besoin d'être considérées lors de processus décisionnels.

L'expression « amplification arctique » réfère à une augmentation des températures plus importante aux hautes latitudes que pour la moyenne planétaire (Serreze and Barry, 2011). Considérant que le couvert de glace marine est une composante importante du système climatique affectant les conditions locales ainsi que celles de l'Arctique en général (Vihma, 2014; Serreze and Francis, 2006; Smith et al., 2017), il est raisonnable de le considérer lors de scénarios locaux pour la température de l'air près de la surface. De plus, il est connu que l'ensemble de simulations issues du *Coupled Model Intercomparison Project Phase 5* (CMIP5) présente certains forts biais dans le couvert de glace marine (Flato et al., 2013), et que ces derniers sont en partie responsables de la génération des incertitudes sur le territoire (Bracegirdle et al., 2013). La majorité des études disponibles dans la littérature scientifique se penchent sur les aspects globaux de la glace arctique: son épaisseur moyenne et son étendue (Borodina et al., 2017; Holland and Bitz 2003; Flato 2004; Mahlstein and Knutti 2011; Massonnet et al., 2012). Ces articles ne donnent pas suffisamment d'information sur l'état local et la distribution de la glace marine, qui peut être responsable pour la rétroaction locale de celle-ci. Dans ce travail, une attention est portée aux impacts locaux possibles du réalisme de la concentration des glaces marines de la Baie d'Hudson.

Cette baie effectue un cycle cryogénique complet toutes les années, en atteignant un état où un couvert de glace est présent sur la totalité des eaux en janvier et où les eaux sont totalement libres de glace au début d'août. L'englacement, période durant laquelle la concentration des glaces atteint 50% ou plus, a normalement lieu au nord de la baie en novembre. La rupture des glaces, période durant laquelle la concentration des glaces diminue jusqu'à 50% ou moins, a premièrement lieu dans la Baie James en juin (Joly et al., 2011; Gagnon and Gough, 2005). Tout changement dans cette saisonnalité influence le changement climatique local en affectant la quantité de rayonnement solaire absorbée par la surface. Conséquemment à un englacement tardif et une rupture des glaces hâtive, la diminution de rayonnement réfléchi par le couvert de glace et l'augmentation d'absorption d'énergie solaire par les eaux libres permet aux eaux de surface de se réchauffer et de participer à l'amplification arctique (Gagnon et Gough, 2005). Il est donc primordial d'évaluer les changements climatiques de la baie en gardant à l'esprit que les modèles climatiques incapables de simuler correctement le passé récent de la glace marine pourraient ne pas être capables de simuler le changement futur de la température de surface de l'air.

Le but principal de ce projet est d'explorer le potentiel d'utilisation de la méthode des C.E. pour réduire l'incertitude associée aux changements de la température de surface de l'air de la Baie d'Hudson, en utilisant le réalisme du couvert de glace durant le passé récent comme contrainte. Les buts spécifiques sont les suivants : 1) trouver la variable statistique du couvert de glace la plus appropriée à utiliser dans ce contexte; 2) déterminer une méthode de sélection robuste; 3) évaluer les impacts de la sélection sur l'ampleur des incertitudes; et 4) évaluer la sensibilité spatiale des C.E.

Cette approche n'est pas développée afin de remplacer ou de disqualifier certaines approches déjà présentes dans la littérature. De la même manière qu'il n'existe pas de modèle climatique meilleur que tous les autres, il n'existe pas de méthode de sélection

meilleure que toutes les autres. Lors de la construction de scénarios climatiques, chacun des choix subjectifs effectués dépend de l'application finale (Knutti et al., 2010).

1.3 Organisation du mémoire

Ce mémoire se divise en trois chapitres. Le premier chapitre est composé d'une introduction subdivisée en deux segments : 1.1 motivations et 1.2 objectifs. Le deuxième chapitre correspond à un article scientifique rédigé en anglais. Cet article est subdivisé de cette manière : 2.1 introduction, 2.2 méthodologie et données, 2.3 résultats et 2.4 conclusions. Le dernier chapitre du mémoire constitue un retour et une discussion sur des résultats.

FIGURES

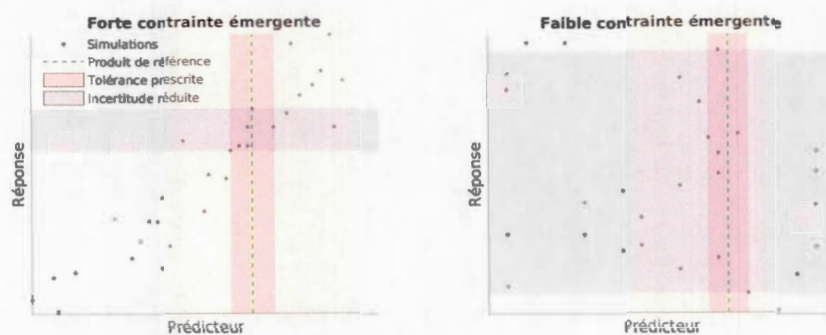


Figure 1.1 : Diagramme schématique illustrant une forte C.E. (gauche) et une faible C.E. (droite).

TABLEAUX

Tableau 1.1 : Liste d'études liées à la sélection de simulations climatiques.

Auteur	Type de sélection	Domaine	Variable
Casajus et al. (2016)	Sélection par grappe	Le Québec et les États américains à l'est du 100 ^{ème} méridien (à l'exception de la Floride).	- Total des précipitations annuelles - Température annuelle moyenne - Précipitations utiles
Reifen et Toumi (2009)	Sélection selon le réalisme de la variable à l'étude (Binaire)	La Sibérie et l'Europe	- Température de surface
Murphy et al. (2014)	Sélection selon le réalisme de la variable à l'étude (Fonction de poids)	Le globe	- Sensitivité climatique à une augmentation de la concentration de dioxyde de carbone.

Tableau 1.2 : Liste d'études utilisant le principe des contraintes émergentes.

Auteur	Domaine	Prédicteur	Réponse
Connolley et Bracegirdle (2007)*	Antarctique	Concentration de la glace marine	Tendances de la température de surface de l'air
Hall et Qu (2006)	Régions continentales de l'Hémisphère Nord (au-dessus de 30°N)	Cycle saisonnier de la rétroaction de l'albédo de la neige (snow-albedo feedback)	Changement de la rétroaction de l'albédo de la neige
Boé et al. (2009)	Arctique	Tendance de l'étendue des glaces arctiques en septembre	Diminution de l'étendue du couvert de glace arctique
O'Gorman (2012)	Régions tropicales	Variabilité interannuelle des précipitations extrêmes tropicales	Changement des précipitations extrêmes tropicales
Qu et Hall (2013)	Régions continentales et extratropicales de l'Hémisphère Nord	Cycle saisonnier de la rétroaction de l'albédo de la neige	Changement de la rétroaction de l'albédo de la neige
Bracegirdle et Stephenson (2013)	Arctique	Température de surface de l'air	Changement de la température de surface de l'air divisé par le changement global (amplification)
Brown et Caldeira (2017)	Globe	Bilan radiatif au sommet de l'atmosphère	Changement global

Borodina et al. (2017)	Arctique	Moyennes saisonnères et annuelles de la moyenne spatiale de la concentration de la glace marine, de la variabilité interannuelle de la concentration de la glace marine, variabilité interannuelle de la température de surface de l'air	Changement de la variabilité de la température de surface de l'air
Cox et al. (2018)	Globe	Variabilité de la température	Climat à l'équilibre lorsque la concentration de CO ₂ est doublée

* Cette étude ne s'intéresse pas au changement de la réponse mais simplement à son état durant la période de référence.

CHAPITRE II

EMERGENT CONSTRAINTS FRAMEWORK: AN APPLICATION WITH
SEA ICE CONCENTRATION AND NEAR-SURFACE AIR
TEMPERATURE OVER THE HUDSON BAY AREA

Véronique Giguère^{1*}, Patrick Grenier^{1 2}

¹Centre pour l'Étude et la Simulation du Climat à l'Échelle Régionale (ESCER),
Université du Québec à Montréal (UQAM), Montréal, Canada.

²Ouranos, Montréal, Canada

*Corresponding author

Tel : +1 514 668 9336

Email : giguere.veronique@ouranos.ca

(To be submitted to Atmosphere-Ocean)

Abstract

In adapting to upcoming climate change, nordic communities would benefit from precise information at regional and local scales. However, high latitudes are characterized by particularly large uncertainties in future climate change, in link with the Arctic amplification. Uncertainties in long-term climate change projections are multi-causal, arising primarily from future anthropogenic emissions, natural climate variability and inter-model differences in physics formulation. The latter cause can be partially reduced by the recourse to emergent constraints (ECs), which link the climatic state of a variable (the predictor) during a reference period and the long-term change in another variable (the response). In this project, an ensemble of 55 simulations from CMIP5 is used to seek for relevant relationships between sea ice concentration (SIC) average and inter-annual standard deviation as predictors and future response in surface air temperature over the Hudson Bay area. The strongest monthly EC is found for December. Selecting the three most performing models (for a total of eight simulations) based on their ability to reproduce the annual cycle of average SIC leads to statistically significant reductions of uncertainty in long-term temperature change. Although this study does not include a deep physics-based analysis, it is reasonable to consider the sea ice albedo feedback as an explanation for the identified EC, and hence to expect similar results to be found in the upcoming CMIP6 ensemble.

Keywords: emergent constraint, climate uncertainty, Hudson Bay, climate projection.

2.1 Introduction

Under a changing climate situation, the needs of decision makers to use climate projections at regional scales are present. Therefore, climate scientists must develop methods to correctly answer that requirement, particularly for areas of significant climate uncertainties. Currently available global climate models (GCMs) generate a large range of possible future climate situations depending on variables and region of interest. In some cases, the spread across simulations can be reduced by a selection based on models ability to reproduce past observed climate (Flato et al., 2013).

Ideally, impact studies and adaptation plans would consider all available climate simulations in order to be robust against as many plausible climate outcomes as possible. In practice however, the amount of data that can be treated is often very limited, such that a prior selection must be performed among available simulations (Charron, 2016). An important principle involved in simulation selection is the covering of the climate change uncertainty (Hewitson et al., 2014). This can be done for example with a k-means clustering algorithm, which identifies a specified number of clusters in the climate change space (with each variable or indicator of interest being a dimension) and select one representative per cluster (Casajus et al., 2016). Another method uses the Katsavounidis-Kuo-Zhang algorithm, in a way that allows for adding an n^{th} simulation to the subset while keeping the same $n-1$ simulations previously identified (Cannon, 2015). A rejection of some simulations prior to the uncertainty-preserving selection is also often performed, based for example on models' performance in simulating some key aspects of the past climate (Reifen and Toumi, 2009; Knutti et al., 2010; Tsushima et al., 2013) or on the preference for working only with simulations from regional climate models (RCMs), which have a better resolution than GCMs and consequently often present added value for example for variables impacted by the topography (Laprise et al., 2008). Such acceptance/rejection choice

does correspond to a binary weighting scheme (each simulation is attributed a weight of either 0 or 1). Other performance-based schemes may attribute relative continuous weights (from 0 to 1) to the simulations, without full rejection or full acceptance (Connolley and Bracegirdle, 2007; Pierce et al., 2009; Christensen et al., 2010).

A performance-based weighting scheme may lead to a decrease in uncertainty relative to that of the full initial ensemble. This possibility is exploited in the emergent constraints (EC) framework, which seeks for strong statistical relationships between past and future simulation segments (Collins et al., 2012; Flato et al., 2013). As for simple performance-based weighting schemes, the EC framework relies on a strong assumption, namely that a better performance on recent-past climate ensures a more plausible projection of future climate change (Flato et al., 2013). Furthermore, this method is based on the capacity of one metric (related to some variable named the predictor), which is an aspect of recent observed climate, to reduce the future uncertainty on another one variable (named the response). To ensure that the empirical relationship between a predictor and a response is not fortuitous, statistical significance must be investigated, and the existence of a physical relationship between the two variables must ideally be strong and demonstrated. Several research studies have defended the robustness of this framework. For example, only to name a few, Hall and Qu (2006) as well as Qu and Hall (2013) have constrained the snow-albedo feedback, Karpechko et al. (2013) have constrained the total column ozone projections on the Antarctic, O’Gorman (2012) have worked on the sensitivity of tropical precipitation extremes to climate change, and Brown and Caldeira (2017) have constrained the change in global mean surface air temperature based on the realism of the full global spatial distribution of fundamental components of Earth’s top-of-atmosphere energy budget.

The EC framework is particularly promising for climate change studies related to the Arctic (Bracegirdle and Stephenson 2013; Borodina et al., 2017), where uncertainty is

(problematically) large. Indeed, Arctic amplification (Pithan and Mauritsen 2014) implies that the spread across models in projected warming is larger in the Arctic than in any other region of the globe (van Der Linden et al., 2014), and such large spread concerns of course a large part of northern Canada. For a good planning of the future activities of the northern communities, the Arctic amplification and relatively large uncertainty will need to be considered.

Given that sea ice cover is a key component of the climate system with strong impacts on local as well as Arctic-wide conditions (Vihma, 2014; Serreze and Francis, 2006; Smith et al., 2017), it is reasonable to take it into account when local temperature projections are generated. Also, it is known that many CMIP5 models have large biases related to sea ice cover (Flato et al. 2013) and that those are responsible for generating uncertainties (Bracegirdle et al. 2013). The majority of the studies found in the literature deals with the large-scale aspects of the Arctic sea ice, like its average thickness and extent (Borodina et al., 2017; Holland and Bitz 2003; Flato 2004; Mahlstein and Knutti 2011; Massonnet et al., 2012). However, these papers generally don't give information about the local state of sea ice like its spatial distribution, which may be responsible for the local sea ice feedbacks. In this work, we look for the possible local impacts of the realism of sea ice concentration (SIC) in the Hudson Bay.

The Hudson Bay basin does a complete cryogenic cycle every year by reaching an ice-covered state in January and an ice-free state in August. Freeze-up, the moment of the year when the sea ice concentration (SIC) becomes larger than 50 %, usually starts in the northern part of the Hudson Bay in November. Breakup, the moment of the year when SIC becomes lower than 50 %, starts in James Bay, in June (Joly et al., 2011; Gagnon and Gough, 2005). Any change in this seasonality affects the regional climate change by altering solar radiation absorption. As a result of earlier breakup and later freeze-up due to atmospheric and oceanic warming, the decrease in reflected solar radiation by the sea ice cover and concurrent increase in absorbed solar radiation by

the open ocean allows it to warm even more, which contributes to the Arctic amplification (Gagnon and Gough, 2005). The importance of such sea-ice albedo feedback implies that models unable to correctly simulate recent-past SIC may not be able to correctly simulate future temperature change.

The main purpose of this study is to analyse whether a simulation selection based on the emergent constraint (EC) framework can lead to a reduction of the range of uncertainty on the long-term change in surface air temperature (ΔT) for the Hudson Bay area, using SIC as the predictor. Specific objectives are the following: 1) to assess which SIC-related statistical variable is the more effective in this situation; 2) to determine a robust selection method; 3) to characterize the impact of the selection on the range of uncertainty; and 4) to investigate the sensitivity of the EC to spatial scale.

2.2 Data sets and methods

2.2.1 Study area

The Hudson Bay, partially or totally covered by sea ice about 9 months per year, has been chosen for the study. More precisely, the study area corresponds with 1036 grid tiles of the reference product (see Section 2.2.1), as represented in purple in Figure 2.1. These tiles were selected because corresponding tiles of all simulations were oceanic in nature (see Section 2.2.2). Hence, the domain was limited to the common sea areas between all models and reanalysis. For the specific objective related to spatial scale, temperature time series at 14 coastal communities were also used; these communities are represented with stars on Figure 2.1.

2.2.2 Data sets

2.2.2.1 Reference product

The Climate Forecast System Reanalysis (CFSR; Saha et al., 2014) is the reference product for this study, namely the data set against which performance of the simulations (SIC-related predictors) is assessed. Among the currently available reanalyses, CFSR is often conveniently chosen because of its high spatial resolution ($0.3122^\circ \times 0.3125^\circ$ in latitude x longitude). Reanalysis can of course not be considered “truth”, and results presented in this study assume that CFSR is a good approximation of the state of the real climate system during the study historical period (here 1980-2005).

In an attempt to illustrate how large reanalysis errors can be, Figure 2.2 compares the SIC seasonal cycle of CFSR with that of another reanalysis, namely version 2 of the Modern-Era Retrospective analysis for Research and Application (MERRA-2; Gelaro et al., 2017). As another point of comparison, SIC of the ensemble of 55 simulations (see Section 2.2.2) is also presented, through monthly ensemble mean and spread. Both MERRA-2 and simulated time series were interpolated on the 1036 CFSR grid tiles using a nearest neighbour approach. Because land/sea masks were not available for all models at the moment of doing the analysis, each grid cell has been considered as oceanic if its SIC reaches 50% at least one time during the historical part. For MERRA-2, in order to take into account that some grid points are composed of sea area fraction, we divided the SIC value of every point by its sea area fraction.

Figure 2.2 shows that the two reanalyses agree relatively well from July to December. From January to June, the perceptible difference is much less than the inter-model range. For the wintertime, when the sea ice cover is at its maximum, differences between the reference products are not negligible and deserve a particular attention. A closer look to the data allows us to note that the differences are the result of the coastal grid tiles. The spatial distributions of SIC during February for the reference products and the simulation ensemble are represented in Figure 2.3. As it is shown, MERRA-2 seems to have some difficulties in the representation of SIC for coastal grid tiles and this is the reason why the reanalyses are inconsistent between each other during the wintertime. In February, the bay reaches a completely ice-covered state every year (Wang et al., 1994; Mysak et al., 1996; Tivy et al., 2011) and some of MERRA-2 coastal grid tiles never reach high enough SIC to be in coherence with the reanalysis CFSR. Consequently, the selection of the simulation is only based on CFSR, and MERRA-2 is left apart. The selection of the best reference product to use for the evaluation of simulated sea ice cover of the Arctic is an important issue to investigate in the future but is beyond the scope of this paper. In future, attention could be focused on the Canadian Ice Service sea ice product relevance; sea ice observation could be appropriate for this kind of application. In this application, for temporal and spatial resolution purposes, only reanalysis products were considered.

2.2.2.2 Simulation ensemble

Our simulation ensemble is composed of 55 simulations from 19 models contributing to the phase 5 of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP5; Taylor et al. 2012). Table 1 lists all models, corresponding modelling centers and representative concentration pathways (RCPs; van Vuuren et al. 2011) of the simulations used. A 26-

yr climatological mean (1980-2005) was used as the recent-past period and compared to a 26-yr future mean (2075-2100).

All emissions scenarios available at the moment of the download are used. As shown further on in Section 3.3, emissions scenarios represent an important source of uncertainty for the end of this century. The common rule is to consider all emission scenarios as “equally valid with no assigned probabilities of occurrence” (Nakicenovic and Swart, 2000). For the robustness of climate scenarios, probabilities should be assigned to each emission scenario but this uncertainty aspect is far beyond the scope of this paper.

In climate services, the choice of model members is subjective. For example, Borodina et al. (2017) chose to use only the first member of each model for building the initial ensemble (the initial ensemble is composed of all used simulations), in order to give the same initial weight to each model. On the other hand, Bracegirdle and Stephenson (2013) included all the members in the initial ensemble. Massonnet et al. (2012) decided to use the mean of the members. This methodological aspect can strongly impact the characteristics of the final ensemble (the final ensemble is composed of the selected simulations) (not shown). Knowing that the uncertainties associated with the emission scenarios largely include the ones associated with the natural variability for long term climate projection (Kirtman et al., 2013), we were more comfortable to use the approach “one model, one vote” which gives every model the same initial weight even if it implies that the natural variability represented by the different members is not included in our initial ensemble. Note that this “one model, one vote” applies to each RCP considered separately; for the full ensemble model weights vary because some models have not been forced with all RCPs.

2.2.3 Investigation methodology

2.2.3.1 Strength of emergent constraints

Emergent constraints are tested on a monthly basis. Two potential predictors characterizing the historical period are tested, namely the mean sea ice concentration ($\overline{SIC}$) and the standard deviation among annual values (σ_{SIC}). Only one response is tested, namely the mean temperature change from the historical to the future periods (ΔT). The strength of the emergent constraints is defined by the parameter R^2 , following Bracegirdle and Stephenson (2013). In this general framework, simulation responses y are linked with the predictors x through a linear regression:

$$y_i = \mu + \beta x_i + \varepsilon_i \quad (\text{eq. 1})$$

where index i refers to any of the 55 simulations, μ is the vertical intercept, β is the regression coefficient (slope) and ε is the residual (not accounted for by the regression). This representation allows for designing the quantity R^2 defined as:

$$R^2 \equiv \frac{\sigma_y^2 - \sigma_\varepsilon^2}{\sigma_y^2} \quad (\text{eq. 2})$$

where σ_y^2 represents the variance of the distribution of 55 values in y and σ_ε^2 represents the corresponding quantity for the residuals. R^2 is a statistical measure of the ability of the linear regression to represent the scatter plot. This quantity R^2 can vary between 0 (no constraint) and 1 (perfect constraint). It can be defined either for a specific grid tile or for larger regions. Figure 2.4 illustrates the quantities appearing in Equation 1 for the month of December and the grid tile with coordinates 56.9818°N, 80.3129°W.

For subsequent specific objectives, the constraining strengths of the two potential predictors ($\overline{SIC}$ and σ_{SIC}) are compared after the 1036 tile-specific R^2 are averaged, on a monthly basis (as shown in results Section 3.1, this comparison leads to $\overline{SIC}$ being chosen).

2.2.3.2 Selection method

The simulation selection proceeds by ranking the 19 models according to their root mean square error (RMSE) in simulating the predictor ($\overline{SIC}$) over the domain, relative to the reference product (CFSR). For each model i and month m , the following quantity is calculated:

$$RMSE_{im} = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J [\overline{SIC}_{ijm} - \overline{SIC}_{CFSR_jm}]^2} \quad (\text{eq. 3})$$

where j runs on the J grid tiles (1036 in this case).

The RMSE puts larger influence on higher errors. Because the ranking of the models may vary from one period of the year to another (see Section 3.2), an annually averaged skill score (SS_i) has been defined for each model i :

$$SS_i \equiv \frac{1}{12} \sum_{m=1}^{12} RMSE_{im} \quad (\text{eq. 4})$$

Once all models of the initial ensemble (corresponding to 55 simulations from 19 models) are ranked using their respective SS_i , the final ensemble is arbitrarily chosen to correspond to the 3 best models. As shown in results Section 3.2, these models are MPI-ESM-LR, GISS-E2-R and GFDL-ESM2G, which corresponds to 8 simulations.

2.2.3.3 Impact on range of uncertainty

To evaluate whether and how the model selection impacts the range of uncertainty of the response (ΔT), we first define the quantities δ_{initial} and δ_{final} as the spreads in the 55 ΔT values of the initial simulation ensemble (distribution $\{\Delta T\}_{\text{initial}}$) and in the 8 ΔT values of the final simulation ensemble (distribution $\{\Delta T\}_{\text{final}}$). The spreads are here defined as the full ranges of uncertainty, so that:

$$\delta_{\text{initial}} \equiv \max(\{\Delta T\}_{\text{initial}}) - \min(\{\Delta T\}_{\text{initial}}) \quad (\text{eq. 5})$$

$$\delta_{\text{final}} \equiv \max(\{\Delta T\}_{\text{final}}) - \min(\{\Delta T\}_{\text{final}}) \quad (\text{eq. 6})$$

These definitions allow for characterizing the uncertainty reduction with the parameter Ω defined as:

$$\Omega \equiv (\delta_{\text{initial}} - \delta_{\text{final}}) / \delta_{\text{initial}} \quad (\text{eq. 7})$$

Because by definition both δ_{final} and δ_{initial} are non-negative and $\delta_{\text{final}} \leq \delta_{\text{initial}}$, Ω varies between 0 (no uncertainty reduction) and 1 (total reduction).

Figure 2.5 illustrates the quantities appearing in Equations 5, 6 and 7 for the month of October. Figure 2.5a represents the amount of uncertainty included in the final ensemble in function of the number (N) of selected models. The models are progressively included in function of their rank according to the skill score. Knowing that the uncertainty generally grows with N , the related results shown in Section 3 would be different if less or more models would have been removed in building the final ensemble. The number of models used in impact studies is subjective, and often depends on the capacity of the climate service user to treat large number of data. Figure 2.5b shows how the arbitrariness linked to the number of models selected for the final simulation ensemble can impact on the uncertainty reduction.

Once a reduction in uncertainty is obtained ($\Omega > 0$), it is important to characterize how significant it is. Indeed, a reduction in uncertainty by picking a certain number of final simulations out of an initial ensemble (here 8 out of 55) can occur by chance, just due to the extreme values not being picked. To characterize the significance of Ω , its value is compared with the distribution of values $\{\Omega_{\text{random}}\}$ one would obtain by randomly selecting the simulations. As a general combinatory rule, there exists $N!/(x!(N-x)!)$ combinations of x objects in a larger ensemble of N objects (Wilks, 2006), which in the case of $x = 8$ and $N = 55$ amounts to $\sim 1.22 \cdot 10^9$. Due to computational limitations, only 10,000 combinations (no repetition) are generated for building the distribution $\{\Omega_{\text{random}}\}$. Here, the associated Ω value is considered as a significant reduction only if it is higher than at least 50 % of the values of $\{\Omega_{\text{random}}\}$.

2.2.3.4 Sensitivity to spatial scale

An ensemble of 14 coastal sites (around Hudson Bay) are used to assess whether the selection derived from the relationship between bay-scale $\overline{SIC}$ and bay-scale ΔT translates into a significant uncertainty reduction at specific land grid tiles where most human populations and infrastructures are established.

2.3 Results

2.3.1 Strength of emergent constraints

As illustrated in Figure 2.6, both predictors ($\overline{SIC}$ and σ_{SIC}) lead to comparable constraint strengths (R^2), but $\overline{SIC}$ is more constraining for 6 months (out of the 9 months for which R^2 is determined), particularly for December. Consequently, it is adopted as the predictor for the rest of this study.

Figure 2.7 shows the tile-specific constraint strength indicator (R^2), on a monthly basis. The emergent constraint is stronger for December and non-defined for the majority (or the totality) of the grid tiles during the ice-free months (July to October). To ensure some minimal level of robustness, R^2 is calculated only if at least 10 simulations have a $\overline{SIC}$ reaching 10%; otherwise a ‘Not-a-Number’ (NaN) is assigned to those tiles (in other words, R^2 is not defined).

2.3.2 Selected models

Table 2 shows the rank of the simulations with the skill score (SS_i) applied on all months and the one obtained by considering only the freeze-up months (November and December) or only the breakup months (June and July). For this application, the yearly ranking is used.

2.3.3 Impact on range of uncertainty

The emergent constraint based on the realism of $\overline{SIC}$ allows for a simulation selection, which reduces the uncertainties of ΔT for the Hudson Bay domain. In Figure 2.8, the monthly evolution of surface air temperature anomalies is represented for every simulation (red for rejected, green for selected simulations) and the uncertainty reduction parameter (Ω) is displayed in the upper left corner of each panel. All simulations project an increase in surface air temperature ($\Delta T > 0$) as well as a decline in $\overline{SIC}$ ($\Delta \overline{SIC} < 0$; not shown). The largest uncertainty reduction was found for the month of March, where the initial spread of 18.8°C was reduced to 8.3°C after the selection ($\Omega=0.555$). The statistical test described in Section 2.3.3. indicates that the reduction of uncertainty is significant for all months except January and December (Figure 2.9). For the months from February to November, the uncertainty reduction (Ω) is higher than the 50th percentile of $\{\Omega_{\text{random}}\}$; in other words, the method for selecting the models (and hence the simulations) leads to a larger uncertainty reduction than the majority of the random simulation selections do. Generally speaking (but specifically referring to the comparison between the twelve monthly Ω values and their

corresponding 50th percentiles of $\{\Omega_{\text{random}}\}$), the probability of having a first quantity higher than a second one in at least 10 cases out of 12 is $\sim 1.93\%$ (approximation based on a simple Monte Carlo approach with five repetitions of 10^7 trials).

Figure 2.10 shows the spread of ΔT in function of $\overline{SIC}$ for all simulations and for simulations linked with each of the RCPs, for December. December was chosen for illustrating this particular result because it is the month with the highest constraint strength (R^2). A larger reduction of uncertainty is obtained for each emission scenario considered separately than for the whole ensemble, which is partly due to the distinct warming rates of the RCPs. Indeed, selecting a model (rather than a simulation) often implies having projections for the different RCPs, which combines with the RCP-segregated long-term warming (see Figure 2.5a) for limiting the strength of the constraint. In other words, if there were smaller RCP-related uncertainty, the emergent constraint could possibly lead to a larger uncertainty reduction. In the present selection (only 3 models involving 8 simulations), it must however be noted that the small number of simulations per RCP probably plays a role in the results; statistical significance has not been assessed for this specific analysis. Similar results have been obtained for all months except April (not shown).

2.3.4 Sensitivity to spatial scale

Figure 2.11 shows how the monthly uncertainty reduction (Ω) varies among the coastal villages identified in Figure 2.1. Selection is still made on a bay-scale basis, but uncertainty reduction is assessed for each individual grid tile containing one of the villages. Inter-village differences are larger during the freeze-up and ice-covered months (from November to February). During this period, months for which northwestern villages present relatively high R^2 values are the same for which

southeastern villages present relatively low R^2 values, and vice versa. It has not been possible to link this spatial pattern to basic dynamical features of the region, for example to the direction of the prevailing winds.

Regarding the statistical significance of the uncertainty reduction, the test described in Section 2.3.3 shows it is the case for almost all combinations village / month from February to November (Figure 2.12). It is only during January and December that the model selection does not lead to a statistically significant reduction of uncertainty for almost all sites.

2.4 Discussion

2.4.1 Physics-based explanations

In the previous section, results were described mostly on a statistical basis. Although a full physics-based explanation of the results is beyond the scope of this paper, this section is an attempt to provide some understanding of how the results emerge from the links between the sea ice cover and surface air temperature in the models.

Physics and dynamical mechanisms of the individual models lead to different sea ice feedback intensities (Pithan and Mauritsen, 2014; Holland and Bitz, 2003; Barnes and Hartmann, 2010). As illustrated in Figure 2.10, for December, the simulations in which the stronger ΔT values emerge are the ones with the stronger $\overline{SIC}$ during the reference period. Table 3 presents the positive Pearson linear correlation coefficients for those variables, whose statistical significance has been verified using Fisher's z-transformation test with 95% confidence intervals (Wilks, 2006). As explained earlier in this paper, the sea ice cover is known to exert a strong influence on the atmosphere above. With long-term warming over Hudson Bay, the sea ice cover retreats and allows

surface air temperature to increase even more due to the sea ice feedback. On the other hand, the simulations starting in the recent past with a weak sea ice cover have in some way already experienced the sea ice feedback (if the climate was cooler in a previous period in the simulation) or can not experience it (if there is no earlier period with a cooler climate and hence with a stronger ice cover), so they won't exhibit the related warming enhancement. On the contrary, a simulation starting very cold, and hence with a very strong ice cover, are expected to experience a sea ice-albedo feedback stronger than on the real Earth.

Another result that could eventually benefit from a physics-based explanation is that of Table 2, where the ranks of the simulations are not the same for the two transition periods, suggesting that the important processes taking place during the different phases of the cryogenic cycle are not represented the same way in the different models. One hypothesis regarding this issue is that some of the models that perform relatively well when thermodynamic and dynamic aspects of ice formations are ongoing perform relatively poorly on the melting aspects (and vice versa). Thus, we did not evaluate the strength of the constraint of any season or specific time of the year predictor (meaning that the selection could have been based on the realism of one variable for one particular season). With the present choice of skill score, the selected models are those most able to reproduce reasonably the whole annual cycle rather than those with highest performance in one particular period. If an application needs climate information for one particular season, then the skill score should be adapted accordingly, for example by giving more weight to specific months.

Overall, emergent constraints need physics-based support because they can be fortuitous. Here we have discussed general qualitative support for the relationships between the adopted predictor ($\overline{SIC}$) and the response (ΔT), but clearly a deeper analysis is desirable.

2.4.2 Limitations and further work

The main frailty of simulation selection is often the subjective choices involved. First, the choice of a reference product frequently results from logistical considerations including the availability of the data and the ease to obtain them, as well as harmonization with other related projects. In the present case, reanalyses have been adopted in large part for their convenience (availability, no missing data, etc.). More specifically, CFSR was first chosen because it had been analysed over the same domain in a related project (Agbazo and Grenier, to be submitted), and time limitations allowed for considering only one other reanalysis that was arbitrarily chosen to be MERRA-2. Climate trajectories in reanalysis differ one from another and from that of the real climate system (Diaconescu et al., 2018), and those differences can ultimately lead to non-optimal decisions. As mentioned earlier in this paper, the Arctic climate needs to be better monitored for the improvement of all convenient reference gridded products and of numerical models.

More specifically related to the present project, the search for the best predictor to reduce the uncertainty in the change of surface air temperature could be answered with other variables than ice-related ones. For example, the wind deserves attention since it could induce misrepresentations in the atmospheric and oceanic circulations. Being one of the main variables that affect the local climate state by its importance in the transportation of air masses; if the wind direction is misrepresented in a model, it can induce a misrepresentation in the surface air temperature, especially in coastal locations.

Finally, one limitation of the present study is its limited potential impact considering its timing in the CMIP cycles. Indeed, the selection performed here concerns the CMIP5 (Taylor et al., 2012) generation of global simulations, which has been available since ~ 2013 and which is about to be replaced by the CMIP6 generation (Eyring et al., 2016). Considering that each model will have evolved differently over the last few years, and that simulations from new models or new model variants might become available as well, it is unlikely that the same methodology applied to CMIP6 would generate the same model ranking. The circumstantial nature or limited-term validity of the present results is a limitation shared by probably most emergent constraint studies, even maybe most selection-related studies. At least, methodological considerations developed in such studies might remain relevant through time.

2.5 Conclusion

We showed that the emergent constraint framework is relevant for selecting simulations in the CMIP5 ensemble over the Hudson Bay area, using the average 1980-2005 sea ice concentration $\overline{SIC}$ as the predictor and the temperature change (ΔT) from 1980-2005 to 2075-2100 as the response. Indeed, it was possible to constrain the uncertainty relative to ΔT , by eliminating mostly simulations that exhibited very high ΔT values for many months. Moreover, a simple test comparing the uncertainty reduction of the resulting selection with uncertainty reductions from random selections suggests the result are generally statistically significant. Also, although the study does not focus on physical mechanisms, there is good reasons to consider that the emergent constraint stems from the physical links between the initial (recent-past) strength of the sea ice cover and the long-term warming, due to the contribution of the sea ice-albedo

feedback. This feedback is expected to play strongly (weakly) if the system starts with a strong (weak) sea ice cover, forming the basis for the $\overline{SIC} - \Delta T$ relationship across the simulations. Statistical significance of the uncertainty reduction has been verified for both the Hudson Bay scale and the local scale at many coastal villages, suggesting the method could justify to provide local communities with narrower and hence more useful climate scenario ensemble.

The future climate of the high latitudes still remains with a lot of uncertainty. All involved climate feedbacks are not yet well understood. The exact role of the clouds, the winds, the global circulation and the sea ice state in Arctic amplification are current research fields. In addition, the lack of observation in those regions leads to major differences in the reference products; reanalyses are hard to trust completely. Finally, the construction of climate scenarios is a sequence of subjective choices. Certainly not perfect and highly debatable, climate scenarios still are the best tools we have to feed climate change impact studies and ultimately inform decision-makers.

Acknowledgement

We acknowledge the World Climate Research Programme's Working Group on Coupled Modelling, which is responsible for CMIP, and thank the climate modeling institutes (listed in [Table 1](#) of this paper) for producing and making their model outputs available. The U.S. Department of Energy's Program for Climate Model Diagnosis and Intercomparison provides coordinating support and led the development of software infrastructure for CMIP in partnership with the Global Organization for Earth System Science Portals. We also thank the CFSR and MERRA-2 teams for making their reanalysis products publicly available. Finally, we thank ArcticNet (Network of Centres of Excellence of Canada) for the funding of this M. Sc. project. The first author also thank Ouranos for hosting and computational support during her master's thesis.

Table 2.1: CMIP5 models used in this study and the development center associated. An x indicates that corresponding model is represented in the ensemble with a simulation forced by that RCP.

Model	Center	RCP 2.6	RCP 4.5	RCP 6.0	RCP 8.5
CanESM2	CCCMA				X
CMCC-CM	CMCC			X	X
CMCC-CM5	CMCC		X		X
CNRM-CM5	CNRM-CERFACS	X	X		X
INM-CM4	INM		X		X
IPSL-CM5A-LR	IPSL	X	X	X	X
IPSL-CM5A-MR	IPSL	X	X	X	X
IPSL-CM5B-LR	IPSL		X		X
MIROC-ESM	MIROC	X	X	X	X
MIROC-ESM-CHEM	MIROC	X	X	X	X
MIROC5	MIROC	X	X	X	X
MPI-ESM-LR	MPI-M	X	X		X
MPI-ESM-MR	MPI-M	X	X		X
MRI-CGCM3	MRI	X	X	X	X
MRI-ESM1	MRI				X
GISS-E2-R	NASA-GISS		X		
GFDL-CM3	NOAA-GFDL	X	X	X	X

GFDL-ESM2G	NOAA-GFDL	X	X	X	X
GFDL-ESM2M	NOAA-GFDL	X	X	X	

Table 2.2: Rank of the models with skill score SS_i applied on various periods of the year (annual, freeze-up, breakup).

Model rank	Annual	Freeze-up	Breakup
1	'MPI-ESM-LR'	'IPSL-CM5A-LR'	'MPI-ESM-LR'
2	'GISS-E2-R'	'IPSL-CM5B-LR'	'MIROC5'
3	'GFDL-ESM2G'	'IPSL-CM5A-MR'	'CNRM-CM5'
4	'MIROC5'	'MRI-CGCM3'	'GISS-E2-R'
5	'IPSL-CM5A-LR'	'MRI-ESM1'	'MPI-ESM-MR'
6	'CMCC-CM'	'GFDL-ESM2G'	'INM-CM4'
7	'MPI-ESM-MR'	'MPI-ESM-LR'	'CanESM2'
8	'CNRM-CM5'	'GISS-E2-R'	'GFDL-ESM2G'
9	'IPSL-CM5B-LR'	'CMCC-CM'	'CMCC-CM'
10	'GFDL-CM3'	'GFDL-CM3'	'CMCC-CMS'
11	'MRI-CGCM3'	'CMCC-CMS'	'GFDL-CM3'
12	'CMCC-CMS'	'MIROC5'	'MIROC-ESM-CHEM'
13	'MRI-ESM1'	'MPI-ESM-MR'	'IPSL-CM5A-LR'
14	'IPSL-CM5A-MR'	'CNRM-CM5'	'MIROC-ESM'
15	'CanESM2'	'MIROC-ESM-CHEM'	'IPSL-CM5B-LR'
16	'INM-CM4'	'INM-CM4'	'GFDL-ESM2M'
17	'MIROC-ESM-CHEM'	'CanESM2'	'MRI-ESM1'
18	'MIROC-ESM'	'MIROC-ESM'	'MRI-CGCM3'
19	'GFDL-ESM2M'	'GFDL-ESM2M'	'IPSL-CM5A-MR'

Table 2.3: $\overline{SIC}$ and ΔT Pearson linear correlation coefficients and related confidence interval calculated with Fisher's z-transformation test with

95 % confidence intervals (superscripts and underscripts for higher and lower bounds, respectively). Only the months characterized by a strong sea ice cover during the recent past are shown.

Month	All simulations	RCP2.6	RCP4.5	RCP6	RCP8.5
November	0.17 ^{0.42} _{-0.10}	0.12 ^{0.37} _{-0.15}	0.31 ^{0.53} _{0.04}	0.01 ^{0.28} _{-0.25}	0.33 ^{0.55} _{0.08}
December	0.52 ^{0.69} _{0.29}	0.55 ^{0.71} _{0.33}	0.65 ^{0.78} _{0.47}	0.73 ^{0.83} _{0.57}	0.86 ^{0.91} _{0.76}
January	0.07 ^{0.33} _{-0.20}	-0.07 ^{0.20} _{-0.33}	0.06 ^{0.32} _{-0.21}	-0.06 ^{0.21} _{-0.32}	0.18 ^{0.43} _{-0.09}
February	-0.09 ^{0.18} _{-0.35}	-0.27 ^{-0.01} _{-0.50}	-0.19 ^{0.08} _{-0.43}	-0.23 ^{0.03} _{-0.47}	-0.20 ^{0.08} _{-0.43}
Mars	-0.04 ^{0.23} _{-0.30}	-0.19 ^{0.08} _{-0.43}	-0.03 ^{0.23} _{-0.30}	0.00 ^{0.27} _{-0.26}	-0.07 ^{0.20} _{-0.33}

FIGURES

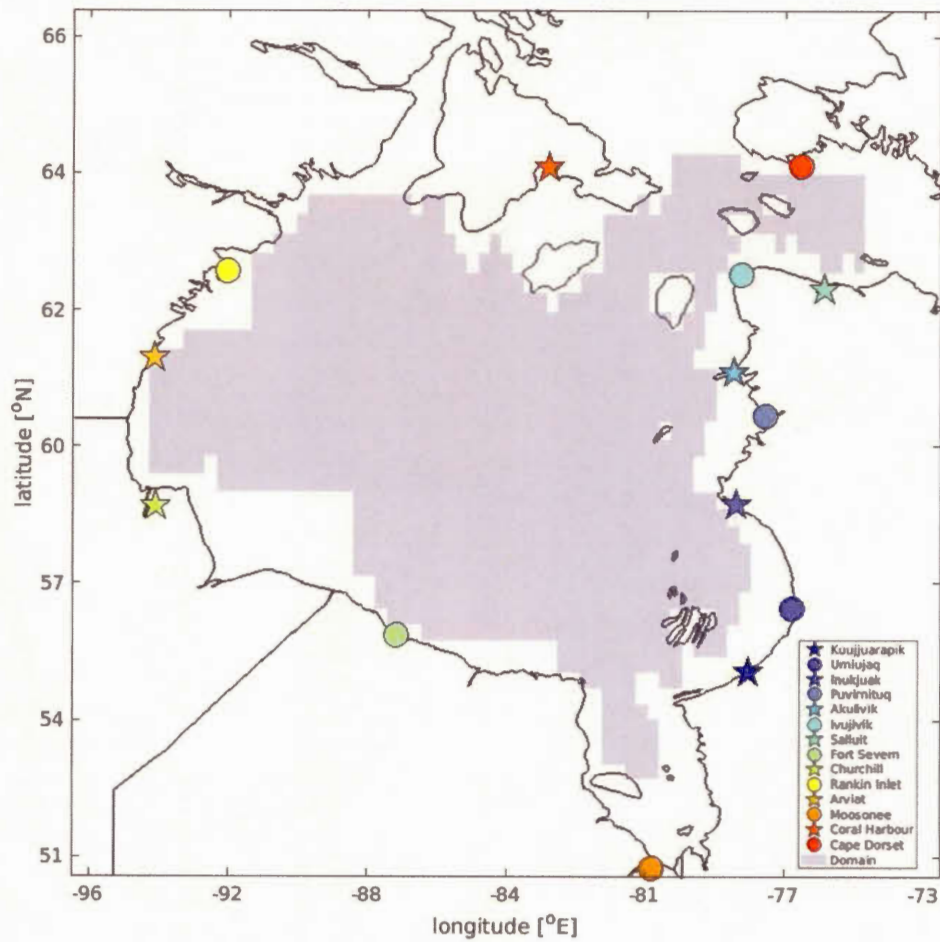


Figure 2.1: Investigation domain (1036 grid points) and 14 coastal villages considered in this study.

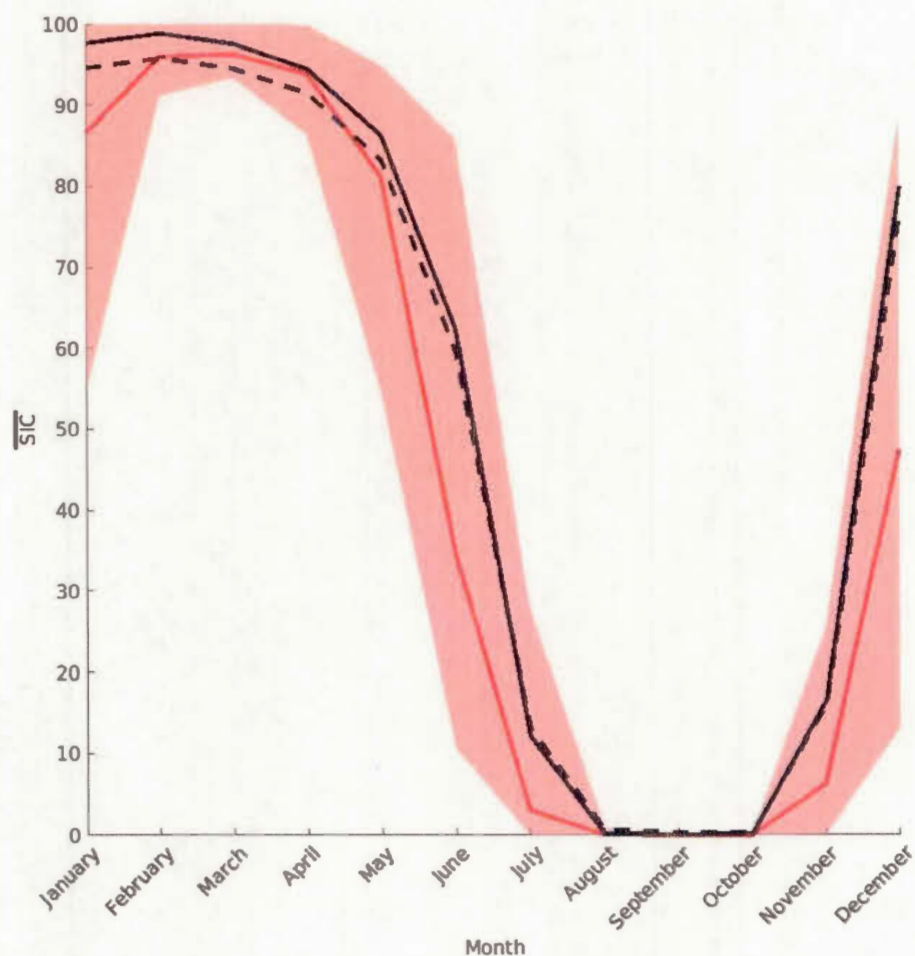


Figure 2.2: Mean (1980-2005) seasonal cycle of SIC as simulated by the reanalyse CFSR (solid black), MERRA-2 (dashed black) and the simulation ensemble (red). The red line shows the ensemble mean and the shaded area shows the spread of the ensemble.

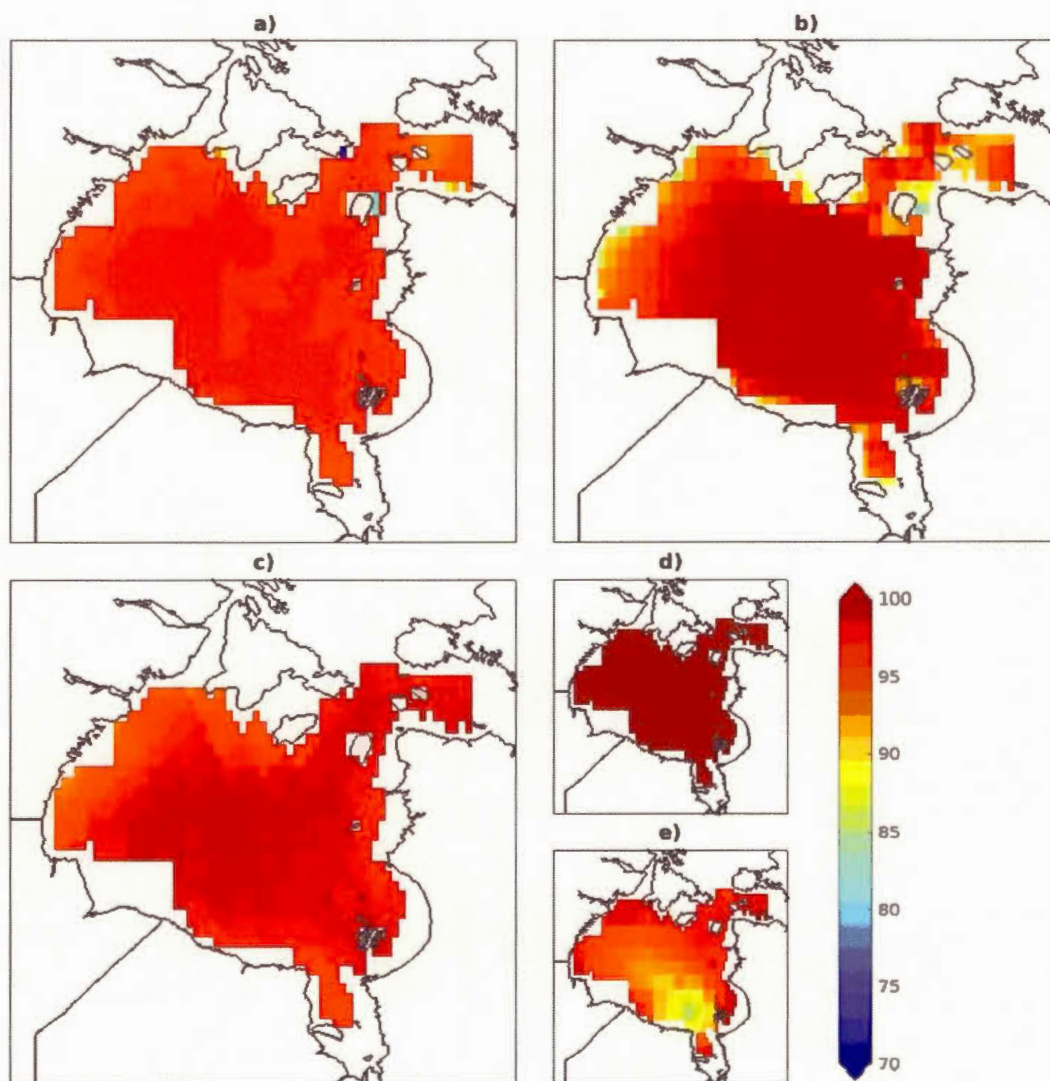


Figure 2.3: Reanalysis and multimodel mean February $\overline{SIC}$. The upper panels (a-b) respectively show reanalysis CFRS and MERRA-2. The lower panels (c-d-e) respectively show the multimodel mean of the 55 simulations, the upper bound (highest overall $\overline{SIC}$) and the lower bound (lowest overall $\overline{SIC}$).

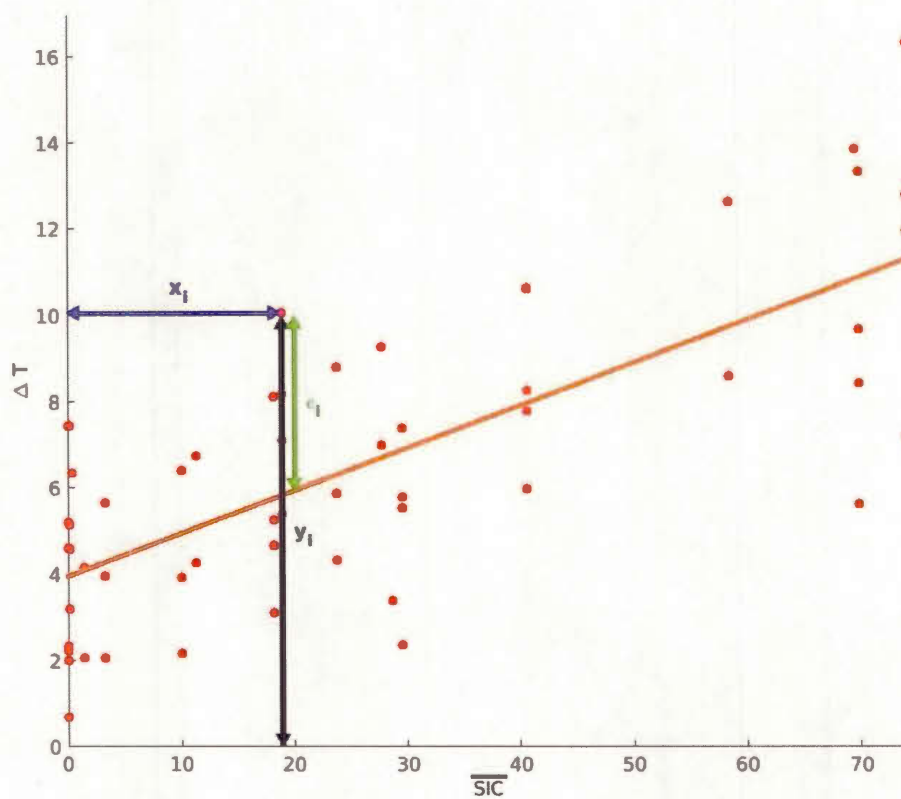


Figure 2.4: Scatter plot of $\overline{SIC}$ and ΔT . This figure illustrates the quantities appearing in equations 1 for the month of December and centered on 56.9818°N and -80.3129°E .

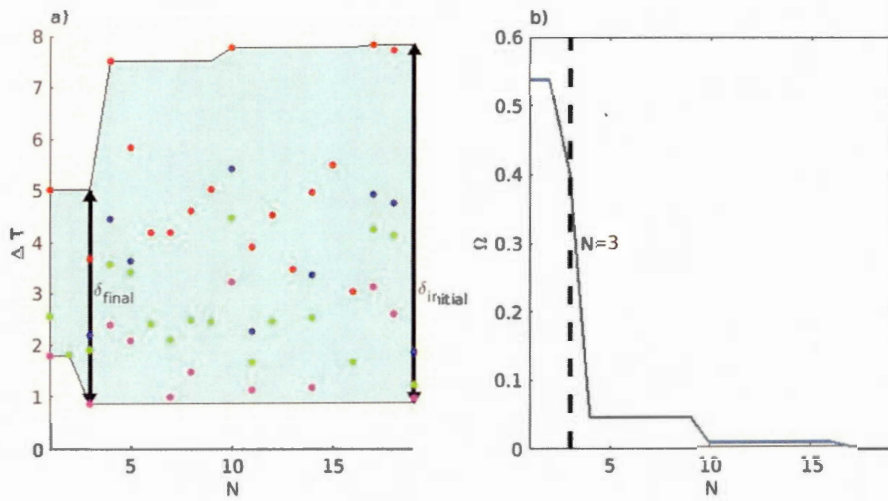


Figure 2.5: (a) October ΔT uncertainty spread (δ) in function of the number (N) of better-ranked models included in the final ensemble (δ_{final} shown specifically for $N = 3$). Marker colors stand for the different RCPs (magenta for RCP2.6, green for RCP4.5, blue for RCP6.0 and red for RCP8.5). (b) Uncertainty reduction (Ω) in function of N , also for October (dashed line highlighting the case $N = 3$).

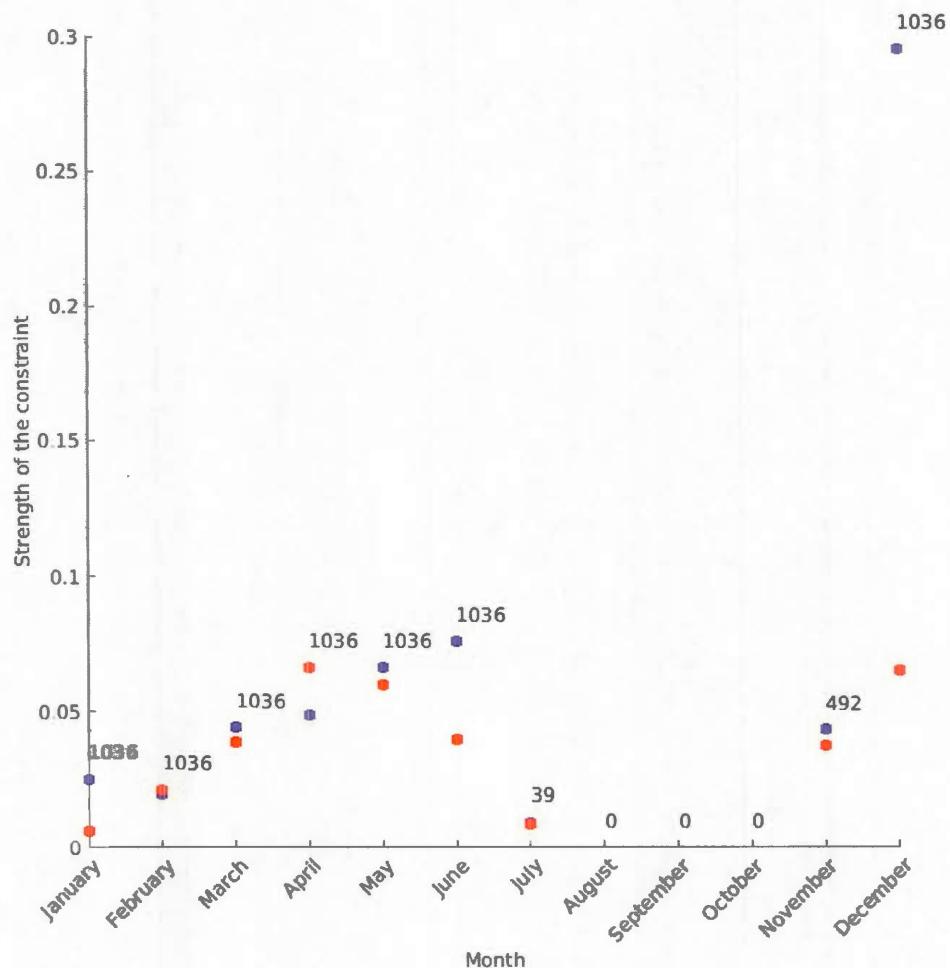


Figure 2.6: R^2 for each month and each of the 2 tested predictors: $\overline{S1C}$ (blue) and σ_{S1C} (red). The number of grid tiles on which R^2 is based is indicated for each month (for each tile, R^2 is calculated only if at least 10 simulations have a $\overline{S1C} \geq 10\%$).

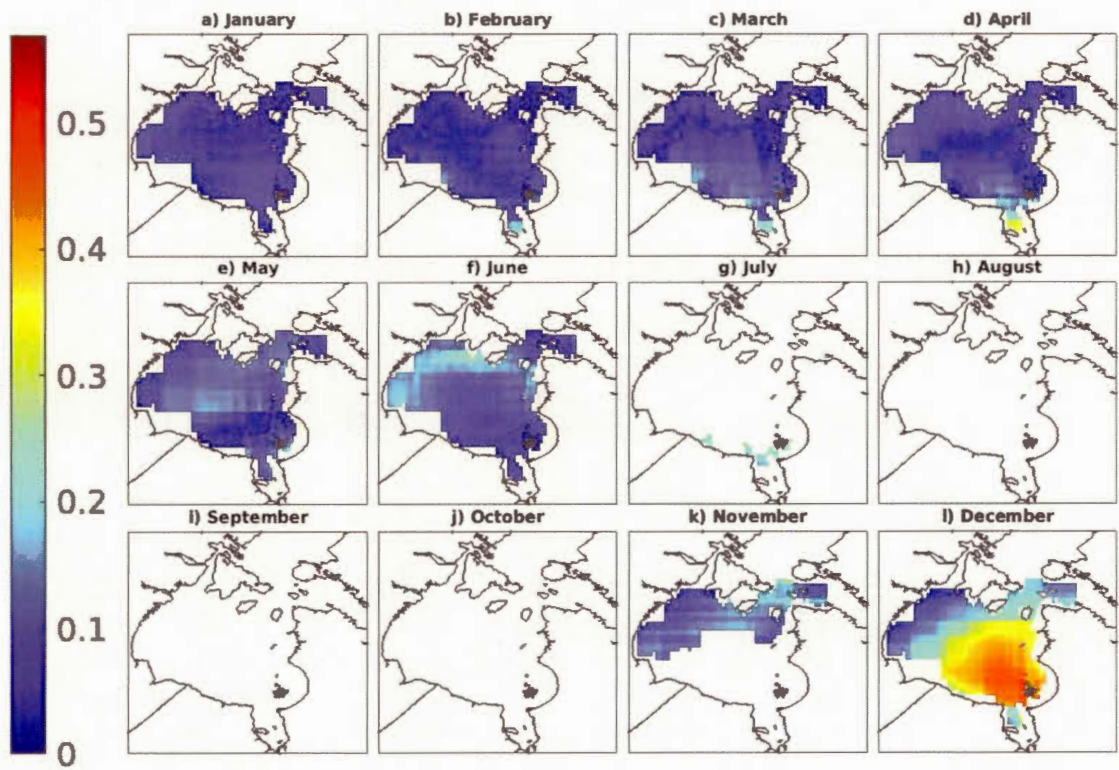


Figure 2.7: Local R^2 for the predictor $\overline{SIC}$.

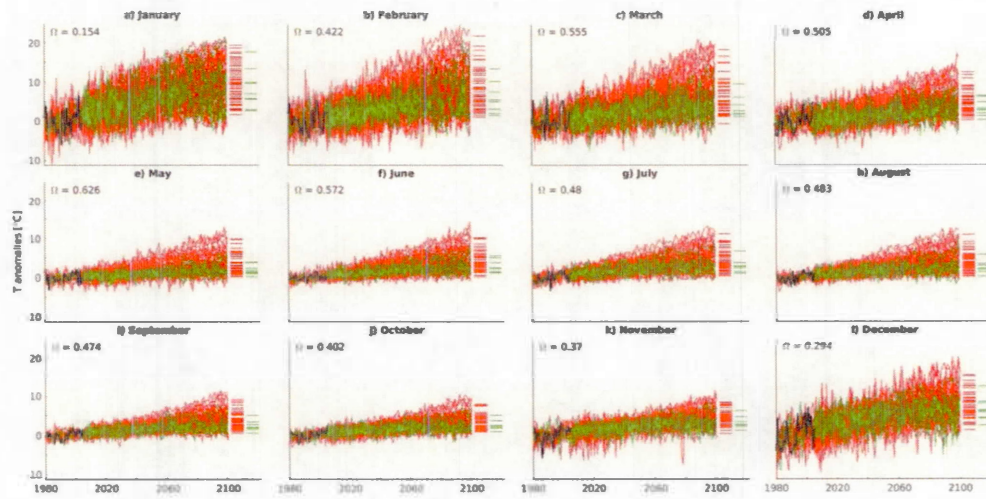


Figure 2.8: Monthly evolution of surface air temperature anomalies for the 55 simulations used in the study (relative to 1980-2005). A green (red) curve represents an accepted (rejected) simulation. The black line corresponds to the reference product CFSR. The monthly uncertainty reduction (Ω) appears in the upper left corner of each panel. Each green (red) horizontal line at the right of the curves indicates the 26-year (2075-2100) average for an accepted (rejected) simulation.

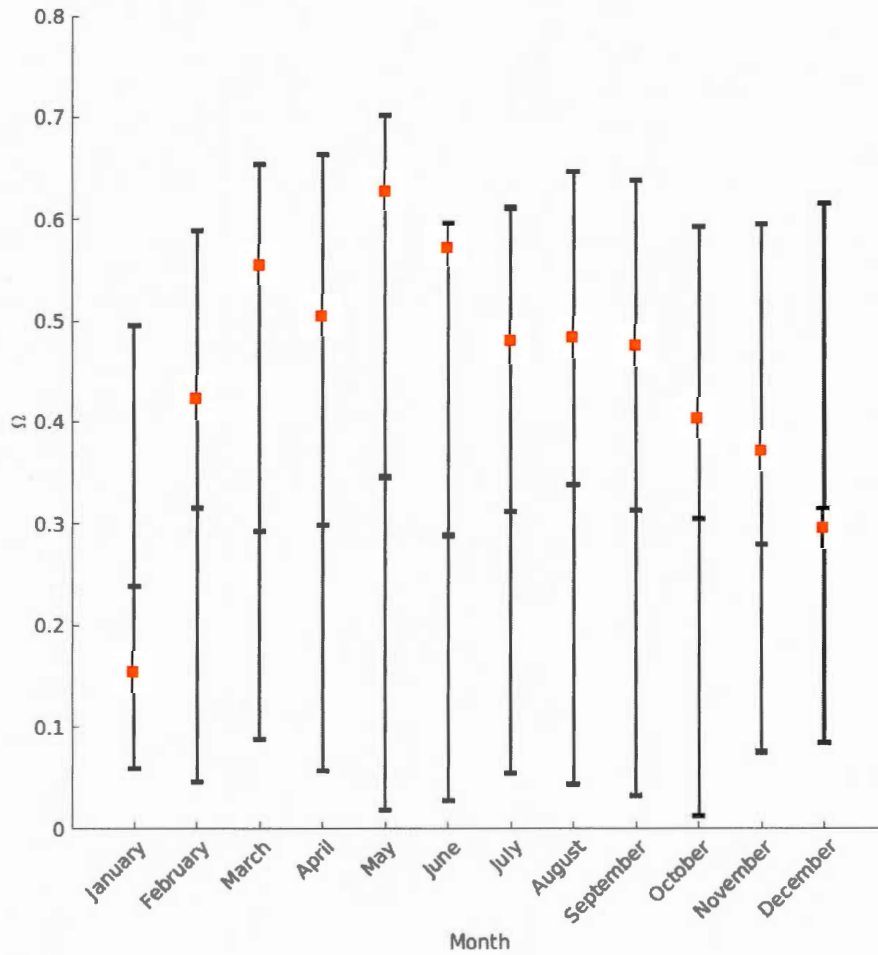


Figure 2.9: Monthly uncertainty reduction (Ω) (red squares) compared with corresponding $\{\Omega_{\text{random}}\}$ distributions (in black). The 5th, 50th, 95th percentiles of the distribution and the range (contained between the 5th and 95th percentiles) of the uncertainty reductions obtained by randomly selecting the simulations are also shown (black).

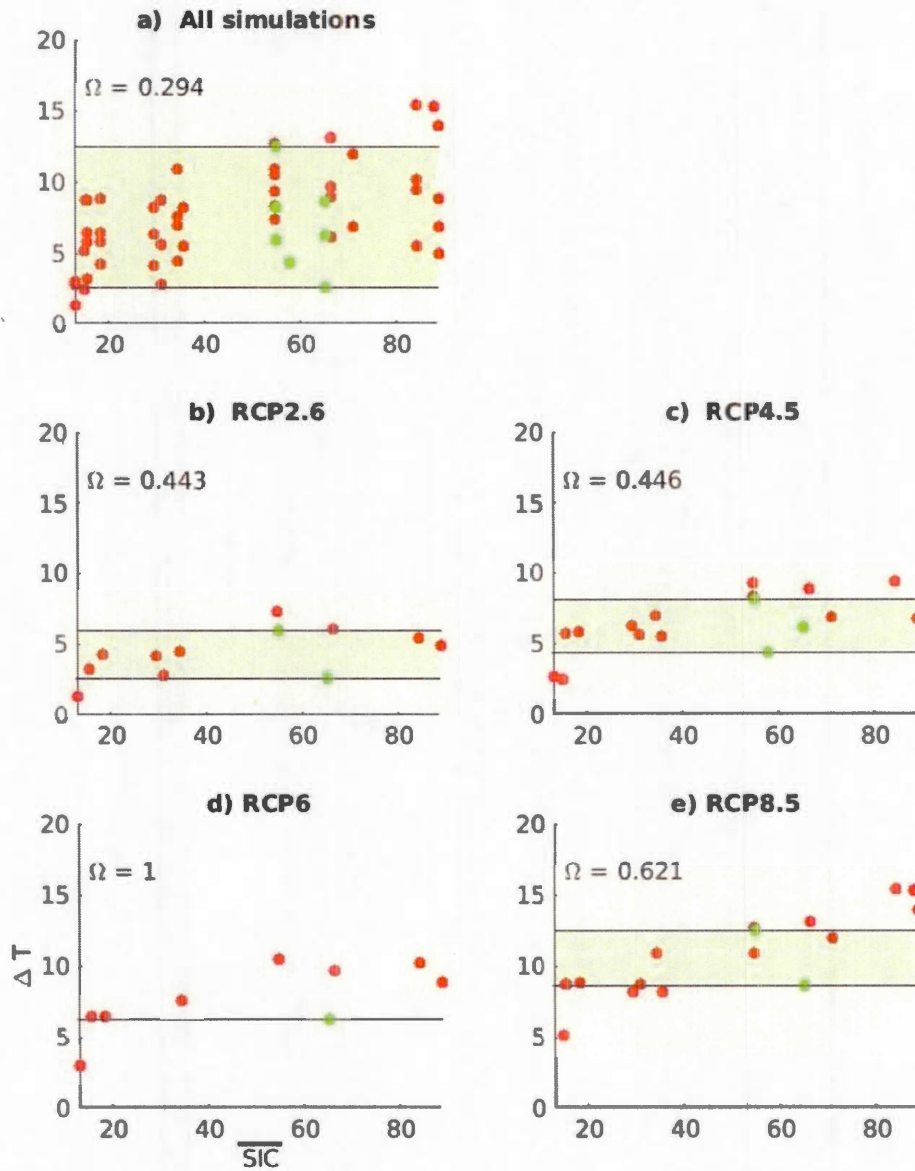


Figure 2.10: Scatter plots of $\overline{SIC}$ and ΔT for all the simulations (a) and for each RCP (b,c,d,e), for December. A green (red) dot represents an accepted (rejected) simulation based on the yearly-based skill score SS_i , with the green shaded area representing the uncertainty remaining after the selection is performed.

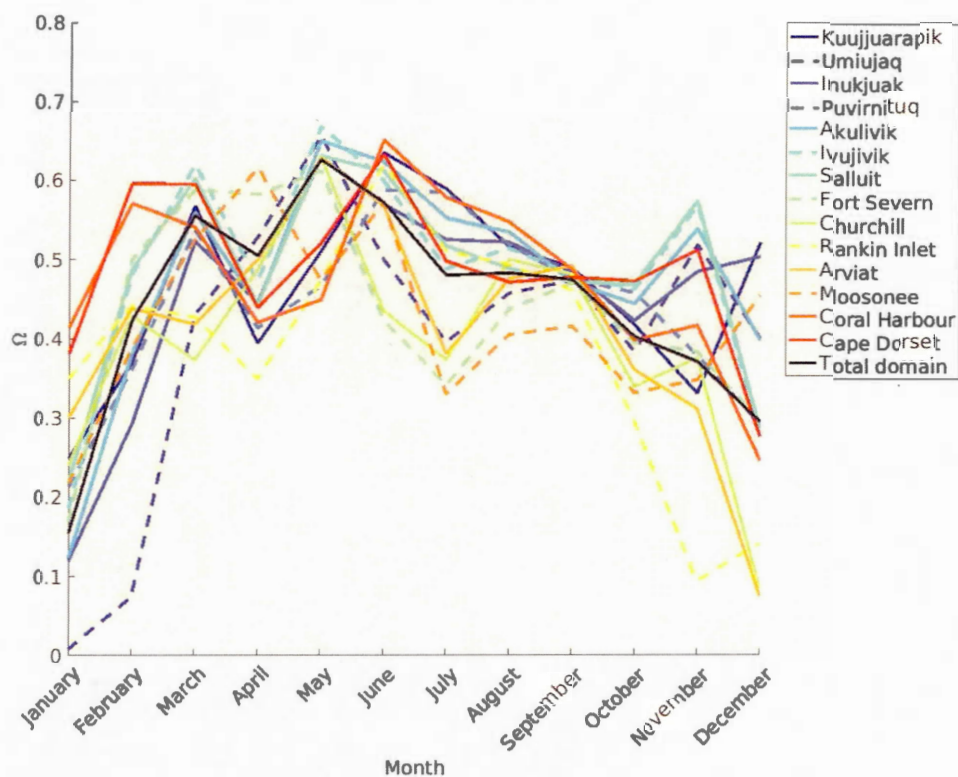


Figure 2.11: Monthly uncertainty reduction (Ω) for each of the coastal villages identified in Figure 2.1. The predictor $\overline{STC}$ is calculated over the 1036 grid tiles whereas ΔT corresponds to the grid tile including the village.

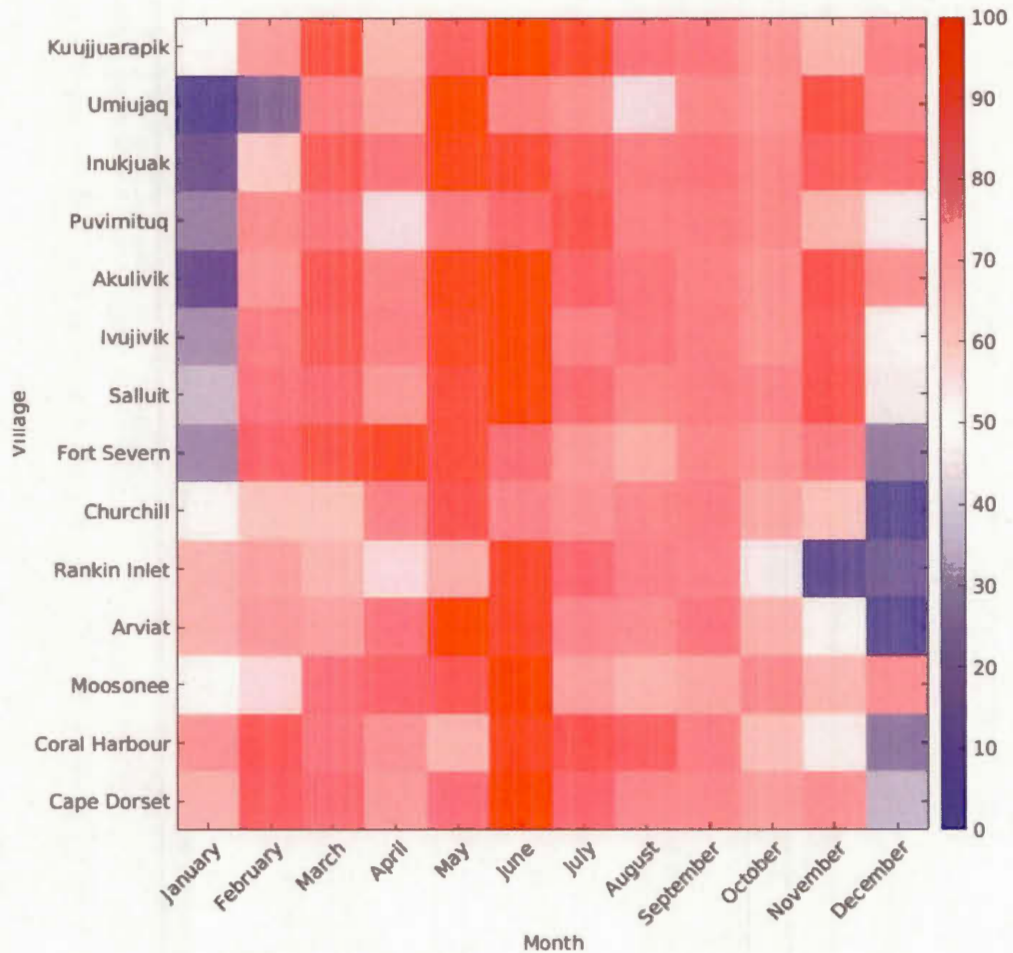


Figure 2.12: Percentile of the uncertainty reduction obtained by randomly selecting the simulations distribution $\{\Omega_{\text{random}}\}$ corresponding to the uncertainty reduction (Ω), for every month and every village. A blue (red) shaded area indicated that the reduction of uncertainty obtained by the model selection is less (more) significant than a random one.

CHAPITRE III

CONCLUSION

Dans ce chapitre est sont présentés une discussion autour des principes physiques menant possiblement à l'émergence des liens statistiques (contraintes) entre le couvert de glace et la température de surface de l'air (Section 3.1), un retour sur l'importance des tests statistiques (Section 3.2), un survol des limites de l'étude (Section 3.3), puis certaines remarques finales (Section 3.4).

3.1 Liens physiques

Ce travail a un profil très statistique; les résultats consistent principalement en des liens statistiques entre les variables à l'étude. Cependant, comme mentionné précédemment, une contrainte émergente est d'autant plus pertinente qu'elle est soutenue par une explication à base physique. Bien que l'explication physique des liens qui unissent le couvert de glace de la Baie d'Hudson et les températures de surface de l'air dépasse le cadre de recherche de ce travail, cette section tente de fournir un minimum de compréhension des phénomènes physiques permettant l'émergence de la contrainte identifiée.

L'idée même de ce travail de recherche est née de l'hypothèse que les modèles climatiques avec un fort couvert de glace durant la période de référence auront la possibilité de le perdre suite au réchauffement climatique. Conséquemment à la perte du couvert de glace, les modèles afficheront une forte augmentation des températures de surface de l'air (ΔT élevé). À l'inverse, les modèles avec un faible couvert de glace en période de référence n'afficheront pas une forte augmentation des températures de surface de l'air (ΔT faible). Le couvert de glace marine est connu pour exercer une forte influence sur l'atmosphère au-dessus de lui. Avec les changements de température au-dessus de la Baie d'Hudson, le couvert de glace se retire et permet à la température de surface de l'air d'augmenter davantage dû à son contact avec l'eau (en saison où l'air est généralement plus froid que l'eau de surface). Cette rétroaction implique par ailleurs l'albédo de surface pendant les mois où la quantité de radiation solaire reçue est importante. Avec les changements climatiques, il est prévu que les couverts de neige et de glace diminueront. Ces surfaces ont un albédo allant jusqu'à ~ 0.8 et l'albédo moyen du globe est de ~ 0.3 . Conséquemment, l'albédo moyen du globe va diminuer, ce qui engendrera une augmentation de la quantité de rayonnement solaire absorbée à la surface et donc une augmentation du réchauffement (IPCC, 2007).

Comme l'ont démontré plusieurs recherches (Pithan and Mauritsen, 2014; Holland and Bitz, 2003; Barnes and Hartmann, 2010), la physique ainsi que la dynamique des modèles diffèrent et engendrent une gamme d'intensité de la rétroaction de la glace de mer. C'est également ce que démontre la Figure 2.10. Pour le mois de décembre, les simulations avec un fort changement de température (ΔT élevé) sont celles ayant un fort couvert de glace en période de référence ($\overline{SIC}$ élevé).

Un autre résultat qui nécessiterait une analyse physique plus en profondeur est celui du Tableau 2.2. Ce tableau montre le rang des simulations selon la saison utilisée pour faire le classement. Le rang des simulations diffère considérablement en période de fonte et de gel du couvert de glace. Ceci suggère que les processus dynamiques et

thermodynamiques influençant la fonte et le gel du couvert de glace ne sont pas les mêmes ou du moins ne sont pas représentés avec le même niveau de réalisme durant les deux périodes. Nous avançons donc l'hypothèse que les modèles qui performant bien pour les aspects dynamiques et thermodynamiques de la formation de la glace performant relativement mal en période de gel (et vice versa). C'est donc pour cette raison que la force de la contrainte n'est pas évaluée en fonction d'une seule saison mais bien en fonction du réalisme annuel. Dans d'autres contextes, la sélection pourrait être basée sur le réalisme du prédicteur uniquement durant une période spécifique de l'année. Pour la recherche présentée ici, qui se veut une généralisation du principe de C.E. avec le couvert de glace comme prédicteur et le changement de température de l'air près de la surface comme réponse, le « *skill score* » priorise les simulations capables de représenter le cycle annuel de $\overline{SIC}$ plutôt que la performance durant une période particulière de l'année. Cependant, il est important de noter que pour une application où de l'information climatique serait nécessaire pour une période restreinte de l'année, le « *skill score* » pourrait alors être adapté afin de donner plus d'importance au réalisme du prédicteur durant cette période.

En somme, il est impératif de souligner que les contraintes émergentes ont besoin d'être appuyées par une réflexion à base physique afin de ne pas mettre de l'avant des relations fortuites.

3.2 Importance des tests statistiques

Nous avons tenté de nous différencier des autres ouvrages exploitant les C.E. et de ceux effectuant des sélections de simulations, en appuyant nos résultats de tests statistiques. Lors de la constitution d'un sous-ensemble de simulations, il est fort probable qu'une

diminution des incertitudes émerge simplement parce qu'une simulation représentant un extrême aurait été aléatoirement exclue. Dans la situation actuelle, nous avons passé d'un ensemble initial de 55 simulations à un ensemble final de 8 simulations. Il était donc peu probable qu'aucune diminution des incertitudes n'émerge. Nous voulions donc tester si notre diminution des incertitudes était statistiquement significative et non pas un simple équivalent. Nous avons donc généré 10 000 sélections aléatoires de 8 simulations et avons comparé dans quel percentile de cette distribution nos résultats apparaissaient. Nous avons obtenu des résultats statistiquement significatifs pour tous les mois à l'exception de décembre et janvier. Nous avons par la suite appliqué une méthode de type Monte-Carlo pour savoir quelle est la probabilité d'obtenir 10 fois sur 12 des résultats significatifs. Cette probabilité est de 1.93%. Une autre utilisation de test statistique implique le Tableau 2.3, où des valeurs de coefficient de corrélation linéaire de Pearson sont accompagnées d'un intervalle de confiance correspondant à l'ensemble des vraies valeurs de corrélation qui auraient des chances de générer la valeur obtenue vu le petit nombre de points considérés. Ce test, utilisant la transformation-z de Fisher (Wilks, 2006), est souvent négligé lors de la présentation de valeurs obtenues de corrélation. Dans le cas présent, on a pu constater que presque seules les valeurs reliées à décembre étaient statistiquement significatives, c'est-à-dire que les intervalles de confiance excluaient la valeur zéro.

Un constat supplémentaire pour le mois de décembre s'impose: cette période de l'année obtient la plus forte contrainte (R^2) (voir Figures 2.6 et 2.7) ainsi qu'une forte corrélation entre $\overline{SIC}$ et ΔT pour chacun des sous-ensembles RCP (voir Tableau 2.3). Cependant, ce mois obtient une réduction des incertitudes non-significative (voir Figures 2.9, 2.11 et 2.12) et moins forte que pour les autres mois, autant à l'échelle du domaine qu'à l'échelle locale des villages côtiers. En décembre, les simulations caractérisées par une forte augmentation des températures près de la surface (ΔT élevé) sont également celles caractérisées par un fort couvert de glace en période de référence ($\overline{SIC}$ élevé). Suite au réchauffement climatique, il est possible que le couvert de glace

de la Baie se retire et que ce phénomène provoque une augmentation de la température de l'air près de la surface. Cette explication physique supporte les résultats obtenus pour la force de la contrainte ainsi que la corrélation entre les variables. Ceci dit, la sélection des simulations est basée sur le réalisme du couvert de glace tout au long de l'année; c'est donc cette sélection qui induit la diminution des incertitudes observée aux figures 2.9, 2.11 et 2.12. Il est donc plausible que la période annuelle pour laquelle le prédicteur et la réponse sont les plus corrélés ne corresponde pas à une période caractérisée par une réduction significative des incertitudes.

3.3 Limites méthodologiques et d'applicabilité

La principale limitation de cette application, comme toutes les méthodes de sélection de simulations climatiques, est la part relativement importante de subjectivité. Lors de la sélection des simulations, une multitude de choix sont faits de manière subjective et ont un impact sur les caractéristiques de l'ensemble final (le choix des membres en est un exemple pertinent). Le choix du produit de référence est également subjectif. Ce choix découle souvent de la disponibilité des données, ou encore du niveau de difficulté pour les obtenir. Dans le travail actuel, les données ont été choisies puisqu'elles étaient disponibles sur les serveurs d'Ouranos. Plus précisément, la réanalyse CFSR avait déjà été exploitée pour un projet sur la Baie d'Hudson au sein d'Ouranos (Agbazo et Grenier, soumis pour publication à *Int. J. of Clim.*), et la réanalyse MERRA-2 a été arbitrairement ajoutée afin d'obtenir un deuxième produit de référence et ainsi augmenter la rigueur du présent travail. Tel que démontré par Diaconescu et al. (2018), la trajectoire climatique diffère d'une réanalyse à l'autre ainsi que de celle du système réel. Ces différences peuvent conduire à des prises de décisions non-optimales. Comme mentionné précédemment, la grande région de l'Arctique a besoin d'être mieux

observée afin entre autres d'augmenter le réalisme des réanalyses et de tout ensemble de scénarios utilisant une réanalyse comme produit de référence. De plus, il serait pertinent d'étudier la validité des différents produits de référence pour cette région.

Une autre limite de cette étude repose sur le choix du prédicteur. Ici, nous avons évalué quelle est la meilleure variable statistique du couvert de glace avec l'idée que le couvert de glace influence davantage que toute autre variable les températures de l'air près de la surface de manière locale. Cependant, d'autres variables ont également des impacts. Par exemple, le vent mérite une attention particulière puisqu'il est lié aux circulations atmosphériques et océanographiques. Étant une variable clé qui impacte le climat local, une mauvaise représentation du vent dans les modèles, notamment sa direction, peut donc grandement influencer le réalisme de la température de surface de l'air.

Dernière limite mentionnée de cette étude, la période de publication a lieu au moment où l'ensemble CMIP5 sera prochainement remplacé par l'ensemble CMIP6 (Eyring et al., 2016). CMIP5 est disponible depuis environ 2013, et bon nombre d'études de sélection des simulations ont été effectuées avec cet ensemble. La prochaine génération dans le cycle des CMIP devrait être disponible prochainement. Considérant que chacun des modèles aura évolué différemment à partir de son prédécesseur dans CMIP5, il est peu probable que l'ensemble de modèle identifié ici soit le même si notre méthodologie est appliquée pour CMIP6. Bien sûr, au-delà du résultat, la présente méthodologie demeurera pertinente et pourra être reprise lorsque CMIP6 sera disponible.

3.4 Résumé final

Nous avons démontré que l'utilisation des contraintes émergentes afin de sélectionner un ensemble de simulations à partir d'un ensemble initial de 55 simulations de CMIP5 au-dessus de la Baie d'Hudson est efficace. En travaillant avec la moyenne 1980-2005 du couvert de glace marine ($\overline{SIC}$) comme prédicteur ainsi que le changement de la température de surface de l'air entre les périodes 1980-2005 et 2075-2100 (ΔT) comme réponse, il a été possible de significativement diminuer les incertitudes climatiques. Plus précisément, il a été possible de réduire les incertitudes sur ΔT pour tous les mois. Notre méthode a permis l'exclusion des simulations correspondant aux extrêmes de ΔT . Afin de s'assurer que nos résultats ne sont pas simplement une conséquence de la diminution du nombre de simulations dans l'ensemble, autrement dit une conséquence de l'ordre de l'effet du hasard, nous avons effectué un test statistique simple consistant à reproduire une sélection aléatoire de 8 simulations 10 000 fois. Suite à ce test, nous avons pu conclure que nos résultats ne sont pas fortuits, autrement dit qu'ils sont statistiquement significatifs. De plus, malgré que cette étude ne mette pas l'accent sur les principes physiques liant les variables, nous avons de bonnes raisons de considérer que la contrainte émergente identifiée provient en partie de la manière dont sont représentés dans les modèles les différents mécanismes à l'oeuvre dans la rétroaction de l'albédo de la glace. Cette rétroaction est censée se déployer fortement (faiblement) si le système démarre avec un fort (faible) couvert de glace, formant ainsi la base physique de notre C.E. Nos résultats sont statistiquement significatifs aux différentes échelles spatiales testées, soit à l'échelle de la Baie d'Hudson ainsi qu'à l'échelle du point de grille près des villages côtiers. Nous pouvons donc conclure que cette méthode de sélection est un outil utile dans la sélection de l'information climatique pour des usagers.

Le climat futur des hautes latitudes est aujourd'hui l'un des climats régionaux ayant le plus d'incertitudes. Toutes les rétroactions ne sont pas encore bien comprises. Le rôle exact des nuages, des vents, de la circulation globale et l'état des glaces correspondent tous à des sujets de recherche actuels. Malgré que certains soient relativement bien

compris, la norme de chacune de ces variables ne l'est pas. De plus, le manque d'observation dans cette région induit des différences considérables entre les produits de références ; nous pouvons difficilement avoir une pleine confiance dans les réanalyses. Pour terminer, il faut noter que malgré le fait que les scénarios climatiques ne sont pas parfaits et que beaucoup de débats persistent quant à leurs méthodes de construction, ils restent l'un des meilleurs outils pour alimenter les études d'impacts liées aux changements climatiques.

RÉFÉRENCE

- Barnes EA, Hartmann DL. (2010). Testing a theory for the effect of latitude on the persistence of eddy-driven jets using CMIP3 simulations. *Geophys Res Lett*. doi: 10.1029/2010GL044144
- Agbazo M.N., and Grenier P. (in preparation) Characterizing and avoiding physical inconsistency generated by univariate quantile mapping of daily temperature extrema: a case study over Hudson Bay. To be submitted to *Atmosphere-Ocean*.
- Boé, J., Hall, A., & Qu, X. (2009). September sea-ice cover in the Arctic Ocean projected to vanish by 2100. *Nature Geoscience*, 2(5), 341.
- Borodina, A., E. M. Fischer, and R. Knutti. (2017). Emergent constraints in climate projections: A case study of changes in high latitude temperature variability. *J. Clim.*, 17, doi:10.1175/JCLI-D-16-0662.1.
- Bracegirdle, T. J., and D. B. Stephenson. (2013). On the robustness of emergent constraints used in multimodel climate change projections of Arctic warming. *J. Clim.*, 26, 669–678, doi:10.1175/JCLI-D-12-00537.1.
- Bracegirdle, T. J., Shuckburgh, E., Saltee, J. B., Wang, Z., Meijers, A. J., Bruneau, N., ... & Wilcox, L. J. (2013). Assessment of surface winds over the Atlantic, Indian, and Pacific Ocean sectors of the Southern Ocean in CMIP5 models: Historical bias, forcing response, and state dependence. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(2), 547-562.
- Brown, P. T., & Caldeira, K. (2017). Greater future global warming inferred from Earth's recent energy budget. *Nature*, 552(7683), 45.
- Cannon, A. J. (2015). Selecting GCM scenarios that span the range of changes in a multimodel ensemble: Application to CMIP5 climate extremes indices. *J. Clim.*, 28, 1260–1267, doi:10.1175/JCLI-D-14-00636.1.
- Casajus, N., et al. (2016). An Objective Approach to Select Climate Scenarios when Projecting Species Distribution under Climate Change. *PLoS ONE* 11(3): e0152495. doi:10.1371/journal.pone.0152495

- Charron, I. (2016). A Guidebook on Climate Scenarios: Using Climate Information to Guide Adaptation Research and Decisions, *2016 Edition. Ouranos*, 94 pp.
- Christensen, J., E. Kjellstrom, F. Giorgi, G. Lenderink, and M. Rummukainen. (2010). Weight assignment in regional climate models. *Clim. Res.*, 44, 179–194.
- Collins, M., R. Chandler, P. Cox, J. Huthnance, J. Rougier, and D. Stephenson. (2012). Quantifying future climate change. *Nature Clim. Change*, 2, 403–409.
- Connolley, W., and T. Bracegirdle. (2007). An Antarctic assessment of IPCC AR4 coupled models. *Geophys. Res. Lett.*, 34 L22505.
- Cox, P. M., Huntingford, C., & Williamson, M. S. (2018). Emergent constraint on equilibrium climate sensitivity from global temperature variability. *Nature*, 553(7688), 319.
- Diaconescu, E. P., A. Mailhot, R. Brown, and D. Chaumont. (2018). Evaluation of CORDEX-Arctic daily precipitation and temperature-based climate indices over Canadian Arctic land areas. *Climate Dyn.*, 50, 2061–2085, <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3736-4>.
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., and Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geosci. Model Dev.*, 9, 1937–1958, doi:10.5194/gmd-9-1937-2016.
- Flato, G. (2004). Sea-ice and its response to CO₂ forcing as simulated by global climate models. *Climate Dyn.*, 23, 229–241, doi:10.1007/s00382-004-0436-7.
- Flato, G., et al. (2013). Evaluation of climate models, in *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, edited by T. F. Stocker et al., 741–882, *Cambridge Univ. Press*, Cambridge, U. K., and New York.
- Gagnon, A. S., and Gough, W. A. (2005). Climate change scenarios for the Hudson Bay region: An intermodel comparison. *Climatic Change*, 69: 269–297.
- Gelaro, R. et al. (2017). The modern-era retrospective analysis for research and applications, version 2 (MERRA-2). *J. Climate*, 30, 5419–5454.
- Hall, A., and X. Qu. (2006). Using the current seasonal cycle to constrain snow albedo feedback in future climate change, *Geophys. Res. Lett.*, 33, L03502, doi: 10.1029/2005GL025127.

- Hewitson, B., A.C. Janetos, T.R. Carter, F. Giorgi, R.G. Jones, W.-T. Kwon, L.O. Mearns, E.L.F. Schipper, and M. van Aalst. (2014) Regional context. In: *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part B: Regional Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Barros, V.R., C.B. Field, D.J. Dokken, M.D. Mastrandrea, K.J. Mach, T.E. Bilir, M. Chatterjee, K.L. Ebi, Y.O. Estrada, R.C. Genova, B. Girma, E.S. Kissel, A.N. Levy, S. MacCracken, P.R. Mastrandrea, and L.L. White (eds.)]. *Cambridge University Press*, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 1133-1197.
- Holland, M. & Bitz. (2003). C. Polar amplification of climate change in coupled models. *Clim. Dynam.* 21, 221–232.
- IPCC. (2007). *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (eds.)]. *Cambridge University Press*, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Joly, S., et al. (2011). Sensitivity of Hudson Bay Sea ice and ocean climate to atmospheric temperature forcing. *Clim Dyn.* 36: 1835. <https://doi-org.proxy.bibliotheques.uqam.ca:2443/10.1007/s00382-009-0731-4>
- Karpechko, A. Y., D. Maraun, and V. Eyring. (2013). Improving future Antarctic total ozone projections by processing oriented multiple diagnostic ensemble regression, *J. Clim.*, 70(12), 1–31.
- Kirtman, B., Power, S. B., Adedoyin, A. J., Boer, G. J., Bojariu, R., Camilloni, I., ... & Prather, M. (2013). Near-term climate change: projections and predictability.
- Knutti, R., G. Abramowitz, M. Collins, V. Eyring, P.J. Gleckler, B. Hewitson, and L. Mearns. (2010). Good Practice Guidance Paper on Assessing and Combining Multi Model Climate Projections. In: *Meeting Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change Expert Meeting on Assessing and Combining Multi Model Climate Projections* [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, and P.M. Midgley (eds.)]. IPCC Working Group I Technical Support Unit, University of Bern, Bern, Switzerland.
- Laprise, R., et al., (2008). Challenging some tenets of regional climate modelling. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 100, 3–22.
- Mahlstein, I., and R. Knutti. (2011). Ocean heat transport as a cause for model uncertainty in projected arctic warming. *J. Climate*, 24, 1451–1460, doi:10.1175/2010JCLI3713.1.

- Massonnet, F., T. Fichefet, H. Goosse, C. M. Bitz, G. Philippon-Berthier, M. Holland, and P. Y. Barriat. (2012). Constraining projections of summer Arctic sea ice, *Cryosphere*. 6, 1383–1394, doi:10.5194/tc-6-1383-2012.
- Mysak, L. A., Ingram, R. G., Wang, J., & Van Der Baaren, A. (1996). The anomalous sea - ice extent in Hudson Bay, Baffin Bay and the Labrador Sea during three simultaneous NAO and ENSO episodes. *Atmosphere-Ocean*, 34(2), 313-343.
- Nakicenovic, Nebojsa, and Rob Swart. (2000). "Special report on emissions scenarios (SRES)." A special report of working Group III of the Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC, Geneva.
- O'Gorman, P. A. (2012). Sensitivity of tropical precipitation extremes to climate change, *Nat. Geosci.*, 5, 697–700.
- Pierce, D. W., T. P. Barnett, B. D. Santer, and P. J. Gleckler. (2009). Selecting global climate models for regional climate change studies. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*, 106, 8441–8446.
- Pithan, F. and Mauritsen, T. (2014). Arctic Amplification Dominated by Temperature Feedbacks in Contemporary Climate Models. *Nature Geoscience*, 7, 181-184.
- Qu, X., and A. Hall. (2013). On the persistent spread in snow-albedo feedback, *Clim. Dyn.*, 42(1–2), 69–81, doi:10.1007/s00382-013-1774-0.
- Reifen, C., and R. Toumi. (2009). Climate projections: Past performance no guarantee of future skill? *Geophys. Res. Lett.*, 36, L13704.
- Saha, Suranjana, and Coauthors. (2014). The NCEP Climate Forecast System Version 2. *J. Climate*, 27, 2185-2208
- Serreze, M. C., & Barry, R. G. (2011). Processes and impacts of Arctic amplification: A research synthesis. *Global and planetary change*, 77(1-2), 85-96.
- Serreze, M. C., and J. A. Francis. (2006). The arctic amplification debate. *Clim. Change*, 76, 241–264.
- Smith, D. M., et al. (2017). Atmospheric Response to Arctic and Antarctic Sea Ice: The Importance of Ocean–Atmosphere Coupling and the Background State. *J. Climate*, 30, 4547-4565, doi: 10.1175/JCLI-D-16-0564.1
- Taylor, K., R. J. Stouffer, and G. A. Meehl. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 93, 485–498, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00094.1>.

- Tivy A, Howell SEL, Alt B, McCourt S, Chagnon R, Crocker G, et al. (2011). Trends and variability in summer sea ice cover in the Canadian Arctic based on the Canadian Ice Service Digital Archive, 1960–2008 and 1968–2008. *J. Geophys. Res. Oceans*. 116: C03007
- Tsushima, Y., M. Ringer, M. Webb, and K. Williams. (2013). Quantitative evaluation of the seasonal variations in climate model cloud regimes. *Clim. Dyn.*, doi:10.1007/s00382-012-1609-4.
- Van der Linden, E. C., R. Bintanja, W. Hazeleger, and C. A. Katsman. (2014). The role of the mean state of Arctic sea ice on near-surface temperature trends, *J. Clim.*, 27(8), 2819–2841
- van Vuuren, D. P., and Coauthors. (2011). The representative concentration pathways: An overview. *Climatic Change*, 109, 5–31, <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0148-z>.
- Vihma, T. (2014). Effects of Arctic Sea Ice Decline on Weather and Climate: A Review. *Surveys in Geophysics*, 35, 1175-1214.
- Wang, J., Mysak, L.A., and Ingram, R.G. (1994). Interannual variability of sea-ice cover in Hudson Bay, Baffin Bay and the Labrador Sea. *Atmosphere-Ocean*. 32:421–447
- Wilks, D. S. (2006). Statistical Methods in the Atmospheric Sciences. 2nd ed. *Academic Press*. 627 pp.