



HAL
open science

Quantification d'incertitudes et validation de méthodes d'assimilation de données pour un modèle de calotte polaire : application à un glacier à terminaison marine groenlandais Upernavik Isstrøm

Eliot Jager

► **To cite this version:**

Eliot Jager. Quantification d'incertitudes et validation de méthodes d'assimilation de données pour un modèle de calotte polaire : application à un glacier à terminaison marine groenlandais Upernavik Isstrøm. Géophysique [physics.geo-ph]. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2023. Français. NNT : 2023GRALI107. tel-04658964

HAL Id: tel-04658964

<https://theses.hal.science/tel-04658964v1>

Submitted on 22 Jul 2024

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

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

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

École doctorale : I-MEP2 - Ingénierie - Matériaux, Mécanique, Environnement, Énergétique, Procédés, Production

Spécialité : MEP - Mécanique des fluides Énergétique, Procédés

Unité de recherche : Institut des Géosciences de l'Environnement

Quantification d'incertitude et validation de méthode d'assimilation de données pour un modèle de calotte polaire : application à un glacier à terminaison marine groenlandais, Upernavik Isstrøm

Uncertainty quantification and validation of data assimilation methods for an ice sheet model: application to a Greenland marine-terminated glacier, Upernavik Isstrøm

Présentée par :

Eliot JAGER

Direction de thèse :

Fabien GILLET-CHAULET
CHARGÉ DE RECHERCHE, IGE-CNRS
Nicolas CHAMPOLLION
CHARGÉ DE RECHERCHE, IGE-CNRS
Jérémie MOUGINOT
CHARGÉ DE RECHERCHE, IGE-CNRS

Directeur de thèse

Co-encadrant de thèse

Co-encadrant de thèse

Rapporteurs :

Frank PATTYN
FULL PROFESSOR, Université Libre de Bruxelles
Hélène SEROUSSI
ASSOCIATE PROFESSOR, Dartmouth College

Thèse soutenue publiquement le 7 décembre 2023, devant le jury composé de :

Fabien GILLET-CHAULET
CHARGÉ DE RECHERCHE, IGE-CNRS
Frank PATTYN
FULL PROFESSOR, Université Libre de Bruxelles
Hélène SEROUSSI
ASSOCIATE PROFESSOR, Dartmouth College
Aimée SLANGEN
SENIOR SCIENTIST, NIOZ Royal Netherlands Institute for Sea Research
Étienne BERTHIER
DIRECTEUR DE RECHERCHE, LEGOS
Eric BLAYO
PROFESSEURE DES UNIVERSITES, Université Grenoble Alpes

Directeur de thèse

Rapporteur

Rapporteuse

Examinatrice

Examineur

Président

Invités :

Nicolas CHAMPOLLION
CHARGÉ DE RECHERCHE, IGE-CNRS



À Jérémie, à sa famille, à ses amis.

Remerciements

Après 5 mois à reporter cette partie, je m’y met enfin. Comment réussir à remercier tout le monde, toutes ces personnes qui ont contribué de près ou de loin à ce manuscrit, souvent sans le savoir ? Tout ça en étant synthétique pour ne pas trop augmenter la longueur de ce manuscrit ? Je vais commencer à l’envers par rapport aux remerciements habituels, pour pouvoir le faire dans un ordre chronologique. Cela sera l’occasion de raconter mon histoire à travers mes rencontres. Car comme le dit le philosophe Damso, “c’est tout ceux en qui nous croyons qui finissent par nous définir”.

Je voudrais donc commencer par remercier ma famille et en premier lieu mes parents. Au propre comme au figuré, sans eux je ne serais pas arriver ici. Ils nous ont offert, à moi, mon frère et ma soeur, un cadre exceptionnel, comme le prouve nos trois parcours vers une vie épanouie. Je souhaite à tout le monde de grandir avec de tels parents. J’en profite aussi pour remercier ma soeur et mon frère, qui seront toujours pour moi des modèles à leur manière. Merci enfin à tous les autres que je ne peux citer tellement ils sont nombreux pour tous les moments, les discussions, que nous avons partagé ensemble : grands-parents, tantes, oncles, cousins, cousines.

Merci ensuite à la France, de m’avoir offert une éducation gratuite de qualité à travers l’école publique, de la primaire à mon école d’ingénieur de l’n7 en passant par le collège, le lycée ou encore la prépa des INPs. Merci à tous les professeur.e.s que j’ai eu, leur dévouement et leur courage durant toutes ces années. Merci à tous les potes que je me suis fait durant ces années, perdu de vue ou non, mais dont bien de moments resteront gravé dans ma mémoire : les quelques uns qu’il reste du lycée, le gang du canapé rouge, les bagnards de Toulouse, les potes du Québec, mes nombreux colocs, les animateurices de la fresque. Que cela soit par des moments festifs, des discussions profondes ou encore le partage de repas et tâches ménagères, vous avez contribué à me faire évoluer, à m’améliorer, et surtout à profiter.

J’en arrive enfin à la thèse. Je tiens tout d’abord à remercier profondément Fabien. Je me souviendrai toujours de nos premières rencontres, au début de mon stage : par zoom, à plusieurs centaines de kilomètres suite à l’annonce du confinement à cause d’un mystérieux virus. Dès le début, tu as été aux petits oignons pour moi. Au moindre problème, tu étais là pour m’aider, toujours accessible et à l’écoute. Et cela ne s’est évidemment pas arrêté avec le stage. Durant toute ma thèse, tu as été là, avec bienveillance, pour me guider, me remettre sur la bonne route. On dit que le choix des directeurs de thèse est ce qui conditionne une thèse épanouie. Ce fût le cas pour moi et tu y es pour beaucoup.

J’en viens ensuite à remercier Jérémie, mon grand nounours en guimauve. Je me souviens de la toute première fois que je t’ai rencontré, au retour d’un petit séjour au ski. J’avais vu tant de passion dans tes explications, et cela m’avait directement mis la puce à l’oreille que j’avais fait le bon choix. Je me souviendrai toujours de ton accessibilité et ton bonheur de partager avec moi : je pouvais passer pour te poser une petite question à ton bureau, et je ressortais 2h plus tard en ayant fais le tour du Groenland sur QGIS. Tu es parti en cours de route, c’était ton choix et tout le monde regrette de

ne pas t'avoir remercié tant qu'il était temps. Tu seras toujours là, quelque part, dans mes choix, et dans mon cœur.

Merci enfin à Nicolas, d'avoir parfaitement su prendre la suite de Jérémie. C'était une période difficile pour nous tous, et moi en particulier. Tu m'as parfaitement épaulé durant cette dernière année, malgré tes difficultés, et je t'en suis très reconnaissant.

Merci également à toutes les personnes qui ont partagé un moment de vie avec moi durant ces trois années. J'ai fait de magnifiques rencontres pendant cette thèse, et vous avez été un magnifique pansement durant les nombreuses épreuves de cette thèse. Merci au groupe des 4 fantastiques, Sarah, Guillaume et Alexis, pour ces discussions et ces repas sans fin, les voyages en vélo et tous ces souvenirs. Merci à Marco et Juan-Pedro, pour nos discussions de jour mais surtout de nuit, souvent autour d'une bière. Merci à Mickaël pour tous ces repas partagés au RU. Merci à Clara, Amélie et Anne pour toute cette belle énergie que vous dépensez pour les autres, pour faire vivre le labo et l'équipe. Merci à Justine et Benoit, pour ces moments partagés en conférence ou lors de simple bonjour matinal s'éternisant. Merci à Étienne et Cruz, toujours partants pour partager une bière ou une petite pause à la cafétéria. Merci à mes co-bureaux, Samuel, Gabi et Julien d'avoir supporté que je m'accapare le tableau. Merci à Romain, qui aura été mon grand frère durant ces 3 ans, un soutien scientifique mais surtout psychologique inestimable. Merci enfin aux gens de Cryodyn que je n'ai pas encore cités, Anna, Antoine, Anuar, Dorothée, Florent, Gael, Jean-Baptiste, Jordi, Nicolas, Olivier, Pierre. On dit que c'est dans les épreuves qu'on voit ressortir le vrai caractère des gens et je me souviendrai pour toujours de vos magnifiques personnalités et des mains que vous m'avez tous tendu.

Je voulais enfin terminer par remercier les membres du Jury de ma thèse, Hélène, Frank, Eric, Aimée et Étienne, pour m'avoir permis de vivre l'un des plus grands moments de ma jeune vie. Vous avez dû vous taper la lecture entière du "livre", et j'ai beaucoup apprécié notre échange lors de la phase de questions de la soutenance.

Pour terminer, merci à toi, lecteur, qui lira en partie ce manuscrit. Je te souhaite une bonne lecture et espère que tu l'apprécieras.

Résumé

Cette thèse aborde le défi majeur de l'estimation de l'élévation future du niveau moyen des mers à travers la quantification de la perte de masse des calottes polaires due au changement climatique en cours. Les incertitudes associées à ces estimations sont significatives, variant de 0.5 à plus de 1.5 mètre en 2100. Ces incertitudes résultent principalement du manque d'observation sur l'état actuel des calottes polaires et leurs interactions avec l'atmosphère et l'océan, appelées forçages. Cependant, la croissance du nombre de données satellites offre de nouvelles perspectives, et cette thèse vise deux objectifs clés pour leur utilisation : évaluer la capacité des modèles de calottes polaires à reproduire ces données sur plusieurs décennies, puis explorer des moyens d'utiliser ces données pour réduire les incertitudes liées à la future élévation du niveau de la mer.

Pour répondre à nos objectifs, nous nous sommes intéressés à Upernavik Isstrøm, un glacier émissaire côtier, et simulé avec le modèle de calotte Elmer/Ice. Nous avons développé une méthode d'initialisation, qui permet de prendre en compte les incertitudes du modèle (paramètres, géométrie initiale, forçages) au travers de simulations d'ensembles de centaines de membres et qui permettent au modèle de calotte utilisé de reproduire les observations passées de changement de vitesse et d'élévation grâce à la calibration par méthode inverse de la friction (frottement). Pour cela, la paramétrisation de la friction du modèle doit prendre en compte l'effet de l'hydrologie sous-glaciaire qui, lorsque le front recule, amène plus d'eau sous-glaciaire en amont du glacier et lubrifie le contact de celui-ci au niveau du socle. Sans la prise en compte de cet effet, le modèle est incapable de reproduire l'augmentation de vitesse observée. Dans un deuxième temps, nous avons continué dans le futur les simulations de l'ensemble des membres, en ajoutant aux incertitudes du modèle celles liées au forçage futur : scénario d'émission de gaz à effet de serre, incertitudes des modèles de climat et incertitudes du forçage océanique. Nous avons également développé dans cette partie une méthode de calibration, pour donner plus de poids aux membres du modèle qui reproduisaient le mieux les observations passées, en vérifiant que cette calibration n'entraînait pas de sur-apprentissage (*overfitting*), afin d'affiner les prédictions futures. Nous avons alors trouvé que la source d'incertitude la plus importante est le scénario d'émission, ce qui limite fortement la réduction d'incertitude permise par la calibration.

Au final, nos résultats démontrent qu'Upernavik Isstrøm contribuera à l'élévation du niveau des mers à hauteur d'au moins 0.6 mm en 2100. Toutefois, cette contribution dépendra des émissions futures de gaz à effet de serre et pourrait atteindre jusqu'à 7.2 mm. De plus, la paramétrisation développée fait grimper ce chiffre, qui pourrait atteindre près de 9.1 mm, montrant son importance et la nécessité de la développer à l'échelle du Groenland, en parallèle de nos méthodes. Les fortes incertitudes liées au scénario d'émission montre le besoin de s'intéresser en profondeur aux futurs possibles des émissions de gaz à effet de serre pour mieux quantifier cette incertitude et la réduire.

Mots clés : Élévation du niveau des mers - Groenland - Dynamique glaciaire - Modélisation - Calibration - Méthodes d'ensemble - Quantification d'incertitude - Validation

Abstract

This thesis addresses the significant challenge of estimating future sea-level rise driven by ongoing polar ice sheet mass loss due to current climate change. The uncertainties surrounding this projection are substantial, with potential contributions ranging from 0.5 to over 1.5 meters by 2100. These uncertainties primarily stem from limited observations regarding the current state of polar ice sheet and their interactions with the atmosphere and ocean, known as forcings. However, the growing availability of satellite data presents new opportunities. This thesis pursues two primary objectives regarding their utilization : firstly, evaluating the ability of polar ice sheet models to replicate this data over several decades, and secondly, exploring methods to reduce uncertainties related to future sea-level rise.

To address these challenges and refine our methods, we focused on Upernavik Isstrøm, a tidewater glacier, employing an ice sheet model (Elmer/Ice). We developed an initialisation method that accounts for model uncertainties (parameters, initial geometry, forcings) through an ensemble approach. This method enables a model calibrating a friction parameter using inverse methods to reproduce past observations of velocity and elevations changes. To achieve this, the friction parameterisation of the model must consider the subglacial hydrology effect. When the glacier front retreats, it brings more subglacial water upstream, lubricating the contact with the bedrock. Failing to account for this effect prevents the model from replicating observed acceleration. In the next step, we propagated the ensemble of members obtained at the end of the simulation into the future. This involved incorporating future forcing uncertainties, such as greenhouse gases emission scenarios, climate model uncertainties, and oceanic forcing uncertainties. We also developed a calibration approach to give more weight to model members that best replicated past observations while ensuring the model did not overfit the data, to see if this refines future forecasts. We found that the most significant source of uncertainty by the end of the century was the emission scenario, significantly limiting uncertainty reduction through ice sheet model calibration.

In conclusion, we demonstrated that Upernavik Isstrøm will continue to contribute to sea-level rise in the future, with a minimum of 0.6 mm in 2100 but highly dependent on future greenhouse gas emissions, potentially reaching 7.2 mm. Furthermore, our developed parameterisation further elevates this projection, possibly up to 9.1 mm, underscoring its significance and the need to extend its application to the entire Greenland ice sheet alongside our methods. The substantial uncertainties linked to emission scenarios highlights the necessity of delving deeper into possible future greenhouse gas emissions to better characterize and reduce this uncertainty.

If you would like an English version of the manuscript, please do not hesitate to contact me.

Keywords :

Sea level Rise - Greenland - Ensemble method - Ice sheet dynamics - Modeling - Calibration - Uncertainty quantification - Validation

Table des matières

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ	V
ABSTRACT	VII
PRÉAMBULE	1

Partie I Introduction **3**

I. CONTEXTE GLOBAL	5
1. Changement climatique	6
1.1. Origines anthropiques	6
1.2. Impacts sur la cryosphère	9
2. Élévation du niveau des mers	15
2.1. Défis d'adaptation	16
2.2. Les différentes influences sur le niveau des mers	20
3. Enjeux de la thèse	23
3.1. Origines des incertitudes	23
3.2. Nouvelle ère satellitaire	25
3.3. Objectifs et questions scientifiques	27
II. NOTIONS CLÉS	31
1. Calottes polaires et glaciers	32
1.1. Bilan de masse	34
1.2. Forçages externes	35
1.3. Dynamique de la glace	35
2. Données d'observation	38
2.1. Données ponctuelles	38
2.2. Données spatialisées	39
2.3. Données intégrées	44

3.	Les bases de la modélisation numérique.....	46
3.1.	Comment cela fonctionne?	47
3.2.	Construction d'un modèle numérique	47
3.3.	Les limites de la modélisation	49
3.4.	Changements d'échelle spatiale	52
4.	Incertitudes d'un modèle numérique.....	55
4.1.	Caractérisation des incertitudes	55
4.2.	Analyse de sensibilité	56
5.	Validation et calibration.....	63
5.1.	Validation	63
5.2.	Calibration	69
Partie II État de l'art		79
III.	MODÉLISATION DES CALOTTES POLAIRES.....	81
1.	Modèle physique.....	86
1.1.	Calcul du champ de vitesse	86
1.2.	Approximations des équations de Stokes	96
1.3.	Évolution de la géométrie	100
1.4.	Récapitulatif	102
2.	Modèle numérique.....	104
3.	Initialisation.....	107
3.1.	État physique initial	108
3.2.	Paramètres du modèle	109
4.	Forçages.....	113
4.1.	Forçage atmosphérique	113
4.2.	Forçage océanique	115
5.	Ice Sheet Model Intercomparison Project for CMIP6.....	116
5.1.	Historique des modèles de calotte	117
5.2.	Feuille de route	119
5.3.	Quantification des incertitudes et résultats	121
5.4.	Les pistes d'amélioration	123
5.5.	Apports de cette thèse à ces questions	125
IV.	UPERNAVIK ISSTRØM, TOUR D'HORIZON.....	127
1.	Présentation d'Upernavik Isstrøm.....	128
1.1.	Contexte Groenlandais	128
1.2.	Caractéristiques et évolution passée	129
1.3.	Intérêts scientifiques	133
2.	Observation d'Upernavik Isstrøm.....	134
2.1.	Vitesses et élévations de surface	134
2.2.	Décharge de glace et bilan de masse total	142
3.	Modélisation d'Upernavik Isstrøm.....	142
3.1.	Feuille de route	142
3.2.	Paramétrisation du coefficient de friction	144

Partie III Passé, présent et futur d’Upernavik Isstrøm

157

V. MÉTHODE DE QUANTIFICATION DES INCERTITUDES ET VALIDATION AVEC DES DONNÉES D’OBSERVATION	159
1. Résumé étendu en français	159
1.1. Introduction	159
1.2. Méthode	160
1.3. Résultats principaux	161
1.4. Analyses complémentaires	161
2. Article : Validating ensemble historical simulations of Upernavik Isstrøm (1985-2019) using observations of surface velocity and elevation	163
VI. PRÉVISION D’ENSEMBLE : INFLUENCE DE LA DYNAMIQUE ET CALIBRATION DU MODÈLE	181
1. Résumé étendu en français	181
1.1. Introduction	181
1.2. Méthode	181
1.3. Résultats principaux	184
1.4. Figures supplémentaires	185
2. Article : The future of Upernavik Isstrøm : Sensitivity and calibration of ensemble projections (Jager et al., in prep)	186

Partie IV Conclusions et perspectives

223

VII. CONCLUSION	225
1. Apports méthodologiques	226
1.1. Méthode d’initialisation	226
1.2. Calibration par méthode inverse	227
1.3. Validation de la calibration bayésienne	228
1.4. Données d’observation	229
2. Résultats principaux	231
2.1. Paramétrisation de la friction	231
2.2. Analyse de sensibilité	232
2.3. Calibration	233
3. Perspectives	234
3.1. Étude du glacier Upernavik Isstrøm	234
3.2. Changement d’échelle spatiale : la calotte Groenlandaise	237
4. Ouverture	240
4.1. Questionnement du besoin	241
4.2. Vers une approche bayésienne pour les services climatiques	246
4.3. Le potentiel de communication	258
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	265

1. Sensibilité numérique	293
2. Élévation de la surface	294
2.1. Incertitude du socle	294
2.2. Test d'un socle plus profond pour UI-N	297
2.3. Technique d'interpolation pour la surface initiale	298
3. Sensibilité de la loi de friction	300
3.1. Application de la paramétrisation à la loi de Budd	300
3.2. Utilisation de h_{af} au lieu de d	301
4. Métriques supplémentaires pour la calibration bayésienne.....	302
4.1. Tableau de valeur pour la CRPS	302
4.2. Tableaux de valeur pour la MAE	303
4.3. Tableaux de valeur pour la STD	305

Préambule

Bonjour à toi jeune lecteur, assieds-toi confortablement pour lire ce manuscrit que tu vas apprécier à coup sûr. Il y en a pour tous les goûts, que tu sois un simple curieux, un mécano des fluides ou un expert de la glaciologie. Aujourd'hui, avec le réchauffement climatique, les glaces de l'ensemble de la planète fondent. Parmi ces dernières, la fonte des glaciers et des calottes polaires, en plus de la dilatation thermique des océans¹, contribuent à l'élévation du niveau des mers. Les prévisions de l'élévation à venir vont de 0.5 m à plus de 1.50 m en 2100, et cela peut même monter à près de 15 m en 2300 dans le pire des cas²! Une part importante de l'incertitude provient des difficultés à prévoir l'évolution des calottes polaires de l'Antarctique et du Groenland, notamment du fait du manque d'observations pour contraindre et valider les modèles. Ces travaux de thèse, écrits en 4 parties, consistent à combiner un modèle de calotte polaire et de nouveaux jeux d'observation pour affiner ces prédictions de contribution à l'élévation du niveau des mers.

La première nettoiera le terrain en présentant le contexte et les notions clés pour aborder la suite. Je reviendrai notamment sur le changement climatique et un de ses impacts, l'élévation du niveau des mers pour finalement aboutir aux enjeux de la thèse (chapitre I). Ensuite, les notions clés permettront de comprendre les bases de ce travail : principales caractéristiques des calottes polaires, données d'observation en glaciologie, bases de la modélisation numérique, quantification de ses incertitudes et enfin validation et calibration d'un modèle (chapitre II).

La deuxième partie posera les fondations du travail réalisé, en faisant un état de l'art de la modélisation des calottes polaires puis de mon étude de cas. Avec la modélisation des calottes polaires, nous verrons les différents choix qui s'offrent à nous : modèle physique, numérique, initialisation et forçages (chapitre III). Si vous ne comprenez pas ces termes, faites un tour du côté des notions clés! Je vous présenterai ensuite le glacier que Fabien et Jérémie m'ont confié il y a 3 ans, un petit glacier groenlandais de la taille de l'ancienne région Rhône-Alpes³ : le fameux Upernavik Isstrøm (chapitre IV). Nous exposerons dans ce chapitre notre collecte d'observations et nos choix de modélisation.

1. Lorsque un fluide, comme l'air ou l'eau, se réchauffe, il se dilate (augmentation de son volume). Pour l'eau, cette dilatation est très faible en proportion du volume, mais ce dernier est tellement énorme que cela fait monter le niveau des mers.

2. Voir Résumé aux décideurs du rapport du GIEC groupe 1 : MASSON-DELMOTTE et al., 2021a

3. 47000 km²

Dans la troisième partie, nous attaquerons le gros-oeuvre : les résultats de ces 3 ans de thèse et la rédaction de deux articles. Dans le premier article (soumis) nous étudierons l'historique d'Upernavik Isstrøm et évaluerons la capacité de notre modèle à reproduire des observations passées (chapitre V). Le second (en cours de finalisation) présentera les futures prédictions d'Upernavik Isstrøm en terme de contribution à l'élévation du niveau des mers et comment il est possible de réduire son incertitude (chapitre VI).

Dans la quatrième partie, nous terminerons par les finitions de ce travail en concluant ce manuscrit de thèse. Ce sera alors l'occasion de faire le bilan, scientifique mais également personnel, de ces 3 années de thèse. Il y aura tout d'abord une conclusion et des perspectives spécifiques à ce travail de thèse, puis nous prendrons de la hauteur et j'exposerai ma vision des enjeux en glaciologie.

Dans ce manuscrit, chaque partie n'a pas été écrite à destination du même public. La première partie, que j'ai voulu rendre accessible et vulgarisée, s'adresse à un public scientifique ou non qui veut en apprendre plus sur l'élévation du niveau des mers et sur les interactions étroites entre modèles et observations en science. Les seconde et troisième parties seront elles plus techniques et mathématiques et s'adressent à un public averti. Les différents chapitres et parties sont tout de même constitués d'introduction et synthèse accessibles à un lecteur motivé. La dernière partie permettra à tout le monde de découvrir les principales conclusions et apports de cette thèse, puis les perspectives. La partie ouverture sera elle accessible aux lecteurs curieux qui s'intéressent aux problématiques du changement climatique.

Attention! Cette thèse essaie d'être au maximum objective, mais je suis humain et elle est donc forcément influencée par ma vision personnelle à l'instant t sur un sujet auquel je me suis intéressé pendant 3 ans. Je n'ai pas la science infuse, et suis ouvert aux critiques de ce manuscrit, tant qu'elles se veulent constructives. Pour parler de moi et mieux comprendre ce manuscrit et mes influences, je me décrirai comme curieux, conséquentialiste et utilitariste. Le conséquentialisme est une approche morale qui consiste à faire un choix en fonction des conséquences concrètes et réalistes, et non en fonction d'un idéal absolu (définition du Wiktionnaire). L'utilitarisme est pour sa part une doctrine qui consiste à ramener la notion du bien à celle de l'utilité, à faire de l'intérêt le principe du droit et de la morale (Wiktionnaire encore). Le premier chapitre s'inscrit dans cette pensée conséquentialiste et utilitariste, en présentant les conséquences de la montée du niveau des mers et ainsi faire ressortir l'intérêt de ce travail de thèse. C'est également l'objet de la partie 4, où j'ai cherché à faire ressortir mon point de vue sur les pistes les plus utiles, et avec des conséquences positives, pour le futur de ce travail et de la glaciologie. C'est aussi cette vision ainsi que ma curiosité qui m'ont poussé à m'intéresser à cette thématique et à vouloir consacrer une grande partie de mon temps à cette problématique du changement climatique, à travers mon travail et mes activités extérieures. C'est la raison pour laquelle je parle de thématiques éloignées de mon sujet de recherche dans cette thèse (impacts de la montée du niveau des mers, impacts sur la cryosphère). Cela me semblait important de montrer que ce sujet est loin d'être le seul d'utilité public et qu'il paraît important de réorienter également des moyens vers ces autres aspects. Pour toute question, critique ou clarification sur ce travail, j'invite le lecteur à me contacter et serais très heureux d'échanger si le temps le permet.

Première partie

INTRODUCTION

Contexte global

Ce premier chapitre revêt une importance fondamentale, car il pose le cadre et les motivations de ce travail. L'objectif principal est de mieux appréhender les incertitudes associées à la projection de l'élévation future du niveau des mers, un enjeu majeur lié au changement climatique. Dans un premier temps, nous nous pencherons sur la cryosphère et l'impact du changement climatique sur celle-ci à cause de sa place cruciale dans notre compréhension de l'élévation du niveau des mers. Nous débuterons en exposant en détail la cause première de cette élévation, à savoir le **changement climatique d'origine anthropique**. Il est impératif de comprendre comment ce phénomène affecte notre planète, car ses répercussions touchent divers aspects de notre environnement, en particulier la cryosphère. Ensuite, nous explorerons les conséquences de ce changement climatique sur la cryosphère¹, soulignant ainsi l'importance de mieux caractériser ces impacts pour anticiper les changements futurs.

Notre exploration se poursuivra en élargissant notre perspective pour considérer l'**élévation du niveau des mers** dans son ensemble. Nous allons examiner les différentes échelles spatiales et temporelles qui composent cette question complexe. Cette approche nous permettra de démontrer comment les phénomènes à grande échelle ont des répercussions locales qui se manifestent au fil du temps. Ce processus révélera l'intrication complexe des facteurs impliqués dans l'élévation du niveau des mers, mettant en lumière une variabilité spatiale et temporelle significative. Nous verrons que, bien que cette variabilité naturelle joue un rôle, le changement climatique agit comme une lame de fond en contribuant à la fonte des glaciers, des calottes polaires et à l'expansion thermique de l'eau.

Enfin, dans la dernière partie de ce chapitre, nous aborderons les **enjeux de la thèse** dont le but est d'expliquer d'où proviennent les incertitudes des calottes polaires, qui est le contributeur à l'élévation du niveau des mers le plus incertain. Nous soulignerons comment l'augmentation des données d'observation ouvre de nouvelles perspectives pour mieux comprendre ces calottes polaires. Grâce aux progrès dans le domaine de l'observation, notamment avec l'émergence des données satellites, notre champ de connaissances s'élargit, et cela nous offre des opportunités inédites pour quantifier et réduire ces incertitudes. Cette évolution dans la disponibilité des observations ouvre ainsi des perspectives intéressantes pour la recherche en glaciologie et la modélisation des calottes polaires.

Les informations présentées dans ces deux premières parties sont un résumé des travaux de référence : MASSON-DELMOTTE et al. [2021a], PORTNER et al. [2019] et FOX-KEMPER et al. [2021].

1. Nous aborderons peu les calottes dans cette partie pour mieux y revenir par la suite.

Pour faciliter la lecture de ces deux parties, nous avons limité les références à ces documents, mais la quasi-totalité des informations en sont tirées¹.

1. Changement climatique

1.1. Origines anthropiques

“Il est sans équivoque que l’influence humaine a réchauffé l’atmosphère, l’océan et les terres.”
GIEC AR6 Résumé aux décideurs 2021.

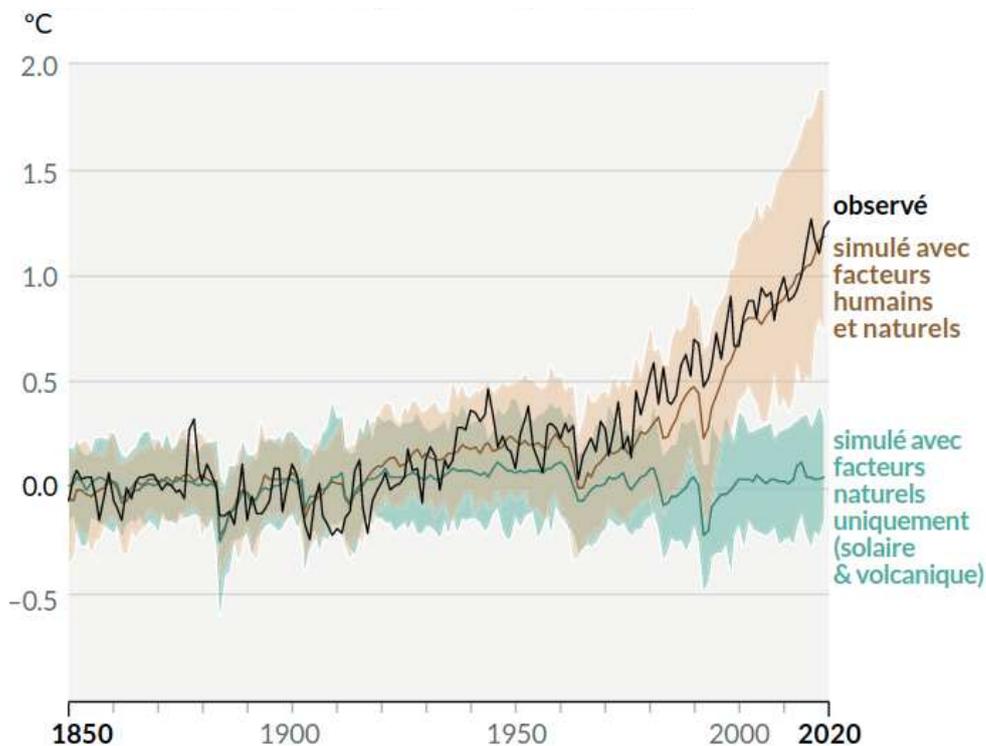


FIGURE I.1 – Changement de la température de l’air à la surface du globe (moyenne annuelle) observé et simulé en considérant les facteurs humains et naturels (orange) ou naturels uniquement (en vert) [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a].

En quelques décennies, la perception du changement climatique d’origine humaine est passée d’une hypothèse préoccupante [GIEC, 1992] à un fait scientifique incontesté [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a]. Jusqu’au début des années 1980, l’influence humaine sur le climat était considérée comme insuffisamment significative, d’où le terme d’hypothèse utilisé lors de la publication du premier rapport du GIEC² [GIEC, 1992]. Trente ans plus tard, nous constatons un réchauffement global indéniable. Les théories physiques et modèles numériques vont dans le même sens que ces observations, soutenant

1. Pour retrouver des références dans les rapports du GIEC, je vous conseille ce site : <https://climateqa.com>

2. Le GIEC (Groupe d’experts Intergouvernemental sur l’Évolution du Climat, IPCC en anglais) a été créé en 1988 en vue de fournir des évaluations détaillées de l’état des connaissances scientifiques, techniques et socio-économiques sur les changements climatiques, leurs causes, leurs répercussions potentielles et les stratégies de parade.

l'idée que ce réchauffement est exclusivement la conséquence des activités humaines. Cela est illustré par la figure I.1, montrant qu'il est impossible d'expliquer l'augmentation de température observée (courbe noire) autrement qu'en prenant en compte les activités humaines (courbe orange)¹.

Ce réchauffement climatique est dû à l'augmentation de la concentration en gaz à effet de serre (GES) dans l'atmosphère, avec comme chef de file le CO₂, devançant le méthane (Fig. I.2). Aujourd'hui, l'humanité a déjà émis 2400 Gt de eqCO₂² entraînant un réchauffement de 1.1°C de la température moyenne mondiale par rapport à l'ère préindustrielle³ [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a]. Pour limiter l'augmentation de température à 1.5°C, il nous reste un "budget" d'émission de GES en eqCO₂ de 500 Gt, et de 1350 Gt pour rester sous les 2°C. Au rythme actuel des émissions de 55 Gt/a, le réchauffement serait de 1.5°C en 10 ans et à 2°C en 25 ans. Autant dire que cela laisse peu de temps!

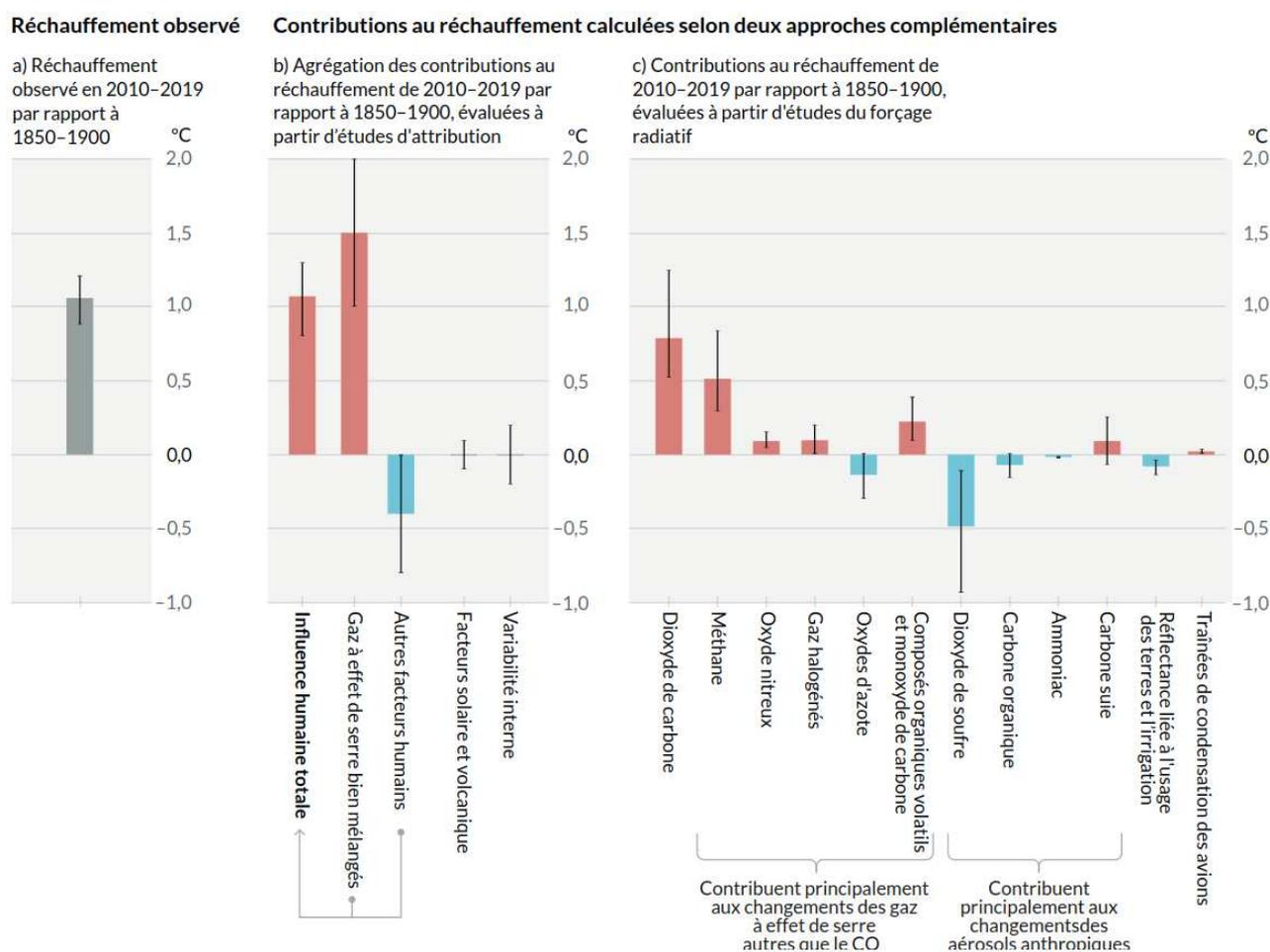


FIGURE I.2 – Évaluation des différentes contributions (principale en b, détail des Gaz à effet de serre et autres facteurs humains en c) au réchauffement climatique observé (a) sur la période 2010-2019 [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a]. Les barres représentent l'incertitude de chaque contribution.

1. Plus de détail dans la FAQ 1.1 du rapport du GIEC : https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_FAQ_French.pdf

2. eqCO₂ permet de regrouper l'ensemble de l'effet réchauffant dû aux émissions de GES qu'on exprime en équivalent CO₂. Par exemple, 1 kg de méthane réchauffe 25 fois plus que le CO₂ et vaut donc 25 kg eqCO₂

3. L'ère préindustrielle correspond à la période antérieure à la révolution industrielle. La date de 1850 est couramment retenue pour marquer la fin de cette époque.

Alors que les émissions de CO₂ sont engendrées par la combustion des énergies fossiles (charbon, pétrole, gaz) et par les changements d’usage des sols (déforestation), les émissions de méthane sont le résultat de l’agriculture (ruminants, fumier, production de riz), de la décomposition des déchets et des fuites liées à l’exploitation des énergies fossiles. Nous touchons ici du doigt le caractère systémique du problème du changement climatique : aujourd’hui, la quasi-intégralité des activités humaines, que ce soit pour se nourrir, se chauffer ou se déplacer, utilisent des énergies fossiles et contribuent à accentuer ce réchauffement. Si je suis le seul à faire des efforts sur mon alimentation, mes déplacements, mon chauffage, mes émissions de CO₂ baissent mais cela ne change rien au changement climatique et je suis alors doublement perdant : mon mode de vie a changé mais je suis quand même impacté par le changement climatique. Autant ne rien changer ! Au contraire, si tout le reste du monde fait des efforts mais pas moi, je suis doublement gagnant : je n’ai rien changé et je ne suis pas impacté par le changement climatique. Encore une fois, pourquoi changer ? Nous avons donc affaire à un véritable dilemme, également appelé dilemme du prisonnier¹.

Je vais également apporter quelques nuances au point précédent car il néglige les effets de la coopération humaine. BOON-FALLEUR et al. [2022] examine les conditions nécessaires pour résoudre le dilemme mentionné précédemment. Ils affirment que pour résoudre ce dilemme, il est essentiel de prêter une attention particulière à la nature et au fonctionnement de la coopération humaine. Ils passent en revue trois mécanismes de cognition sociale qui régulent la coopération : la détection des normes, la gestion de la réputation et le calcul de l’équité. La détection des normes concerne notre capacité à percevoir les attentes sociales en matière d’environnement. La gestion de la réputation se réfère à notre désir de préserver une image positive devant les autres, tandis que le calcul de l’équité renvoie à notre sens de la justice dans la répartition des coûts et des bénéfices. Ils démontrent que chacun de ces mécanismes cognitifs peut entraver les comportements pro-environnementaux et limiter l’impact des politiques environnementales. Cependant, ces mêmes mécanismes peuvent également être exploités comme de puissantes solutions pour une atténuation efficace du changement climatique².

Encadré I.1: Forçage radiatif VS bilan radiatif

Le **forçage radiatif** est une mesure des perturbations extérieures au système terre qui modifient le bilan radiatif de la terre. Sa valeur s’exprime en $W.m^{-2}$. Il est souvent confondu avec le **bilan radiatif** qui mesure la différence entre les flux radiatifs, c’est à dire la quantité de chaleur entrante et sortante. Les GES peuvent s’apparenter au chauffage et les aérosols aux volets. Plus vous augmentez le chauffage, plus vous forcez positivement votre pièce à se réchauffer et inversement avec les volets : dans les deux cas, vous modifiez donc votre forçage radiatif. En réponse, la pièce va se réchauffer et augmenter ses pertes vers l’extérieur. Le bilan radiatif est alors la différence entre tous les forçages radiatifs et les pertes de la pièce. Ce bilan devient nul lorsque la température devient constante et que les pertes compensent totalement le forçage. Plus de détails ici : [Wiki fresque : carte forçage radiatif](#).

Explorons maintenant plus en profondeur les mécanismes du changement climatique, résultant des émissions de gaz à effet de serre par les sociétés humaines. Ces émissions modifient le forçage radiatif terrestre, ce qui conduit à une accumulation d’énergie sur terre (voir Encadré I.1). Ce surplus d’énergie se répartit ensuite dans différentes composantes du système terre (Fig. I.3) : 91% réchauffe

1. Pour plus de réflexion sur ce dilemme, je vous conseille cette superbe vidéo <https://youtu.be/cz9hapGsHuA> (PHI)

2. Une porte d’entrée vers ces questions est la superbe interview de la première autrice de BOON-FALLEUR et al. [2022], à retrouver ici : <https://youtu.be/ZdEVVDk48L4> (FABULUS).

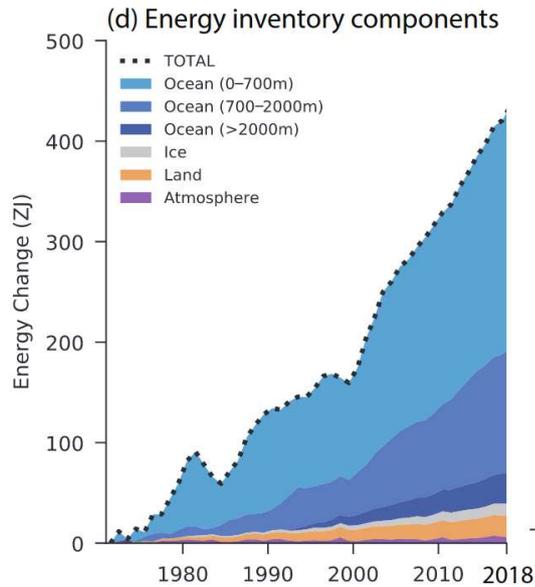


FIGURE I.3 – Inventaire de la répartition du surplus d'énergie dû à un bilan radiatif déséquilibré (= réchauffement climatique) en ZJ, soit 10^{21} J.

l'océan, 5% est absorbé par le sol, 3% fait fondre des composantes de la cryosphère et seulement 1% réchauffe l'atmosphère. Le réchauffement climatique se résume souvent à une augmentation de la température mais il a de nombreuses autres conséquences sur les sociétés humaines. Il est déjà constaté une augmentation des phénomènes climatiques extrêmes tels que les canicules, les sécheresses, les précipitations intenses, la puissance des cyclones et les feux de forêt dans toutes les régions du monde, sans exception [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a]. Cette thèse contribue à mieux documenter l'impact du changement climatique sur la cryosphère. Elle s'inscrit donc dans le domaine des géosciences et en particulier de la glaciologie, qui est la science qui étudie la cryosphère.

*“Pas d’effort, pas de gâchis, j’vais pas charbonner comme la Chine
Parce que, charbonner comme la Chine, ça fait monter l’taux d’CO2.”
Happy End par Vald Ft. Suikon Blaz AD.*

1.2. Impacts sur la cryosphère

“Des changements rapides et généralisés se sont produits dans l’atmosphère, les océans, la cryosphère et la biosphère.” GIEC AR6 Résumé aux décideurs 2021.

La cryosphère est un terme qui désigne l'ensemble des réservoirs de glace de la planète, que ce soit sur terre ou sur les océans. La figure I.4 illustre les différentes composantes de la cryosphère et leurs interactions avec les autres éléments du système climatique tels que l'atmosphère et l'océan. Nous y retrouvons les glaciers, les calottes polaires, la neige, la glace de mer (ou banquise) et le pergélisol (ou *permafrost*). Le surplus d'énergie accumulé sur terre en raison du déséquilibre du bilan radiatif terrestre a un impact très marqué sur la cryosphère, provoquant sa fonte due à l'augmentation de la température. La fonte de la cryosphère a de nombreuses conséquences socio-environnementales, impactant l'agriculture, l'économie, la biodiversité et les infrastructures. Elle est également un symbole fort du changement climatique, offrant un puissant moyen de communication concernant la fonte des glaciers et l'élévation du niveau des mers.

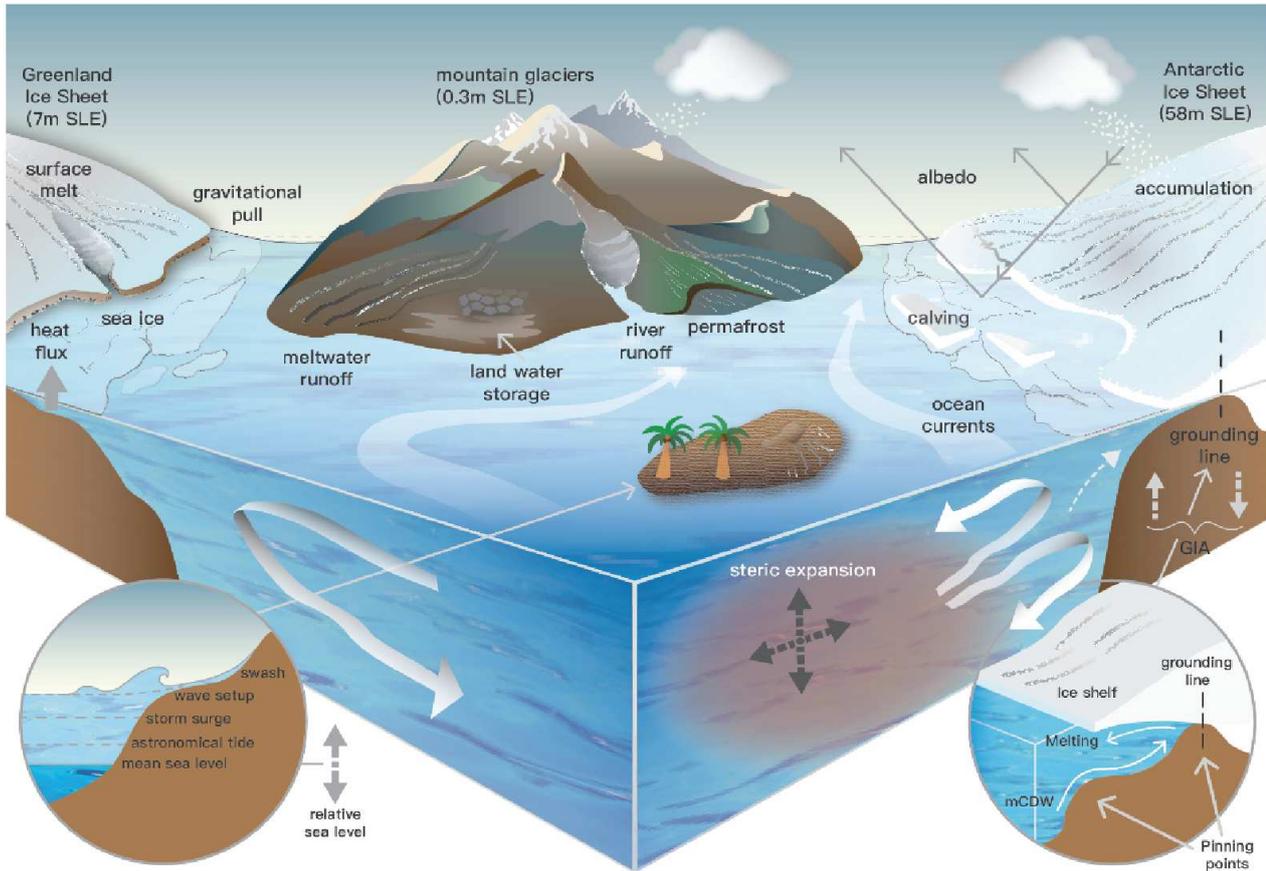


FIGURE I.4 – Schéma des différentes composantes de la cryosphère, avec de gauche à droite : la calotte du Groenland (*Greenland Ice Sheet*), la glace de mer ou banquise (*sea ice*), les glaciers de montagne (*mountain glaciers*), le pergélisol (*permafrost*) et la calotte Antarctique (*Antarctic Ice Sheet*). Sont aussi représentées les autres sources de contribution à l’élévation du niveau des mers : eaux souterraines (*land water storage*) et expansion thermique (*steric expansion*). Pour terminer, les autres termes font référence aux interactions de la cryosphère avec l’océan, l’atmosphère et le socle rocheux ou aux influences locales du niveau des mers (*relative sea level*). Source : FOX-KEMPER et al. [2021].

Le pergélisol (*permafrost* sur les figures I.4 et I.5), est un sol gelé en permanence. Il commence à fondre à mesure que les températures augmentent. Cela peut entraîner des glissements de terrain, des inondations, des perturbations des infrastructures, ainsi qu’une augmentation des émissions de gaz à effet de serre lorsque le carbone organique piégé dans le sol commence à s’échapper. Ainsi, à chaque fois que l’humanité émet 1000 Gt eqCO₂, cela augmente la température de 0.45 °C et le pergélisol ajoute alors 70 Gt en bonus¹ ! Cela représente quand même, en ordre de grandeur, 5% des émissions annuelles humaines, soit l’équivalent d’un pays comme la Russie [IEA, 2019].

La fonte de la banquise et des calottes polaires du Groenland et de l’Antarctique (*Sea ice* et *Greenland/Antarctic Ice sheet* sur les figures I.4 et I.5) a un impact très conséquent sur la biodiversité marine et la circulation océanique. La figure I.4 illustre comment ces composantes modifient l’ensemble de la circulation océanique (*ocean current* et *mCDW*²), à travers la modification la température (*heat flux*) et de la salinité. Ainsi, lorsque la banquise se forme, de l’eau gèle rejetant du sel,

1. Estimation faite par mes soins à partir des chiffres donnés par [SHUKLA et al., 2022], [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a] et [FOX-KEMPER et al., 2021]

2. *Modified Circumpolar Deep Water* : “L’Eau Profonde Circumpolaire Modifiée” fait référence à de l’eau océanique relativement chaude qui pénètre dans les régions polaires

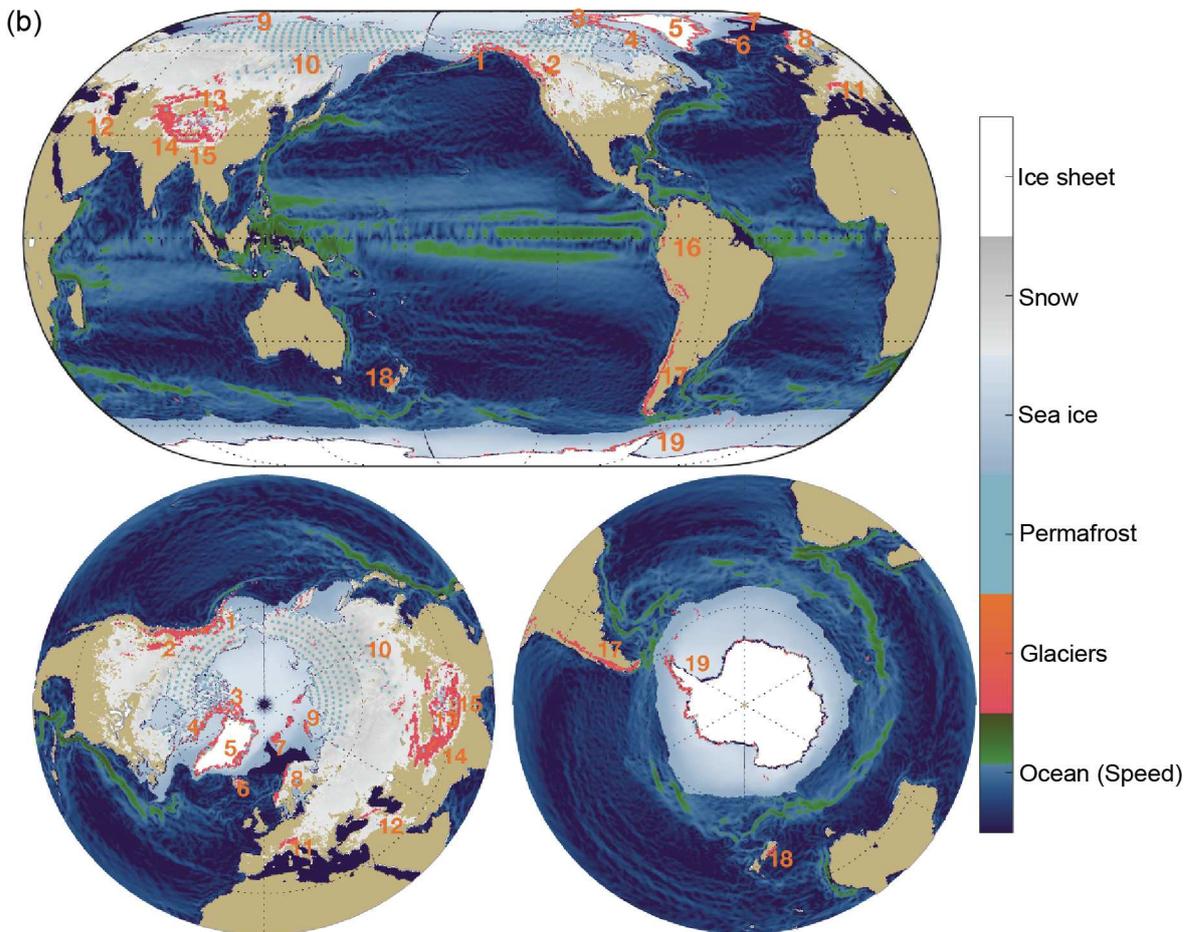


FIGURE I.5 – Localisation sur le globe des différentes composantes de la cryosphère. Les nombres correspondent aux 19 différentes régions des glaciers de montagne. Source : FOX-KEMPER et al. [2021].

créant une eau plus salée, plus dense, qui plonge en profondeur. Ce phénomène est souvent appelée “pompe” de la circulation océanique. Inversement, la fonte de la banquise et de la calotte du Groenland introduit de l’eau douce, ce qui peut ralentir voire interrompre ce processus de pompage. Cela a un impact significatif sur la circulation océanique dans son ensemble, en particulier sur l’AMOC (*Atlantic Meridional Ocean Circulation*¹). Or, la circulation océanique est couplée à la circulation atmosphérique, ce qui signifie qu’elles s’influencent mutuellement. En effet, une eau chaude va réchauffer l’air à la surface, qui devient alors plus léger et monte en altitude, ce qui constitue une des composantes de la circulation atmosphérique, les autres étant l’énergie solaire et la rotation de la terre. De leur côté, les vents atmosphériques à la surface de l’océan induisent des mouvements d’eau et modifient les courants océaniques. Le ralentissement de l’AMOC peut donc avoir des conséquences importantes sur la circulation atmosphérique, en particulier sur l’Europe. De plus, ce ralentissement entraîne une saturation en CO_2 à la surface de l’océan et réduit donc son stockage de carbone. Il entraîne également moins de chaleur en profondeur de l’océan et perturbe la circulation des nutriments essentiels à la biodiversité locale². Ces impacts sur la biodiversité menacent notamment la sécurité alimentaire des populations autochtones qui dépendent de ces ressources comme le poisson. Quant à

1. Circulation Océanique Nord Atlantique en français

2. Plus de détail dans la superbe “FAQ 9.3 : Will the Gulf Stream Shut Down?” de FOX-KEMPER et al. [2021]. Ici en français : https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_FAQ_French.pdf

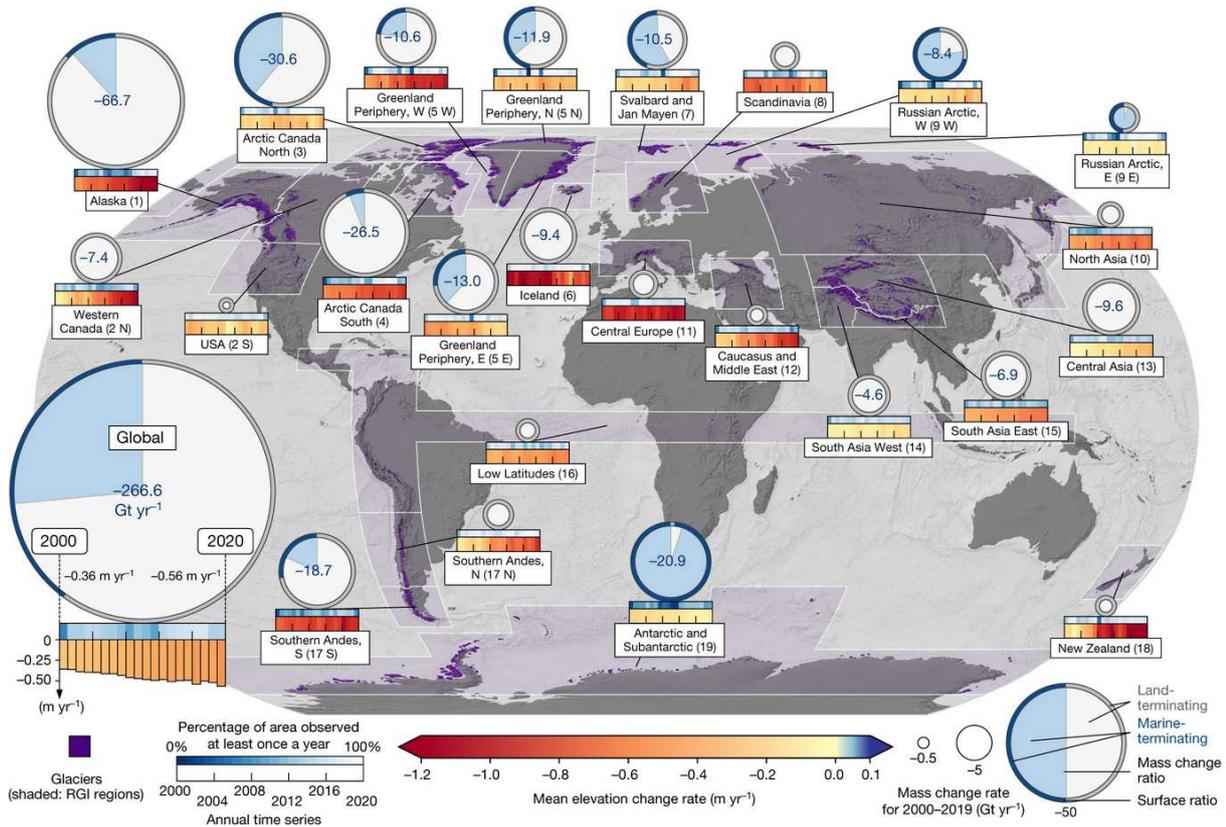


FIGURE I.6 – Perte de masse des glaciers à l'échelle mondiale. Toutes les régions sont en rouge, indiquant qu'elles perdent toutes de la masse. L'intensité de rouge indique une perte de masse plus importante, comme pour l'Europe Centrale (*Central Europe*). Figure de HUGONNET et al. [2021]

la réduction du stockage de CO₂ et de la chaleur, c'est une boucle de rétroaction¹ positive, car cela va accentuer le changement climatique.

La fonte de la banquise, comme celle de la neige, est une autre boucle de rétroaction positive. En effet, cette fonte contribue à diminuer l'albédo², car elle est remplacée par un revêtement plus sombre (eau, roche, etc.) et entraîne alors une augmentation de température supplémentaire dans ces zones, ce qui aggrave la fonte. Cette fonte de la banquise est une des raisons principales de l'amplification arctique, où le réchauffement est beaucoup plus rapide que sur le reste du globe (+2.7°C contre 1.1°C en moyenne).

Enfin, la fonte des glaciers (*mountain glaciers*) et la diminution de l'enneigement en montagne présentent des risques pour les biens et les personnes et ont des impacts sur l'hydrologie ainsi que sur l'économie locale. Aujourd'hui, tous les glaciers du monde perdent de la masse, à un rythme qui s'accélère [HUGONNET et al., 2021] comme l'illustre la figure I.6.

Le recul des glaciers et la fonte du pergélisol peuvent ainsi diminuer la stabilité des pentes, entraînant des glissements de terrain et des inondations dues à la rupture de lacs glaciaires, de poches d'eau ou à des précipitations sur la neige [GAGLIARDINI et al., 2011 ; GILBERT et al., 2018]. En 2022,

1. une boucle de rétroaction est une conséquence qui agit sur sa cause. On dit qu'elle est positive si elle amplifie la cause, et négative si elle la réduit.

2. L'albédo est la mesure de la capacité d'une surface à renvoyer la lumière. Le blanc renvoie mieux la lumière que le noir par exemple. Illustration sur la figure I.4



FIGURE I.7 – Exemple d’effondrement de Sérac au glacier de la Marmolada en Juillet 2022. Source : TRENTINO³

la chute d’un sérac du glacier de la Marmolada (figure I.7) a malheureusement tué 11 personnes et fait 8 blessés¹.

La fonte des glaciers et la diminution de la couverture neigeuse ont un impact direct sur le régime des cours d’eau et la disponibilité de l’eau (*river run-off* sur la figure I.4). C’est là que la notion de *peak water*²[HUSS & HOCK, 2018] entre en jeu (figure I.8). Les glaciers fonctionnent comme des réservoirs : en hiver, l’eau tombe sous forme de neige et s’accumule en altitude sur les glaciers puis, année après année et sous son propre poids, se transforme en glace. Cette glace fond ensuite durant l’été, fournissant une quantité minimale d’eau aux rivières, eau essentielle pour les agriculteurs pendant cette période où les besoins en eau sont plus importants et les autres sources moins abondantes en raison de précipitations réduites et d’une évapotranspiration accrue. Cependant, avec le réchauffement climatique, la fonte des glaciers s’intensifie en été, entraînant une augmentation du débit des rivières à cette période. Néanmoins, il y a un point critique où cette augmentation atteint ses limites, car il n’y a plus suffisamment de glace à faire fondre. Prenons l’exemple où le glacier a complètement fondu, il n’y aurait plus de fonte estivale. Cela entraîne un retour à la situation antérieure au réchauffement, avec un débit annuel des rivières revenant à son niveau initial, mais sans le stockage du glacier. Par conséquent, il y a moins d’eau disponible en été, car l’eau a déjà été écoulee pendant l’hiver. Ce *peak water* a déjà été atteint pour des régions montagneuses où les glaciers sont petits, comme dans les Andes tropicales, dans l’ouest du Canada et dans les Alpes suisses [PORTNER et al., 2019].

La situation est encore plus préoccupante dans la région méditerranéenne, où les étés connaîtront une augmentation des sécheresses. Cela entraînera un risque accru de dommages agricoles, dépassant même les niveaux de perturbations déjà observés aujourd’hui. Cette situation peut avoir des

1. Il n’a pas été prouvé que cet événement est dû au changement climatique, mais ce dernier augmente les risques que de tels événements arrivent

2. pic hydrologique, similaire à la notion de pic pétrolier

3. À retrouver ici : <https://www.ufficiostampa.provincia.tn.it/Comunicati/Marmolada-1-intera-area-chiusa-per-motivi-di-sicurezza>

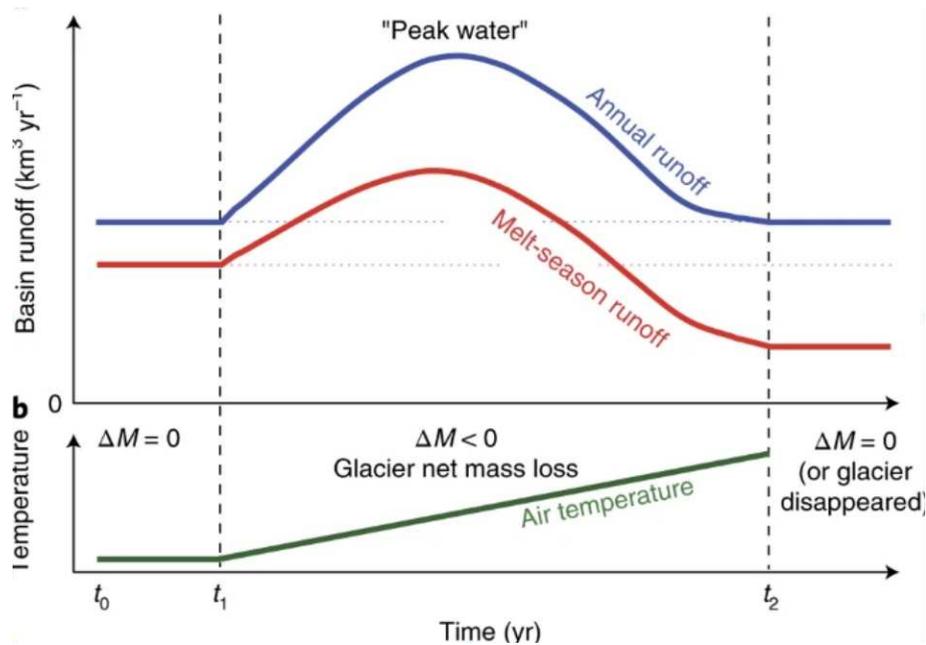


FIGURE I.8 – Schéma explicatif du *peak water*. Dans un premier temps une augmentation du débit annuel (*Annual runoff*) et de celui de la saison de fonte (*Melt-season runoff*) puis une diminution après le *peak water* avec un débit de la saison de fonte qui devient plus faible que le débit initial. Source : HUSS & HOCK [2018]

répercussions sur la production alimentaire locale, la sécurité alimentaire et l'économie agricole de la région¹.

De plus, la diminution de l'enneigement en montagne, à cause de la hausse des températures et donc de l'élévation de la limite pluie-neige, peut avoir des conséquences sur le tourisme hivernal et les activités liées aux sports d'hiver. Les stations de ski et les domaines skiables dépendent de l'enneigement naturel pour attirer les touristes et maintenir leur activité économique. Lorsque la neige se fait rare, les activités touristiques liées aux sports d'hiver peuvent être affectées, ce qui peut entraîner une diminution des revenus touristiques et des emplois dans le secteur.

Enfin, la présence de glaciers et d'enneigement en montagne a une valeur esthétique, écologique et culturelle pour les régions alpines et autres zones de montagne. Les paysages glacés attirent les visiteurs et contribuent à l'identité locale, ce qui peut avoir un impact sur le tourisme en général. La disparition progressive des glaciers et de l'enneigement peut donc entraîner une perte de patrimoine naturel et culturel, ainsi qu'une altération de l'attrait touristique des régions de montagne. Cette question sera évoquée dans le dernier chapitre et la section VII.4.3.

*“J'évite le soleil, rester dans l'ombre, c'est mon fardeau
 Petit bloc de glace fait trembler les gros paquebots
 Tu vois qu'le sommet du glacier, bienvenue dans mon casse-tête
 Et si t'as trop à perdre, un conseil : évite l'iceberg”*

Hugo TSR

1. Plus de détail sur le site : <https://www.unep.org/unepmap/resources/factsheets/climate-change>

2. Élévation du niveau des mers

“De nombreux changements dus aux émissions de gaz à effet de serre passées et à venir sont irréversibles à l’échelle de siècles à millénaires, en particulier les changements concernant l’océan, les calottes glaciaires et le niveau de la mer à l’échelle du globe.” GIEC AR6 Résumé aux décideurs 2021.

Nous avons déjà examiné l’impact du changement climatique sur la cryosphère, en mettant en évidence notamment celui sur les glaciers et les calottes polaires. Une autre conséquence importante du changement climatique, au travers de son impact sur la cryosphère, est l’élévation du niveau des mers. Tout comme la fonte des glaciers, cette montée du niveau des mers revêt une importance particulière dans l’imaginaire collectif, car elle est relativement facile à expliquer et ses futures conséquences sont aisément compréhensibles. Dans cette section, nous nous efforçons d’explorer en détail cette question pour bien cerner les enjeux de la thèse autour des incertitudes sur l’élévation du niveau des mers. Avant d’arriver à ce point, nous nous intéressons à plusieurs questions intermédiaires : pourquoi l’élévation du niveau des mers suscite-t-elle autant d’intérêt ? Quels sont ses impacts ? Quels facteurs l’influencent ? Et quelles sont les incertitudes qui pèsent sur son évolution future ?

Avant d’entamer cette section, clarifions d’abord la notion de risque. Le risque est un concept complexe qui peut être défini comme la possibilité ou la probabilité qu’un dommage survienne. Comme illustré dans la figure I.9, il se situe à l’intersection de l’aléa, de la vulnérabilité et de l’exposition. L’aléa représente la probabilité d’occurrence d’un événement, l’exposition indique si nous sommes à portée de cet événement, et la vulnérabilité désigne notre capacité à faire face à ses conséquences. Par exemple, si un séisme a une forte probabilité de se produire (hasard élevé) mais que personne n’y est exposé (exposition nulle), alors le risque est également nul. En revanche, si un grand nombre

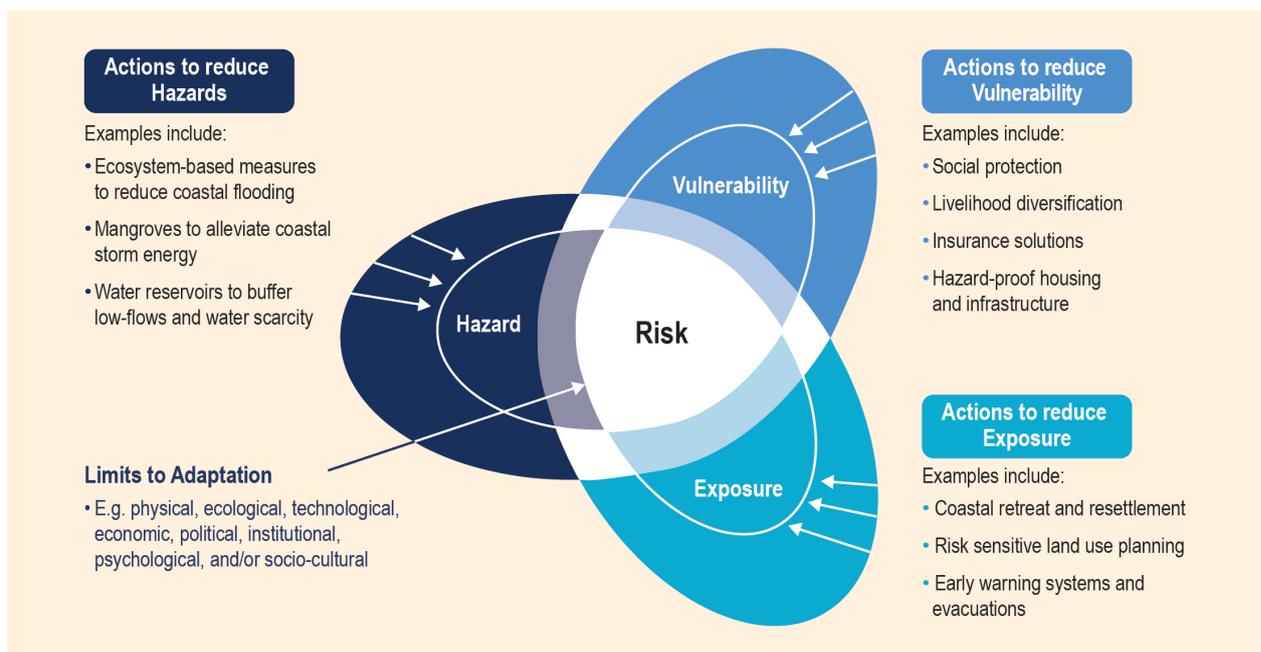


FIGURE I.9 – Le risque dépend de l’aléa (*hazard*), de la vulnérabilité et de l’exposition. Il est possible d’intervenir sur ces différentes composantes pour limiter le risque mais il y a aussi des limites à l’adaptation [PÖRTNER et al., 2019]

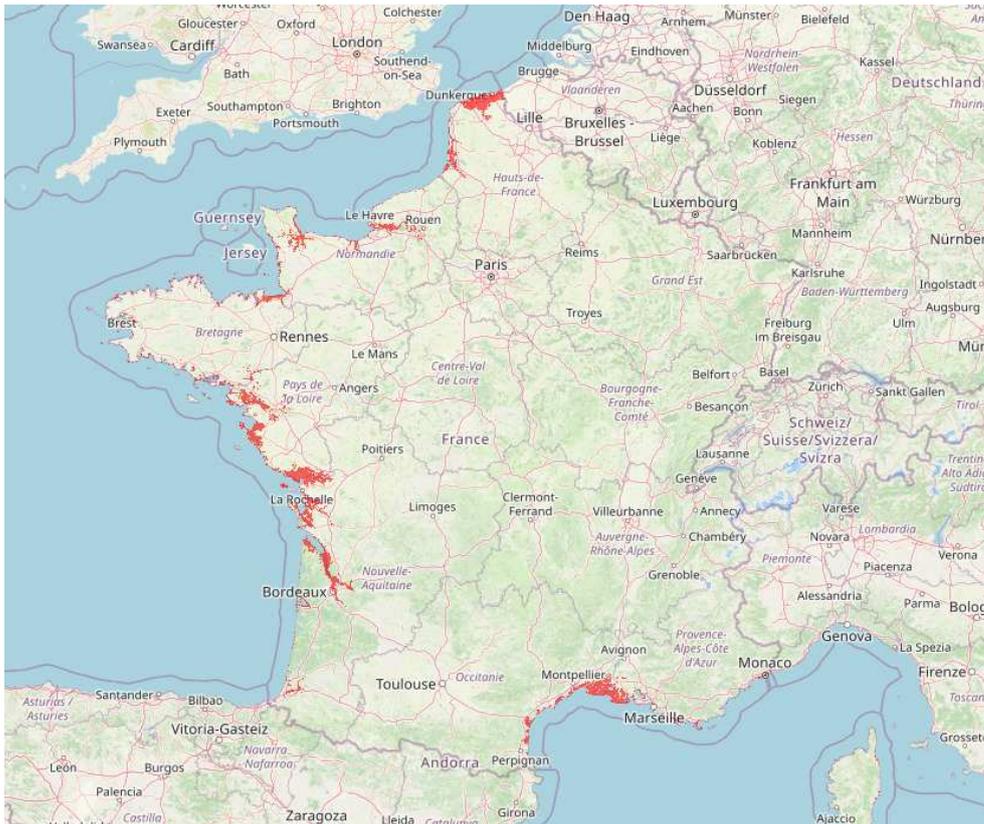


FIGURE I.10 – Les zones rouges montrent les zones qui seraient submergées en France pour une élévation du niveau des mers de 1m. Source : [BRGM]

de personnes sont exposées et qu’elles sont en plus vulnérables, comme ce fut le cas en février 2023 en Turquie et en Syrie, le risque est alors élevé et les impacts considérables.

2.1. Défis d’adaptation

“Chaque demi-degré compte, chaque année compte, chaque choix compte.” Valérie Masson Delmotte

L’élévation du niveau des mers a de forts impacts sur les milieux côtiers. Le risque le plus souvent évoqué est celui des submersions permanentes. Nous parlons de submersion permanente lorsqu’une partie des terres devient inhabitable car la mer a colonisé cet espace. Pour illustrer cela, il existe des cartes qui affichent en couleur les futures zones inondées pour une certaine élévation du niveau des mers (Figure I.10).

L’élévation du niveau des mers engendre également d’autres conséquences telles que les submersions temporaires (voir figure I.11), l’érosion côtière et la salinisation des aquifères et des estuaires. Nous observons déjà aujourd’hui une augmentation de la fréquence de ces événements, due en partie au changement climatique et à l’urbanisation des zones côtières. De plus, il existe le risque de cascades d’impacts (voir figure I.12a) se propageant à travers les marchés financiers, ce qui peut entraîner des coûts bien plus élevés que les seuls dommages matériels causés par la catastrophe. La combinaison de cette élévation du niveau des mers avec d’autres conséquences du changement climatique, telles que l’augmentation de la puissance des cyclones et des précipitations, ainsi que des facteurs socio-

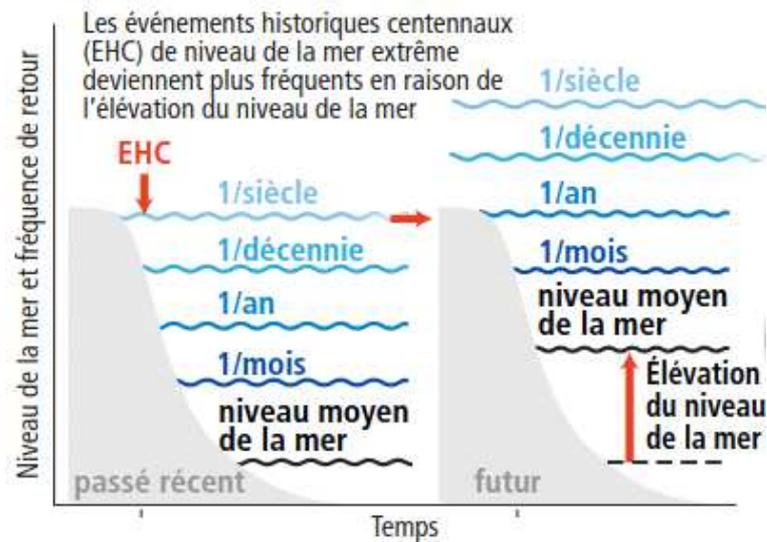
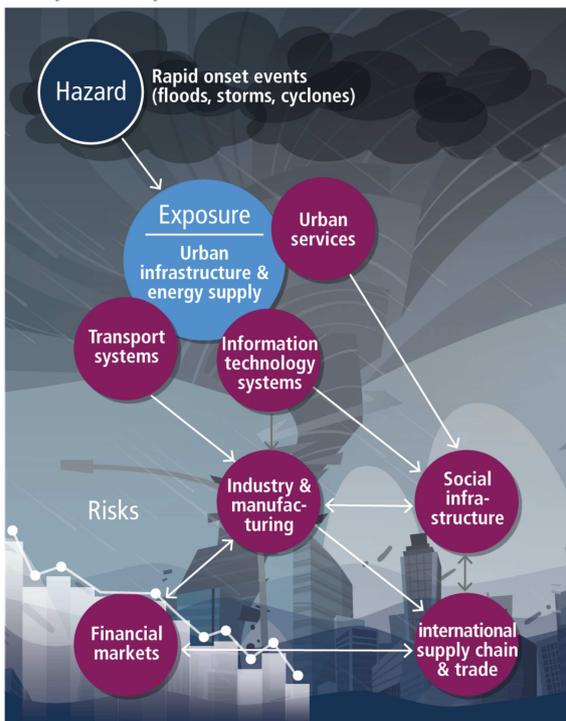


FIGURE I.11 – Illustration de l'augmentation de la fréquence des submersions temporaires avec la montée du niveau des mers. Source : PORTNER et al. [2019].

économiques, rend ces zones particulièrement vulnérables. Cela se traduit par une diminution non linéaire de l'habitabilité (voir figure I.12b).

Cependant, différentes solutions efficaces sont disponibles pour s'adapter aux submersions (voir figure I.13). Parmi elles, la construction de digues, d'épis ou l'utilisation d'enrochements est courante. Des barrières, telles que celles utilisées dans la baie de Venise ou sur la Tamise, peuvent se refermer temporairement lors de marées fortes ou de tempêtes [BEDNAR-FRIEDL et al., 2022]. Il est également

a) Urban infrastructure failures cascade risk and loss across and beyond the city



b) Compound risks in coastal and island systems reduce habitability

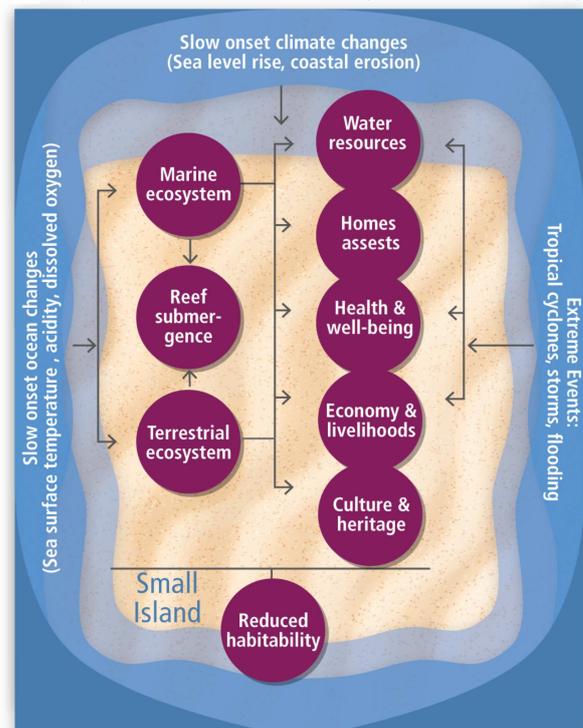


FIGURE I.12 – Exemples de risques en cascade sur les infrastructures urbaines (a) et les îles et côtes (b), deux espace menacés par l'élévation du niveau des mers. Adaptée de PÖRTNER et al. [2022].

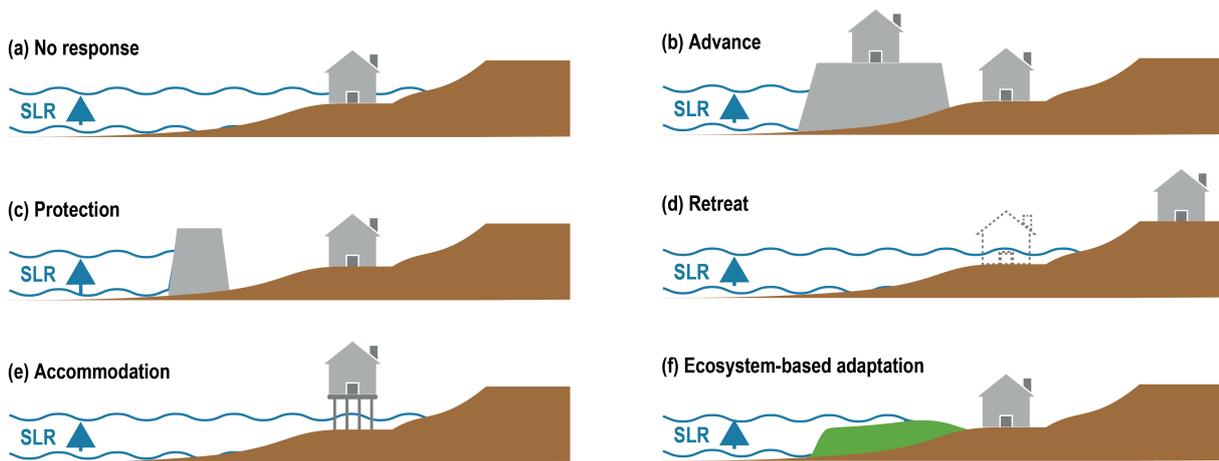


FIGURE I.13 – Éventail des adaptations à mettre en place face aux risques de montées des eaux. Source : PORTNER et al. [2019]

possible d'abandonner certaines terres peu utiles ou de relocaliser des infrastructures. De manière préventive, il est judicieux d'éviter la construction dans les zones à risque afin de prévenir les coûts futurs excessifs ou les déplacements d'infrastructures. Par ailleurs, les solutions basées sur la nature, telles que la préservation des marais ou la restauration des plages peuvent être aussi efficaces que les digues [GUERRY et al., 2022] et offrent de nombreux co-bénéfices : stockage du carbone, réduction de la pollution des nutriments et ouverture de nouveaux espaces naturels. Il existe des solutions similaires pour lutter contre l'érosion, en plantant des végétaux qui vont aider à stabiliser les sols.

Un dernier point important dans la gestion du risque lié à l'élévation du niveau des mers est la vulnérabilité. Cette dernière est principalement reliée à la capacité d'investissement des pays ou des populations. Par exemple, dans le cas de Londres, il y a de forts enjeux économiques (exposition élevée) mais également de fortes capacités financières pour réduire la vulnérabilité. Il est donc possible de prendre des mesures d'adaptation très techniques au coût élevé [HALL et al., 2019]. Au contraire, un pays comme le Bangladesh, qui est également très exposé à l'élévation du niveau des mers, a une vulnérabilité beaucoup plus élevée par manque de moyens financiers [CORNWALL, 2018]. Les populations ont donc souvent comme seul choix de migrer, principalement à l'intérieur du pays. Nous voyons apparaître ici l'enjeu de justice sociale, avec les populations et pays les plus pauvres qui sont déjà exposés aux risques climatiques et le seront encore plus dans le futur, alors qu'ils ont

Sea level rise challenges the timing of coastal adaptation planning and implementation

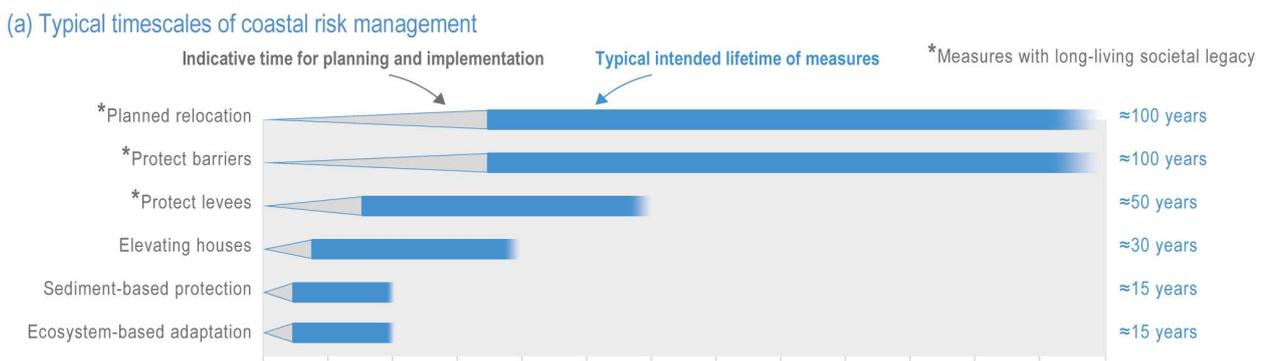


FIGURE I.14 – Échelle de temps des différentes mesures d'adaptation. Source : COOLEY et al. [2022]

historiquement beaucoup moins contribué à ce changement climatique. Se posent alors de nombreuses questions qui restent en suspens : Comment permettre à tout le monde de s'adapter au changement climatique ? Si des populations ou pays n'ont pas de capacité financière pour l'adaptation, quelles sont les voies pour y remédier ? Qui doit payer pour les dommages aggravés par le changement climatique ?¹

Pour finir, il est crucial de prendre en compte l'adaptation dans le temps et dans l'espace. Les politiques d'adaptation sont souvent des processus longs et complexes, s'étendant sur une période allant de quinze ans à une centaine d'années (figure I.14). Elles impliquent une anticipation des scénarii futurs, une concertation avec les populations locales pour parvenir à des compromis adaptés, ainsi que la mise en œuvre effective de mesures d'adaptation telles que des aménagements ou des déplacements de population. Toutes ces précautions peuvent alors prévenir le risque de mal-adaptation².

Cependant, quelle que soit notre action présente et future, le niveau de la mer continuera de monter en raison de la forte inertie des phénomènes physiques en jeu, notamment la fonte des calottes polaires. Cette réalité persiste indépendamment des mesures que nous prenons. Néanmoins, cela ne signifie pas que nous devons négliger les efforts de réduction des émissions. Il s'agit d'un aspect essentiel qui permettra de limiter les besoins en matière d'adaptation, tout en nous offrant le temps nécessaire pour mettre en place des solutions appropriées³. Ignorer la réduction des émissions nous conduirait vers un monde où l'adaptation deviendrait de plus en plus difficile, voire impossible, comme c'est le cas pour certains atolls [MAGNAN et al., 2022]. Cependant, il est dès aujourd'hui certain qu'une adaptation sera nécessaire. Afin de mieux orienter cette adaptation, il est primordial dès à présent d'améliorer les prévisions concernant l'élévation future du niveau des mers et de mieux caractériser les incertitudes spatiales et temporelles qui y sont associées (voir Encadré I.2 sur l'incertitude).

Encadré I.2: Qu'est-ce qu'une incertitude ?

Le CNRTL (dictionnaire du CNRS), définit l'incertitude comme le "caractère d'imprécision d'une mesure, d'une conclusion". En physique, c'est la "quantité mesurant la limite de l'erreur éventuelle pouvant affecter une mesure". L'incertitude est le contraire de la certitude, c'est donc le fait de ne pas être sûr de quelque chose. Cela revêt une importance capitale en gestion du risque, car elle aide à la prise de décision. En identifiant et évaluant l'incertitude, les gestionnaires de risque peuvent mieux anticiper les scénarii possibles et prendre des décisions éclairées pour minimiser les conséquences négatives. Ainsi, la gestion proactive de l'incertitude aide les organisations à être plus résilientes et à développer des stratégies appropriées pour faire face aux risques potentiels.

"Nous menons une guerre contre la nature. Si nous la gagnons, nous sommes perdus." Hubert Reeves.

1. Pour un début de réponse et des éléments à ces questions de justice climatique, je conseille la superbe série de vidéos de la chaîne Philoxime https://youtube.com/playlist?list=PLyh4DKd62N22wNIpk_zqUHs02g80oRT3k

2. La maladaptation est un terme utilisé pour décrire les actions susceptibles d'accroître le risque de conséquences négatives liées au climat, notamment l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre, la vulnérabilité accrue au changement climatique, des résultats plus inéquitables ou une diminution du bien-être, aujourd'hui ou à l'avenir.

3. Pour aller plus loin sur ces questions d'adaptation, je conseille cette vidéo sur le second volet du dernier rapport du GIEC : <https://youtu.be/muZ0cbIjzoE?si=ZcaNv1HHIhN-hxUL>

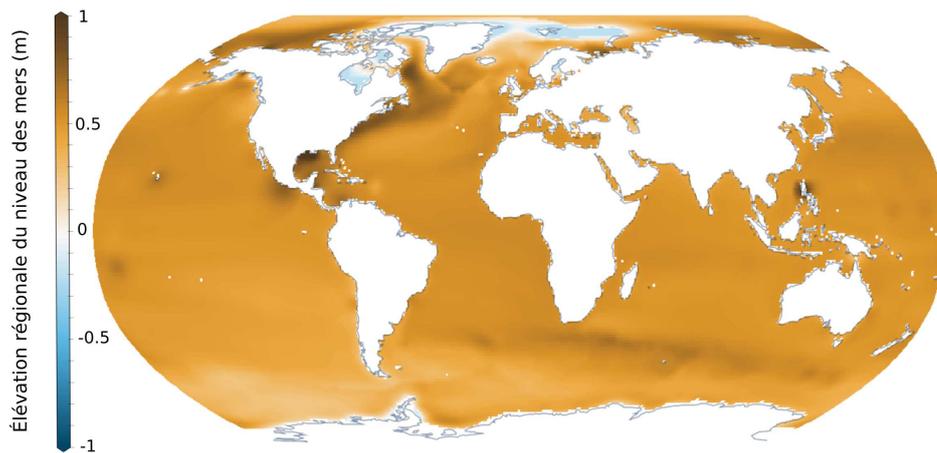


FIGURE I.15 – Carte de la future élévation du niveau des mers en 2081-2100 par rapport à 1995-2014 pour un scénario intermédiaire d'émissions de GES (SSP2-4.5, plus de détails sur les SSPs section II.3.2). L'échelle de couleur s'étend de -1 m à 1 m. Obtenu sur [Atlas interactif du GIEC](#)¹.

2.2. Les différentes influences sur le niveau des mers

“Les facteurs naturels et la variabilité interne moduleront les changements d'origine humaine, en particulier à l'échelle régionale et à court terme, mais auront peu d'effet sur le réchauffement planétaire à l'échelle du siècle. Il est important de tenir compte de ces modulations pour se préparer à tout l'éventail des changements possibles.” GIEC AR6 Résumé aux décideurs 2021.

Afin de s'adapter à l'élévation du niveau des mers, qui se pense principalement à l'échelle locale, il est nécessaire de simuler le mieux possible le futur (voir Encadré I.3 sur la prévision). C'est l'objectif des services climatiques², comme le site du BRGM <https://sealevelrise.brgm.fr/slr> (illustration Figure I.10). Sur cette plateforme, il est possible de simuler l'impact de l'élévation du niveau des mers et d'identifier quelles régions de la France pourraient devenir invivables en cas d'une élévation donnée, mettant ainsi en évidence les zones les plus exposées aux risques. Simultanément au dernier rapport du GIEC, un outil formidable a été mis en place : l'atlas interactif (à retrouver ici : <https://interactive-atlas.ipcc.ch/regional-information>). Pour de nombreuses variables (température de l'air, élévation du niveau des mers, etc.), une carte de ces données dans le futur est fournie (exemple avec la figure I.15). Grâce à cet outil, il est également possible de visualiser quelle sera l'évolution de cette montée des eaux par région (Méditerranée, Europe de l'Ouest, etc.) jusqu'en 2100 selon différents scénarii d'émissions

Encadré I.3: Qu'est-ce qu'une prévision

Je retiendrai deux définitions intéressantes tirées de CNRTL :

- “Observation d'un ensemble de données qui permet d'envisager une situation future et d'entreprendre des actions pour y parer concrètement”
- “Étude générale d'une situation donnée, dont on peut, par déduction, calcul, mesure scientifique, connaître par avance l'évolution”

La prévision se distingue de la prédiction en étant basée sur des hypothèses ou conjectures moins assurées, tandis que la prédiction repose sur des lois ou théories scientifiques hautement confirmées ou corroborées.

1. À retrouver ici : <https://interactive-atlas.ipcc.ch/regional-information>

2. aller voir la section 10.5.4 du chapitre 10 du dernier rapport du GIEC pour de superbes explications <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/chapter/chapter-10/>

de gaz à effet de serre, avec une borne haute et une borne basse pour représenter l'incertitude (je reviens plus loin sur cette notion d'incertitude). Ce service peut alors permettre à des acteurs côtiers (industriel, politique) de prendre des mesures d'adaptation, en prenant en compte ces paramètres globaux et régionaux et en adaptant leur mesures à leur contexte local [DURAND et al., 2022].

Pour faire de la prévision et aller vers ces services climatiques, il est nécessaire de bien comprendre les différents facteurs qui jouent sur le niveau des mers. Comme l'illustre la figure I.16, ils sont très nombreux et se situent à trois niveaux majeurs : à l'échelle locale (en rouge sur la figure I.16, avec les facteurs côtiers *Coastal drivers*), à l'échelle régionale (en orange *Regional drivers*) et à l'échelle globale (en bleu *Global drivers*).

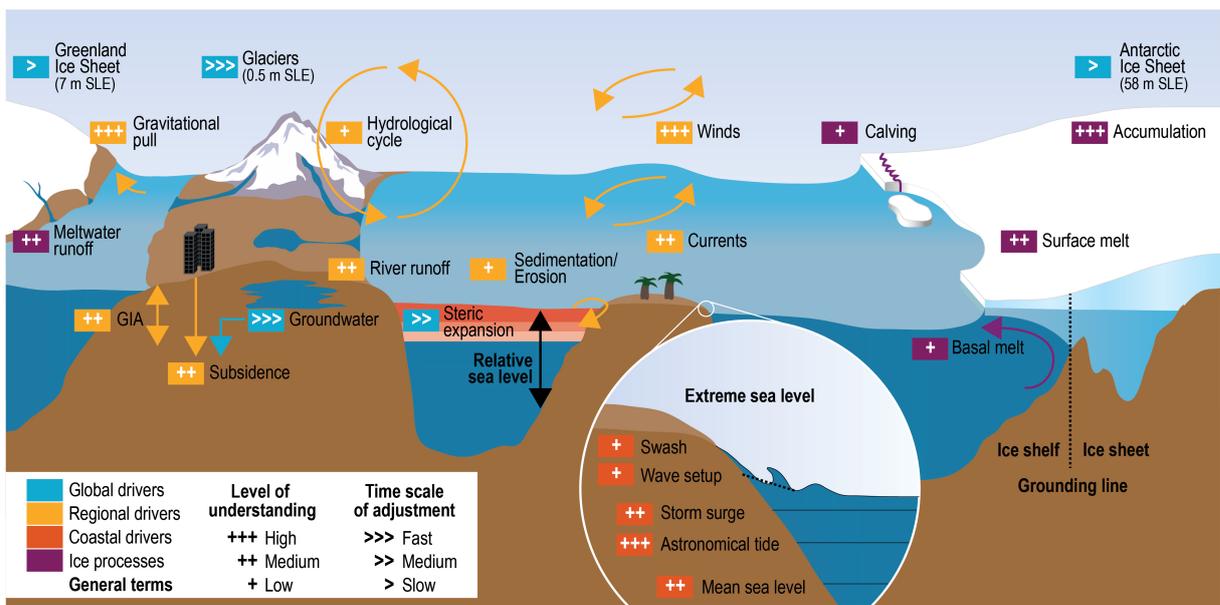


FIGURE I.16 – Illustration schématique des processus climatiques et non climatiques qui peuvent influencer au niveau global (bleu), régional (orange) et local (rouge) du niveau de la mer le long des côtes. Les principaux processus glaciaires sont représentés en violet et les termes généraux en noir. Le nombre de signe + indique le niveau de compréhension : un seul + indique une incertitude élevée. Le nombre de > indique le temps de réponse suite à un changement de climat. SLE signifie Sea Level Equivalent (équivalent du niveau de la mer) et reflète l'augmentation du niveau des mers moyen si la masse de glace mentionnée fondait complètement et s'ajoutait à l'océan. Source : PORTNER et al. [2019].

Localement les éléments clés comprennent tous les phénomènes côtiers (*Coastal drivers*) dus aux marées, aux conditions météorologiques comme les tempêtes ou encore à l'effet des vagues (tous ces facteurs sont en rouge sur la figure I.16). Ces phénomènes jouent sur des échelles de temps très courtes, de l'ordre de l'heure ou du jour. Certains de ces phénomènes sont bien compris, comme les marées. D'autres, comme le *swash*¹, sont moins bien compris, notamment pour leur rôle dans l'érosion et la sédimentation [PORTNER et al., 2019].

À l'échelle régionale, les facteurs déterminants sont les phénomènes océaniques et géologiques, qui jouent à l'échelle de quelques jours à plusieurs décennies. C'est à ce niveau que nous retrouvons les risques liés à l'érosion. Ce phénomène est aujourd'hui encore mal compris (figure I.16) car multifactoriel : l'élévation du niveau des mers y contribue, tout comme de nombreux facteurs océaniques

1. le *swash* est le phénomène de balayement des vagues sur la plage

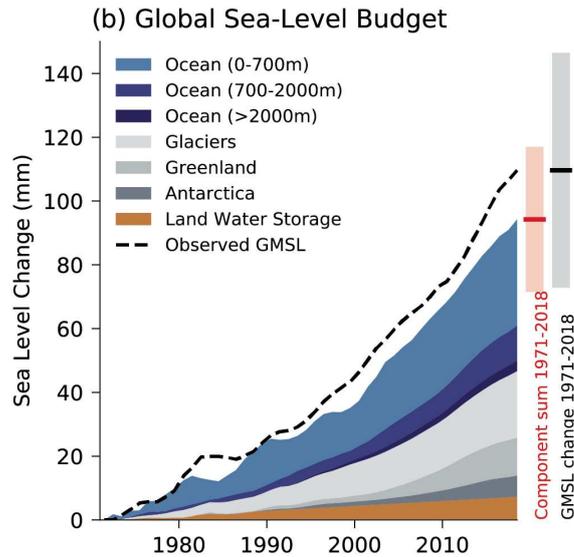


FIGURE I.17 – Évolutions des différents contributeurs à l’élévation du niveau des mers en mm. Source : FOX-KEMPER et al. [2021].

(courants, etc.) et anthropiques (continuité sédimentaire des cours d’eau¹, etc.). Les mouvements verticaux interviennent également à cette échelle, comme les rebonds post-glaciaires (ou ajustement isostatique), la tectonique des plaques et les affaissements de terrains. Ces mouvements verticaux peuvent avoir une contribution égale voire plus grande par endroit que la montée moyenne du niveau des mers à long terme [NICHOLLS et al., 2021]. C’est le cas à Jakarta où il y a un enfoncement par endroit de 20 à 28 cm chaque année à cause du pompage des eaux souterraines, la charge des constructions, la consolidation naturelle du sol alluvial et la subsidence² tectonique [ABIDIN et al., 2011].

Enfin, à l’échelle globale, se manifestent tous les phénomènes liés à l’élévation moyenne du niveau des mers (GMSL³) qui présentent des échelles de temps caractéristiques s’étendant de plusieurs jours à plusieurs millénaires. Le changement climatique réchauffe les océans, ce qui augmente leur volume (dilatation thermique) et provoque ainsi une montée du niveau de la mer, en plus de faire fondre la glace présente sur terre, comme celle des glaciers et des calottes polaires, ce qui ajoute de l’eau à l’océan et fait également monter le niveau de la mer. Le phénomène de dilatation thermique est historiquement le plus gros contributeur à cette hausse avec près de 48 mm depuis 1970 (figure I.17). Viennent ensuite l’ensemble des glaciers de montagne⁴ (21 mm), les deux calottes polaires que sont le Groenland (12 mm) et l’Antarctique (7 mm) et enfin les changements dans les stockages d’eaux des sols (7 mm)⁵. Nous allons maintenant nous focaliser sur cette échelle globale et ses incertitudes,

1. La continuité sédimentaire des cours d’eau est le transport des sédiments des montagnes à la mer par les rivières. Elle est notamment perturbée par les barrages ou le prélèvement de sédiments.

2. La subsidence est l’affaissement de la croûte terrestre.

3. *Global Mean Sea Level*, Niveau Moyen des Océans Mondiaux en français

4. Remarque au lecteur : lorsque l’on parle des glaciers de montagne, on exclut les calottes Antarctique et Groenlandaise

5. Ces changements concerne l’extraction d’eau souterraine des aquifères (nappes phréatiques), alors que les barrages ont contribué significativement à faire “moins” augmenter le niveau des mers en stockant de l’eau. Cependant, le rythme de construction des barrages est en baisse.

qui constitue la première pierre pour aller vers des services climatiques et de l'adaptation [DURAND et al., 2022].

Aujourd'hui, les prévisions de cette élévation du niveau moyen des mers en 2100 comportent de fortes incertitudes (figure I.19), allant de 30 cm dans le meilleur des cas à plus de 1 m dans le pire des cas ! Et cela semble ridicule par rapport à ce qui peut arriver en 2300 (figure I.18), avec une élévation pouvant atteindre près de 15 m ! Ces incertitudes illustrent parfaitement l'impossible adaptation seule à l'élévation du niveau des mers (comment imaginer une digue de 15 mètres entourant toute la camargue !)¹ et l'indispensable réduction des émissions anthropiques de gaz à effet de serre.

Cependant, il convient de noter que ces valeurs extrêmes sont principalement influencées par une profonde incertitude liée aux processus régissant les calottes polaires [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a]. Il est donc pertinent d'examiner maintenant les raisons sous-jacentes à l'incertitude entourant l'avenir de ces calottes glaciaires. C'est alors la problématique de cette thèse, qui est de savoir quelles sont les raisons à ces incertitudes et comment il est possible de les réduire.

“Quand violence fait loi, le climat s'dérègle.” Scanner, Gringe.

3. Enjeux de la thèse

3.1. Origines des incertitudes

“Une élévation du niveau moyen de la mer à l'échelle du globe supérieure à la fourchette probable – approchant 2 m d'ici à 2100 et 5 m d'ici à 2150 dans le cas d'un scénario d'émissions de GES très élevées (SSP5-8.5) (degré de confiance faible) – ne peut être exclue en raison de l'incertitude profonde liée aux processus des calottes glaciaires.” GIEC AR6 Résumé aux décideurs 2021.

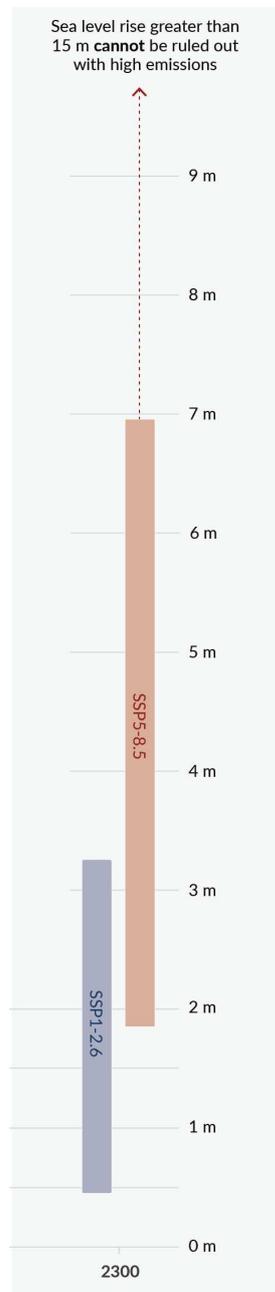


FIGURE I.18 – Prévisions de l'élévation moyenne du niveau des mers en 2300. Source : MASSON-DELMOTTE et al. [2021a].

1. Il est commun d'utiliser le terme de limite “molle” et “dure” à l'adaptation au changement climatique. Les limites “molles” concernent l'ensemble des impacts auxquels il est possible de s'adapter même si cela requiert d'y mettre le prix, alors qu'une limite “dure”, comme ici, ne permet pas de s'adapter, même en y mettant le prix.

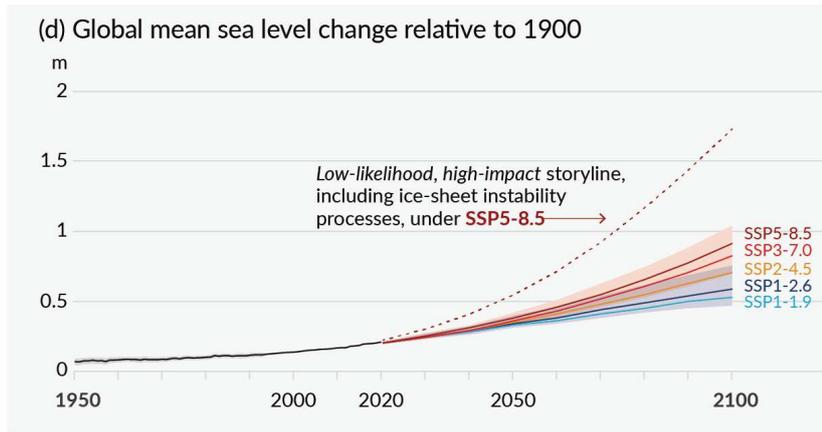


FIGURE I.19 – Niveau moyen des océans relatif à 1900, avec des observations de 1950 à 2020 et des prévisions de 2020 à 2100 pour différents futurs possibles (SSP pour *Shared Socio-economic Pathways*, soit trajectoires socio-économiques partagées), le rouge foncé étant un futur où le rythme d’émission de gaz à effet de serre ne fait qu’augmenter jusqu’en 2100, le orange étant le plus proche de ce vers quoi les politiques actuelles nous amènent et les deux bleus étant ceux de l’accord de Paris (respectivement $+1.5^{\circ}\text{C}$ et $+2^{\circ}\text{C}$, plus de détails sur les SSPs au niveau de la figure II.20). La courbe en pointillé correspond elle à des mécanismes d’instabilité des calottes polaires¹. Source : MASSON-DELMOTTE et al. [2021a].

Pour évaluer la contribution future des calottes polaires au niveau des mers, des modèles numériques sont utilisés pour tenter de reproduire leurs comportements réels. Cependant, ces modèles ne sont pas exempts d’imperfections et renferment des incertitudes (figure I.16) :

- i. Les **forçages externes** englobent toutes les influences extérieures au système de la calotte polaire qui interagissent avec elle. Cela inclut les interactions entre la glace et l’océan ainsi que celles entre la glace et l’atmosphère. Par exemple, sur la figure I.16, ce type d’incertitude regroupe le vèlage² (*calving* en anglais), la fonte de surface (*Surface melt*), la fonte basale (*Basal melt*) ou encore l’accumulation de neige.
- ii. La **physique du glacier** fait référence à l’ensemble des propriétés de la calotte polaire elle-même, telles que le frottement entre la glace et le sol sous-jacent, l’élévation du socle rocheux sous la glace ou encore la viscosité de la glace. Ces paramètres influencent directement la façon dont la calotte s’écoule et réagit aux forçages extérieurs (plus de détails section I.1.3).

Ces deux sources d’incertitudes - les forçages externes et la physique du glacier - ont leur origine dans la rareté des données disponibles pour les glaciologues en vue d’obtenir une meilleure compréhension du comportement des calottes [VAUGHAN & ARTHURN, 2007]. En ce qui concerne les incertitudes liées aux forçages externes, cette insuffisance de données provient de la situation reculée des régions polaires et de la complexité d’accès aux sites d’étude. Pour la physique du glacier, en plus de cette difficulté d’accès, se pose également le défi de la mesure elle-même : pour déterminer l’élévation du

1. Pour tout comprendre à ces instabilités, vous pouvez lire la “FAQ 9.1 : Est-ce possible d’inverser la poursuite de la fonte des calottes glaciaires du Groenland et de l’Antarctique? Combien de temps faudrait-il pour qu’elles se reconstituent?” de FOX-KEMPER et al. [2021]. Ici en français : https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_FAQ_French.pdf. Vous pouvez également aller lire la thèse de URRUTY [2023] qui traite des instabilités en Antarctique.

2. Le vèlage est la production d’icebergs par un glacier, lorsque des masses de glace se détachent de celui-ci au niveau de son front et se retrouvent dans une étendue d’eau (mer, lac proglaciaire, etc.).

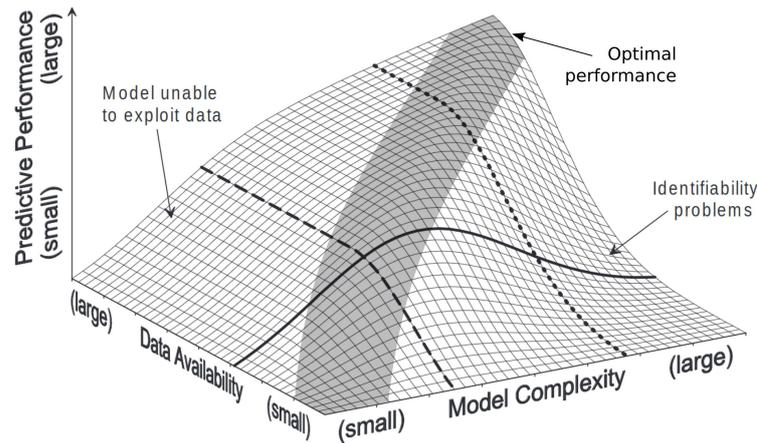


FIGURE I.20 – Relation théorique entre la performance de prévision d’un modèle, sa complexité et les données disponibles. Si votre modèle est peu complexe et dispose de peu de données, il sera peu performant. Si votre modèle est complexe mais dispose de peu de données (*Identifiability problems*), il sera également peu performant, voir moins bon car il y a de nombreuses manière de reproduire ces données sans pouvoir distinguer ces possibilités : on appelle cela l’équifinalité. Enfin, si vous disposez de beaucoup de données mais d’un modèle peu complexe, votre modèle sera incapable d’exploiter toutes les données (*Model unable to exploit data*). Image adaptée de GRAYSON & BLÖSCHL [2001]

socle, par exemple, plusieurs kilomètres de glace le séparent de la surface. Cette difficulté d’accès est aussi manifeste dans la mesure du frottement et de la viscosité de la glace.

La figure I.20¹ résume parfaitement cette dépendance du modèle aux données : pour améliorer les capacités de prévision d’un modèle, il est nécessaire de développer conjointement données et modèle. En effet, plus votre modèle est capable de reproduire des données différentes, plus il est robuste et a de chance d’être capable de prédire correctement le comportement futur. En glaciologie, nous avons longtemps eu peu de données, et donc des modèles peu complexe. Avec le développement de modèles plus complexes dans les années 2000, nous sommes passés dans la partie *Identifiability problems*, avec des modèles sophistiqués mais ayant pas assez de données disponibles.

“Ceux qui ont le privilège de savoir ont le devoir d’agir.” Albert Einstein.

3.2. Nouvelle ère satellitaire

Pour réduire ces incertitudes, une approche possible consiste à rassembler et à exploiter des données pour contraindre, c’est-à-dire obliger le modèle à suivre une certaine direction. C’est ce que nous appelons communément la calibration (voir Encadré I.4). C’est ainsi que l’essor considérable de la quantité des données disponibles dans les années 2010², qui nous a propulsés dans l’ère du *big data*, a ouvert la voie à une expansion des capacités prédictives des modèles basés sur l’intelligence artificielle [BARANIUK et al., 2020]. En glaciologie, cette explosion, notamment des données de surface satellitaires (élévation et vitesse), ouvre de nouvelles voies pour la prévision des modèles de calotte polaire : n’ayant que peu de données à l’intérieur et à la base des calottes, ces données de surface vont permettre de mieux calibrer les paramètres incertains des modèles !

1. Ce graphique peut être trompeur : ce n’est pas tout à fait le nombre de données disponibles la grandeur intéressante mais le nombre de données indépendantes ! Si toutes vos données vous donnent la même information, une bonne partie de ces dernières ont peu d’intérêt pour le modèle.

2. Voir par exemple <https://fr.statista.com/infographie/19552/nombre-de-satellites-actifs-en-orbite-terrestre/>

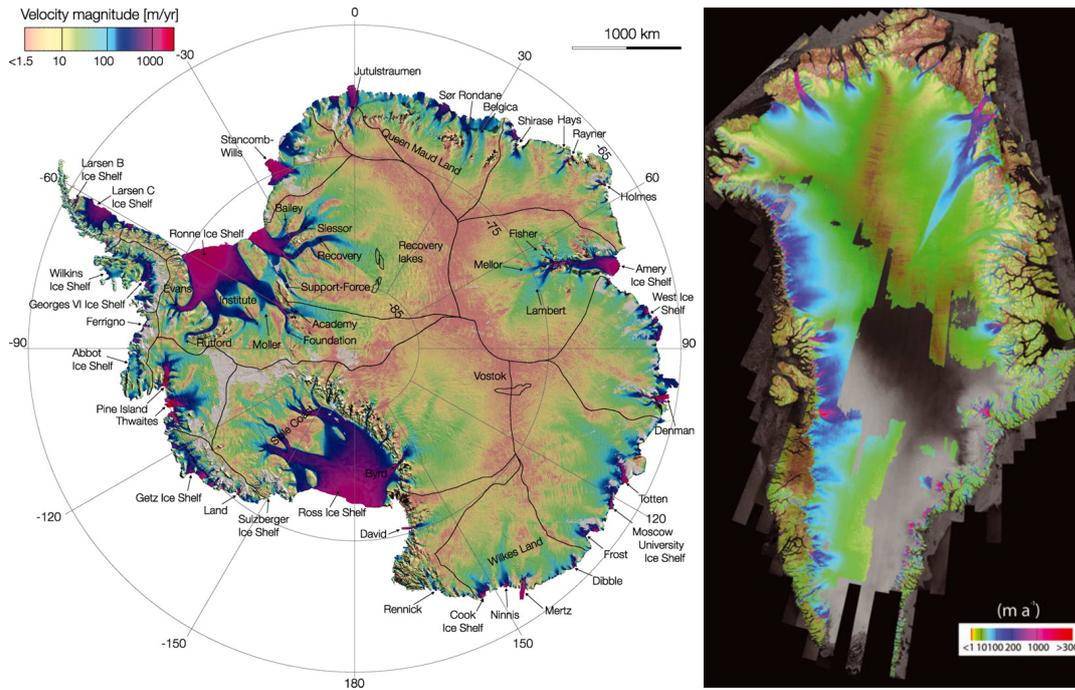


FIGURE I.21 – Cartes des vitesses de la calotte de l’Antarctique et du Groenland. Source : RIGNOT et al. [2011] et JOUGHIN et al. [2010].

C’est au début des années 2010 que les premières cartes quasi-complètes des calottes polaires sont apparues. La figure I.21 illustre cela pour les vitesses pour la calotte de l’Antarctique et du Groenland. Cela a alors permis de calibrer le frottement¹ à l’échelle du Groenland [GILLET-CHAULET et al., 2012] ou encore de reconstruire plus précisément l’élévation du socle rocheux [MORLIGHEM et al., 2017].

Cependant, l’évolution des données satellitaires ne s’est pas arrêtée là. Après avoir réussi à couvrir spatialement l’ensemble des calottes Antarctique et groenlandaise, les experts en télédétection se sont penchés sur la couverture temporelle. Cette remarquable avancée est illustrée par la figure I.22. Avant l’année 2014, seulement quelques points étaient disponibles chaque année, mais depuis cette date, plusieurs relevés satellitaires sont réalisés chaque mois. Cette fréquence accrue met en évidence la forte variabilité saisonnière des glaciers groenlandais, avec des vitesses pouvant augmenter de près de 25 % durant l’été. Ces transformations rapides se pro-

Encadré I.4: Calibration et validation

La **calibration** est l’ajustement des constantes et paramètres du modèle qui ont été estimés ou prédéfinis, dans le but que le modèle reproduise des données observées et qu’il produise des résultats plus cohérents [TFRESOURCE]. C’est un anglicisme fréquemment utilisé en science, et le terme le plus approprié en français serait plutôt calage : comme on cale un instrument, ici on cale notre modèle pour qu’il reproduise des données.

La **validation** d’un modèle consiste à appliquer un modèle pour tester sa capacité de prévision : est-il capable de reproduire des données observées ? Pour cela, les données doivent être différentes de celles utilisées pour la calibration. La validation permet de confirmer que notre interprétation des données observées avec la calibration est fidèle à la réalité et ne va pas au-delà de ce qu’elles nous disent.

1. le frottement est très variable spatialement selon les caractéristiques de l’interface glace/socle : présence ou absence de sédiments ou d’eau, rugosité du socle, etc. Pour nommer les interactions à cette interface, nous utilisons également le terme friction.

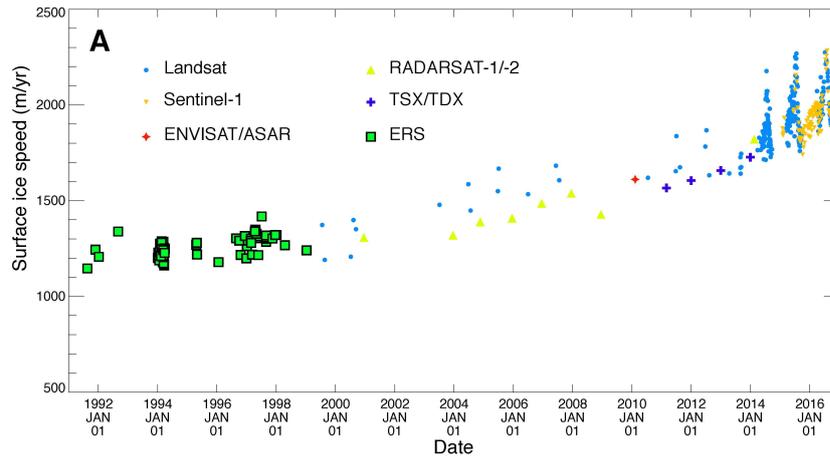


FIGURE I.22 – Illustration de l’augmentation des données depuis les années 2014 : évolution de la vitesse d’un point de Zachariae Isstrøm, un glacier groenlandais. Source : MOUGINOT et al. [2017].

duisent sur des échelles temporelles très courtes par rapport à de nombreux processus et aux premières études de modélisation des calottes qui se concentraient principalement sur les changements à long terme. Cette réalité remet alors en question l’idée préconçue de la lenteur des calottes polaires, longtemps considérées comme stables. Cette nouvelle perspective, bien que préoccupante pour l’élévation du niveau des mers, ouvre de nouvelles voies scientifiques pour explorer les mécanismes sous-jacents à ces changements rapides de la dynamique¹ des calottes, comme en témoigne la thèse de DERKACHEVA [2021].

Cette augmentation de la résolution temporelle des observations ouvre également la possibilité de générer des cartes annuelles, comme le montre la figure I.23. Ces ensembles de données ont permis de mettre en évidence le rôle significatif de la dynamique dans les récentes pertes de masse de la calotte du Groenland, celle-ci contribuant à hauteur de près de 40 % de cette perte [BROEKE et al., 2016 ; MOUGINOT et al., 2019], le reste étant attribué à l’accroissement de la fonte en surface due à l’interaction avec une atmosphère plus chaude. Cette nouvelle capacité d’observation facilite donc l’examen détaillé des changements à moyen terme dans la dynamique des calottes polaires et offre aux modélisateurs l’opportunité de s’attaquer à de nouvelles problématiques.

“Nous devons donc envisager l’état présent de l’Univers comme l’effet de son état antérieur et comme la cause de celui qui va suivre. Une intelligence qui, pour un instant donné, connaîtrait toutes les forces dont la nature est animée, et la situation respective des êtres qui la composent, si d’ailleurs elle était assez vaste pour soumettre ces données à l’Analyse, embrasserait dans la même formule les mouvements des plus grands corps de l’univers et ceux du plus léger atome : rien ne serait incertain pour elle et l’avenir, comme le passé serait présent à ses yeux.” Pierre-Simon de Laplace.

3.3. Objectifs et questions scientifiques

Ce travail de thèse se situe donc à ce niveau : comment utiliser l’explosion du nombre de données en glaciologie des dernières années pour améliorer les modèles de calotte polaire pour aller vers une prévision crédible de leur contribution à l’élévation du niveau des mers ? En effet, comme le

1. la dynamique est le fait que les glaciers s’écoulent, nous revenons dessus plus en détail dans la section II.1.3 Dynamique.

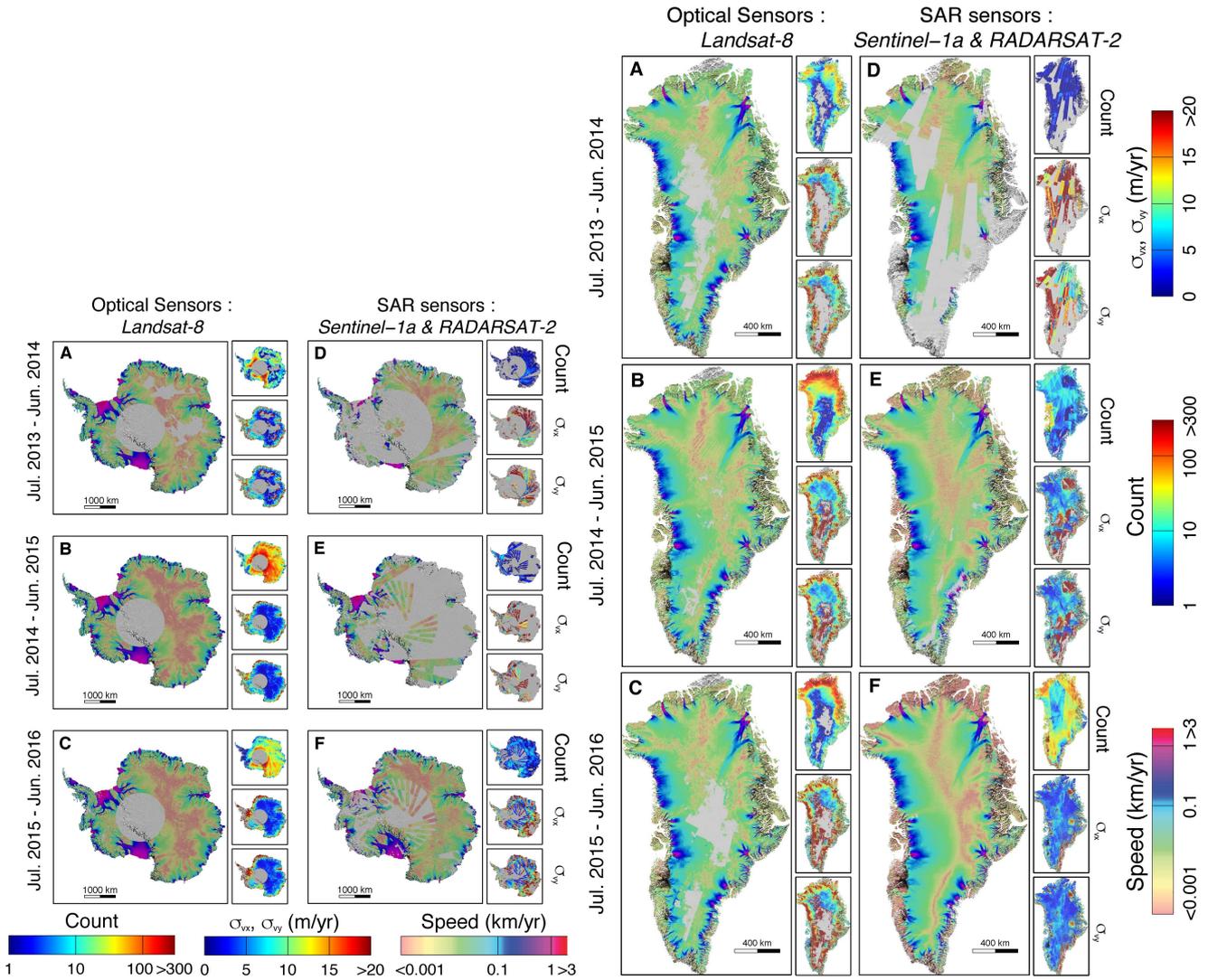


FIGURE I.23 – Cartes de vitesses annuelles de 2013/2014, 2014/2015 et de 2015/2016 de la calotte de l’Antarctique (gauche) et de celle du Groenland (droite). Le papier étant de 2017, les couvertures des cartes annuelles suivantes (2016/2017, 2017/2018, etc.) sont semblable à celle de 2015/2016. Source : MOUGINOT et al. [2017].

montre la figure I.24, les modèles de calotte polaire étaient incapables de reproduire l’évolution passée des observations de contribution à l’élévation du niveau des mers pour le dernier rapport du GIEC [ASCHWANDEN et al., 2021]. Nous nous intéressons alors à deux objectifs afin d’améliorer la crédibilité de cette prévision en reprenant ceux définis par ASCHWANDEN et al. [2021] :

- i. celui de **crédibilité** : une fois le modèle calibré, peut-on lui faire confiance ? Pour répondre à cette question, nous regarderons si le modèle est capable de reproduire les nouvelles données satellitaires (voir Encadré I.4).
- ii. celui de **prévision** : une fois notre modèle validé, quelle prévision de contribution à l’élévation du niveau des mers ce dernier donne ? Pour cette question, plus que la réponse d’une valeur de contribution, nous regarderons son incertitude et réfléchirons aux moyens pour réduire cette incertitude à l’aide des données collectées.

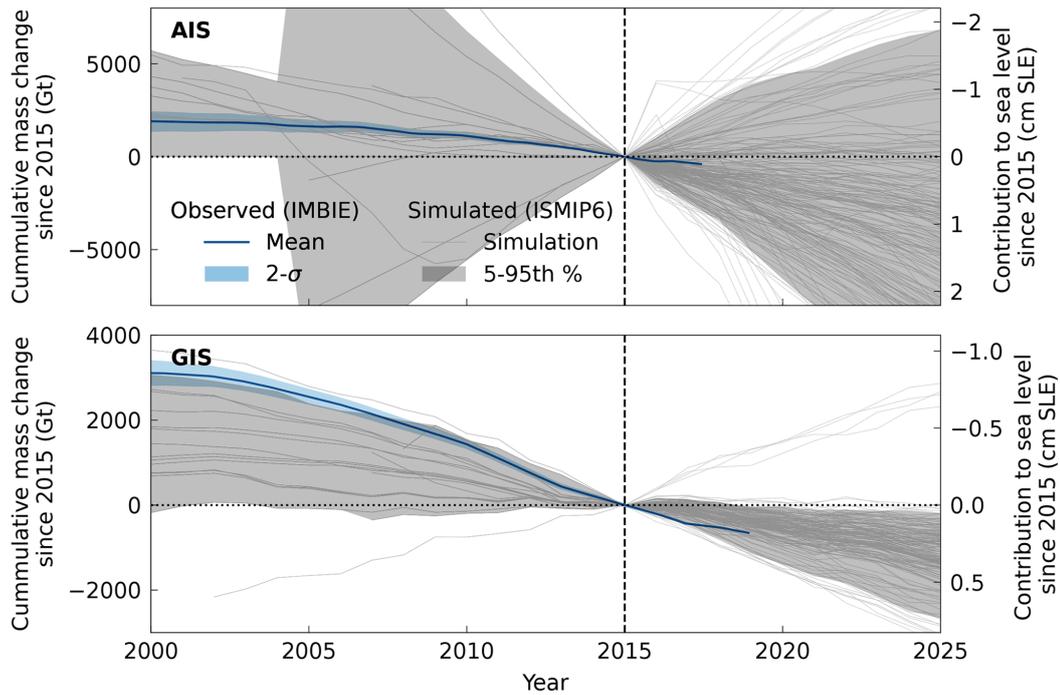


FIGURE I.24 – Évolution de l'ensemble des modèles de calotte polaire lors du dernier rapport du GIEC 2021 pour le Groënland et l'Antarctique par rapport aux observations. Source : ASCHWANDEN et al. [2021]

Le but de cette thèse sera alors de répondre à ces questions en utilisant notre modèle numérique de calotte polaire maison, Elmer/Ice, en quantifiant ses incertitudes, et en développant des méthodes de validation et de calibration à l'aide de données spatialisées et globales pour un glacier en particulier, Upernavik Isstrøm (figure II.3). Je vous ai perdu ? C'est normal, la plupart des termes mentionnés n'ont pas encore été proprement définis. Donc avant de pouvoir présenter notre modèle de calotte Elmer/Ice (chapitre III) et l'étude de cas d'Upernavik (chapitre IV) dans la section suivante, il nous reste à aborder plusieurs notions clés essentielles pour ce manuscrit. C'est le but du prochain chapitre, qui sera composée de 5 sections cherchant chacune à répondre à une question : Quelles sont les bases à connaître pour comprendre le fonctionnement des glaciers et des calottes polaires ? Quelles sont les différentes données à la disposition des glaciologues pour les étudier ? Qu'est-ce qu'un modèle numérique et comment fonctionne-t-il ? Quelles sont les incertitudes d'un tel modèle, et comment les quantifier ? Comment peut-on utiliser les données d'observation à notre disposition pour valider et calibrer un modèle ?

“Si tu n'aimes pas mon diagnostic, ne casse pas le thermomètre.” Exomédine, Médine.

Synthèse

Dans ce premier chapitre, nous avons expliqué le caractère indiscutable et le consensus scientifique du **changement climatique** en cours et de son **origine humaine** à travers ses émissions de gaz à effet de serre. En s'attardant sur la fonte de l'ensemble des réservoirs de glace sur la planète, nommé **cryosphère**, nous avons pu entrevoir les conséquences sociétales et environnementales très préoccupantes. Cela ne doit alors pas faire oublier les nombreuses autres conséquences du changement climatique : augmentation du nombre de sécheresses, de canicules, des pluies intenses, etc.

Parmi toutes les conséquences du changement climatique, l'**élévation du niveau moyen des mers** a une symbolique toute particulière, mais son **futur** est encore très **incertain**. Bien que des facteurs locaux puissent jouer de manière très significative sur l'élévation très locale du niveau des mers, l'**élévation moyenne** agit comme une lame de fond inévitable : dans les prochaines décennies, siècles et millénaires, cette dernière va continuer à augmenter. Il est donc essentiel de quantifier cette élévation et son incertitude afin d'adopter les **mesures d'adaptation** nécessaires. Cela ne signifie pas que la diminution de l'impact de l'homme à travers les gaz à effet de serre soit inutile, cette dernière permettant d'éviter que cette élévation du niveau des mers ne devienne ingérable.

Cette thèse s'inscrit dans cet objectif de quantification de la future élévation du niveau des mers et de son incertitude en s'attaquant à la **source d'incertitude la plus importante** d'après le dernier rapport du GIEC : **les calottes polaires**. Nous avons alors vu que, **historiquement**, la principale difficulté concernant la modélisation de ce contributeur était le **manque de données d'observation**. Cependant, l'**arrivée massive de données** en provenance **des satellites** ouvrent une voie royale aux modélisateurs pour améliorer ces modèles de calotte polaire. Nous avons alors présenté l'**objectif principal** de cette thèse : tout d'abord, chercher à améliorer la **crédibilité** des modèles de calotte à l'aide de ces nouvelles observations, puis essayer de **prévoir** la future contribution à l'élévation du niveau des mers en provenance de ces calottes et leurs incertitudes associées.

Notions clés

Ce chapitre a pour but de poser les bases en présentant au lecteur les concepts importants pour la compréhension de la suite de ce manuscrit. Pour bien comprendre les enjeux et les défis liés à l'étude **des calottes polaires et des glaciers**, nous commencerons par une exploration approfondie de ces géants de glace. Cette première étape nous permettra d'appréhender la complexité de leur comportement et du lien entre leur évolution, le climat et l'élévation du niveau des mers.

Ensuite, nous nous intéresserons à l'histoire des **données d'observation**, en mettant en lumière leur évolution au fil du temps. Comprendre comment ces données sont apparues et ont évolué au cours des dernières années nous permettra d'apprécier l'importance des avancées scientifiques et des efforts de recherche dans ce domaine, qui ouvrent de nouvelles voies aux modélisateurs des calottes polaires.

Dans la troisième partie de ce chapitre, nous plongerons dans la nature même des **modèles numériques** en utilisant l'exemple des modèles climatiques. En effet, la littérature et les ressources visuelles abondent davantage sur le climat que sur les modèles de calotte polaire. Cela permettra également d'introduire différents concepts liés aux sciences climatiques, des notions qui joueront un rôle fondamental dans la compréhension des phénomènes que nous étudierons dans les chapitres suivants.

L'une des questions essentielles que nous traiterons ensuite concerne **les incertitudes** qui entourent les modèles numériques. D'où proviennent ces incertitudes, comment les quantifier et quel impact ont-elles sur les résultats des modèles ? Ces questions sont cruciales pour interpréter les résultats des simulations et pour évaluer la fiabilité des prévisions. Identifier les sources d'incertitudes importantes est également essentiel si l'objectif ensuite est de les réduire.

Pour conclure ce chapitre, nous examinerons **la validation et la calibration** des modèles. Le concept de validation sera étroitement lié à la deuxième partie sur les données d'observations, notamment pour évaluer la capacité du modèle à les reproduire. En ce qui concerne la calibration, elle sera associée au concept d'incertitude et aux approches possibles pour les réduire avec les données disponibles. Nous soulignerons ensuite les questions clés à considérer avant d'entreprendre des études de validation et de calibration d'un modèle, en fonction des objectifs de recherche spécifiques.

1. Calottes polaires et glaciers

“Vous n’avez pas les bases.” Orelsan

Cette partie vise à introduire les principales caractéristiques d’un glacier et de son comportement (se référer à la figure II.1 qui représente ses éléments principaux).

Les calottes polaires et glaciers (voir Encadré II.1 pour la différence entre calottes et glaciers) sont des agrégats de glace qui se forment par accumulation de neige, se tassent ensuite sous leur propre poids pour finalement se transformer en névé puis en glace (figure II.2). Après ce tassement, la glace s’écoule sous l’effet de son propre poids : dans le cas du glacier, cela s’effectue du haut vers le bas ; pour une calotte, l’écoulement part du centre de cette dernière, où la vitesse y est nulle, pour aller vers l’extérieur part de nombreuses “branches” (voir figure I.21 par exemple). Elle arrive alors dans une zone plus chaude, où elle commence à fondre. Lorsque le glacier se termine dans l’océan, son extrémité forme alors un front de glace d’où se détache des icebergs qui flottent à la surface de l’eau (figure II.1).

Les deux plus grosses calottes sont les calottes polaires d’Antarctique et du Groenland (Figure I.5). Le terme d’inlandsis est également utilisé pour les

Encadré II.1: Quelle différence entre un glacier et une calotte ?

À la différence des glaciers de montagne, qui se plient aux contours du paysage et dont la direction d’écoulement se révèle clairement en suivant les vallées, les calottes sont d’immenses masses de glace drapant le paysage et s’écoulant dans toutes les directions. Les calottes sont composées de plusieurs “branches” par lesquelles la glace s’écoule, que l’on nomme également glaciers émissaires. Lorsque une calotte fait plus de 50 000 km², on parle d’inlandsis, ou calotte polaire. Il existe donc des calottes en dehors des deux inlandsis du Groenland et de l’Antarctique. La recette pour cela est : (i) des températures suffisamment froides permettant à la glace de persister d’une année à l’autre, (ii) des faibles pentes limitant l’écoulement et favorisant l’accumulation de glace en une masse imposante. Le terme glaciers de montagne désigne communément l’ensemble des calottes et glaciers en dehors des deux calottes polaires.

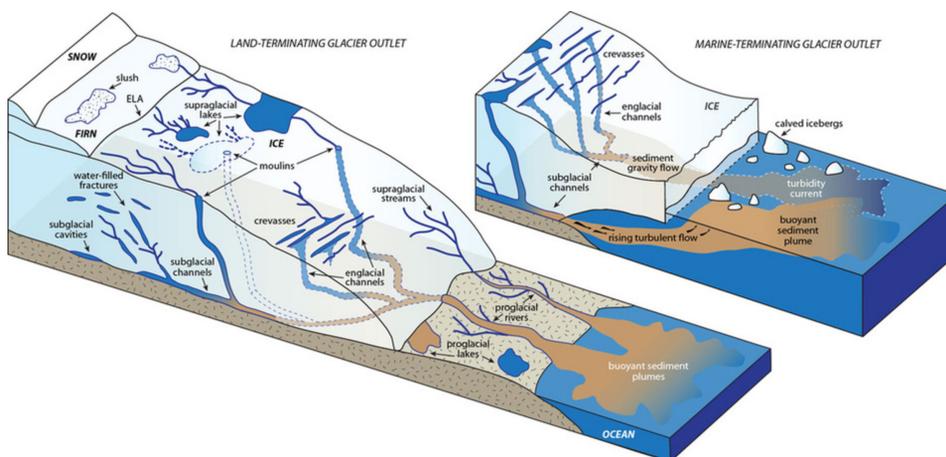


FIGURE II.1 – Définition visuelle des termes techniques pour un glacier à terminaison terrestre (*land-terminating glacier outlet*) et un glacier à terminaison marine (*marine-terminating glacier outlet*). Source : https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Melting_slows_Greenland_ice_flow

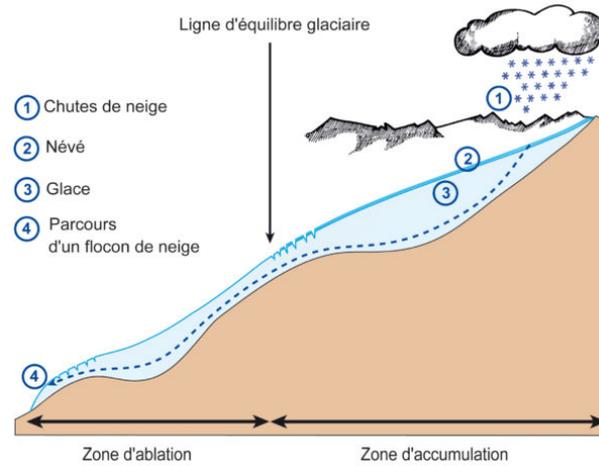


FIGURE II.2 – Écoulement d'un glacier. Source : <https://www.glaciers-climat.com/clg/le-mouvement-du-glacier/>.

distinguer des calottes, mais nous garderons le terme de calotte polaire par la suite. Dans cette thèse, nous nous focaliserons sur la calotte du Groenland et nous étudierons tout particulièrement un petit ensemble de ses glacier à terminaison marine (voir illustration de droite sur la figure II.1) : Upernavik Isstrøm. Sur la figure II.3 est représentée la calotte du Groenland avec ses différents glaciers dont celui d'Upernavik Isstrøm.

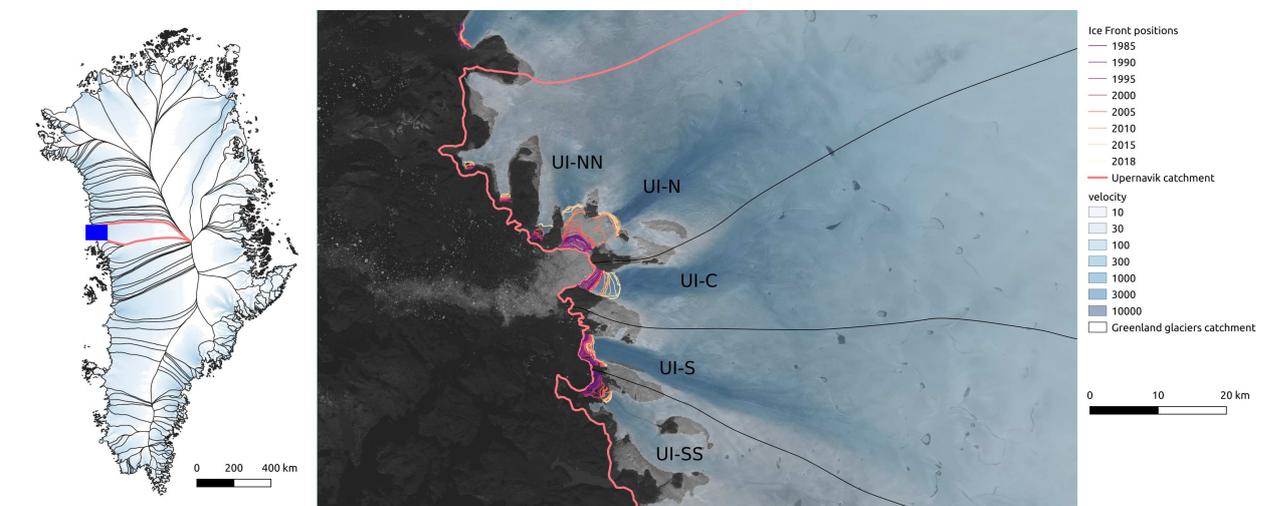


FIGURE II.3 – Ensemble des glaciers (*Greenland glaciers catchment*) de la calotte du Groenland (à gauche) et l'ensemble de glaciers le plus étudié de cette thèse, Upernavik Isstrøm (à droite). On observe à droite les 4 (ou 5) glaciers principaux¹ qui composent ce bassin versant : Upernavik-Isstrøm Nord (UI-NN et UI-N), Upernavik-Isstrøm Centre (UI-C), Upernavik-Isstrøm Sud (UI-S) et Upernavik-Isstrøm Sud-Sud (UI-SS). Tous ces glaciers s'écoulent de droite à gauche sur la figure de droite et se terminent dans l'océan. Les différentes positions du front (*Ice front positions*) au cours du temps sont illustrées en couleur. Ils produisant alors des icebergs (tâches blanches), UI-N le plus gros pourvoyeur et le plus rapide avec une vitesse (*velocity*, échelle de couleur bleue) qui frôle les 6 km/a.

1. Les différentes "branches" mentionnées précédemment, qu'on peut également nommer glaciers émissaires.

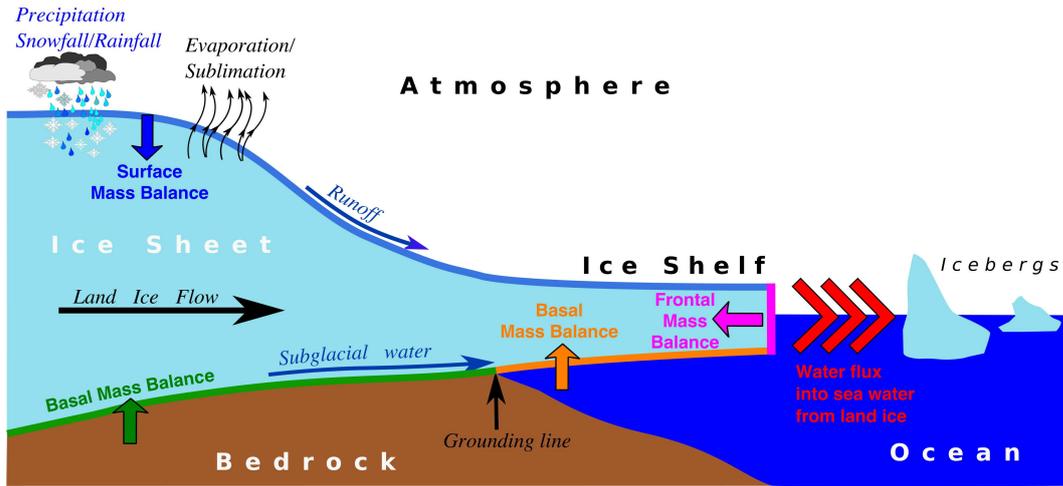


FIGURE II.4 – Le bilan de masse d’un glacier à terminaison marine et l’ensemble de ses flux¹ : le bilan de masse de surface, le bilan de masse basal et la décharge de glace (frontal mass balance). Figure de NOWICKI et al. [2016].

1.1. Bilan de masse

Dans un contexte de prévision de la contribution des calottes et des glaciers à l’élévation du niveau des mers, ce qui nous intéresse en premier lieu est l’évolution de la masse de glace stockée dans ces réservoirs, que nous nommons bilan de masse. Le bilan de masse (figure II.4) est la différence entre l’ensemble de ce qui rentre dans le glacier (accumulation de neige) et ce qui en sort (fonte, décharge d’iceberg). Lorsqu’il y a plus d’entrées que de sorties, le glacier grandit et gagne de la masse, on dit que son bilan de masse est positif. Pour qu’un glacier se forme, il faut que cette situation persiste dans le temps. Enfin, quand le glacier a autant d’entrées que de sorties, on dit qu’il est à l’équilibre : sa masse et son volume restent constants au cours du temps et son bilan de masse est nul.

Aujourd’hui, c’est le contraire qui se passe pour l’ensemble des glaciers de montagne de la planète à cause du changement climatique : il y a plus de sorties que d’entrées, leur bilan de masse est donc négatif (figure I.6). Sur la période 2000-2019, ces glaciers de montagne ont perdu près de 270 Gt par an, soit plus de cent fois la masse de la mer de glace² chaque année [HUGONNET et al., 2021]. De leur côté aussi, les calottes polaires perdent de la masse : entre 1992 et 2020, la calotte du Groenland a perdu 170 Gt par an et l’Antarctique 90 Gt par an [OTOSAKA et al., 2023]. Et ce rythme s’est accéléré depuis les années 2000 pour les glaciers de montagne, le Groenland et l’Antarctique (figures I.6 et II.5).

Comme nous l’avons vu dans le chapitre I, cette perte de masse est la conséquence directe du réchauffement climatique causé par les émissions de gaz à effet de serre et entraîne une élévation du niveau des mers. Ainsi, une perte de masse posée de 361.8 Gt correspond à une élévation d’1 mm du niveau des mers³. Il est question de masse posée car la glace flottante comme la banquise ne contribue pas à augmenter le niveau des mers, tout comme un glaçon dans un verre de jus d’orange

1. En physique, un flux représente la quantité de quelque chose (comme de l’eau, de la glace, la lumière, de l’air, ou d’autres particules) qui passe à travers une surface donnée en un certain laps de temps. Le flux d’eau d’un tuyau serait la mesure de la quantité d’eau qui s’écoule à travers le tuyau chaque seconde.

2. La masse de la mer de glace est d’environ 2.5Gt

3. Voir le calcul ici : <https://www.antarcticglaciers.org/glaciers-and-climate/estimating-glacier-contribution-to-sea-level-rise/>

n'affectera pas le niveau. Nous utiliserons par la suite le terme de volume au-dessus de la flottaison, qui est le volume qui contribuera réellement à l'élévation du niveau des mers.

Dans ce travail de thèse, pour étudier ce bilan de masse, nous décomposons l'étude de Upernavik Isstrøm en deux parties : une partie forçage et une partie dynamique.

1.2. Forçages externes

Les forçages externes regroupent l'ensemble des influences extérieures sur le bilan de masse de la calotte (voir figure II.4) :

- l'atmosphère : le bilan de masse de surface (*Surface Mass Balance*) en bleu foncé, qui prend notamment en compte l'ensemble des précipitation solides ou liquides (*Precipitation Snowfall/Rainfall*), la fonte en surface (*run-off*) ou encore l'évaporation et la sublimation. L'ensemble de ces phénomènes sont pris en compte dans les modèles atmosphériques régionaux simulant l'atmosphère et son interaction avec la neige et la glace (plus de détails section II.3.4).
- le socle rocheux (*Bedrock*) : le bilan de masse basal (*Basal Mass Balance*) en vert, qui prend en compte la fonte causée par l'interaction avec le socle causé par le frottement et le flux géothermique¹.
- l'océan : le bilan de masse basal en orange cette fois et le bilan de masse frontal (*Frontal Mass Balance*) en rose, tout deux prenant en compte la fonte due à l'océan plus chaud.

1.3. Dynamique de la glace

La dynamique assure la liaison entre la zone d'accumulation² et la zone d'ablation³ : c'est le phénomène qui décrit le mouvement du glacier, c'est à dire l'écoulement de la glace sous son propre

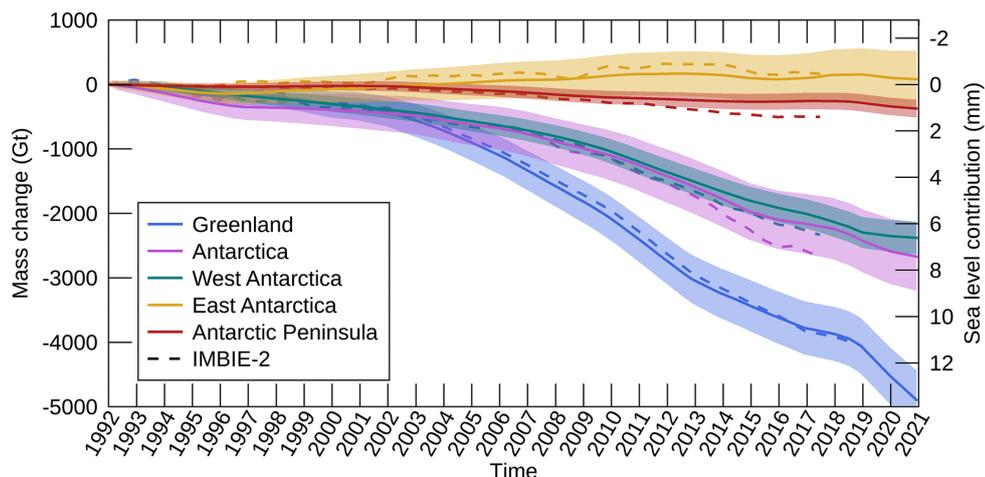


FIGURE II.5 – Bilan de masse de la calotte du Groenland et de l'Antarctique. Figure de OTOSAKA et al. [2023].

1. La Terre produit de la chaleur du fait de la désintégration des éléments radioactifs qui composent ses enveloppes internes. Cette énergie se dissipe en surface en un flux géothermique qui apporte de la chaleur aux calottes polaires.

2. La zone d'accumulation est la partie du glacier où la neige s'accumule, voir figure II.2. Après qu'elle soit tombée, elle va se compacter jusqu'à passer de neige à névé, puis de névé à glace.

3. La zone d'ablation est la zone où la glace va se mettre à fondre.

pois¹ (figure II.2). Pour les glaciers de montagne, ces vitesses sont plutôt faibles, atteignant au plus quelques centaines de mètres par an (figure II.6), mais ces vitesses sont beaucoup plus importantes pour certains glaciers émissaires des calottes polaires se terminant dans la mer (figure I.21 et I.23) : le plus rapide d'entre eux, Jakhobsavn Isbrae s'écoule à une vitesse supérieure à 10 kilomètres par an !

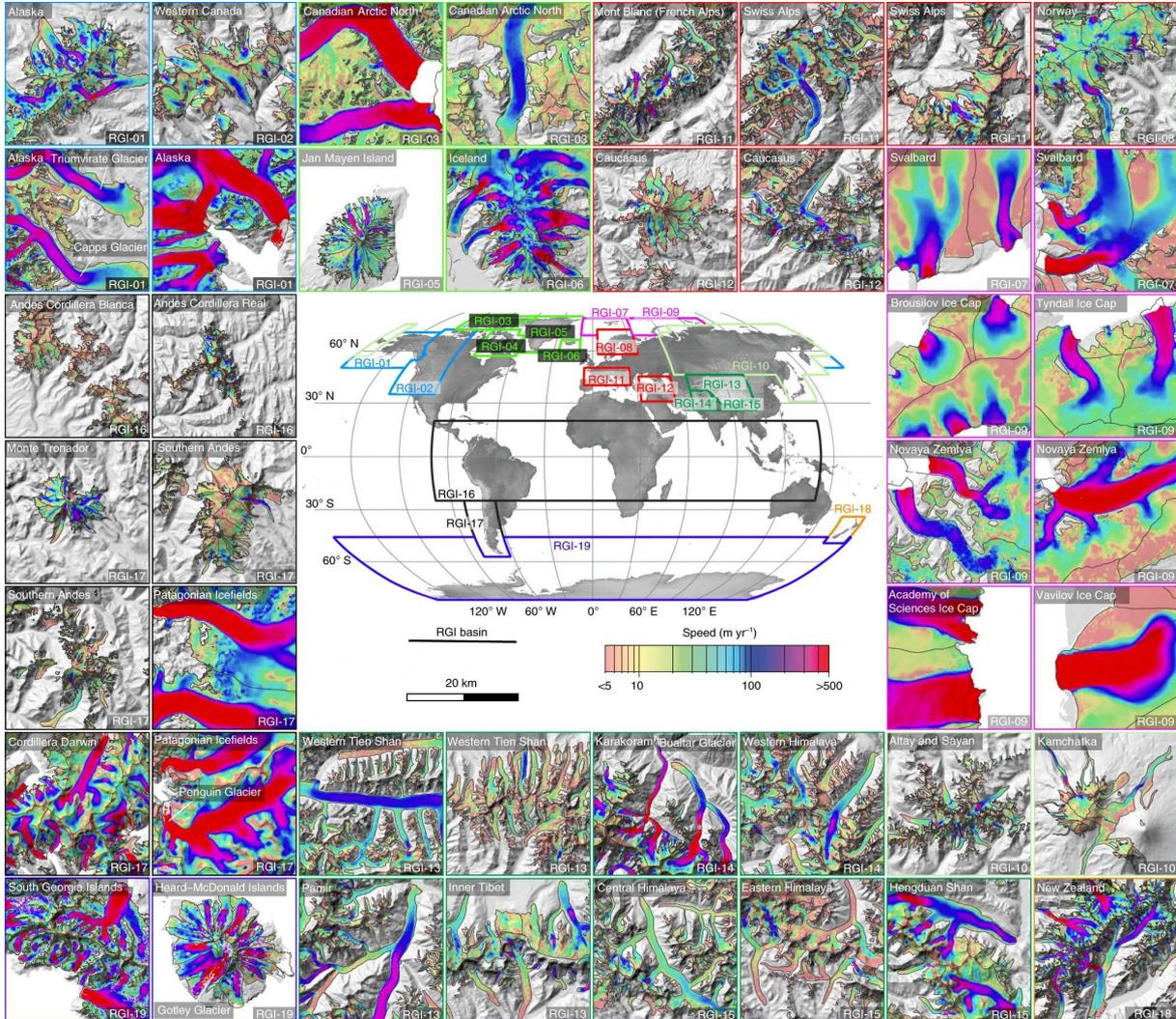


FIGURE II.6 – Illustration des vitesses de quelques glaciers de montagne dans le monde. Au centre, on retrouve la numérotation des différentes zones de glaciers de la figure I.5. Source : MILLAN et al. [2022].

Cette dynamique joue un rôle important pour le bilan de masse, à travers son influence sur la surface et sur la décharge de glace (*Water flux into sea water from land ice* sur la figure II.4). À l'équilibre, le flux de glace à un endroit donné (généralement mesuré au niveau du front² et appelé décharge de glace) doit être en parfait équilibre avec l'apport de glace en amont (la quantité entrante doit être égale à celle qui sort). Cependant, en cas de changements dans la dynamique de la glace, par exemple une accélération de l'écoulement due à des facteurs externes ou internes (voir figure II.7),

1. Pour comprendre l'écoulement d'une calotte, on utilise régulièrement l'analogie du miel : lorsque vous faites couler ce dernier sur votre tartine à partir du pot, il va se mettre à s'écouler le long de la tartine jusqu'au bord, avant de tomber en dehors de la tartine. L'ajout de miel à partir du pot correspond à la zone d'accumulation, la miel qui tombe la zone d'ablation, et le mouvement du miel entre les deux est la dynamique.

2. Rappel : le front est la terminaison du glacier

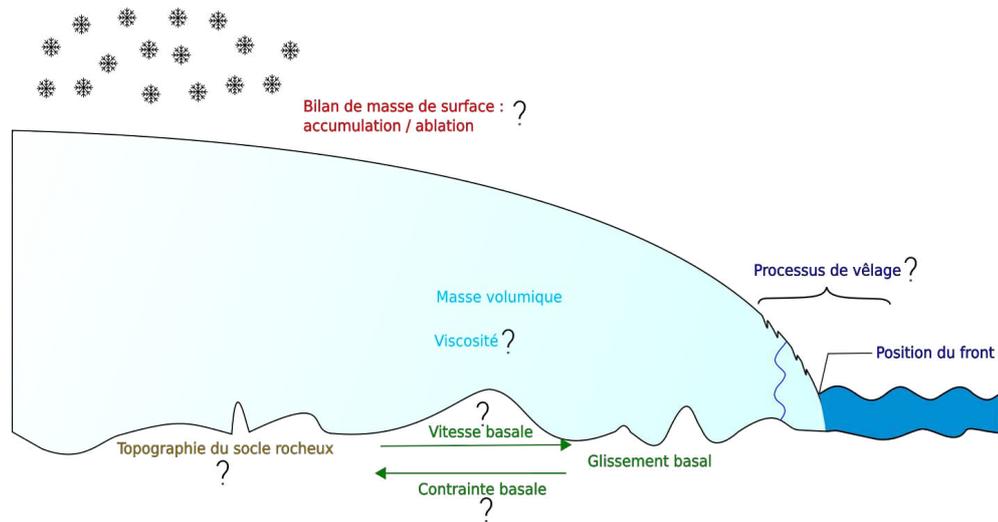


FIGURE II.7 – Récapitulatifs des principales influences de la dynamique glaciaire et des sources d'incertitudes (marquée par un ?). On retrouve les influences sur la topographie (Bilan de masse de surface, position du front et processus de vêlage), les paramètres internes (la viscosité, la masse volumique¹) et les conditions à la base (topographie du socle rocheux, contrainte basale²)

la quantité de glace s'écoulant augmente, ce qui déséquilibre le bilan, le rendant négatif. Cela peut entraîner une baisse de la surface glacée, avec une rétroaction sur le bilan de masse de surface, car une surface plus basse favorise la fonte.

La figure II.7 récapitule ce qui peut influencer l'écoulement de la glace et les sources d'incertitudes pour la prévision du futur de la calotte³ :

- la **géométrie du glacier** est délimitée par une surface libre supérieure⁴, d'un front⁵ et d'un fond (contact avec le socle rocheux). Cette géométrie joue un rôle essentiel dans les mouvements des glaciers, ces derniers se comportant comme de vastes fleuves de glace glissant le long de pentes. Une pente plus raide accélère le glacier sous l'effet de la gravité. Son futur est incertain notamment à cause des interactions de la glace avec l'océan (processus de vêlage, position du front) et avec l'atmosphère (bilan de masse de surface).
- des **paramètres internes**, notamment la viscosité de la glace. La viscosité mesure l'ensemble des phénomènes de résistance à l'écoulement d'un fluide et est inversement liée à sa fluidité. Par exemple, le miel est plus visqueux que l'eau, ce qui signifie qu'il s'écoule plus lentement et offre une plus grande résistance : vous allez plonger votre cuillère plus facilement dans votre café (assimilable à de l'eau) que dans du miel. De plus, la glace est un fluide non-newtonien, ce qui signifie que sa viscosité dépend de la vitesse de déformation de la glace : lorsque la

1. La masse volumique est le poids d'un fluide par unité de volume. Pour la glace, elle est d'environ 911 kg.m^{-3} , contre environ 1000 kg.m^{-3} pour l'eau. C'est cette différence de masse volumique qui explique que la glace flotte à la surface de l'eau.

2. La contrainte basale est la résistance qu'oppose le socle à l'écoulement, qui dépend de la présence d'eau, de sédiments, des rugosités et de la vitesse du glacier.

3. Pour aller plus loin sur la dynamique : <https://imaginary.github.io/melting-ice-caps/index-fr.html>. Pour le lecteur avisé, nous reviendrons plus en détail sur ces concepts dans le chapitre III.

4. Surface libre signifie que la glace peut évoluer "librement" au contact de l'air, au contraire du contact avec le socle rocheux où la glace est forcée de suivre la forme de ce socle.

5. Le front est également une surface libre. Sa position dépend des bilans de masse frontal et basal, de la vitesse à laquelle se fait découper le glacier (taux de vêlage) et de la vitesse du glacier au niveau du front. Si cette vitesse est plus élevée que le taux de vêlage et le bilan de masse, le front avance, et si c'est l'inverse, le front recule.

glace accélère, elle va se fluidifier, diminuant alors la résistance à l'écoulement. Ces paramètres sont malconnus car difficiles à mesurer en tout point : il est possible de creuser des trous pour étudier le comportement de la glace en profondeur, mais rien ne garantit que la glace se comporte identiquement pour le reste de la calotte.

- **les conditions à la limite**, notamment la friction à la base. La friction entre le fond rocheux et le glacier est la description de la résistance qu'offre le fond à l'écoulement. Une surface rocheuse rugueuse offre ainsi une plus grande résistance, ralentissant le glacier. Au contraire, si le fond est composé de matériaux facilitant le glissement comme de l'eau ou des sédiments, la friction est réduite, permettant au glacier de se déplacer plus rapidement. Comme pour les paramètres internes, ces paramètres sont malconnus car difficile à mesurer : ce contact entre la glace et le fond rocheux est en général sous une importante épaisseur de glace de plus 1000 m par endroit.

2. Données d'observation

Au cours des dernières années, la croissance exponentielle des données d'observations satellitaires [YU et al., 2023] offre de nouvelles perspectives aux modélisateurs. Par conséquent, nous allons à présent examiner les catégories de données à notre disposition.

2.1. Données ponctuelles

Les observations in situ, c'est-à-dire les mesures directes réalisées sur le terrain, représentent le premier type de données, avec les premières qui remontent en 1905 dans les Alpes françaises. Initialement, ces observations concernaient les variations de longueur, d'épaisseur et de vitesse des glaciers, pour ensuite englober le bilan de masse dans les années 1950 [VINCENT et al., 2007]¹. Ces ensembles de données forment ainsi une réserve pratiquement unique au monde pour l'analyse des fluctuations glaciaires passées.

L'arrivée du GPS dans les années 90 ouvre la voie à des mesures continues des glaciers avec une grande précision et une haute résolution temporelle. On peut alors utiliser des balises en châtaigniers (5 à 6 tronçons de deux mètres de couleurs différentes, reliés par des chaînettes), qui une fois forées dans le glacier au printemps permettent de mesurer à la fois l'ablation du glacier, avec le nombre de tronçon qui ressort au début de l'automne, et leur déplacement grâce au GPS (Figure II.8, VINCENT et al. [2007]¹). On peut ensuite déterminer les vitesses du glacier en effectuant la division de la distance parcourue par le temps nécessaire pour parcourir cette distance. Pour plus de détail sur ces données in situ et des compléments sur les autres types de données, je renvoie le lecteur au service d'observation GLACIOCLIM [VINCENT et al., 2007]¹.

Parmi les autres données in situ, il existe plusieurs techniques de collecte de données qui peuvent compléter notre compréhension des glaciers et de leur environnement. Par exemple, pour remonter loin dans le passé et reconstruire les variations passées des glaciers et des calottes, il existe la datation des moraines, l'analyse des carottes de glace et les élévations passées d'élévation du niveau des mers peuvent fournir des informations précieuses sur l'histoire de la glace [STROEVEN et al., 2016 ; RITZ

1. Voir le site internet de l'observatoire GLACIOCLIM : <https://glacioclim.osug.fr/>



FIGURE II.8 – Implantation d'une balise à l'aide d'une sonde à vapeur - Argentière 2015. Source : VINCENT et al. [2007]

et al., 2001 ; MUHS, 2022]. Pour étudier localement les propriétés de la glace (rhéologie¹, température, etc.) nous pouvons citer l'utilisation de profil de radar géophysique (GPR), de mesure sismique, de fibre optique ou d'interféromètre radar portable [NAVARRO & EISEN, 2009 ; PICOTTI et al., 2017 ; LAW et al., 2021 ; KANE et al., 2020].

Cependant, du fait de l'isolement et donc de la difficulté d'accès des zones où sont situés les glaciers (haute montagne, régions polaires), les données in situ sont limitées spatialement en dehors des Alpes, notamment pour les calottes. Bien qu'elles offrent des caractéristiques intéressantes, comme une résolution temporelle inatteignable par satellite pour les GPS avec des fluctuations horaires permettant d'observer par exemple l'effet des marées sur les vitesses [THOMAS, 2007], elles sont limitées spatialement. Cela restreint notre capacité à observer et comprendre les changements dynamiques des calottes sur de vastes zones et sur de longues périodes.

2.2. Données spatialisées

Depuis la fin des années 1990, l'arrivée de plus en plus massive d'observations satellitaires, permettant des mesures à la surface des glaciers et des calottes polaires, a complètement révolutionné la manière dont on les étudie [JOUGHIN et al., 1996 ; CSATHO et al., 1999 ; MICHEL & RIGNOT, 1999]. Ces nouvelles techniques d'observation permettent ainsi d'obtenir une grande diversité d'information et cela de manière spatialisée (grande échelle), et répétée dans le temps. Parmi les variables mesurées : les vitesses

Encadré II.2: Les ondes en bref

Imaginez jeter une pierre dans l'eau : des ondes se forment et se propagent en cercle. Les ondes sont des variations temporaires des propriétés physiques locales. Elles ont une vitesse, une **longueur d'onde** (distance entre crêtes) et une **période** (temps entre crêtes successives). La **phase** indique une différence entre deux hauteurs de vague (voir figure II.9).

1. La rhéologie est l'étude de la déformation et de l'écoulement de la matière, incluant des propriétés comme la viscosité. Elle examine comment les matériaux réagissent à l'application de contraintes et permet de comprendre comment ils se comportent dans différentes conditions.

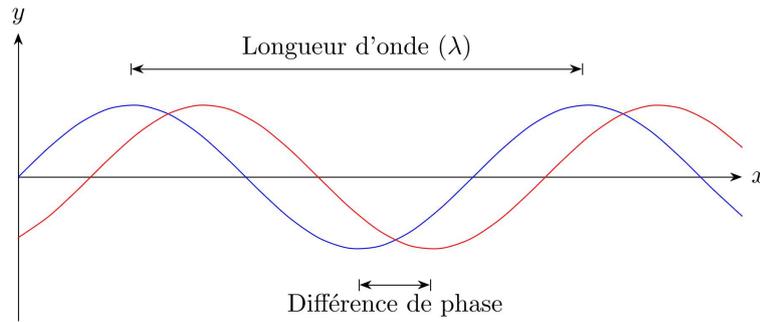


FIGURE II.9 – Schéma illustratif d'une onde, avec la définition de la longueur d'onde et de la phase.

d'écoulement en surface, l'élévation de la surface supérieure, la position de la ligne d'échouage (ou front pour les glaciers marins), l'étendue de la calotte, la position des fronts, la présence de lacs supraglaciaires, etc... Ici, on va surtout s'intéresser à deux d'entre elles : les vitesses d'écoulement et les élévations de surface.

Pour obtenir des vitesses d'écoulement de la glace à partir d'images satellites, il existe différentes techniques qui requièrent des traitements avancés en analyse d'image et de traitement du signal, qui utilise les ondes électromagnétiques (voir Encadré II.2). Les deux principales méthodologies sont le *feature tracking* (suivi de motif en français) avec des images optiques, et le *speckle tracking* (suivi du "chatolement" en français, qui est une forme de granularité qu'on observe sur le radar) avec des images radar. La méthode d'interférométrie radar peut aussi être utilisée pour déterminer la vitesse d'écoulement, pour des déplacements glaciaires lents, et à des précisions millimétriques. Pour le *speckle* et *feature tracking* [MICHEL & RIGNOT, 1999 ; HEID & KÄÄB, 2012], la méthodologie consiste à suivre un motif localisé dans une fenêtre de corrélation, comme des crevasses ou des blocs de glace, à une distance de recherche pré-définie nommée fenêtre de recherche (Figure II.10). Cette méthode est très efficace, car elle permet de détecter des mouvements très larges, mais est limitée en résolution par la taille des fenêtres de corrélations pré-définies de l'ordre d'une dizaine de pixels. Les cartes de déplacement ont alors une résolution inférieure à celle des images satellites d'origine, généralement

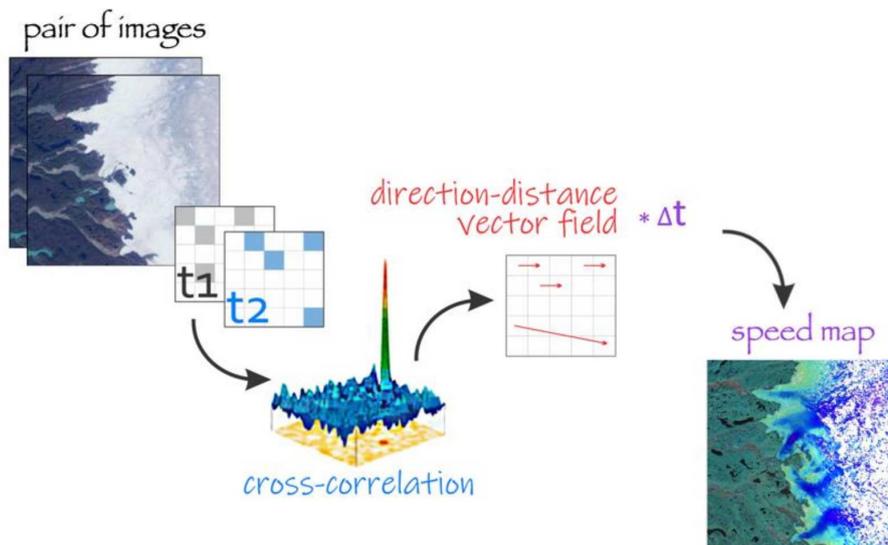


FIGURE II.10 – Principe de la corrélation d'image normalisée pour reconstruire les vitesses du glacier. Source : DERKACHEVA [2021]

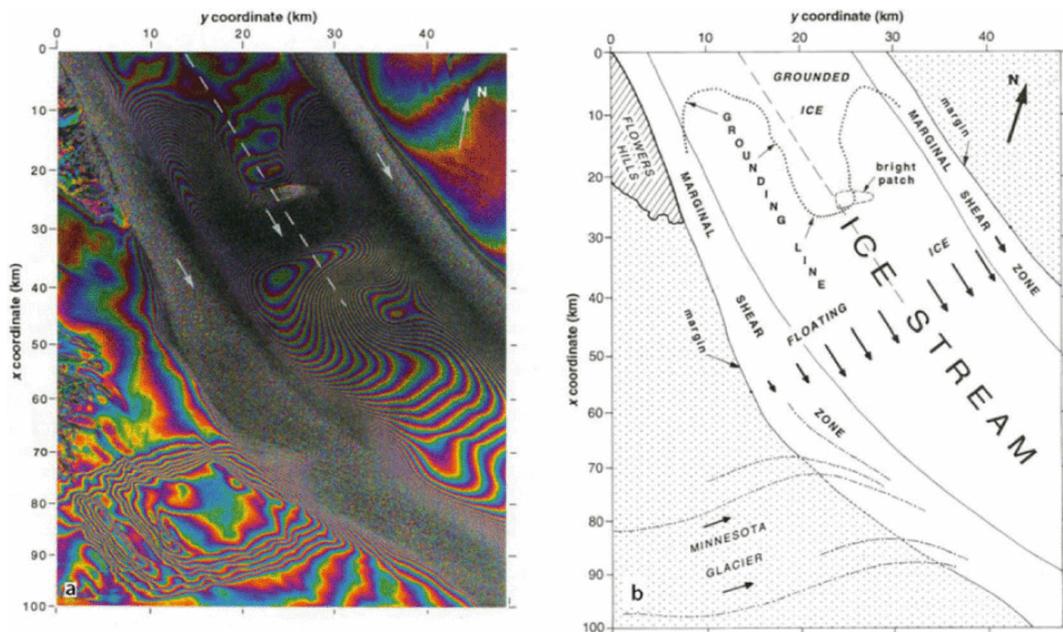


FIGURE II.11 – Interférogramme de la vitesse à la surface du glacier Rutford, Antarctique, obtenu à partir de deux images SAR (Synthetic Aperture Radar) de la bande C ERS (longueur d'onde de 7,5 cm) en 1993. Les couleurs indiquent le mouvement de la glace vers ou depuis le satellite, avec un cycle de couleurs (du jaune au bleu) équivalent à un changement de 2,8 cm dans la direction de la ligne de visée. On remonte donc à la vitesse à partir de ce mouvement et du temps d'acquisition entre les deux images SAR. Source : GOLDSTEIN et al. [1993].

de l'ordre de la centaine de mètres, comparée à la résolution originale qui est d'environ une dizaine de mètres. De plus, si entre deux images, la surface de la glace a trop évolué (endommagement, fonte en surface, formations de lacs, chute de neige, changements de température de la glace, mais aussi nuages) alors il y aura perte de cohérence et il ne sera pas possible de corrélérer les images entre elles. L'interférométrie radar mesure le déplacement dans la ligne de visée du satellite, en regardant la différence de phase entre deux images radar (figure II.11 et GOLDSTEIN et al. [1993]). Puisque l'observation repose sur l'analyse de la différence de phase, elle est capable de détecter des déplacements de magnitude inférieure à la longueur d'onde du capteur radar, permettant ainsi d'atteindre une précision de l'ordre du millimètre, surpassant ainsi la précision du GPS. Néanmoins, en raison de sa sensibilité élevée, cette méthode s'avère difficile à appliquer dans les régions très rapides, telles que les glaciers à terminaison marine dans le cas des calottes. Il s'y produit une décorrélation entre les deux images satellites, induisant une perte de cohérence dans la phase radar, comme on peut le voir dans l'*ice stream* (fleuve de glace) sur la figure II.11.

Initialement, la cartographie de l'écoulement à l'échelle de la calotte glaciaire constituait un défi majeur en raison de la diversité considérable des missions satellites disponibles, chacune présentant des propriétés très distinctes (longueurs d'onde différentes, résolutions au sol variées, niveaux de traitement différents). Cette situation exigeait des procédures de traitement complexes et difficilement automatisables. De plus, la mesure des déplacements au sein des calottes glaciaires se révélait extrêmement complexe, car il manquait des données de calibrage permettant de distinguer ce qui est stable de ce qui est en mouvement. D'importants efforts ont été déployés en collaboration entre le NASA's JPL, l'ESA et UC Irvine pour orchestrer les acquisitions du satellite ESA ENVISAT. Ce satellite offrait la capacité d'effectuer des acquisitions prolongées, couvrant l'ensemble de l'Antarctique d'un

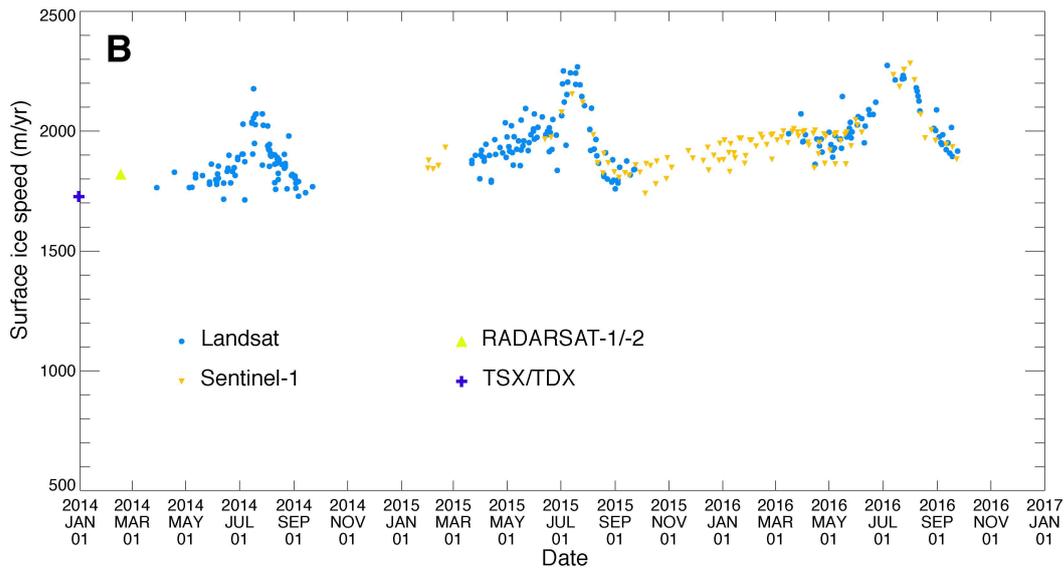


FIGURE II.12 – Illustration de l’augmentation des données depuis les années 2014, avec la variabilité saisonnière qui ressort pour ce zoom de la figure I.22 : évolution de la vitesse d’un point de Zachariae Isstrøm, un glacier groenlandais. Source : MOUGINOT et al. [2017].

côté à l’autre, ce qui s’est avéré essentiel pour parvenir à calibrer de manière précise les cartes de vitesse. L’accumulation croissante de données provenant de sources telles que Sentinel-1/2 (avec une acquisition tous les 5-6 jours) et Landsat-7/8 (une acquisition tous les 15 jours) a ouvert la voie au développement de nouvelles méthodes de traitement. Grâce à ces données, il a été possible de générer des cartes de vitesse annuelles [NAGLER et al., 2015; MOUGINOT et al., 2017], puis de les affiner pour obtenir des cartes et séries saisonnières (Figure II.12), voire même hebdomadaires [DERKACHEVA et al., 2020], ouvrant de nouvelles voies pour étudier la physique de ces variabilités [DERKACHEVA et al., 2021]. Ce processus d’amélioration constant des méthodes de traitement a permis d’élargir leur application à des objets glaciaires plus complexes, tels que les glaciers de montagne [MILLAN et al., 2022], situés dans des terrains plus pentus et se déplaçant beaucoup plus lentement (figure II.6).

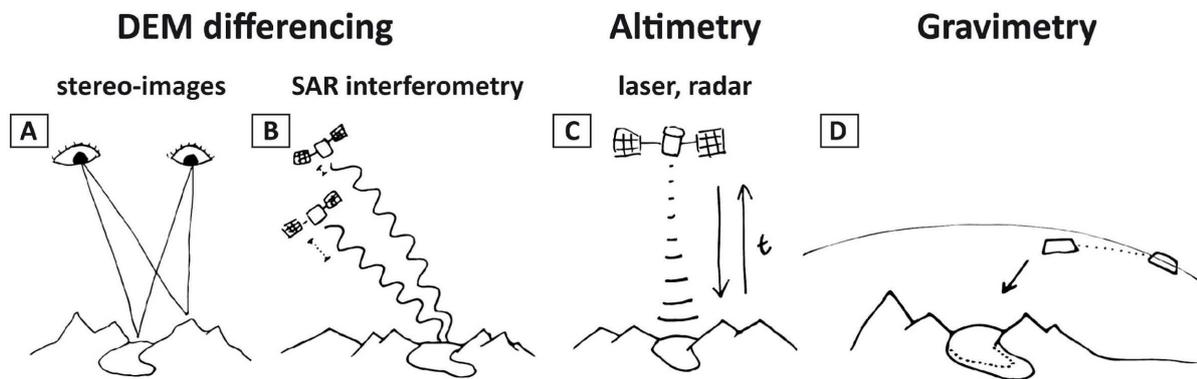


FIGURE II.13 – Schéma des principales techniques spatiales pour estimer les changements d’élévation ou de masse des glaciers : (A) Utilisation de stéréo-images satellite pour les modèles numériques de terrain (DEM); (B) Interférométrie SAR pour reconstruire le terrain; (C) Altimétrie radar et laser pour mesurer l’élévation directement sous le satellite; (D) Gravimétrie satellite pour détecter les changements de masse. Sources : TREICHLER [2017]; BERTHIER et al. [2023].

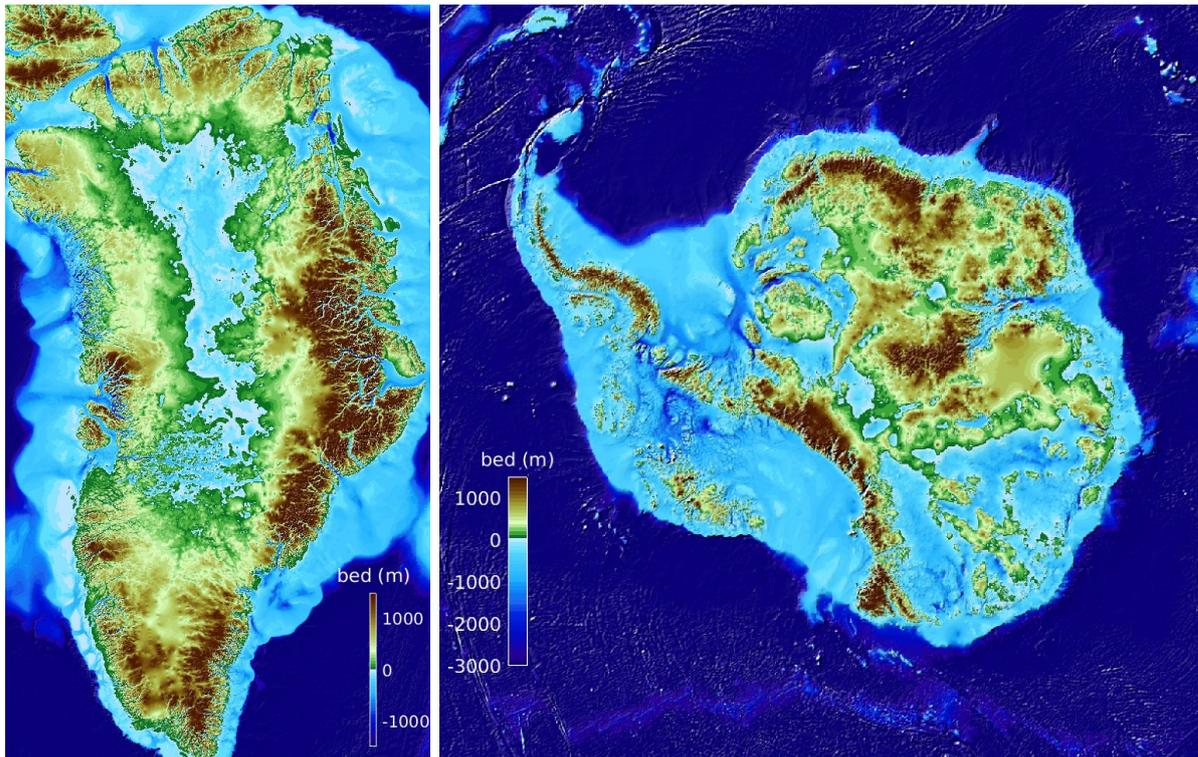


FIGURE II.14 – Cartes de l'élévation du socle rocheux sous le Groenland (gauche) et de l'Antarctique (droite). Sources : MORLIGHEM et al. [2017] ; MORLIGHEM et al. [2020].

Pour calculer l'altitude de surface¹, plusieurs techniques existent (voir la revue faite par BERTHIER et al. [2023]) : le principe de photogrammétrie, ou stereo-images, l'interférométrie ou encore l'altimétrie radar et laser (figure II.13). Le principe de photogrammétrie, également appelé stéréo-images, repose sur la capture d'une scène sous deux perspectives distinctes à partir d'un même emplacement, permettant ainsi de reconstruire en trois dimensions le terrain environnant (figure II.13.A). L'interférométrie, par exemple avec les données de TanDEM-X, consiste à acquérir simultanément deux images radar, puis à calculer la différence de phase due à la topographie et à la vitesse (figure II.11 et figure II.13.B). Enfin, les techniques d'altimétrie radar et laser sont également employées. Dans le cas du laser, des impulsions à faible longueur d'onde sont émises et se réfléchissent à la surface, permettant le calcul de la distance en mesurant le temps aller-retour de l'onde (figure II.13.C). En ce qui concerne les données radar, elles sont basées sur les ondes radio réfléchies par la surface terrestre, ce qui leur permet de traverser les nuages, contrairement au laser. Cependant, les ondes radar peuvent pénétrer certains matériaux, comme la neige, de façon hétérogène et souvent mal caractérisé ce qui peut rendre leur utilisation complexe.

Une autre variable spatialisée qui sera utilisée au cours de cette thèse est l'élévation du socle rocheux, ou l'épaisseur de la glace. Ces données sont considérablement plus difficiles à obtenir, car contrairement à toutes les données précédentes qui se situent à la surface des calottes glaciaires, l'élévation du socle est située sous plusieurs centaines, voire milliers de mètres de glace. Pour accéder à cette grandeur, des avions équipés de radars capables de détecter la topographie du socle rocheux parcourent la calotte. Ces radars mesurent avec précision l'élévation du socle (entre 10 et 15m), mais

1. Les cartes d'élévation de surface sont nommées DEM pour *Digital Elevation Model*, ou modèle numérique de terrain en français.

seulement sur une bande de quelques mètres de largeur le long des lignes de vol. Par conséquent, des techniques d'interpolation sont nécessaires pour couvrir l'espace entre ces lignes de vol. Les premières cartes d'élévation du socle rocheux pour le Groenland et l'Antarctique ont été obtenues au début des années 2000 après d'intenses campagnes de mesure [LYTHE & VAUGHAN, 2001 ; BAMBER et al., 2001]. Ces premières cartes interpolaient les données pour obtenir une résolution complète d'environ 5 km à partir d'environ une donnée tous les 2.5 km¹ très inégalement répartie. Par la suite, des techniques d'interpolation plus complexes ont été développées [MORLIGHEM et al., 2014], conduisant à la création des cartes bedmachine [MORLIGHEM et al., 2017 ; MORLIGHEM et al., 2020], qui atteignent une résolution de 400 mètres dans les zones périphériques des calottes (plus de détail dans la section III.3.2.1).

2.3. Données intégrées

À partir de ces différentes données spatialisées, il est possible d'évaluer les changements de masse et la décharge de glace des calottes, comme montré par la figure II.5. Plusieurs méthodes permettent d'obtenir les changements de masse, toutes basées sur des mesures satellitaires. Dans IMBIE3², une compilation des résultats obtenus par ces trois techniques différentes est réalisée et montre des résultats sensiblement différents pour l'Antarctique mais semblables pour le Groenland [OTOSAKA et al., 2023].

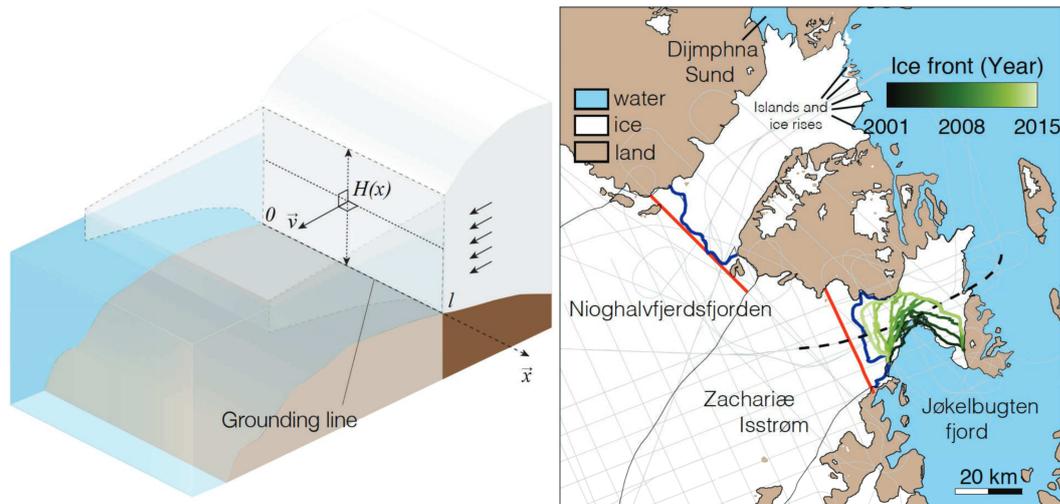


FIGURE II.15 – Illustration du calcul de la décharge. À gauche, à partir de l'épaisseur ($H(x)$) et de la vitesse (v), on peut calculer la décharge en les multipliant puis en les intégrant³ le long de la "porte"⁴. À droite, plusieurs choix de "portes" possibles : la ligne d'échouage (en bleu), une ligne de vol où l'on connaît précisément l'épaisseur (en rouge, et l'ensemble des lignes de vols en gris), le front (en vert). Source : MOUGINOT

1. Détail du calcul : 2 million de données d'après FRÉMAND et al. [2023] pour 13.66 million de km², soit une donnée tous les 6.83 km²

2. *Ice Sheet Mass Balance Inter-comparison Exercise* : Exercice d'intercomparaison des différentes méthodes de bilan de masse des calottes polaires.

3. L'intégration consiste ici à faire un produit épaisseur fois vitesse tous les mètres le long de la "porte", puis à sommer tous ces résultats.

4. Ce calcul suppose que la vitesse est constante en fonction de la profondeur, ce qui est plutôt vrai dans ces zones où les vitesses sont élevées.

La première méthode est celle de l'entrée-sortie ("Input-output method")¹ qui calcule la différence entre les gains de masse par accumulation et les pertes par fonte et décharge de glace. Les sorties d'un modèle atmosphérique régional (plus de détail section II.3.4) sont utilisées pour estimer l'accumulation et la fonte. Pour déterminer la décharge de glace, on crée un segment perpendiculaire à la direction de l'écoulement de la glace, communément appelé "porte", et on intègre le produit entre la vitesse de surface de la glace et la hauteur de la glace pour évaluer le flux de glace qui traverse la porte (Figure II.15). Cette méthode utilise donc des données de vitesse de la glace et d'épaisseur, obtenues en utilisant des données de radar aéroporté, ou avec des reconstructions du socle rocheux comme vues précédemment avec MORLIGHEM et al. [2014]. Elle permet d'avoir des changements de volume ainsi que des décharges par bassin avec une bonne résolution temporelle en plus d'un partitionnement des différentes sources (décharge, fonte, etc.)². Ce seront principalement les résultats de cette technique qui seront utilisés durant cette thèse.

La deuxième technique consiste à utiliser les changements d'élévation de la glace. Pour étudier ces changements d'élévation, la méthode couramment utilisée consiste à comparer les élévations de surface de deux périodes différentes. Cette approche a été appliquée à l'ensemble des glaciers en dehors des calottes polaires (HUGONNET et al. [2021], voir la figure I.6), ainsi qu'aux calottes glaciaires en fournissant des cartes annuelles [KHAN et al., 2022]. Sur la figure II.16 sont représentés ces changements d'élévation pour les calottes du Groenland et de l'Antarctique obtenus avec cette technique pour la période 2003-2019. La résolution de ces données varie de quelques dizaines de mètres à un kilomètre. En intégrant ces résultats spatialement, on peut obtenir des résultats par bassin versant grâce à leur bonne résolution de l'ordre de quelques kilomètres. Ces données peuvent remonter dans les années 90, mais les séries sont assez discontinues, limitant la couverture temporelle. De plus, ici, la mesure est celle d'un changement de volume, qui ne correspond pas forcément à un changement de

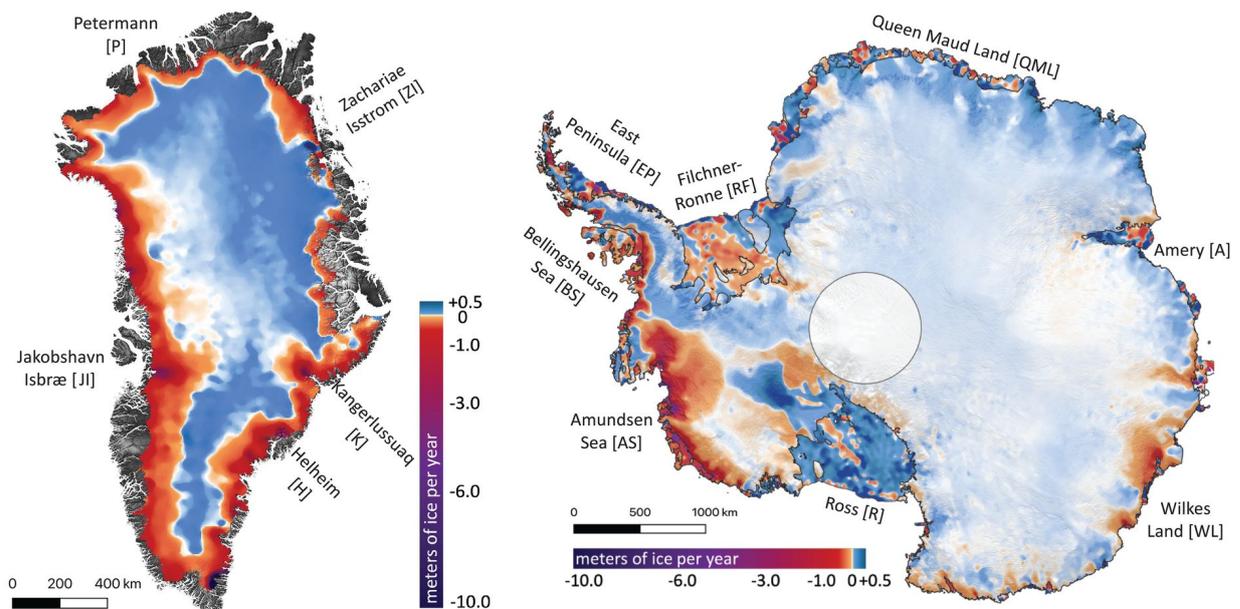


FIGURE II.16 – Cartes des changements annuels moyens d'élévation du Groenland (gauche) et de l'Antarctique (droite) pour la période 2003-2019. Source : SMITH et al. [2020].

1. Plus de détails sur cette méthode peuvent être trouvés dans cette superbe présentation de Jérémie : MOUGINOT

2. La perte de masse est-elle due à une augmentation de la décharge de glace, de la fonte où une diminution de l'enneigement ?

masse. Par exemple, si il y a un processus comme de la compaction de névé, il y aura un changement de volume et de densité mais pas de masse.

La dernière méthode repose sur l'utilisation de données gravimétriques, telles que celles recueillies par la mission GRACE [LUTHCKE et al., 2015]. Ces mesures de la gravité terrestre permettent d'estimer les variations de masse de la calotte glaciaire à l'échelle locale¹ (figure II.13.D). Bien que ces mesures aient une résolution temporelle très intéressante, de l'ordre d'un mois, leur résolution spatiale est limitée, de l'ordre de la centaine de kilomètres. En intégrant ces données à l'échelle de la calotte, il devient possible de calculer les variations de masse totale.

3. Les bases de la modélisation numérique

Pour décrire le comportement des calottes et leurs interactions avec l'environnement, des modèles numériques sont utilisés. Afin d'illustrer le principe des modèles numériques, nous allons utiliser l'exemple d'un modèle de climat dont la littérature est plus complète pour illustrer le propos. Cela nous permettra d'introduire des notions générales sur la prévision qui concernent aussi bien le climat que les calottes. Plus de détails techniques sur les modèles de calotte polaires dont celui utilisé dans cette thèse seront fournis dans le chapitre III.

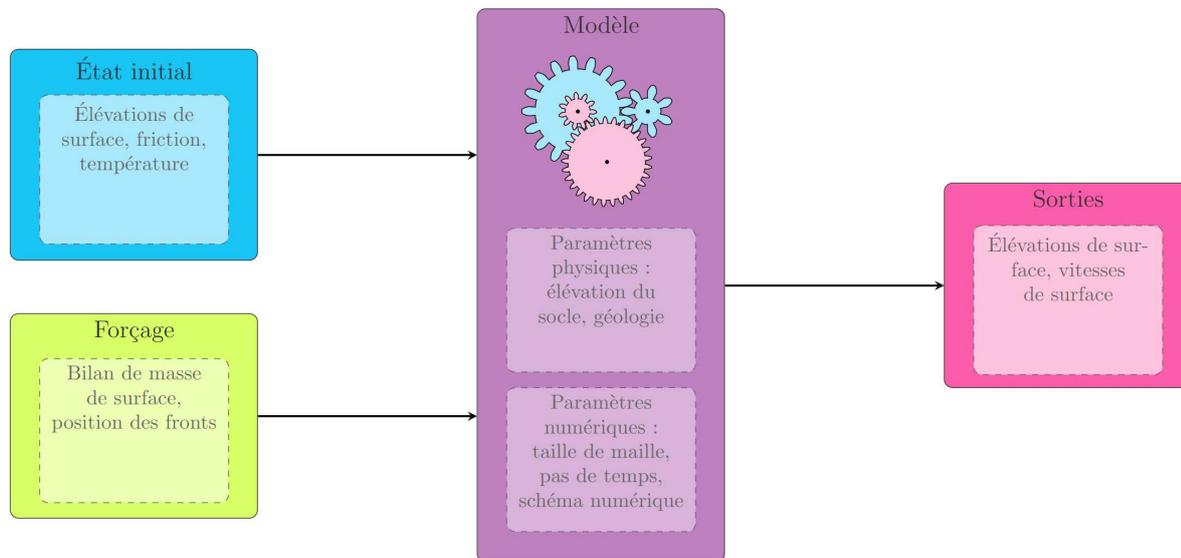


FIGURE II.17 – Schéma d'un modèle direct appliquée à la glaciologie : Pour prévoir la perte de masse du glacier, on s'intéresse à l'évolution du bilan de masse qui peut être obtenu à partir des sorties d'élévation de surface et de vitesses grâce à un modèle. Ce dernier dépend de paramètres invariants en temps, qui peuvent être physiques (la friction ou la viscosité peuvent également aller dans cette catégorie si ils sont fixés) ou numériques et a besoin d'un état initial et de forçage.

1. Lorsque la calotte glaciaire perd de la masse, par exemple en fondant, son attraction gravitationnelle diminue, ce qui entraîne également une diminution de l'attraction gravitationnelle de la Terre à cet endroit.

3.1. Comment cela fonctionne ?

“Tous les modèles sont faux, certains sont utiles” -> “Un modèle peut être utile sans être vrai” Mr. Phi

L’objectif d’un modèle est de représenter un objet complexe de manière simplifiée pour étudier et simuler son comportement afin de mieux comprendre l’objet étudié et prévoir son évolution. Il existe une célèbre citation de George E.P. Box sur les modèles : “tous les modèles sont faux, certains sont utiles”. Cependant, comme évoqué dans PHI¹, seule la deuxième partie de la phrase concerne l’objectif d’un modèle : lorsque l’on fait de la modélisation, on ne cherche pas la vérité en soit, mais à être utile. On cherche à répondre à une question particulière, et le modèle va nous aider à y répondre, malgré toutes les simplifications de la réalité qu’il comporte. Dans cette citation, ce concept flou de “faux” permet tout de même de garder en tête un concept essentiel : un modèle aura toujours des limites, et ne représentera jamais à la perfection la réalité mais seulement ce pour quoi il a été construit. Ici, nous prenons comme exemple de modèle numérique un modèle de circulation générale couplé atmosphère-océan (AOGCM²) ce qui va nous permettre d’introduire également les concepts de scénarii d’émission (SSP³) et de modèles de climat régionaux (RCM⁴). Cela permettra d’introduire les éléments clés d’un modèle illustré par la figure II.17 : un modèle dépend de paramètres physiques et numériques, prend en entrée un état initial et des forçages pour fournir des résultats en sortie. Les différents paramètres sont invariants en temps, c’est à dire qu’il ne change pas au cours du temps, au contraire des variables du modèle qui évoluent. Dans notre cas, la géologie du socle ou encore son élévation ne change pas au cours du temps et sont donc des paramètres du modèle, au contraire des variables de forçage comme le bilan de masse de surface ou les variables de sorties comme les vitesses du glacier ou l’évolution de sa surface. Nous appelons par la suite **paramètres** ce qui constant au cours du temps et **état** l’ensemble des variables évoluant dans le temps.

3.2. Construction d’un modèle numérique

Le but des modèles climatiques est de décrire le comportement du climat du système Terre, afin de mieux comprendre son fonctionnement et prédire sa future évolution. Pour y arriver, les scientifiques cherchent à comprendre ce comportement, pour ensuite le mettre sous forme d’équations. Chaque équation est une simplification de la réalité, ce qui en fait déjà un modèle en soi !

Dans un premier temps, on sélectionne les phénomènes physiques à prendre en compte. Pour cela on retombe sur l’objectif d’un modèle : être utile pour une application en particulier. De nombreux phénomènes peuvent alors être négligés selon cet objectif. Pour simuler le climat à de très grandes échelles de temps, il est nécessaire de prendre en compte le déplacement des plaques tectoniques. Mais pour simuler le climat du prochain siècle, ce phénomène est clairement négligeable. C’est également un compromis avec les connaissances du moment et les capacités à simuler plusieurs phénomènes. La figure II.18 montre ainsi que les modèles de climat prennent de plus en plus de phénomènes en compte avec l’avancée des connaissances scientifiques. Ces derniers ne prennent cependant pas en compte la

1. Vidéo disponible ici : <https://youtu.be/L2fGosqJp2Q>

2. *Atmosphere-Ocean Coupled General Circulation Model*

3. *Shared Socio-economics Pathways*

4. *Regional Climate Model*

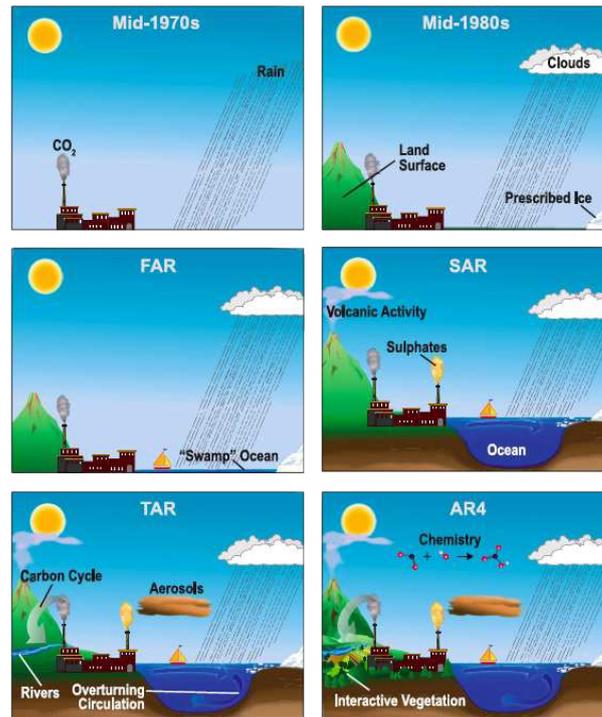


FIGURE II.18 – Évolutions des phénomènes pris en compte dans les modèles climatiques (FAR, SAR, TAR, AR4 désignent les premiers, deuxième, troisième et quatrième rapports d'évaluation du GIEC). Source : SOLOMON et al. [2007]

dynamique des calottes polaires, ce qui constitue une voie d'amélioration importante pour le futur dans le cadre de l'élévation du niveau des mers [CLIMERI-FRANCE].

Une fois cette sélection effectuée, la deuxième simplification consiste à traduire le modèle physique et ses équations mathématiques en langage informatique. Cela consiste à transformer un monde continu en une version discrète, discontinue. C'est une étape essentielle pour que les ordinateurs puissent "comprendre" ce monde. Pour cela, on discrétise l'espace et le temps : on crée un maillage, qui est un découpage du monde en éléments, régulièrement appelés mailles (figure II.19), et on segmente le temps en pas de temps. Une fois l'espace-temps discrétisé, on utilise un schéma numérique (ou méthode numérique), qui permet de traduire les équations en langage numérique pour décrire à chaque pas de temps comment ces éléments interagissent entre eux et avec ceux des pas de temps précédents. Par exemple, si un élément a une température plus élevée que son voisin à un pas de temps donné, au pas de temps suivant il va transmettre une partie de sa chaleur à son voisin et sa température va donc diminuer.

Après avoir approximé notre système sous forme d'équations et traduit ces dernières en langage numérique, il reste à l'initialiser et à lui prescrire des conditions aux limites. La construction d'un état initial consiste à décrire l'état du système étudié pour un temps donné, par exemple en 1850, avant l'ère industrielle. Pour un modèle de climat, cela peut ainsi être de donner à chaque élément une température, une pression et un taux d'humidité en fonction d'observations réalisées. Les conditions aux limites sont les interactions du système étudié avec ses bords. Par exemple sur la figure II.19, comment les éléments proches de la glace continentale interagissent avec cette glace (e.g. échange de masse sous forme de précipitation neigeuse). On parle également de forçage pour décrire les effets

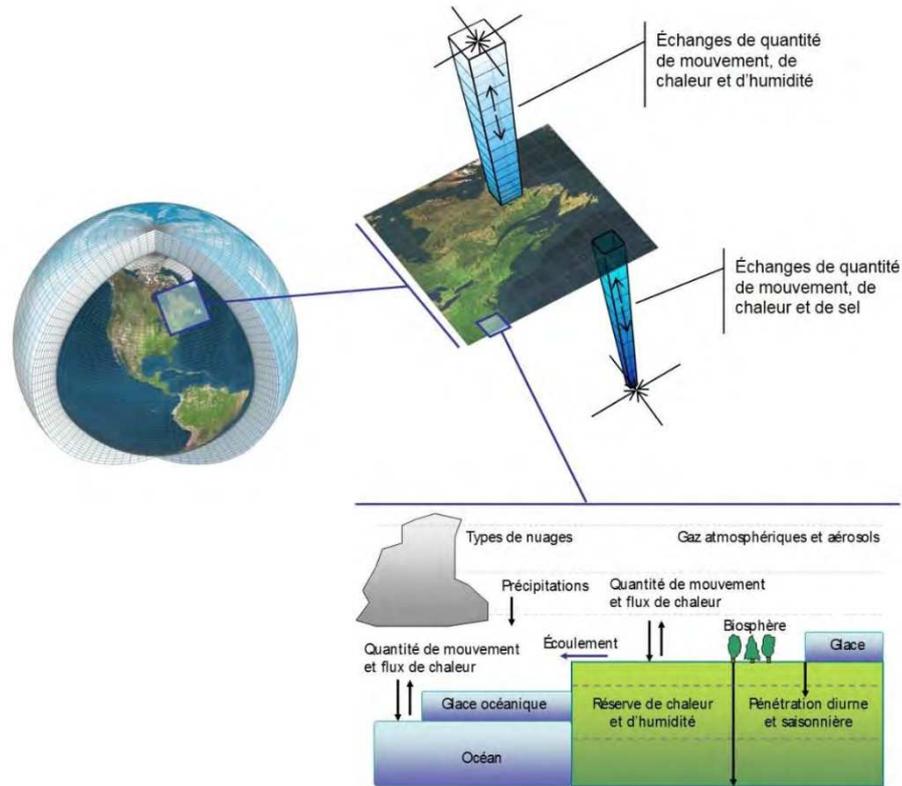


FIGURE II.19 – Discrétisation horizontale (terre en haut à gauche) et verticale (zoom sur le Québec en haut à droite) de l’atmosphère et de l’océan de la terre : chaque cube représente un élément du maillage. En bas à droite, on voit le type de phénomènes, chacun étant associés à une équation, qui est pris en compte selon les caractéristiques physiques de l’élément (océan, atmosphère) ou de sa frontière (glace océanique, continentale, biosphère, écoulement). Source : DIRECTION DE L’EXPERTISE HYDRIQUE [2018]

extérieurs sur le système, comme nous l’avons précédemment expliqué avec le forçage radiatif (voir Encadré I.1) qui décrit l’influence du soleil ou de l’effet de serre.

Pour décrire l’évolution du forçage radiatif dans le futur, différents scénarii d’évolution socio-économiques ont été définis, les SSPs [O’NEILL et al., 2014]. Ces scénarii à l’échelle mondiale projettent jusqu’en 2100 les futures émissions de GES et d’aérosols des sociétés humaines. Il existe 5 grandes catégories cherchant à synthétiser la complexité des futurs possibles de l’ensemble de l’humanité, allant d’un monde qui miserait sur les énergies fossiles pour son développement à celui cherchant la soutenabilité. Pour chaque catégorie, on obtient plusieurs forçages radiatifs possibles selon les efforts de réduction des émissions de GES. Les modélisations climatiques utilisent principalement 5 “routes” parmi toutes celle là, au vu de l’impossibilité de tout tester, le premier chiffre se reportant à la catégorie du scénario et le second au forçage radiatif en 2100 (entre parenthèse est indiqué l’augmentation de température en 2100 associée au SSP par rapport à 1850, Fig. II.20) : SSP1-1.9 (1-1.8°C), SSP1-2.6 (1.4-2.4°C), SSP2-4.5 (2.1-3.5°C), SSP3-7.0 (2.8-4.7°C), SSP5-8.5 (3.3-5.7°C).

3.3. Les limites de la modélisation

Tout d’abord, cet AOGCM, comme tous les modèles, est une simplification de la réalité. Comme évoqué auparavant, cela n’implique pas forcément la fausseté du modèle mais il est toujours bon de

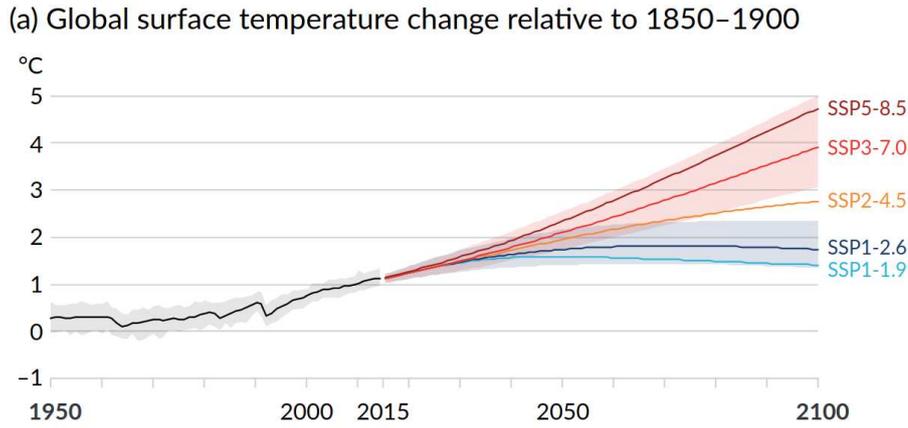


FIGURE II.20 – Projections futures des températures selon différents SSPs. Source : MASSON-DELMOTTE et al. [2021a]

garder un oeil critique sur ce dernier. Le modèle a été construit pour une certaine tâche et peut avoir du mal à répondre à d’autres objectifs ou encore oublier des phénomènes importants pour l’heure inconnus ou trop complexes. Une célèbre phrase de Donald Rumsfeld fait écho à ce sujet : “Je trouve toujours intéressant les rapports qui concluent que quelque chose n’est pas arrivé ; parce que, comme chacun sait, il y a le *connu connu*, c’est à dire les choses que nous savons que nous savons ; nous savons aussi qu’il y a l’*inconnu connu*, c’est à dire les choses que nous savons que nous ne savons pas ; mais il y a aussi l’*inconnu inconnu* — les choses que nous ne savons pas que nous ne savons pas. Or si l’on examine l’histoire de notre pays, et d’autres pays libres, c’est dans cette dernière catégorie que se trouvent les cas difficiles.”

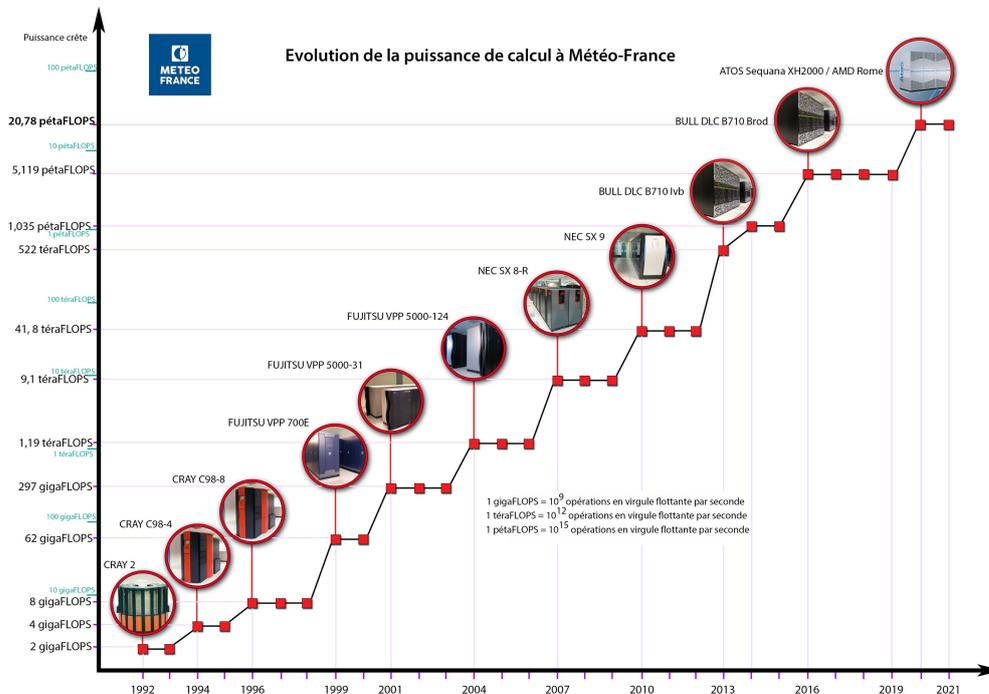


FIGURE II.21 – Évolution de la puissance des super-calculateurs de MeteoFrance¹.

1. Disponible ici : <https://twitter.com/meteofrance/status/1207680592583778304>.

Les modèles ont également des limites dites numériques, comme le temps de calcul ou le stockage des données. En effet, pour chaque pas de temps, un modèle numérique exige une quantité considérable de calculs, qui prennent du temps et nécessitent des ressources matérielles importantes. Par exemple à Météo France, un super-calculateur est dédié à la prévision météo et aux simulations¹ climatiques [METEOFRACTANCE]. Le nombre de calculs requis est directement proportionnel au nombre de degrés de liberté du système d'équation², au nombre de pas de temps et au nombre d'éléments du maillage. Par conséquent, il augmente à mesure que vous prenez en compte davantage de phénomènes, ce qui introduit plus de degrés de liberté. De plus, lorsque vous visez à améliorer la précision du modèle en utilisant un maillage ou une discrétisation plus raffinée, le nombre d'éléments et de pas de temps augmentent, accroissant le nombre de calculs nécessaires. Il convient également de noter que la stabilité des schémas numériques doit être maintenue, ce qui signifie que lorsque la taille de la maille diminue, le pas de temps doit également diminuer³. La modélisation est alors un compromis entre la complexité du modèle, la compréhension des processus impliqués et la disponibilité des ressources de calcul.

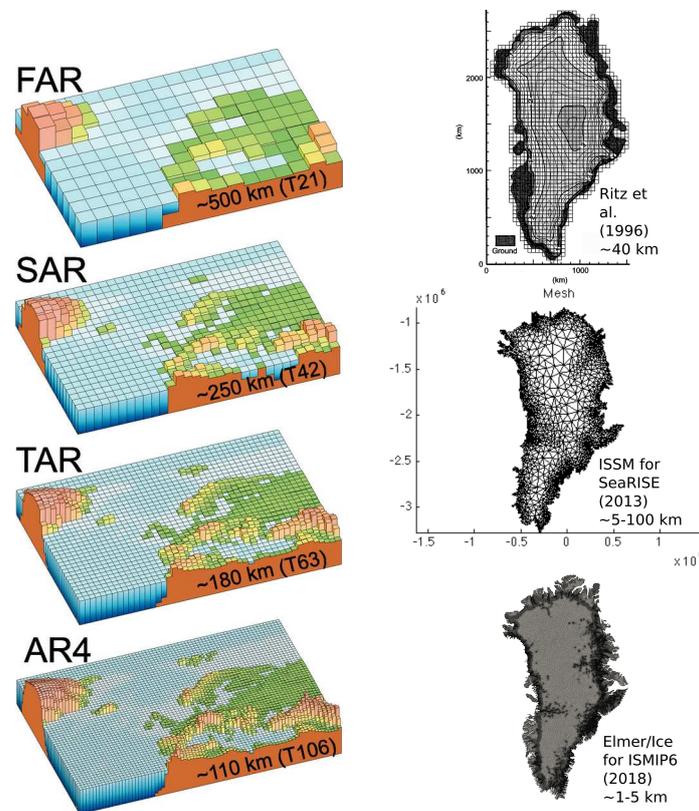


FIGURE II.22 – Illustration de l'évolution de la taille de maille caractéristique des AOGCM du 1er au 4ème rapport d'évaluation du GIEC (à gauche). Source : SOLOMON et al. [2007]; Illustration de l'évolution de la taille de maille caractéristique des modèles de calottes polaires depuis le milieu des années 1990 (à droite)⁴.

1. Une simulation est une réalisation d'un modèle pour un état initial et un forçage

2. Le nombre de degrés de liberté de votre système dépend du nombre de variables (pression, température, humidité, etc.) que vous allez calculer avec votre système d'équation. Il dépend donc du nombre de phénomènes physiques pris en compte.

3. Pour garantir la stabilité d'un modèle, l'information doit se propager plus vite que les phénomènes réels. Par exemple si vous modélisez le déplacement d'une vague et que vous utilisez des pas de temps trop gros, vous pouvez rater le passage de cette dernière, et votre modèle ne va pas comprendre ce qu'il lui arrive.

4. Production personnelle utilisant des images de RITZ et al. [1996] et du site d'ISSM : <https://issm.jpl.nasa.gov/documentation/tutorials/greenland/>.

Cependant, il existe un moyen de réduire ce temps de calcul tout en gardant une complexité identique : la puissance de calcul des ordinateurs. En effet, le développement de ces derniers et plus particulièrement des super-calculateurs permet de repousser les limites des modélisations (figure II.21). C’est par exemple la croissance de leur puissance de calcul qui explique en grande partie la possibilité de raffiner les maillages (figure II.22), ou encore de réduire le pas de temps. Étant donné qu’ils sont capables de faire plus de calculs en un même temps, on leur en demande toujours plus. C’est également un des facteurs permettant de prendre en compte toujours plus de phénomènes physiques. Il faut tout de même noter que ces super-calculateurs consomment une quantité importante de ressources pour leur construction et d’énergie pour les faire fonctionner. BERTHOUD et al. [2020] a ainsi estimé le coût d’une heure de calcul pour un coeur¹ du centre de calcul grenoblois à 3.6 gCO₂e², dont 1.5 gCO₂e dû à la fabrication et 1.4 gCO₂e à la consommation d’électricité.

3.4. Changements d’échelle spatiale

Pour contourner ces défis liés au temps et aux ressources de calcul, il peut être intéressant d’utiliser du *downscaling*. Ce terme, qui n’a pas de traduction propre en français, est une méthode qui consiste à affiner ou détailler les résultats d’un modèle à une échelle plus locale ou fine, à partir de données globales ou moins détaillées. Cela permet ainsi d’estimer les détails du climat à une échelle plus petite. Cette approche devient cruciale pour de nombreuses études d’impact du changement climatique, qui nécessitent des informations à des échelles plus réduites, par exemple autour de 50 km, que celle des AOGCMs qui est de l’ordre de 150 à 300 km [UNFCCC]. La figure II.23 illustre cela pour le *downscaling* dynamique, mais il existe deux types de *downscaling* :

- Le *downscaling* statistique fonctionne en établissant des relations statistiques entre des variables observées à une échelle plus petite (souvent au niveau des stations météorologiques) et des variables à une échelle plus grande (provenant des AOGCMs). Cela peut se faire à l’aide de

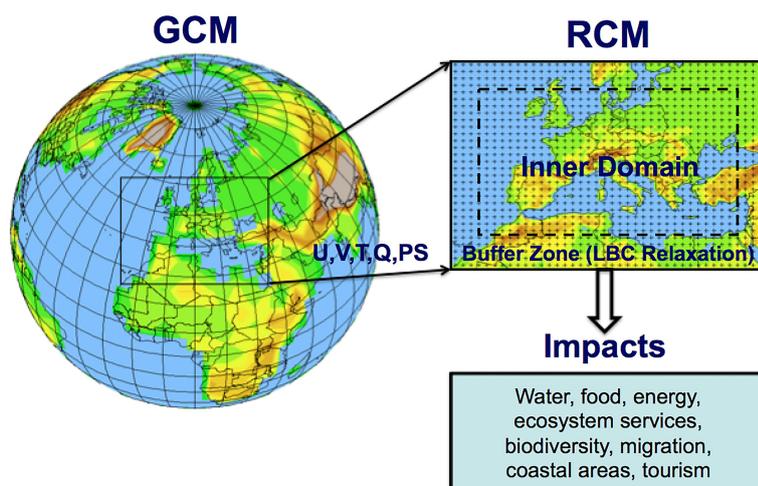


FIGURE II.23 – Illustration du *downscaling* dynamique pour obtenir des informations sur les impacts locaux du climat et de ses changements futurs. Source : GIORGI [2019]

1. En informatique, un “coeur” est une “unité de calcul”. Un supercalculateur sera alors constitué de plusieurs milliers de coeurs.

2. CO₂e permet de regrouper l’ensemble de l’effet réchauffant dû aux émissions de GES qu’on exprime en équivalent CO₂. Par exemple, 1 kg de méthane réchauffe 25 fois plus que le CO₂ et vaut donc 25 kg eqCO₂

formules mathématiques ou encore avec des réseaux de neurones. Ensuite en supposant que ces relations restent identiques dans le futur, les valeurs des variables à grande échelle provenant des projections des AOGCMs sont utilisées pour alimenter ces relations statistiques [UNFCCC].

- Le *downscaling* dynamique, ou *downscaling* basé sur la dynamique, repose sur l'utilisation de modèles climatiques régionaux (RCMs) qui vont simuler une plus petite partie du globe que les AOGCMs. Cela permet de modéliser plus précisément cette région avec plus de processus ou un maillage plus raffiné tout en gardant un temps et une ressource de calcul raisonnable.

Dans l'autre sens, afin de pouvoir représenter les interactions complexes des processus sous-échelles à une échelle spatiale et temporelle plus grande que celle résolue explicitement, on utilise des paramétrisations comme celle de la friction à la base des glaciers⁵ (figure II.24). Les paramétrisations sont des approximations mathématiques basées sur des observations, des expériences en laboratoire et des connaissances théoriques⁶. Dans l'exemple de la figure II.24, les interactions entre la glace, le socle et l'eau à l'échelle de l'interface peuvent engendrer des phénomènes macroscopiques complexes. Cependant, il est impossible de représenter toute cette complexité à l'échelle macroscopique, car trop coûteux en ressources informatique : il faudrait un modèle qui soit assez fin pour capturer les sédiments, les rochers ou encore les poches d'eau dont la taille varie de quelques centimètres à quelques

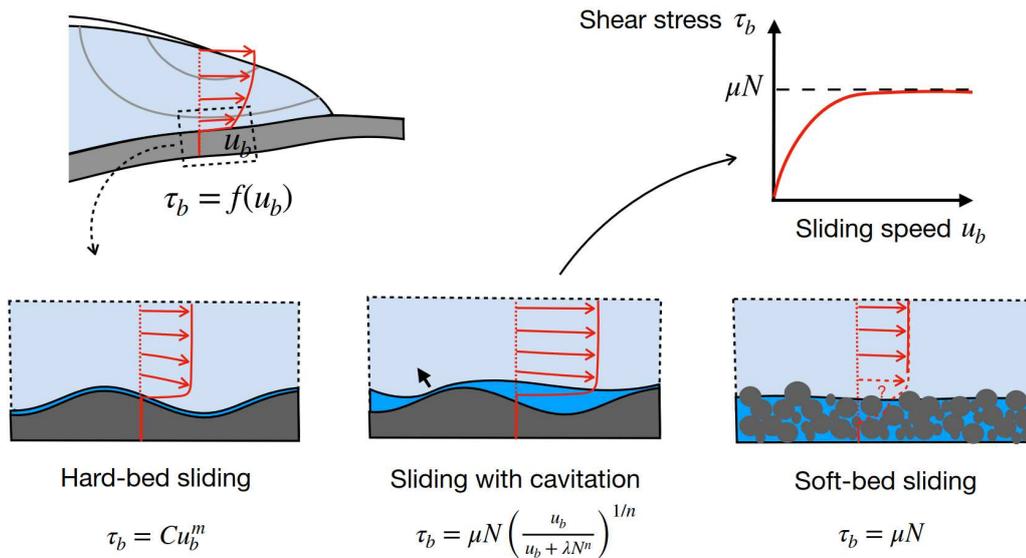


FIGURE II.24 – Exemple de paramétrisation de la friction dans le cas des glaciers. La friction entre le socle et le glacier, qui décrit la relation entre la vitesse u_b et la contrainte basale¹ τ_b ($\tau_b = f(u_b)$, image en haut à gauche) est complexe car elle dépend du type de sol au fond (*Hard-bed sliding*², *Sliding with cavitation*³, *Soft-bed sliding*⁴), de la présence d'eau ou encore de la taille des rugosités (les 3 images du bas). La paramétrisation, qui se base sur des expériences physiques ou numériques du comportement de cette interaction socle/glace, permet alors de simplifier la complexité en une seule formule (image en haut à droite, la formule du *Sliding with cavitation* permettant d'unifier les 3 comportements différents [MINCHEW & JOUGHIN, 2020]). Source : HEWITT [2023]

1. La contrainte basale est la résistance qu'offre le socle à l'écoulement. Cette résistance influence alors la vitesse, une résistance élevée réduisant la vitesse.

2. Fond "dur", c'est à dire un socle rocheux sans sédiments

3. Glissement avec cavitation, c'est à dire avec une présence d'eau qui lisse les rugosités

4. Fond "mou", c'est à dire un socle avec la présence de sédiments

5. La loi de friction est un élément clé permettant de décrire comment la friction entre la glace et le socle rocheux dépend d'autres facteurs tels que la présence d'eau, la présence de sédiments ou encore la vitesse basale du glacier.

6. Voir plus loin la discussion sur la validation et la figure II.29.

CORDEX Framework

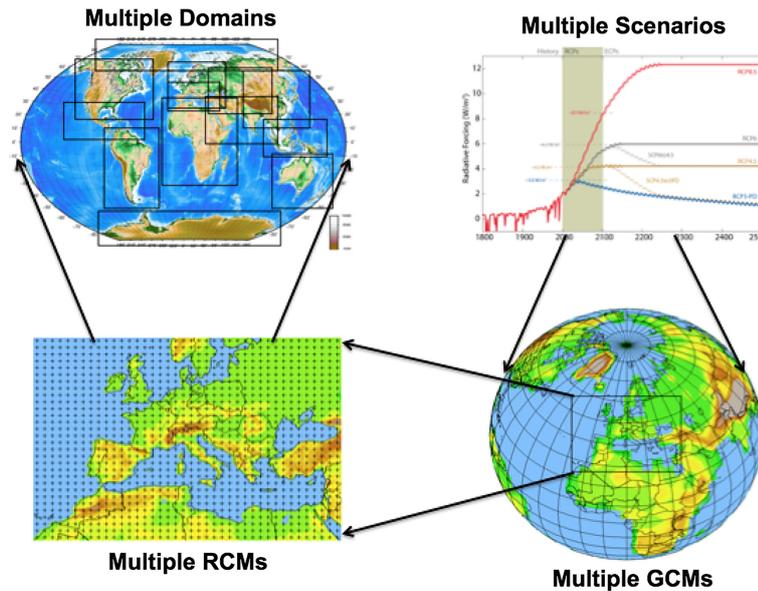


FIGURE II.25 – CORDEX Framework. Source : GIORGI [2019]

mètres (figure II.29), et qui soit en même temps de la taille du glacier, qui peut s'étendre sur plusieurs centaines de kilomètres. L'utilisation des paramétrisations permet ainsi de contourner ce problème, même si elles introduisent des incertitudes car ces paramètres, et même parfois leur forme¹, sont souvent incertains.

Dans cette thèse, nous allons utiliser fortement ces concepts de *downscaling* et de paramétrisation, car nous avons des informations de la très grande échelle à utiliser en entrée de notre modèle de calotte polaire et des simplifications de phénomènes de petites échelles. Ainsi, pour prescrire au modèle le bilan de masse de surface, nous utiliserons comme forçage les résultats d'un *downscaling* dynamique avec les sorties de deux RCMs spécialistes des régions polaires, qui fournissent directement le bilan de masse de surface à notre modèle de dynamique. Pour les périodes passées, ces RCMs sont forcés aux frontières avec les résultats d'une réanalyse². Pour le futur, ils sont forcés par un AOGCM en suivant la feuille de route (*Framework*) de CORDEX (Figure II.25) : tout d'abord, plusieurs scénarii sont sélectionnés, puis fournis ensuite à plusieurs AOGCMs qui permettent alors de forcer plusieurs RCMs. Pour le forçage océanique, nous utiliserons comme forçage les résultats d'un *downscaling* statistique pour prédire la future position des fronts qui dépend notamment de la température de l'océan. Enfin, nous utiliserons des paramétrisations pour décrire les interactions complexes entre le socle rocheux et la glace (figure II.24) mais également pour décrire le comportement de la glace permettant de lier sa viscosité à la température ou à la vitesse du glacier.

“Les conséquences de nos actions sont toujours si complexes, si diverses, que prévoir l'avenir est une entreprise bien difficile.” Dumbledore.

1. Sur la figure II.24, plusieurs formes de la paramétrisation sont possibles, selon le type de contact que l'on a (*Hard-bed sliding, Sliding with cavitation, Soft-bed sliding*).

2. Une réanalyse en climat est un processus qui combine des modèles informatiques et des observations pour recréer au plus près de la réalité le passé : les observations ne permettent d'avoir que des valeurs ponctuelles et le modèle permet de prendre en compte le comportement physique du climat pour interpoler entre les valeurs observées.

4. Incertitudes d'un modèle numérique

4.1. Caractérisation des incertitudes

“Nous sommes si éloignés de connaître tous les agents [orthographe de l'époque] de la nature, et leurs divers modes d'action qu'il ne serait pas philosophique de nier les phénomènes, uniquement parce qu'ils sont inexplicables dans l'état actuel de nos connaissances. Seulement, nous devons les examiner avec une attention d'autant plus scrupuleuse, qu'il paraît plus difficile de les admettre ; et c'est ici que le calcul des probabilités devient indispensable, pour déterminer jusqu'à quel point il faut multiplier les observations ou les expériences, afin d'obtenir en faveur des agents qu'elles indiquent, une probabilité supérieure aux raisons que l'on peut avoir d'ailleurs, de ne pas les admettre.” Pierre-Simon de Laplace.

L'incertitude fournit une information complémentaire sur le degré de confiance attribué à un résultat et facilite son interprétation, ce qui est particulièrement important dans la gestion du risque (voir Encadré I.2). Elle permet de prendre des décisions éclairées en associant une probabilité aux différentes possibilités, voire de s'abstenir de prendre une décision en fonction de cette probabilité, ainsi que de l'exposition et de la vulnérabilité de la situation considérée. Nous allons maintenant faire un tour de cette question d'incertitude pour un modèle, en nous inspirant fortement de REED et al. [2022]¹.

Dans le glossaire de cet ebook sont définis les différents types d'incertitudes que l'on peut rencontrer :

- Incertitude profonde : se réfère à des situations où les experts consultés pour prendre une décision ne parviennent pas à s'entendre sur les limites du système, les résultats pertinents et leur importance respective, où la distribution de probabilité *a priori*² pour les différents facteurs incertains présents (voir Encadré II.3 pour des rappels sur les probabilités). Ce type d'incertitude rejoint l'idée d'*inconnu connu* mentionné précédemment : on connaît le phénomène, mais nous n'avons aucune idée sur son incertitude.
- Incertitude ontologique : incertitudes dues à des processus, des interactions ou des futurs qui ne sont pas contenues dans les modèles conceptuels actuels. Ce type d'incertitude se réfère à l'*inconnu inconnu* : on ne peut même pas envisager avoir une distribution *a priori*, le phénomène étant inconnu !
- Incertitude épistémique : incertitude inhérente au manque de connaissances, de données pour sélectionner le modèle optimal ou aux imperfections du modèle en termes de représentation physique de la réalité.

1. Je conseille fortement la lecture complète de cet ebook si vous vous intéressez de près à la prise en compte des incertitudes de votre modèle, pour faire une analyse de sensibilité ou une quantification d'incertitude

2. Un *a priori* fait référence à des informations obtenues à partir de données antérieures à l'expérience actuelle. Ces informations préexistantes sont utilisées comme point de départ dans diverses analyses et raisonnements, influençant nos interprétations et nos conclusions avant d'intégrer de nouvelles informations acquises. Plus de détail à l'Encadré II.5.

- Incertitude aléatoire : incertitude due à la variabilité naturelle¹ dans les processus. Cette notion est très présente en sciences du climat, à cause de l’aspect chaotique² de l’atmosphère et de l’océan.
- Incertitude caractérisable : incertitude des hypothèses du modèle pouvant être caractérisée ou approximée à l’aide de distribution de probabilité.
- Incertitude quantifiable : incertitude des résultats du modèle pouvant être représentée à partir de distribution de probabilité.

Dans le cadre de ce travail de thèse, nous allons nous intéresser essentiellement à ces deux dernières notions d’incertitude caractérisable et quantifiable. En effet, l’incertitude ontologique, par définition, ne peut pas être étudiée alors que l’incertitude profonde, comme l’instabilité des calottes polaires³ (en pointillé sur les figures I.18 et I.19) reste compliquée à quantifier par une approche méthodique comme celle utilisée dans cette thèse. Pour l’incertitude aléatoire, bien que très présente pour l’atmosphère et l’océan à cause de leur aspect turbulent, ou pour le climat à cause d’autres facteurs comme le soleil ou les volcans, elle est beaucoup moins importante pour les calottes polaires. C’est à cause de leur temps de réaction, qui est lent et lisse en grande partie cette variabilité naturelle⁴ [ASCHWANDEN et al., 2021]. Pour ce qui est de l’incertitude épistémique, nous l’aborderons plus en détail dans la section II.5.

Encadré II.3: Probabilité et incertitude

Les notions de probabilité et d’incertitude sont très liées, voire jumelles. Ici, on définit la probabilité comme la quantification mathématique de l’incertitude, donnant une information plus subtile que la simple plage de valeurs possibles. Lorsque je lance un dé, le résultat est incertain, pouvant aller de 1 à 6. Si le dé n’est pas pipé, la probabilité de chaque nombre est d’1/6. La distribution est la fonction qui donne à chaque possibilité une probabilité.

4.2. Analyse de sensibilité

Nous allons maintenant voir les fondements de base de l’analyse de sensibilité qui permet de quantifier les incertitudes des modèles, comme les AOGCMs ou notre modèle de calotte. SALTELLI et al. [2008] décrit l’analyse de sensibilité comme “l’étude de la manière dont l’incertitude dans les sorties d’un modèle (qu’il soit numérique ou autre) peut être attribuée à différentes sources d’incertitude dans les entrées du modèle”. Autrement dit, l’analyse de sensibilité explore la relation entre les variables d’entrée N du modèle, $\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, et les variables de sortie M , $\underline{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]$, où y est déterminé par le modèle $y = g(x)$.

1. La variabilité naturelle du climat se réfère aux fluctuations naturelles observées dans les conditions climatiques, telles que les variations périodiques des températures et des précipitations, qui sont indépendantes des influences humaines, par exemple, des années où les étés sont plus chauds et d’autres où ils sont plus frais sans qu’il y ait de cause anthropique spécifique.

2. le chaos se réfère ici à la difficulté de la prédictabilité de l’atmosphère ou de l’océan. Elle est causée par le fait que de petites différences dans l’état initial entraînent rapidement de grandes différences [BUIZZA] (voir les travaux de LORENZ [1963] pour plus de détails).

3. Pour tout comprendre à ces instabilités, vous pouvez lire la “FAQ 9.1 : Est-ce possible d’inverser la poursuite de la fonte des calottes glaciaires du Groenland et de l’Antarctique? Combien de temps faudrait-il pour qu’elles se reconstituent?” de FOX-KEMPER et al. [2021]. Ici en français : https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_FAQ_French.pdf. Vous pouvez également aller lire la thèse de URRUTY [2023].

4. Plus de détail sur la variabilité naturelle dans la “FAQ 3.2 | Qu’est-ce que la variabilité naturelle et comment a-t-elle influencé les changements climatiques récents?” disponible ici en français : https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_FAQ_French.pdf.

Il existe deux principales approches qui prédominent dans l'analyse de sensibilité : l'approche locale et l'approche globale. L'approche locale dans l'analyse de sensibilité consiste à estimer les dérivées $\frac{dy_i}{dx_j}$ ¹ autour d'un état \underline{x}_0 . Cependant, cette méthode devient plus complexe lorsqu'elle est appliquée à des modèles non linéaires, car elle nécessite le calcul des dérivées, ce qui peut être intensif en termes de ressources computationnelles. Par exemple, pour les modèles non linéaires, il est souvent nécessaire de dériver ces modèles à l'aide d'un modèle adjoint pour effectuer une analyse de sensibilité, voir par exemple HEIMBACH & BUGNION [2009]. Dans d'autres cas, lorsque le modèle est trop complexe pour calculer analytiquement les dérivées, celles-ci peuvent être calculées par différences finies en variant les paramètres, ce qui peut être plus coûteux en termes de calculs.

Sur la figure II.26, on observe que dans le cas linéaire (a), les dérivées calculées par différences finies en variant les paramètres arriveront à montrer l'influence des entrées $\underline{x} = [x_1, x_2]$ sur la sortie y , avec une sensibilité identique pour n'importe quel couple $\underline{x}_0 = [x_1, x_2]$. Cependant, dès qu'on s'attaque à un cas non linéaire (b et c), cette méthode sera incapable de prendre en compte toute la complexité de l'influence de x_1 et x_2 sur y : il faut calculer cette influence pour chaque couple (\underline{x}_0) car elles donnent toutes une sensibilité différente. Par exemple, y est peu sensible à x_1 pour le point $[-1, -3]$ mais très sensible à x_1 en $[1.5, -1.5]$.

Par contraste, une analyse de sensibilité globale varie les facteurs incertains à travers toute l'étendue des réponses possibles du modèle (Figure II.26 (c)). Cette approche met en évidence les effets globaux de chaque paramètre sur la sortie du modèle, y compris les effets interactifs. Dans cette thèse, nous nous consacrons principalement à des analyses de sensibilité globale, car notre modèle de calotte glaciaire est complexe et non linéaire en raison de la friction et de la rhéologie de la glace.

Nous allons maintenant voir les principales étapes d'une analyse de sensibilité globale. La figure II.27 illustre les trois grandes étapes pour arriver à une simulation d'ensemble : (i) on quantifie toutes

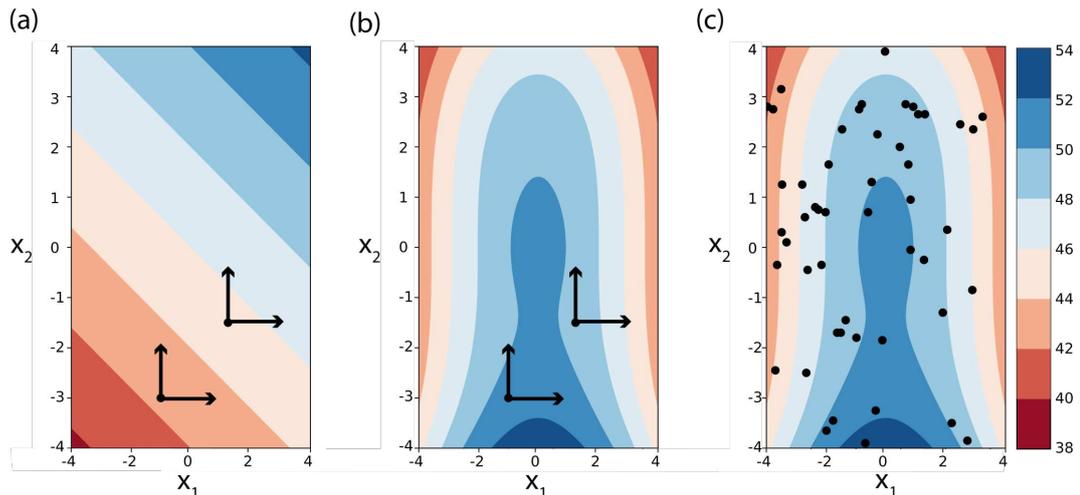


FIGURE II.26 – Illustration de l'analyse de sensibilité locale dans un cas linéaire (a) avec $y = \frac{3}{4}x_1 + \frac{5}{4}x_2 + 40$, dans un cas non linéaire (b) $y = \frac{1}{e^{x_1^2+x_2^2}} + \frac{50}{e^{(0.1x_1)^2+(0.1x_2)^3}}$ et d'une analyse de sensibilité globale pour ce cas non-linéaire (c). Les points représentent différents échantillons \underline{x}_0 et les flèches les dérivées selon x_1 et x_2 . Adapté de REED et al. [2022].

1. La dérivée $\frac{dy_i}{dx_j}$ est la pente de y_i selon la direction x_j . Par exemple sur la figure II.26, une pente forte et donc une dérivée élevée correspondra à un changement rapide de couleur comme dans la direction x_1 pour le point $[1.5, -1.5]$.

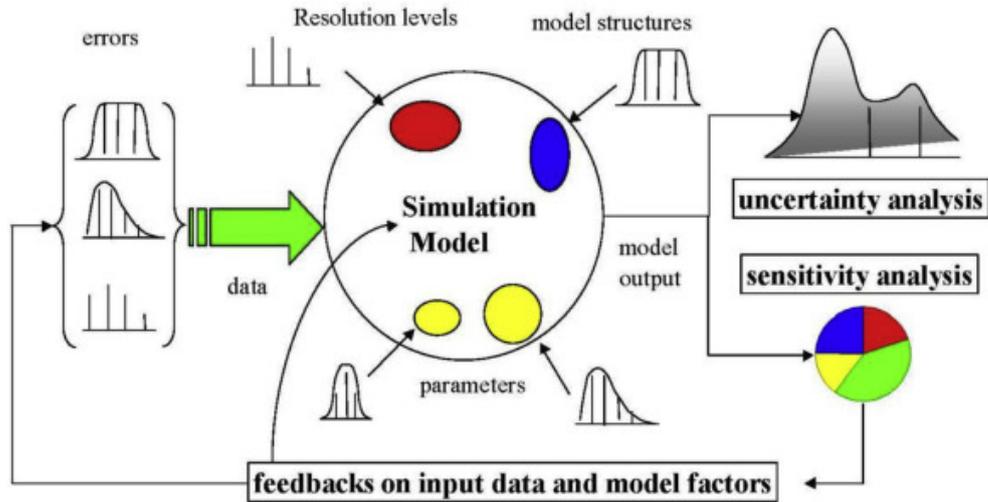


FIGURE II.27 – Schéma illustrant la mise en pratique d'un modèle d'ensemble (*uncertainty analysis*) ou d'une analyse de sensibilité (*sensitivity analysis*). Source : SALTELLI et al. [2019].

les sources d'incertitudes présentes dans l'état initial, les forçages et le modèle, (ii) ensuite on met en place un plan d'expérience pour parcourir toutes ces incertitudes et (iii) au final on analyse l'impact de ces différentes incertitudes sur le modèle.

4.2.1. Quantification des incertitudes

La première étape est d'identifier les différentes sources d'incertitude dans le modèle. Sur la figure II.27, il est illustré d'où peuvent venir les incertitudes du modèle :

- La **structure** même peut être incertaine. En effet, il existe plusieurs paramétrisations pour modéliser un même phénomène, avec une complexité plus ou moins élevée.
- Les **paramètres physiques** du modèle sont incertains, pouvant couvrir une gamme de valeurs plus ou moins grande selon les observations et les expériences précédemment réalisées.
- Les **paramètres numériques** du modèle, peuvent également entraîner des incertitudes, comme le choix du maillage, le pas de temps ou la méthode numérique. Par exemple, un maillage raffiné prenant plus de temps qu'un maillage plus grossier, il est intéressant de voir si le maillage grossier donne des résultats sensiblement différents du maillage raffiné.
- Pour terminer, les **données** d'entrée du modèle sont incertaines. Dans les cas des modèles en géosciences, cela concerne notamment l'**état initial** et les **forçages**.

Une fois ces incertitudes identifiées, il est nécessaire de les quantifier en les mettant sous forme de distribution de probabilité (Encadré II.3) comme illustré sur la figure II.27. Généralement, ces lois de distribution se basent sur des données passées ou des connaissances d'experts. Une loi uniforme sera utilisée si l'on a affaire à une plage de valeurs possibles (e.g. la valeur d'un dé peut aller de 1 à 6 de manière équiprobable). Une loi gaussienne, ou log-gaussienne, sera utilisée si vous avez une valeur plus probable mais une incertitude autour de cette dernière (e.g. dans un paquet de noix, vous avez environ 100 noix mais certains paquets en ont un peu plus ou un peu moins). La loi est discrète si elle ne peut prendre que certaines valeurs (e.g. le cas du dé et du nombre de noix précédemment) et

uniforme si elle peut prendre toute une plage de valeur possible (e.g. si on regarde la masse des noix, on peut avoir 100 g, ou 100.01 g, etc.).

4.2.2. Plan d'expérience

Afin de parcourir l'espace d'incertitude¹ du modèle de calotte polaire, une stratégie d'échantillonnage sera utilisée. L'objectif est d'établir un ensemble de simulations avec un coût de calcul minimal, qui permettra de répondre à des questions spécifiques pour lesquelles les techniques analytiques ou l'utilisation seule de données ne sont pas suffisantes.

En général, l'échantillonnage peut être réalisé de manière aléatoire ou en utilisant une approche de stratification. La méthode d'échantillonnage la plus connue est celle de Monte-Carlo [METROPOLIS & ULAM, 1949], qui utilise un processus aléatoire pour générer les échantillons : pour chaque source d'incertitude, un tirage aléatoire est réalisé en suivant sa loi de distribution de probabilité, et nous répétons cela jusqu'à ce que l'ensemble des tirages représente correctement l'ensemble des possibilités. Une simulation par tirage est ensuite initiée, nommé 'membre', tandis que l'ensemble fait référence à la totalité des membres. Une limite de cette méthode est sa forte demande en ressources de calcul : pour pouvoir parcourir toutes les possibilités de chaque source d'incertitude, il est nécessaire de lancer un très grand nombre de simulations. Cela peut être un facteur limitant lorsque le modèle est complexe et qu'une simulation de ce dernier prend du temps.

Pour limiter ce nombre de simulations tout en restant représentatif des incertitudes des différentes sources, une autre technique d'échantillonnage peut être utilisée [NIAS et al., 2016 ; SCHLEGEL et al., 2018 ; ASCHWANDEN et al., 2019 ; HILL et al., 2021] : l'échantillonnage par hypercube latin, LHS en anglais pour Latin Hypercube Sampling [MCKAY et al., 1979]. Cette méthode consiste à générer un hypercube N-dimensionnel², où chaque facteur incertain est divisé en un nombre égal de niveaux en fonction du nombre total d'échantillons N_s à produire. Ensuite, un nombre égal d'échantillons est tiré aléatoirement à chaque niveau, pour tous les facteurs. Ainsi, la méthode hypercube latin garantit un échantillonnage représentatif pour chaque niveau de l'espace et sans chevauchement. Cette méthode permet d'obtenir une couverture plus efficace de l'espace des valeurs des paramètres, réduisant le nombre de simulations nécessaires pour atteindre un niveau de précision donné [SALTELLI et al., 2008]. Cela réduit considérablement le temps de calcul nécessaire pour effectuer une analyse de sensibilité³.

Afin de décupler la taille des échantillons tout en gardant des temps de calculs raisonnables, il est également possible d'utiliser des *surrogate model* (modèle de substitution). Le principe est de faire tourner le modèle gourmand en ressource, ici le modèle de calotte, sur un nombre limité d'échantillons puis d'entraîner un modèle moins gourmand en ressources à reproduire les sorties du modèle. Cela repose souvent sur l'utilisation d'un modèle d'apprentissage automatique [HILL et al.,

1. L'espace d'incertitude du modèle est l'ensemble des lois de probabilités des incertitudes affectant votre modèle (données, numérique, paramètres, structure du modèle)

2. Un hypercube est une généralisation de l'idée de cube dans des dimensions supérieures à trois. Dans un espace à N dimensions, un hypercube est défini comme l'ensemble de tous les points dont chaque coordonnée varie indépendamment dans un intervalle donné. Par exemple, un hypercube à deux dimensions correspond à un carré, à trois dimensions à un cube, et ainsi de suite.

3. Note au lecteur : il existe encore d'autres méthodes d'échantillonnage, se référer à REED et al. [2022] pour cela.

2021 ; ASCHWANDEN & BRINKERHOFF, 2022] ou d'émulation statistique [EDWARDS et al., 2021], qui répondent aux qualités requises : facilement entraînable et rapide à faire tourner.

Le dernier plan d'expérience que je mentionnerai ici est celui des exercices d'intercomparaison, permettant notamment d'étudier l'incertitude liée aux choix de structure des modèles. En effet, l'incertitude due à la structure du modèle est souvent complexe à quantifier par un modèle unique. On peut parler d'incertitude profonde. Les exercices d'intercomparaison consistent alors à soumettre plusieurs modèles différents à une même expérience, puis à comparer leurs résultats. Cela permet alors de fournir une idée de l'incertitude associée à la structure du modèle mais l'identification des causes précises dans la structure du modèle reste complexe voire impossible. Ces exercices d'intercomparaison font partie des pierres angulaires des rapports du GIEC afin de fournir les projections futures du climat et de ses impacts à travers le projet CMIP¹ [EYRING et al., 2016].

4.2.3. Analyse des résultats

En choisissant un des plans d'expérience précédents pour notre modèle, nous obtenons un modèle d'ensemble ou modèle ensembliste représentant le spectre possible des sources d'incertitude. Ce modèle ensembliste permet de fournir une information importante sur l'incertitude d'une donnée de sortie, comme la contribution au niveau des mers dans le cas des calottes polaires, au contraire d'un modèle déterministe qui est composé d'une seule simulation. De plus, l'analyse de sensibilité peut permettre d'évaluer, simplifier ou encore améliorer ce modèle d'ensemble (définitions tirées de REED et al. [2022]). Lorsque nous évaluons un modèle, notre objectif est de déterminer si certaines combinaisons de valeurs des incertitudes que nous prenons en compte (comme les choix des paramétrisations, les valeurs de ces paramètres, les paramètres numériques, les données de forçage et d'initialisation) sont problématiques, car elles ne permettent pas au modèle de reproduire correctement les observations que nous avons recueillies. La simplification du modèle implique d'identifier les éléments qui ont peu d'influence sur le modèle, de manière à pouvoir les fixer à des valeurs spécifiques sans perturber considérablement le modèle. Cela permet ensuite de rendre le modèle moins complexe. Finalement, l'analyse de sensibilité permet d'identifier les éléments ou processus incertains qui ont un impact significatif sur les résultats. Cela peut ainsi orienter l'attention vers les parties du modèle qui méritent une investigation plus détaillée ou des mesures additionnelles pour mieux comprendre les processus, en vue de diminuer l'incertitude entourant ces composantes et, par extension, les résultats du modèle.

Encadré II.4: Espérance et variance

L'espérance d'une variable aléatoire X , notée $E(X)$, représente la valeur moyenne que nous pouvons attendre de cette variable, en prenant en compte toutes les valeurs possibles et leur probabilité. La variance de X , notée $V(X)$, mesure la dispersion ou l'écart entre les différentes valeurs d'une variable aléatoire par rapport à sa moyenne, indiquant ainsi à quel point les valeurs se répartissent autour de cette moyenne. Si on reprend le cas du dé à 6 faces, l'espérance est de 3.5, car on peut s'attendre à ce que l'on ait en moyenne une valeur de 3.5. La variance est la variabilité autour de cette valeur (ici environ 2.9) mais si le dé avait 20 faces, il y aurait plus de variabilité et la variance serait alors plus grande (espérance de 10.5 et variance de 33.25).

1. Coupled Model Intercomparison Project

Il existe alors trois modes principaux d'analyse de sensibilité : la *priorisation* des facteurs¹, la fixation des facteurs ou la cartographie des facteurs (figure II.28).

La *priorisation* et la fixation des facteurs sont souvent utilisées par paire, le principe étant d'identifier quels facteurs ont respectivement le plus et le moins d'impact sur la variabilité des résultats [SALTELLI et al., 2008]. Un facteur à fort impact est un facteur qui, une fois fixé à sa valeur réelle (c'est-à-dire s'il n'y avait aucune incertitude quant à sa valeur), conduirait à la plus grande réduction de la variabilité de la sortie. La figure II.28 (a) illustre ces deux modes : dans cet exemple, le facteur X_2 est celui qui contribue le plus à la variabilité de la sortie Y et devrait donc être priorisé par rapport aux autres facteurs ; au contraire, le facteur X_1 est celui qui contribue le moins à cette variabilité et pourrait donc être fixé. Les informations issues de la *priorisation* peuvent être cruciales pour améliorer le modèle, car ces facteurs peuvent devenir l'objet de futures campagnes de mesures ou d'expériences numériques afin de réduire l'incertitude du modèle. La fixation, de son côté, simplifie le modèle en figeant les facteurs ou processus ayant peu d'influence. Cela réduit la complexité du modèle et diminue la charge de calcul nécessaire pour les exécutions ultérieures du modèle, le traitement des résultats, ou d'autres analyses de sensibilité. Moins de facteurs incertains à prendre en compte signifie moins d'exécutions requises pour être représentatif de l'espace de paramètre vu que

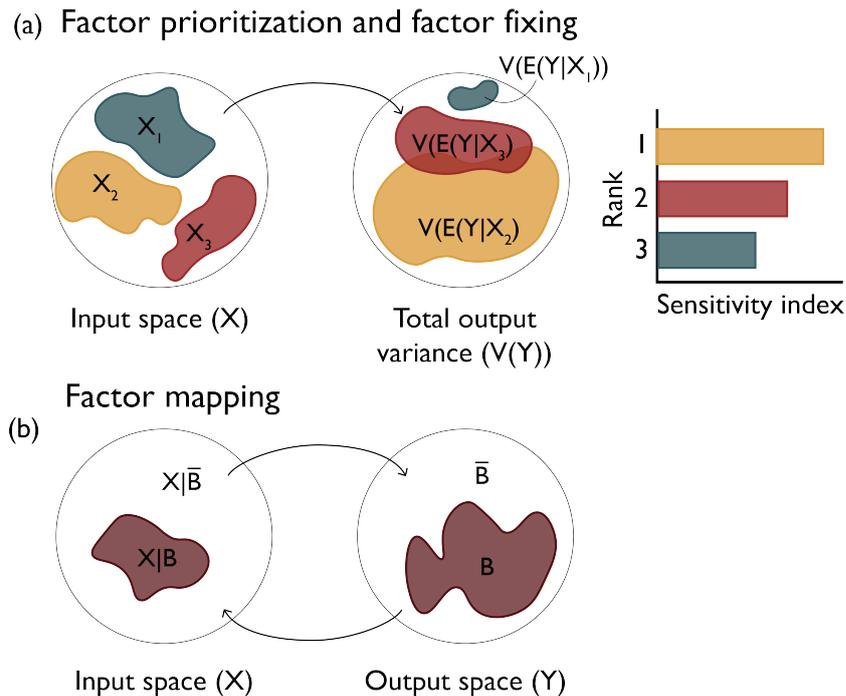


FIGURE II.28 – Illustration des trois grands modes de l'analyse de sensibilité : la *priorisation* des facteurs (*factor prioritization*), le fixage des facteurs (*factor fixing*) et la cartographie des facteurs (*factor mapping*). La figure (a) montre les effets de trois variables incertaines (X_1 , X_2 et X_3) sur la variance (voir Encadré II.4 pour la définition de variance) de la sortie du modèle Y , $V(E(Y|X_i))$ indiquant la variance de Y si le facteur X_i varie tandis que tous les autres facteurs sont fixes. Sur la figure (b), la région B de l'espace de sortie Y représente l'ensemble des résultats plausibles du modèle (e.g. les résultats observés), et la région \bar{B} représente l'ensemble des résultats invraisemblables (e.g. en dehors de l'incertitude des résultats observés), issus de l'ensemble de l'espace d'entrée X . Source : REED et al. [2022].

1. Ici, facteur fait référence à une des incertitudes du modèle, par exemple un des paramètres d'une paramétrisation.

ce dernier a été réduit d'une dimension¹. Il faut toutefois faire attention à cette fixation, en tenant compte de tous les effets qu'un facteur a , individuellement et en interaction avec d'autres facteurs, au risque d'oublier une influence importante (e.g. dans la figure II.28, il est possible que le reste de la variance de Y $V(Y)$ soit due à l'interaction de X_1 et X_2 ou de X_1 et X_3).

Pour mesurer la sensibilité de chaque sortie à un des facteurs incertains, un type de méthode est celui basé sur la variance (plus de détail dans REED et al. [2022] sur les autres méthodes d'analyse de sensibilité qui ne sont pas utilisées dans cette thèse). Cette méthode repose sur l'hypothèse selon laquelle les paramètres du modèle contribuent de manière variable à la variation des résultats. En décomposant la variance des résultats, nous pouvons comprendre comment le modèle réagit aux différents paramètres d'entrée [SOBOL, 2001]. La méthode de Sobol, l'une des plus populaires dans cette catégorie, est une méthode globale qui prend en compte les interactions complexes et non linéaires entre les facteurs du modèle lorsqu'elle calcule les indices de sensibilité. Cette méthode permet de calculer trois types d'indices de sensibilité qui fournissent différentes informations sur la manière dont le modèle réagit aux variations des paramètres. Les indices du premier ordre permettent de mesurer la part de la variance due à la seule modification d'un facteur X_i comme par exemple sur la figure II.28. Les indices de sensibilité d'ordres supérieurs (comme le deuxième, le troisième, etc.) permettent de mesurer la part de la variance due aux interactions avec les autres facteurs, par exemple quelle est la part due à la combinaison X_1 avec X_2 . Enfin, les sensibilités totales représentent l'influence totale d'un facteur et de ses interactions avec les autres sur la variance de la sortie.

Dans cette thèse, nous utiliserons exclusivement les indices de premier ordre [SOBOL, 2001] pour un facteur X_i :

$$S_i = \frac{\text{Var}(\text{E}[Y|X_i])}{\text{Var} Y} \quad (\text{II.1})$$

avec E l'espérance et Var la variance (voir Encadré II.4 pour les définitions d'espérance et de variance). Cet indice de sensibilité peut également être vu comme la proportion de la variance totale de Y qui sera réduite si l'incertitude du facteur X_i est éliminée [SALTELLI, 2002].

Enfin, la cartographie des facteurs permet d'identifier les valeurs des facteurs incertains qui entraînent des résultats du modèle situés dans une plage spécifique de l'espace de sortie [SALTELLI et al., 2008]. Dans le contexte de l'évaluation du modèle, il peut arriver que les résultats du modèle changent de manière inattendue par rapport aux processus représentés ou à d'autres observations. Dans de tels cas, la cartographie des facteurs est utilisée pour déterminer quels facteurs incertains du modèle sont responsables de ce comportement indésirable en filtrant les exécutions du modèle considérées comme non conformes. Les résultats issus des méthodes de cartographie des facteurs sont équivalents à ceux produits par la calibration, notion que nous explicitons dans la section suivante.

“Jugez le pari, pas le résultat.” Science 4 all.

1. L'espace étant moins grand, on peut soit parcourir plus finement l'espace des autres paramètres, soit lancer moins de simulations.

5. Validation et calibration

“cum hoc sed non propter hoc”

“Corrélation n’implique pas causalité”

La capacité des modèles en physique à fournir des résultats robustes¹ dépend de leur maturité. Les modèles scientifiques les plus performants sont ceux qui ont été développés et affinés au fil du temps, en s’appuyant sur des observations et des expériences rigoureuses, et qui ont été soumis à des tests approfondis pour valider leur précision et leur robustesse.

Nous en arrivons donc à la notion de validation, qui vient avec celle de calibration (voir l’Encadré I.4 sur la calibration et la validation). Nous commençons par la validation afin de vérifier si un modèle d’ensemble est capable de reproduire les données collectées. En effet, si aucun membre du modèle d’ensemble n’est capable de reproduire ces observations, il faudra s’intéresser à la raison derrière cette différence : cela peut venir de données biaisées, mais c’est plus souvent la conséquence d’un modèle trop confiant, c’est à dire qui a ignoré une source d’incertitude importante. Ce n’est qu’une fois le modèle capable de reproduire les observations qu’il est possible de chercher à le calibrer pour réduire ses incertitudes. Ces deux étapes sont essentielles dans le processus de modélisation et constituent le coeur de cette thèse, avec le chapitre V s’intéressant à la validation à très grande échelle des modèles de calottes polaires qui arrivent aujourd’hui à maturité, puis le chapitre VI se penchant sur la calibration de ce modèle de calotte polaire afin de réduire les incertitudes de ses prévisions.

5.1. Validation

Pour valider un modèle, il existe une multitude de possibilités, que ce soit par exemple le choix des données d’observations utilisées ou les métriques pour comparer le modèle aux observations². Comme lors de la construction d’un modèle, la question qui doit guider notre réflexion est : qu’est-ce que nous cherchons à reproduire ? Il en découle alors le choix de l’observation et de la métrique à utiliser, en faisant attention aux erreurs compensatoires. Cela peut alors entraîner le scientifique à expliquer une cause pour de mauvaises raisons. Par exemple, dans le contexte de l’élévation du niveau de la mer, supposons qu’une augmentation des submersions temporaires soit observée (voir figure I.11). Il pourrait initialement sembler que cela résulte de l’intensification des événements météorologiques. Cependant, sans une analyse appropriée, il pourrait s’avérer que cette augmentation soit plutôt due à une élévation continue du niveau de la mer. Cette confusion entre les facteurs peut conduire à des conclusions erronées sur les causes réelles de l’impact observé.

5.1.1. Quelles observations ?

Le choix des données d’observation pour valider les modèles revêt une importance cruciale. Il est essentiel que ces observations soient adaptées en termes de résolution spatiale et temporelle (voir correspondances dans la figure II.29). Par exemple, il serait inapproprié d’utiliser des données issues

1. La robustesse d’un modèle se réfère à sa capacité à maintenir des performances stables et précises face à des variations de données ou des conditions différentes de celles sur lesquelles il a été entraîné.

2. Ici le terme métrique fait référence à une mesure de la différence entre le modèle et l’observation.

d'expériences de laboratoire (g, h) pour évaluer la performance d'un modèle grande échelle (SSA¹ ou SIA²), comme illustré dans la figure II.29. De même, des données telles que le changement d'élévation de la mer (p), les carottes de glace (o) ou les données géologiques comme les moraines (n) sont moins pertinentes pour valider une loi de comportement matérielle (*constitutive law*)³, ainsi que pour tester une loi de friction (*friction law*).

En fin de compte, on pourrait se dire qu'il pourrait être intéressant d'opter pour des modèles spécifiques, comme ceux issus de l'apprentissage automatique, qui peuvent être ajustés selon la nature des données observées pour rechercher la correspondance optimale. Cependant, il est essentiel de ne pas oublier que l'utilisation de données provenant de différentes échelles, de la petite échelle (mécanique solide) à l'échelle intermédiaire (Stokes), contribue à renforcer la robustesse du modèle à l'échelle régionale (SSA/SIA). Le manque d'explicabilité d'où provient le résultat obtenu est ainsi une des critiques courantes adressées à l'apprentissage automatique [MILLER, 2019]. Cette utilisation des données des différentes échelles garantit alors que le modèle explique les données pour les raisons appropriées, sans introduire d'erreurs compensatoires. Par exemple, les variations du niveau moyen des océans sont influencées par de nombreux autres facteurs, tels que la fonte des glaciers ou la dilatation thermique de l'eau, ce qui pourrait entraîner des erreurs compensatoires : une perte de masse des glaciers trop faible pourrait être masquée par une dilatation trop importante. L'étude de SLANGEN et al. [2023] a alors montré que ce n'était pas le cas. En effet, les projections de la contribution de chaque composante effectuées dans le 5ème rapport du GIEC de 2013 [CHURCH et al., 2013] reproduisent fidèlement les observations collectées depuis [FOX-KEMPER et al., 2021], tout comme la somme de toutes les composantes reproduit l'élévation totale d'élévation du niveau des mers.

De plus, la puissance de l'apprentissage automatique réside aujourd'hui dans sa capacité à exploiter l'immense quantité de données disponibles. En négligeant les différentes échelles intermédiaires, on risquerait également de négliger un grand nombre de données potentielles. En réalité, ce n'est pas uniquement la quantité de données qui importe, mais plutôt le nombre de données indépendantes. Dans le cas d'un glacier, par exemple, si ce dernier se trouve en équilibre, plusieurs années de données de vitesse et d'élévation fourniraient essentiellement la même information, car il n'y aurait aucun changement significatif dans le glacier. C'est précisément ce qui fait la valeur des données provenant de différentes échelles : elles apportent toutes des informations indépendantes, renforçant ainsi la qualité du modèle. Les nouveaux développements, tels que l'apprentissage automatique, ont alors une plus-value à apporter lorsqu'il s'agit d'utiliser de nouvelles données et ainsi explorer des pistes complétant les connaissances déjà acquises. Prenons l'exemple de la glaciologie : dans les années 90, les premiers modèles ont été conçus pour reproduire les données disponibles à l'époque, telles que les carottes de glace [RITZ et al., 2001]. Cependant, lorsque des données satellitaires ont été introduites dans les années 2000, il est devenu évident que ces modèles paléo-climatiques ne parvenaient pas

1. SSA : *Shallow-Shelf Approximation*. Cette approximation suppose que la déformation de la glace est négligeable, comme si la glace glissait d'un seul bloc sur le socle rocheux. Pour plus de détail, le lecteur non-avisé peut se référer à la synthèse du chapitre III alors que le lecteur avisé peut aller voir la section III.1.2.2.

2. SIA : *Shallow-Ice Approximation*. Cette approximation suppose que la glace est "scotchée" au niveau du socle (vitesse nulle à l'interface), la glace se déplace alors seulement par déformation. Nous n'explorons pas cette approximation dans ce manuscrit mais le lecteur avisé peut se référer à BONAN [2013] pour plus de détail.

3. La loi de comportement est un outil permettant de décrire l'évolution de la viscosité de la glace en fonction d'autres paramètres, comme la température ou la vitesse dans le cas de la glace. Plus de détail pour le lecteur avisé dans la section 1.1.2.

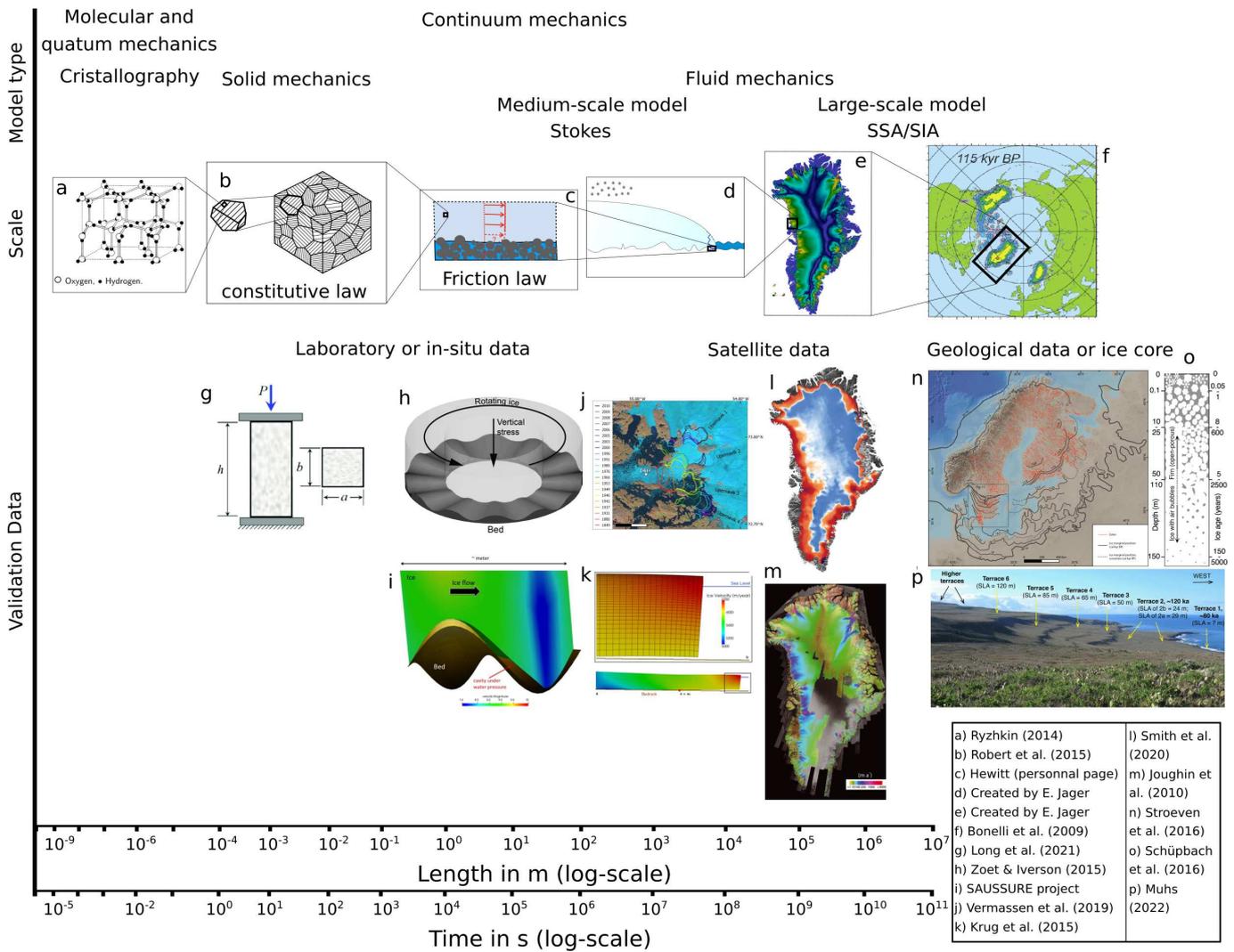


FIGURE II.29 – Exemple des différentes étapes possibles d’*upscaling* en glaciologie avec les différents modèles : à l’échelle moléculaire (*Molecular mechanics*), on retrouve les modèles quantiques (*quantum mechanics*) et la cristallographie (*Cristallography*, a) ; à l’échelle macroscopique, on peut utiliser les modèles de la mécanique des milieux continus (*Continuum mechanics*), soit les équations de base de la mécanique des solides déformables (*Solid mechanics*), celles de la mécanique des fluides (*Fluid mechanics*) avec les modèles moyenne échelle (*Medium-scale model* : Stokes) ou alors des approximations adaptées pour les modèles grande échelle (*Large-scale Model* : SSA¹/SIA²). La loi de comportement (*constitutive law*, b) permet de décrire le comportement macroscopique de la glace afin d’utiliser les lois de la mécanique des solides déformables (*Solid mechanics*) et est validée en utilisant des données expérimentale (g) regardant comment la glace se déforme lorsque une contrainte (ici pression par le haut) est appliquée. La loi de friction (*Friction law*, c) permet de décrire le comportement du contact entre le socle rocheux et la glace à grande échelle (plus de détail figure II.24) et est validée en reproduisant expérimentalement (h) ou numériquement (i) le contact entre la glace et le socle pour analyser l’évolution de la contrainte en fonction de la vitesse. La loi de vêlage (d) permet de décrire l’évolution du front et utilise des données d’observation de la position du front (j) ou un jumeau numérique (k). Enfin pour valider les modèles à grandes échelles (e,f), il est possible d’utiliser des données satellitaires comme les changements d’élévation (l) et de vitesse (m) ou des données géologiques comme les moraines (n), les carottes de glaces (o) ou les changements d’élévation du niveau des mers (p). Schéma inspiré de ZHANG et al. [2021].

à reproduire précisément les champs observés et leur variabilité spatiale. Par conséquent, il a été nécessaire de développer de nouveaux modèles, que nous nommons modèles “complexes” dans cette thèse, afin de mieux correspondre à ces nouvelles données.

Avec l'arrivée de données possédant une meilleure résolution temporelle et spatiale (voir 2.2), un nouveau terrain de jeu s'ouvre aux modélisateurs des calottes polaires. Dans ce cadre, un des buts de cette thèse sera alors de tester si les différentes lois de friction développées à l'aide d'expériences physiques (figure II.29.h) ou numériques (figure II.29.i) sont valides à grande échelle (figures II.29.e, II.29.l et II.29.m) lorsqu'on les confronte à ces nouvelles données. Nous nous intéresserons également dans un second temps aux potentielles erreurs compensatoires : est-ce qu'une bonne reproduction des changements de volume et de décharge (voir 2.3) ne pourrait pas venir de valeurs de vitesse sous-évaluées compensant des épaisseurs excessives (figure II.15) ?

5.1.2. Quelles métriques ?

Après avoir sélectionné les observations pertinentes que nous souhaitons reproduire, la seconde question qui se pose est : quels aspects de ces données souhaitons-nous reproduire ? Par exemple en hydrologie, un des objectifs est de reproduire avec précision les débits des rivières. Cependant, il se peut que le modèle ne parvienne pas à reproduire à la fois les débits maximaux lors des crues et les débits faibles pendant les périodes d'étiage¹. En fonction de notre intérêt, par exemple aux crues pour faire de la prévision d'inondation ou aux étiages pour informer les agriculteurs, nous devons utiliser des métriques différentes pour évaluer la capacité du modèle à reproduire ces conditions spécifiques. Pour la crue, la métrique devra évaluer le modèle sur sa capacité à reproduire un pic bref alors que pour l'étiage, il sera plutôt évalué sur sa capacité à reproduire de longues périodes. Une revue des différentes métriques existantes, avec leur forces et faiblesses ainsi que le cas auxquels ils peuvent s'appliquer a été réalisée en 2010 par un groupe de travail de l'organisation météorologique mondiale et est disponible ici : CAWCR². Nous présentons ici uniquement les métriques utilisées dans ces travaux de thèse, en présentant leur différences et leurs intérêts respectifs.

Lorsqu'il s'agit d'évaluer les performances des prévisions, différents attributs sont utilisés pour fournir un aperçu complet. L'exactitude (*accuracy*) mesure le degré de concordance entre les prévisions et les observations réelles, offrant ainsi un indicateur de qualité des prévisions. L'habileté (*skill*) compare la performance des prévisions à une référence, mettant en évidence l'amélioration de l'exactitude du modèle par rapport à une référence. Pour terminer, l'acuité (*sharpness*) évalue la minceur de la distribution de probabilité des prévisions et est en quelque sorte l'inverse de l'incertitude (*uncertainty*).

Par la suite, nous utilisons la notation Q pour désigner la grandeur physique que l'on cherche à reproduire avec le modèle. Q_m désigne la variable en sortie du modèle, son observation étant Q_o . Dans notre cas, cette variable peut être une vitesse de surface, une élévation de surface, une décharge de glace ou encore un changement de volume du glacier. Cette quantité va être observée n fois et la métrique permet alors de concaténer ces n observations en un chiffre facilement interprétable. Pour les changements de volume ou les décharges, les observations ont déjà été agrégées spatialement et elles ne dépendent que du temps, et n représente le nombre d'observations temporelles. Pour les

1. La crue est le maximum de débit que la rivière atteint, par exemple pendant ou après un épisode pluvieux. Au contraire, l'étiage est le minimum que le débit atteint, par exemple pendant de longues périodes de sécheresses.

2. <https://www.cawcr.gov.au/projects/verification/>

vitesses et les élévations de surface, les observations sont des champs à 2 dimensions et “n” sera donc la somme temporelle de toutes les observations spatiales disponibles à chaque pas de temps¹.

La première métrique utilisée dans la thèse est **le biais**, ou erreur moyenne :

$$bias_Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_m^i - Q_o^i) \quad (\text{II.2})$$

Le biais évalue la moyenne des erreurs du modèle par rapport aux n observations. C’est un concept simple et courant, qui permet de savoir dans quelle direction se trompe le modèle, par exemple si il sur-estime ou sous-estime la décharge de glace. Cependant, il ne quantifie pas l’amplitude des erreurs ni la correspondance entre les prévisions et les observations. En d’autres termes, il est possible d’obtenir un score parfait pour des prévisions erronées si des erreurs compensatoires se produisent (facteur de confusion).

D’autres métriques permettent d’éviter d’avoir de telles compensations, comme la **Mean Absolute Error (MAE)** ou la **Root Mean Square Error (RMSE)** :

$$MAE_Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_m^i - Q_o^i| \quad (\text{II.3})$$

$$RMSE_Q = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_m^i - Q_o^i)^2} \quad (\text{II.4})$$

Comme le biais, ces deux métriques sont également simples et assez courantes. Cependant, elles ne permettent pas d’indiquer la direction des écarts entre les prévisions et les observations. C’est la raison pour laquelle nous utilisons ces différentes métriques, car elles sont complémentaires. Par rapport à la MAE, la RMSE met davantage l’accent sur les erreurs importantes que sur les erreurs plus petites, ce qui peut être bénéfique si les erreurs importantes sont particulièrement indésirables. Dans le cas de la modélisation des vitesses, cette mesure est donc plus pertinente car elle va permettre de mettre l’accent sur les zones avec le plus d’impact sur la décharge de glace, et donc la perte de masse du glacier : les zones de hautes vitesses. En effet, c’est ici que les erreurs absolues sont les plus élevées étant donné que les valeurs sont plus élevées.

Toutes ces mesures sont particulièrement utiles pour évaluer des modèles déterministes ou pour comparer les membres d’un ensemble. Bien qu’elles diffèrent légèrement, elles mesurent toutes l’exactitude des membres. Pour un ensemble, elles peuvent aussi être utilisées pour évaluer l’exactitude de la moyenne des membres. En revanche, aucune ne permet de mesurer d’autres propriétés de l’ensemble, comme son acuité ou son habileté. Nous utilisons alors trois autres métriques pour évaluer des modèles ensemblistes, le **CRPS (Continuous Ranked Probability Score)**, la **STD (Standard Deviation)** ou déviation standard en français) et le *Skill* d’une métrique :

1. Par exemple si l’on a 2 observations la première année, 10 la seconde, 20 la troisième et 15 la quatrième, n sera égal à 47.

$$CRPS_Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_{\mathbb{R}} (F_m^i(Q) - F_o^i(Q))^2 dQ \quad (\text{II.5})$$

$$STD_Q = \sum_{j=1}^n \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n_s} (Q_m^j - \overline{Q_m})^2} \quad (\text{II.6})$$

$$Skill_{metric} = \frac{metric}{metric_{ref}} \quad (\text{II.7})$$

avec $F^i(Q)$ les fonctions de répartition (ou fonction de distribution cumulative) de l'ensemble et de l'observation, n_s le nombre de membre de l'ensemble, $\overline{Q_m}$ la moyenne de l'ensemble, $metric$ la valeur d'une des métriques présentée auparavant (*bias*, *MAE*, *RMSE*, *STD*, *CRPS*) et $metric_{ref}$ la valeur de la métrique pour un modèle de référence. Pour les observations si l'incertitude n'est pas connue (ou l'observation parfaite), on prendra en général $F_o^i(Q) = H(Q - Q_o)$ avec H la fonction de Heaviside et Q_o l'observation¹.

Le CRPS est une métrique largement utilisée en hydrologie [VELÁZQUEZ et al., 2009 ; TRINH et al., 2013 ; BAZILE et al., 2017] et en météorologie [STEIN & STOOP, 2022 ; GNEITING et al., 2005] pour évaluer les modèles ensemblistes. Il permet de mesurer à la fois l'exactitude et l'acuité de l'ensemble. La figure II.30 illustre comment ces deux caractéristiques de l'ensemble influencent la valeur du CRPS : sa capacité à capturer les observations (son exactitude) et l'étendue de sa distribution (son acuité). Un bon CRPS indique que l'ensemble est capable de reproduire les observations et leur dispersion. Un mauvais CRPS peut résulter d'une sur-confiance du modèle avec une dispersion trop faible par rapport à celle des observations (les observations vont alors toujours tombées à côté du maximum de la distribution, figure II.30 en bas), d'une sous-confiance avec une dispersion trop grande (les observations seront toujours proches du maximum et l'aire sera toujours grande), ou d'un modèle ou d'une observation présentant un biais (l'observation sera en moyenne toujours trop haute ou trop basse, entraînant une aire importante même si la distribution du modèle colle à celle de l'observation). C'est afin de pouvoir distinguer ces différents cas que d'autres métriques sont utilisées en complément, telles que la STD pour mesurer la dispersion du modèle, ainsi que le biais et la MAE pour évaluer la moyenne de l'ensemble. Lorsqu'il s'agit d'un modèle déterministe, le CRPS est équivalent à la MAE. En calculant ces deux quantités (le CRPS pour l'ensemble et la MAE pour la moyenne de l'ensemble), on peut également évaluer la valeur ajoutée du modèle ensembliste : si les deux métriques sont quasi-égales, cela indique que le modèle apporte peu d'informations supplémentaires, et compte tenu de ses exigences en termes de ressources, un simple modèle déterministe peut être alors suffisant.

Pour terminer, le Skill permet de comparer des modèles entre eux pour voir si le nouveau modèle est plus ou moins performant qu'une référence. Si le Skill est en dessous de 1, le nouveau modèle est plus performant, et le contraire si il est au-dessus de 1. Dans le cas où le Skill est associé au *bias*, une valeur négative indique que le biais a changé de signe, et le modèle est plus performant si la valeur absolue du Skill est inférieure à 1.

1. La fonction Heaviside vaut 0 pour $Q < Q_o$ et 1 pour $Q \geq Q_o$.

5.2. Calibration

La calibration, comme expliqué en détail dans l'Encadré I.4, constitue une étape cruciale dans la modélisation, visant à ajuster les paramètres du modèle afin qu'il puisse reproduire fidèlement les données observées ou générer des résultats plus cohérents avec ces observations¹. Le but est donc d'identifier précisément dans notre modèle ce qui est indépendant du temps, c'est à dire les paramètres, de tout ce qui varie au cours du temps, c'est à dire les variables dont l'ensemble forme l'état du système étudié. Cette démarche revêt une importance capitale dans la modélisation des calottes polaires, car de nombreuses grandeurs sont souvent difficiles d'accès et demeurent largement méconnues, voire totalement inconnues, comme la friction au niveau du socle, la viscosité de la glace ou l'élévation du socle. Ces grandeurs dépendent alors de paramètres physiques, indépendant du temps comme la rugosité du socle, la présence de sédiment ou l'élévation du socle rocheux, mais également de variables qui varient au cours du temps, comme la quantité d'eau au niveau du socle qui va modifier la friction.

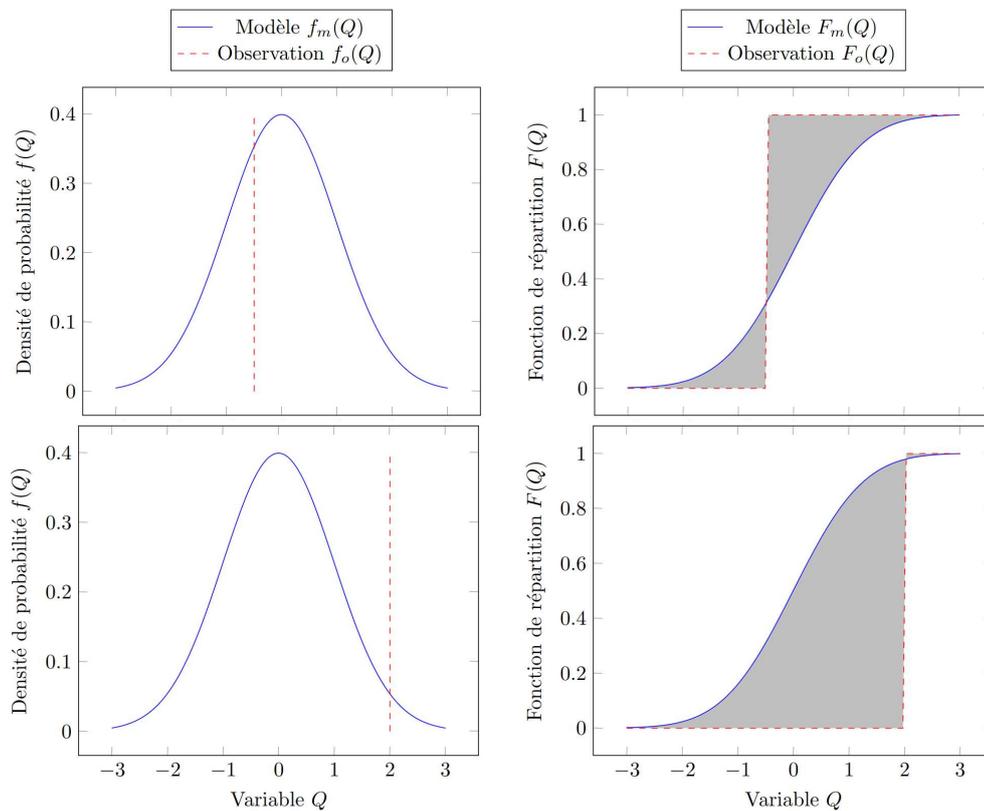


FIGURE II.30 – Illustration du calcul du CRPS pour deux observations (en haut et en bas). À gauche, la densité de probabilité de l'ensemble $f_m(Q)$ et la mesure de l'observation $f_o(Q)$. À droite, la fonction de répartition du modèle $F_m^i(Q)$ et de l'observation $F_o^i(Q)$. Le CRPS est ensuite calculé en mettant l'intégrale entre F_m et F_o , représentée par la zone grise, au carré et en faisant la moyenne de toutes ces valeurs. Cette moyenne des aires est alors minimale quand le modèle a une distribution similaire à celle des observations. Le CRPS n'a alors pas besoin de l'information sur l'incertitude des observations si la densité de probabilité de l'erreur d'observation ne varie pas, et peut alors être estimé à partir de l'ensemble des observations.

1. https://tfresource.org/topics/Model_calibration.html

Ce concept de calibration vient à la suite des concepts de quantification d'incertitude (partie 4) et de validation (partie 5.1) : une fois les incertitudes du modèle quantifiées et qu'il a été prouvé que ce modèle ensembliste est capable de reproduire les données d'observation, il est tentant d'essayer de réduire les incertitudes des sorties du modèle avec des observations. Il faut alors se questionner sur l'objet que nous souhaitons contraindre. Pour cela, les résultats de l'analyse de sensibilité (partie 4.2.3) fournissent une information capitale : quelle est la part d'incertitude due à chaque source d'incertitude. Cela fournit en quelque sorte le potentiel maximal de réduction en provenance de chaque source : si les résultats sont principalement influencés par le forçage ou les conditions initiales, et que les paramètres du modèle influencent seulement 5% de l'incertitude de la variable de sortie qui nous intéresse, la réduction de l'incertitude des paramètres du modèle aura un effet limité, car elle ne pourra réduire cette incertitude que de 5% au maximum. En revanche, si les paramètres du modèle ont une influence de 95%, une meilleure réduction de l'incertitude est attendue, car le potentiel de réduction est plus élevé.

Ainsi, selon la source d'incertitude à contraindre, la démarche sera légèrement différente, et différentes communautés scientifiques ont alors élaboré des solutions spécifiques à leur problème au fil des années, chacune avec ses propres cadres théoriques et hypothèses sous-jacentes. Par exemple, l'assimilation de donnée en météorologie va plutôt chercher à contraindre l'état initial car les simulations sont très sensibles à l'état initial de l'atmosphère (conditions de pressions, températures, etc.). En effet, de petits changements de température et de pression à l'état initial peuvent entraîner de grandes différences à la fin de la simulation à cause de la nature chaotique de l'atmosphère [LORENZ, 1963]. Dans notre cas, nous chercherons plutôt à réduire les incertitudes des paramètres du modèle que nous nommons calibration en opposition à l'assimilation de donnée qui cherche à reconstruire l'état du système le plus proche de la réalité, que ce soit l'état initial ou la trajectoire de cet état par le passé avec la réanalyse par exemple.

Encadré II.5: Que signifient les termes *a priori* et *a posteriori* ?

Une distribution *a priori* est la distribution à laquelle on peut s'attendre en se basant sur des données antérieures à l'expérience. La distribution *a posteriori* est quant à elle la nouvelle distribution en prenant en compte l'expérience qui vient d'être réalisée. Dans le cas du dé, on peut s'attendre à ce que la probabilité de chaque face soit égale à 1/6 avant l'expérience. Mais si l'on réalise 120 lancés et que l'on obtient 60 fois le nombre 6 et 12 fois chacune des autres faces, cela peut signifier que le dé est pipé. On a alors une nouvelle distribution des probabilités *a posteriori*, avec environ une chance sur deux de faire un 6 et environ une chance sur douze pour les autres possibilités.

À partir de là, deux possibilités s'offrent à vous pour réduire cette incertitude *a priori* de vos paramètres du modèle à l'aide de nouvelles informations¹, contribuant ainsi à diminuer l'incertitude *a posteriori* (voir Encadré II.5 pour des définitions des termes *a priori* et *a posteriori*). Si l'information concerne directement l'un des paramètres physiques de votre modèle (figure II.17), vous pouvez l'utiliser pour réduire l'incertitude de ce paramètre. Par exemple, si l'élévation du socle à un point sous la calotte était précédemment estimée entre -500 et -100 m et qu'une nouvelle observation de terrain montre que cette élévation est plutôt d'environ -400 m à plus ou moins 20 m, il est possible d'intégrer cette nouvelle information dans le modèle. Si l'information concerne plutôt une sortie du

1. Ces informations peuvent être des observations, mais également des résultats d'expériences numériques, d'études sociologiques, etc.

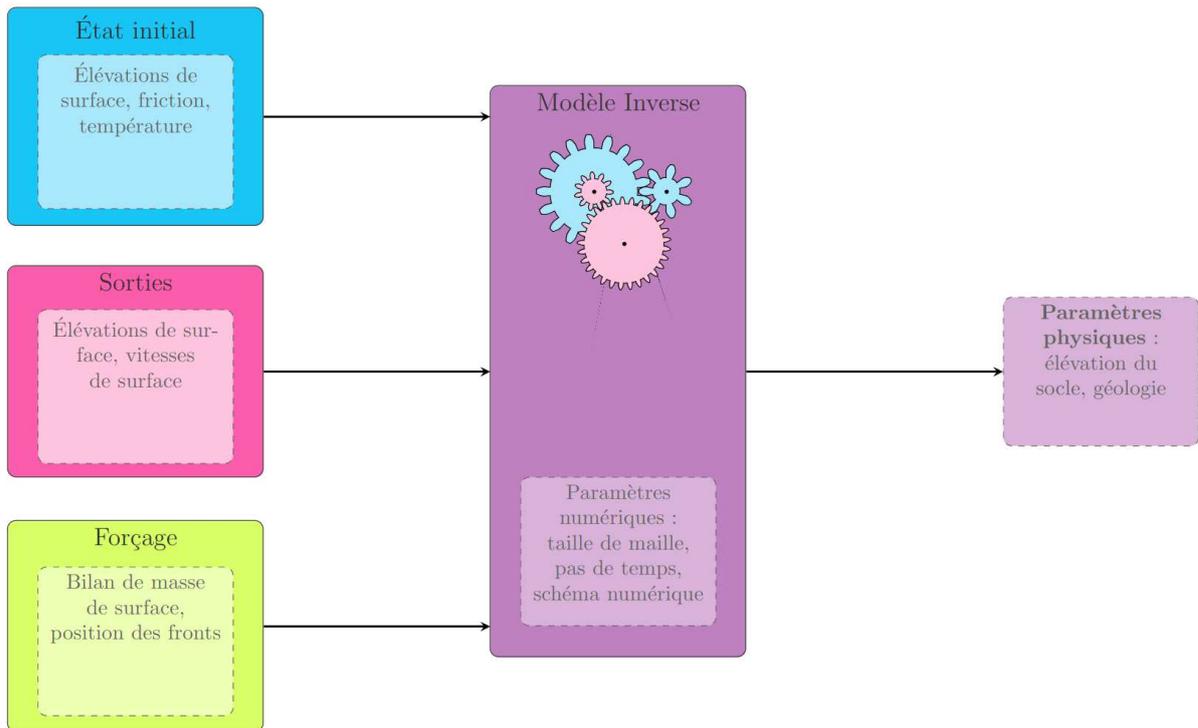


FIGURE II.31 – Schéma d'un modèle inverse appliquée à la glaciologie : À partir des sorties observées, de l'état initial et du forçage, on cherche à déterminer les paramètres physiques invariants en temps.

modèle, vous pouvez l'utiliser pour voir quelles combinaisons de votre modèle permettent d'obtenir cette sortie. Par exemple, si vous observez que la vitesse de votre glacier est de 1 km.a^{-1} , vous pouvez réduire les possibilités d'entrée de votre modèle : avec une vitesse aussi élevée, il est impossible que la friction¹ soit élevée et que la glace soit très visqueuse². Nous pouvons alors enlever cette combinaison de nos possibilités d'entrée, ce qui aura pour effet de réduire l'incertitude de nos sorties : les solutions seront plus proches de la valeur de 1 km.a^{-1} observée.

La calibration concerne ce second type de problème et cherche alors à répondre à cette problématique : comment utiliser des observations sur les variables de sortie du modèle pour réduire les incertitudes des paramètres du modèle. Le principe de la calibration est alors d'inverser le problème en cherchant à trouver quels sont les paramètres du modèle à partir des observations (figure II.31). Cette inversion du problème dépend alors fortement de la dimension du problème, c'est à dire de son nombre de paramètres. Lorsque le problème est de faible dimension, il est envisageable de procéder manuellement en ajustant les paramètres pour obtenir le meilleur résultat possible, en utilisant par exemple des méthodes de sélection basées sur des critères de performance comme les métriques précédemment définies (section II.5.1.2) ou à l'aide de l'expertise de l'oeil humain. En revanche, lorsque le problème est de grande dimension, impliquant un grand nombre de paramètres à calibrer, une approche manuelle devient rapidement ingérable. C'est également dans ce contexte que les méthodes

1. Rappel : la friction représente toutes les interactions complexes entre la glace et le socle rocheux, voir figure II.24. Une friction élevée agit comme un frein au mouvement du glacier alors qu'une friction faible oppose peu de résistance au mouvement du glacier.

2. Rappel : la viscosité est l'inverse de la fluidité. Une viscosité élevée entraîne plus de résistance à l'écoulement qu'une viscosité faible.

d'assimilation de données ont été largement développées pour offrir des cadres plus structurés et rationnels pour gérer cette complexité.

De plus, inverser un nombre important de paramètres n'est pas simple dans le cas de la plupart des modèles complexes à cause de l'équifinalité, qui est le fait que de nombreuses combinaisons de paramètres permettent d'obtenir une même solution. En termes mathématiques, cela signifie que le modèle n'est pas inversible. Ces problèmes sont ainsi qualifiés de "mal posés" selon le concept introduit par HADAMARD [1902], en opposition des problèmes dits bien posés qui consiste à avoir une solution existante, unique et stable. Nous allons maintenant examiner les deux principales approches de calibration existantes, à savoir l'approche variationnelle et l'approche bayésienne, qui permettent de contourner le problème d'équifinalité, puis nous discuterons de leurs avantages et limites respectives. Ces deux approches sont fortement inspirées d'autres techniques d'assimilation de données et le lecteur pourra se référer à BONAN [2013] pour une revue plus exhaustive.

5.2.1. Les approches variationnelles

L'idée fondamentale derrière les approches variationnelles est de minimiser une fonction coût qui quantifie l'écart entre les sorties d'un modèle et les observations disponibles. La minimisation de la fonction coût dans le cadre des approches variationnelles nécessite généralement la dérivation des modèles linéaires tangent et adjoint, ce qui peut être un processus complexe, en particulier pour les modèles qui impliquent des équations non linéaires¹. La figure II.32 illustre le principe d'un algorithme cherchant à minimiser cette fameuse fonction coût en glaciologie. Dans un premier temps les sorties du modèle sont obtenues à partir de paramètres numériques, d'un état initial et d'un forçage ainsi que d'une estimation des paramètres physiques incertains, que nous nommons *a priori*. Ces sorties sont alors comparées aux observations à l'aide de la fonction coût qui mesure la différence entre les deux. Si la différence n'est pas assez petite, les paramètres du modèle sont corrigés à l'aide du gradient². Le processus est alors recommencé avec les nouveaux paramètres du modèle jusqu'à ce que la fonction coût soit assez petite (test d'arrêt). Les paramètres physiques optimaux sont alors les paramètres de cette dernière itération.

Cependant, de nombreuses solutions optimales peuvent être obtenues et permettre de reproduire les observations, faisant tomber ces méthodes dans le problème de l'équifinalité. Afin de contourner cette issue, il est alors commun de prendre en compte d'autres informations importantes à l'aide des termes de "régularisation". Cela peut par exemple être un terme qui mesure l'écart avec une estimation *a priori* de l'ensemble des paramètres, ou encore l'ajout d'un terme de contrainte qui va par exemple privilégier les solutions lisses³. L'ensemble de paramètres optimaux est alors un compromis entre l'information contenue dans les données d'observations, à travers la fonction coût, et les autres informations *a priori*, à travers ces termes de régularisation.

1. Note au lecteur avisé : c'est le cas en glaciologie à cause de la viscosité qui dépend de la vitesse. Pour contourner ce problème, il est commun de supposer la viscosité linéaire (plus de détail dans 4.2.1.4 de MOSBEUX [2016]).

2. Le gradient est la mesure de la pente : lorsque cette dernière est faible, le gradient est faible, et au contraire lorsque elle est forte, le gradient est fort. Ce gradient sera positif si l'on remonte la pente et négatif si l'on descend. En prenant à chaque fois le gradient négatif maximum, on ira vers un "trou", qui sera le minimum de la fonction coût (valeur optimale).

3. Il y a souvent du bruit dans les données, et sans ce type de contrainte, il y a un risque que cela se transmette à la solution optimale de paramètres, qui seront alors également bruités.

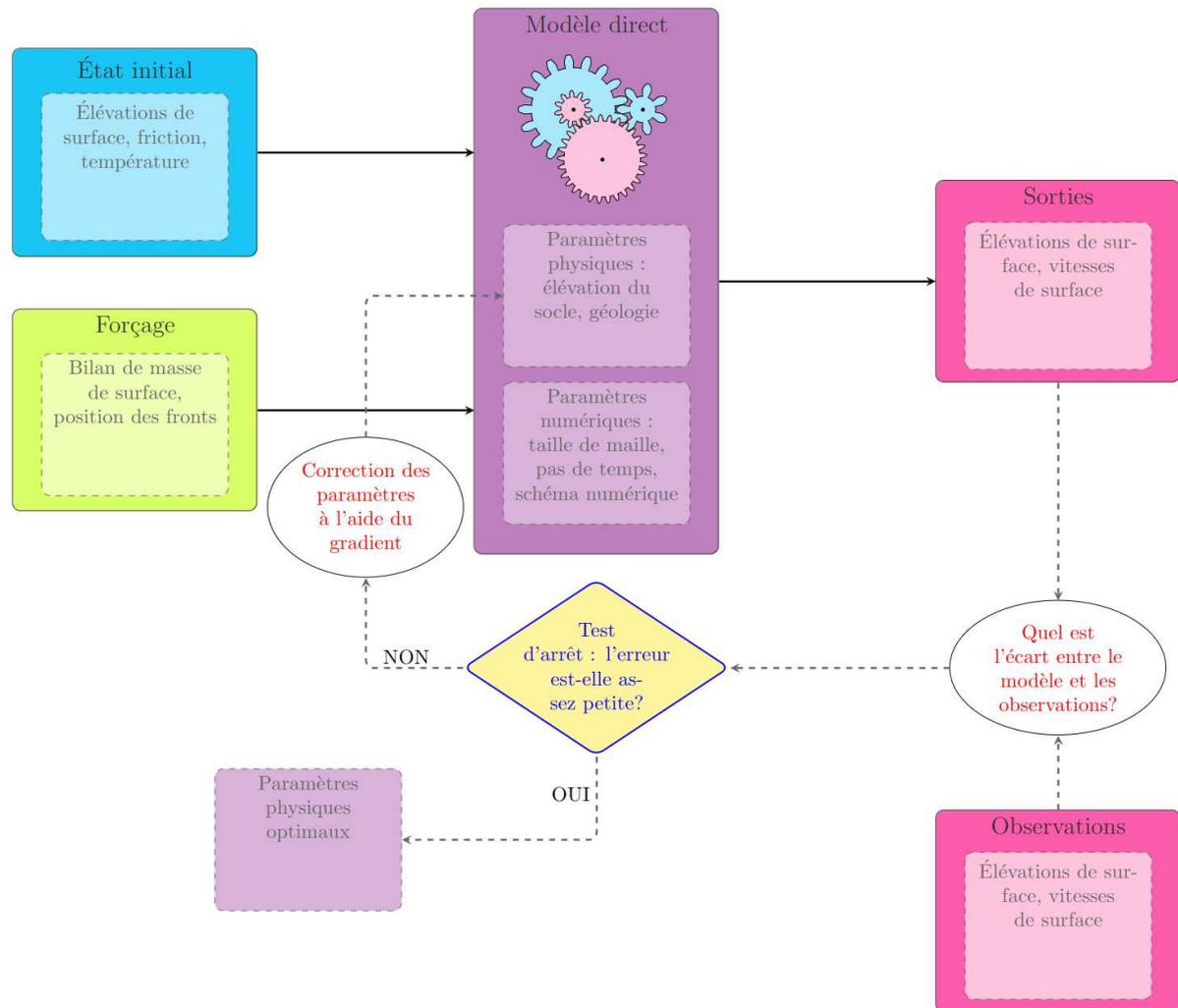


FIGURE II.32 – Schéma du principe de la méthode inverse en glaciologie. Graphique inspiré de NODET M.³

Parmi ces approches variationnelles, on retrouve principalement deux méthodes : celle du 3D-Var¹, qui va s'attaquer aux problèmes dépendants des 3 dimensions spatiales mais indépendants du temps, et celle du 4D-Var², qui s'attaque elle aux problèmes dépendants de l'espace ainsi que du temps.

En glaciologie, le 3D-Var est devenu une méthode courante pour initialiser les paramètres avec des équations indépendantes du temps comme celle que j'utilise pour initialiser les paramètres malconnus de la loi de friction (voir section III.3.2.2) ou celle pour reconstruire l'élévation du socle qui utilise la méthode de conservation de la masse (voir section III.3.2.1 ou MORLIGHEM et al., 2014). De son côté, le 4D-Var est encore peu développé en glaciologie, même si quelques exemples existent [LAROUR et al., 2014 ; GOLDBERG et al., 2015 ; GOLDBERG et al., 2019]. Cependant, avec l'arrivée des nouveaux jeux de données satellitaires, et notamment les séries temporelles que ces derniers offrent, cette méthode 4D-Var a de beaux jours devant elle, notamment pour aider à résoudre les problèmes

1. Pour 3 Dimensional VARIational assimilation et introduite par SASAKI [1955].

2. Pour 4 Dimensional VARIational assimilation et adaptée du 3D-Var par DIMET [1980].

3. Le graphique originel est disponible sur le site suivant, que je conseille au lecteur pour aller plus loin dans la compréhension des méthodes inverses en glaciologie : <https://interstices.info/des-outils-mathematiques-pour-prevoir-la-fonte-des-calottes-polaires/>

d'équifinalité¹ que nous rencontrons en glaciologie, en particulier en ce qui concerne la friction et la rhéologie de la glace.

5.2.2. Les approches bayésiennes

Dans le contexte de la calibration, une approche bayésienne² consiste à utiliser la formule de Bayes pour mettre à jour nos croyances sur les paramètres du modèle en fonction des nouvelles observations que nous obtenons. Concrètement, cette calibration cherche à donner une probabilité plus élevée aux paramètres du modèle selon leur capacité à reproduire des observations collectées en suivant les étapes suivantes :

- i. Probabilités *a priori* des paramètres du modèle ensembliste $P(\mathbf{M})$: avant d'obtenir de nouvelles données, il existe des croyances initiales sur les valeurs possibles des paramètres du modèle, exprimées par ces probabilités *a priori*.
- ii. Obtention de nouvelles données \mathcal{B} : de nouvelles données provenant d'observations réelles ou expérimentales sont recueillies afin d'affiner les connaissances sur les paramètres du modèle.
- iii. Calcul de la vraisemblance $P(\mathcal{B}|\mathbf{M})$: ce terme permet d'évaluer à quel point les nouvelles données sont cohérentes avec différentes valeurs possibles des paramètres du modèle. Cela se fait en calculant la vraisemblance, c'est-à-dire la probabilité d'observer les données étant données les valeurs de paramètres du modèle.
- iv. Calcul de la probabilité *a posteriori* $P(\mathbf{M}_p|\mathcal{B})$ (plus de détail sur *a priori* et *a posteriori* dans l'Encadré II.5) : en utilisant la formule de Bayes (Éq. II.8), les probabilités *a priori* des paramètres sont combinées avec la vraisemblance des données pour obtenir la probabilité *a posteriori* des paramètres. Cela représente les croyances *a posteriori*, c'est à dire les valeurs possibles des paramètres actualisées en tenant compte des nouvelles informations, ici les données.
- v. Répétition du processus : si de nouvelles données ou informations sont disponibles, le processus peut être répété pour affiner davantage nos croyances et améliorer notre connaissances des paramètres du modèle.

La formule de Bayes est alors définie telle que :

$$P(\mathbf{M}|\mathcal{B}) = \frac{P(\mathcal{B}|\mathbf{M}) \cdot P(\mathbf{M})}{P(\mathcal{B})} \quad (\text{II.8})$$

En pratique, résoudre cette équation nécessite une méthode d'échantillonnage, comme pour l'analyse de sensibilité présentée auparavant (section II.4.2). À partir d'un modèle ensembliste, il est alors possible de s'inspirer de la méthode des filtres particuliers³ introduite par GORDON et al. [1993] pour réaliser cette "calibration bayésienne" (d'autres méthodes sont présentées dans BONAN [2013]).

1. Rappel : comme expliqué à la figure I.20, l'équifinalité est le fait que de nombreuses combinaisons de paramètres du modèle permettent de reproduire les données observées, nommé sur la figure "problèmes identifiables" (*Identifiability problems*).

2. Conseil vidéo au lecteur : Pour en apprendre plus sur le bayésianisme, je conseille vivement cette série de vidéo de Science for all : <https://youtube.com/playlist?list=PLtzmb84AoqRQkc4f38dueiPf8YUegsg8n>.

3. Note au lecteur avisé : une revue datant de 2009 des différentes utilisations du filtre est faite par LEEUWEN [2009]

Le principe est d’approximer la probabilité du modèle avec un ensemble de particules¹, ce qui a donné le nom à cette méthode. Des poids plus importants sont alors donnés aux particules qui reproduisent bien les données².

En glaciologie, ce type de méthode a par exemple été utilisé dans RITZ et al. [2015] et est devenu assez courant depuis. Une revue exhaustive est notamment disponible dans le supplément de ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022]. Le but est alors de raffiner les projections futures d’élévation du niveau des mers en donnant des poids plus importants aux simulations qui reproduisent mieux les observations collectées dans le passé (changement de masse, vitesse, etc.). Ces poids permettent ainsi de sélectionner les jeux de paramètres incertains les plus “fiabiles” et dans lesquels on a plus confiance pour le futur. Nous aborderons plus en détail ces questions dans le chapitre VI.

5.2.3. Avantages et limites de chaque approche

La principale limite de l’approche variationnelle est le manque de prise en compte de l’incertitude du jeu de paramètres optimal alors que l’approche bayésienne offre une information très complète de cette incertitude avec la distribution de probabilité complète des différents jeux de paramètres et par conséquent des sorties du modèle. Cependant, l’approche bayésienne n’est pas forcément la panacée car sa distribution de probabilité peut être perdue lorsque le nombre d’observation est très important. En effet, dans ce cas, un nombre limité de particules survivent, au sens où toutes les autres ont des poids négligeables. En apprentissage machine, cette limite est souvent appelée *overfitting* (sur-interprétation des données en français). Cette limite est particulièrement problématique lorsque les enjeux d’incertitude sont stratégiques comme pour l’élévation du niveau des mers (voir Encadré I.2 sur l’incertitude). Pour l’approche variationnelle, un des moyens de contourner le manque de prise en compte de l’incertitude est d’adopter une technique hybride en la combinant avec une approche ensembliste (section II.4.2) : dans un premier temps une identification des sources d’incertitude de la méthode variationnelle et du modèle, pour dans un deuxième temps les mettre sous forme de loi de probabilité pour enfin créer un ensemble de jeux de paramètres optimaux avec une méthode variationnelle (voir section III.3.2.2 Friction). Le modèle ensembliste obtenu permet alors d’obtenir une distribution complète des sorties, notamment la contribution à l’élévation du niveau des mers. Pour les approches bayésiennes, il est nécessaire de réduire le nombre d’informations contenues dans les observations pour limiter cette sur-interprétation. Cette réduction peut s’effectuer de plusieurs manières, par exemple en réduisant l’information apportée par une nouvelle observation lorsque celle-ci présente une forte corrélation avec une observation antérieure, signifiant ainsi qu’elles sont presque identiques (prise en compte des corrélations spatiales et temporelles). Une autre approche consiste à utiliser une métrique globale qui condense un ensemble d’informations, telles que les variations spatiales et temporelles de la vitesse, en une seule valeur numérique.

D’un autre côté, la principale limite de l’approche bayésienne et de son échantillonnage que l’approche variationnelle n’a pas est sa mise en pratique pour des problèmes à très grande dimension.

1. Une particule est un membre/simulation du modèle ensembliste. Plus de détail sur les modèles ensemblistes section II.4.2. Au lecteur avisé : chaque particule est notée \mathbf{M}_i et la probabilité du modèle devient : $P(\mathbf{M}) \approx \sum_{i=1}^{n_m} \delta(\mathbf{M} - \mathbf{M}_i)$ (avec δ la fonction de Dirac).

2. Note au lecteur avisé : chaque poids w_i est le rapport entre la vraisemblance d’avoir les données observées \mathcal{B} étant donné qu’on a la particule \mathbf{M}_i et la probabilité d’avoir l’observation : $w_i = \frac{P(\mathcal{B}|\mathbf{M}_i)}{P(\mathcal{B})}$. La distribution *a posteriori* ($P(\mathbf{M}_i|\mathcal{B})$) est alors obtenue avec la formule de Bayes à partir de ces poids w_i et de la probabilité *a priori* du modèle $P(\mathbf{M})$: $P(\mathbf{M}_i|\mathcal{B}) \approx \sum_{i=1}^{n_m} w_i \cdot \delta(\mathbf{M} - \mathbf{M}_i)$. Pour plus de détail, voir BONAN [2013].

En effet, à mesure que le nombre de paramètres augmente, le nombre d'échantillons requis pour rester représentatif de chaque paramètre croît également. À un certain point, le coût en ressources numériques devient trop élevé, ce dernier étant proportionnel au nombre d'échantillons. Par exemple dans le cas d'un modèle en glaciologie, la calibration de l'élévation du socle ou de la friction est un problème à très grande dimension car ces grandeurs ne sont pas constantes spatialement et un paramètre est nécessaire pour chaque maille. Le nombre de paramètres peut alors être de plusieurs millions. À cause de sa gourmandise en ressources numériques, les approches sont applicables à des problèmes de petite taille, avec un nombre de paramètres inférieur à 10 [BONAN, 2013]. Au contraire, les approches variationnelles ont été développées pour gérer ces problèmes de grande dimension de plusieurs millions de paramètres. Afin de contourner cette limite, les approches bayésiennes sont alors obligées de simplifier le problème et de se limiter à un nombre limité de paramètres. Par exemple pour la friction, cela peut d'être d'ajuster seulement quelques paramètres d'une paramétrisation faisant dépendre la friction de l'élévation du socle comme ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022], plutôt que calibrer un paramètre de friction pour chaque maille¹.

1. La friction varie alors spatialement grâce aux changements d'élévation

Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons d'abord abordé le concept de **bilan de masse** pour **les glaciers et les calottes**. Ce bilan reflète la différence entre l'accumulation, l'ablation et la décharge de glace et peut être traduit en contribution à l'élévation du niveau des mers : un glacier qui perd de la masse ajoute de l'eau et fait monter le niveau des mers. Nous avons souligné que ce bilan est influencé non seulement par des **facteurs extérieurs** tels que l'océan et l'atmosphère qui dépendent notamment des futures émissions de gaz à effet de serre (plus d'émission entraîne plus de fonte), mais aussi par **l'écoulement du glacier** (géométrie, paramètres internes et conditions à la limite).

Nous avons ensuite décrit les différentes **observations** à la disposition des glaciologues pour étudier le comportement des calottes polaires. Nous avons alors vu qu'il existait des **données ponctuelles** comme les relevés de terrain, des **données spatialisées** comme les vitesses obtenues par satellite ou encore des **données globales** comme le changement de masse totale du glacier. Dans cette thèse, nous utiliserons principalement des données spatialisées de vitesse et d'élévation de surface ainsi que des données globales de décharge de glace et de changement de masse.

Ensuite, nous avons exploré les principes d'un **modèle numérique**, qui est conçu pour comprendre un système complexe et son évolution. Ce modèle résout un ensemble d'**équations mathématiques** via des calculs informatiques, où les équations reflètent les interactions physiques du système et dépendent de **variables (état)** qui changent au cours du temps, telle que la quantité d'eau au niveau du socle glaciaire, et de **paramètres physiques** qui sont constants aux échelles de temps que nous étudions, comme la rugosité du socle rocheux. La traduction des équations en **calcul informatique** nécessite des paramètres numériques, tels que la discrétisation de l'espace et du temps. Il requiert alors deux entrées : **l'état initial** du système, décrivant l'état du début de la simulation, et les **forçages externes**, qui représentent les interactions avec l'environnement extérieur.

Par ailleurs, nous avons souligné l'importance de **quantifier l'incertitude du modèle**, émanant de l'état initial, des forçages, des paramètres physiques et numériques. Afin de représenter l'incertitude totale en sortie du modèle, nous parcourons les différentes possibilités et lançons une simulation par possibilité. Dans cette thèse, cela permettra de fournir l'évolution de la calotte et sa contribution à l'élévation du niveau des mers, ainsi que l'incertitude de ces sorties de modèle. **L'analyse de sensibilité** nous aidera ensuite à déterminer quelles sources d'incertitude sont les plus influentes, afin de déterminer quelles sources nécessitent le plus d'observation pour réduire l'incertitude des sorties du modèle.

Enfin, nous avons abordé les concepts de validation et calibration pour améliorer la **qualité de prévision des modèles**. La **validation** nécessite une formulation précise des besoins de la question à laquelle nous nous intéressons, afin de sélectionner les observations à utiliser et les métriques pour évaluer la performance du modèle. Nous avons ensuite détaillé les principes de la **calibration**, qui cherche à trouver les paramètres physiques du modèle permettant de réduire l'écart entre les simulations et les observations et abordé deux grandes approches : l'approche variationnelle qui vise à optimiser les paramètres du modèle pour qu'il reproduise les données d'observation disponibles alors que l'approche bayésienne permet d'accorder plus de poids aux simulations proches des observations.

Deuxième partie

ÉTAT DE L'ART

Modélisation des calottes polaires

Maintenant que nous avons abordé les principales notions clés de ce manuscrit, nous pouvons rentrer en profondeur dans le vif du sujet et décrire précisément les principales caractéristiques des modèles de calotte polaire : **le modèle physique, le modèle numérique, l'état initial et les forçages**. Le but de ce chapitre est de faire un état de l'art de ces différents aspects afin d'exposer les différents choix de modélisation possibles et les incertitudes qui peuvent en résulter, tout en sachant qu'il est impossible de faire découvrir au lecteur l'entièreté des possibilités de chaque composante.¹

Nous organisons alors ce chapitre en cinq sections distinctes, les quatre premières se penchant sur un aspect clé de la modélisation des calottes polaires et la dernière plutôt de l'ordre de la discussion en prenant comme support l'**exercice d'intercomparaison ISMIP6**². Tout d'abord, nous explorerons les différents choix du modèle physique, en mettant en évidence les différentes équations mathématiques utilisées pour décrire une calotte polaire : des équations pour calculer son champ de vitesse et une équation pour décrire l'évolution de la géométrie du glacier. Cette section nous permettra de faire ressortir les principales approximations utilisées en glaciologie pour calculer le champ de vitesse ainsi que deux paramétrisations importantes : celle du comportement de la glace, qui permet de décrire l'évolution de sa viscosité, et celle de la friction. Ensuite, nous nous pencherons sur les principales caractéristiques du modèle numérique utilisé dans cette thèse, Elmer/Ice. Nous présenterons alors les diverses options pour l'initialisation des modèles, qui consiste à définir l'état physique initial de la calotte polaire ainsi que les valeurs des paramètres du modèle selon la définition de GOELZER et al. [2018]. Par la suite, nous examinerons les diverses possibilités de forçage utilisées, que cela soit pour le forçage atmosphérique ou le forçage océanique. Enfin, dans la dernière section de ce chapitre, nous entamerons une discussion approfondie de ces différents aspects en prenant comme exemple le projet ISMIP6. Tout d'abord, nous ferons un bref historique des modèles de calotte et ensuite nous présenterons les choix faits par ISMIP6 concernant sa feuille de route, la quantification d'incertitude qui en résulte pour finir avec les voies d'amélioration et les apports de cette thèse aux différentes questions soulevées.

1. Évidemment, étant donné que j'ai réalisé trois ans de thèse sur la modélisation des calottes polaires, un certain biais est présent avec plus de détail sur le modèle physique que sur le reste, mais cela ne doit pas faire oublier que les autres choix sont tout aussi importants.

2. Ice Sheet Model Intercomparison Project for CMIP6

Notations

Objets mathématiques

Les variables scalaires sont écrites sans artifices A , les matrices sont symbolisées par $\underline{\underline{A}}$, et les vecteurs par \underline{A} . Les composantes d'un vecteur ou d'une matrice sont notées x_i pour les composantes d'un vecteur \underline{X} , et notées a_{ij} pour celles d'une matrice $\underline{\underline{A}}$.

\underline{e}_x , \underline{e}_y et \underline{e}_z sont les trois vecteurs unitaires dans les directions des axes x , y et z dans un système de coordonnées cartésiennes et \underline{x} est le vecteur position. t symbolise le temps. Dans le tableau III sont définis l'ensemble des objets mathématiques utilisés dans cette thèse

	Variable	Description
Opérations vectorielles		
	\cdot	Produit scalaire euclidien.
	$\ \cdot\ $	Norme euclidienne.
	$\cdot \wedge \cdot$	Produit vectoriel.
	$\underline{\underline{I}}$	Matrice identité.
	$\underline{\underline{A}}^T$	Transposée de la matrice $\underline{\underline{A}}$.
	$tr(\underline{\underline{A}})$	Trace de la matrice $\underline{\underline{A}}$.
	I_{A_2}	Deuxième invariant d'une matrice $\underline{\underline{A}}$.
Opérations fonctionnelles		
	$\frac{\partial f}{\partial t}, \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$	Dérivée partielle de f par rapport à t, x, y et z .
	∇f	Gradient de la fonction scalaire f .
	$\nabla \cdot \underline{v}$	Divergence du vecteur \underline{v} .
	$\nabla \cdot \underline{\underline{\sigma}}$	Divergence du tenseur $\underline{\underline{\sigma}}$.
	$\Delta \underline{v}$	Laplacien du vecteur \underline{v} .
Séries et intégration		
	$\sum_{i=1}^n x_i$	Somme des éléments x_i de x_1 à x_n .
	$\prod_{i=1}^n x_i$	Produit des éléments x_i de x_1 à x_n .
	$\int_{\Sigma} f(x, y) dx dy$	Intégrale de f sur la surface Σ .

Objets physiques

Ci-dessous, nous définissons un ensemble de notations qui seront utilisées par la suite. Les principales grandeurs sont résumées sur la figure III.1.

Afin de bien cerner les processus caractéristiques ayant la plus grande influence sur la modélisation des calottes polaires, nous présentons ici quelques variables et grandeurs caractéristiques des glaciers émissaires côtiers [GREVE, 2019] :

- vitesse horizontale des calottes polaires : $[U] = 1000 \text{ m.a}^{-1}$
- vitesse verticale des calottes polaires : $[W] = 0.1 \text{ m.a}^{-1}$
- longueur caractéristique : $[L] = 10 \text{ km}$
- épaisseur caractéristique : $[H] = 1 \text{ km}$
- temps caractéristique : $[t] = [L]/[U] = 10 \text{ a}$
- masse volumique de la glace : $\rho = 910 \text{ kg.m}^{-3}$
- accélération due à la gravité : $g = 9.8 \text{ m.s}^{-2}$
- pression de glace caractéristique : $[P] = \rho g[H] \approx 10 \text{ MPa}$
- viscosité dynamique : $\eta = 10^{14} \text{ Pa.s}$
- pente caractéristique : $[\alpha] = 1 \text{ \%}$
- contraintes de cisaillement à la base : $[t_{xz}] = [t_{yz}] = \rho g[H] \sin(\alpha) \leq 100 \text{ kPa}$

De plus, lorsque nous comparons des ordres de grandeurs ou que nous calculons des nombres adimensionnels, nous simplifions les dérivées temporelles et spatiales. Par exemple, si nous avons une dérivée ou un gradient en espace de f par rapport à x par exemple, nous simplifierons la notation $\frac{\partial f}{\partial x}$ en $\frac{[f]}{[L]}$ avec $[f]$ la grandeur caractéristique de f et $[L]$ une longueur caractéristique. Pareil avec des dérivées en temps, avec $[t]$ un temps caractéristique.

L'ensemble de ces calculs d'ordre de grandeur utilise des notes de bas de page alphabétique, pour les distinguer des autres notes. Cela permet au lecteur qui le souhaite de vérifier ces calculs d'ordre de grandeur.

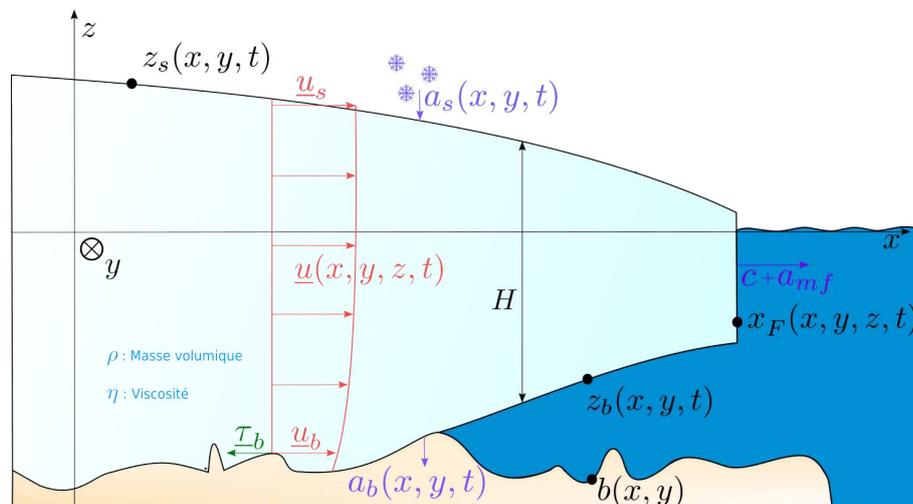


FIGURE III.1 – Schéma d'un glacier avec l'ensemble des principales notations utilisées.

	Variable	Description (Unité)
Géométrie du glacier		
	z_b	Coordonnée z de la surface inférieure du glacier (m).
	z_s	Coordonnée z de la surface supérieure du glacier (m).
	H	Épaisseur du glacier (m).
	\underline{n}	Vecteur normal à la surface (m).
	\underline{x}_F	Coordonnées latérale x, y de la position du front (m).
	\underline{n}_l	Vecteur normal à la surface latérale (m).
Conservation de la quantité de mouvement		
	\underline{u}	Vecteur de vitesse de la glace (m.s^{-1}).
	u_x, u_y, u_z	Composantes du vecteur vitesse (m.s^{-1}).
	\underline{u}_s	Vecteur vitesse de surface (m.s^{-1}).
	$u_{x,s}, u_{y,s}, u_{z,s}$	Composantes du vecteur vitesse de surface (m.s^{-1}).
	\underline{u}_b	Vecteur vitesse basal (m.s^{-1}).
	$u_{x,b}, u_{y,b}, u_{z,b}$	Composantes du vecteur vitesse basal (m.s^{-1}).
	$\frac{D}{Dt}$	Dérivée particulaire (s^{-1}).
	p	Pression de la glace (Pa).
	N	Pression effective (Pa).
	\underline{g}	Accélération due à la gravité (m.s^{-2}).
	g	Norme de l'accélération due à la gravité (m.s^{-2}).
	$\underline{\dot{\epsilon}}$	Tenseur des taux de déformation (s^{-1}).
	$\underline{\sigma}$	Tenseur des contraintes de Cauchy (Pa).
	$\underline{\tau}$	Tenseur des contraintes déviatoriques (Pa).
	d_e	Second invariant de $\underline{\dot{\epsilon}}$ (s^{-1}).
	$\underline{\tau}_b$	Vecteur de contrainte de cisaillement basale (Pa).
	β	Coefficient de friction (dépendant de la loi de friction).
	m	Exposant de u dans la loi de friction (sans unité).
	q	Exposant de N dans la loi de friction (sans unité).
	C	Borne d'Iken (sans unité).
	A_s	Paramètre de friction ($\text{Pa}^{-m} \cdot \text{m.s}^{-1}$).
	u_0	Vitesse de transition de la loi de friction (m.s^{-1}).
	h_{af}	Hauteur au-dessus de la flottaison (m).
	$\underline{\tau}_l$	Vecteur de contrainte de cisaillement latérale (Pa).

	Variable	Description (Unité)
Conservation de la masse		
	a_s	Bilan de masse de surface (m.s^{-1}).
	a_b	Bilan de masse basal (m.s^{-1}).
	a_{mf}	Bilan de masse frontal (m.s^{-1}).
	c	Taux de vèlage (m.s^{-1}).
Propriétés matérielles		
	ρ	Densité de la glace (kg.m^{-3}).
	ρ_w	Densité de l'eau (kg.m^{-3}).
	η	Viscosité dynamique de la glace (Pa.s).
	η_w	Viscosité dynamique de l'eau (Pa.s).
	n	Exposant de la loi de Glen (sans unité).
	A	Fluidité de la glace selon la loi de Glen ($\text{Pa}^{-n}.\text{s}$).
	E	Facteur d'amplification (sans unité).
	A_0	Fluidité de référence ($\text{Pa}^{-n}.\text{s}$).
	Q_a	Énergie d'activation (J.mol^{-1}).
Constantes physiques		
	R	Constante des gaz parfaits ($\text{J.mol}^{-1}.\text{K}^{-1}$).
Méthode inverse		
	α	Logarithme du coefficient de friction β .
	$\underline{\alpha}$	champ de α .
	J_0	Fonction coût des vitesses.
	J_{reg}	Fonction coût de régularisation.
	J_{div}	Fonction coût de divergence.
	J	Fonction coût totale.
	λ_{reg}	Coefficient de régularisation.
	λ_{div}	Coefficient de divergence.
Écoulement de Darcy		
	d	Distance au front (m).
	d_{lim}	Distance limite sous influence de l'hydrologie sous-glaciaire (m).
	$\beta_{fit}(d)$	Dépendance de la friction à la distance au front (dépendant de la loi de friction).
	$\beta_{ref}(x, y)$	Coefficient de friction indépendant du temps prenant en compte sa variabilité spatiale (dépendant de la loi de friction).
	β_{lim}	Coefficient de friction moyen, indépendant du temps et de l'espace (dépendant de la loi de friction).

1. Modèle physique

1.1. Calcul du champ de vitesse

Lors de ce travail de thèse, la glace est considérée comme un fluide compte tenu des échelles de temps étudiées. La qualification d'un matériau en tant que fluide se base sur le critère suivant : l'échelle de temps de déformation induite par une perturbation doit être bien inférieure à l'échelle de temps de relaxation. À cet égard, le nombre de Deborah ($De = \frac{t_c}{t_p}$) est pertinent, où t_c correspond au temps caractéristique de relaxation du fluide et t_p au temps de la perturbation. Lorsque $De \ll 1$, le matériau peut être assimilé à un fluide. Dans le contexte de la glace, t_c est estimé à quelques minutes [XU & HOU, 2011], tandis que le temps de perturbation considéré dans notre étude s'étend sur une échelle allant de l'année à la centaine d'années ($De = \frac{6 \text{ minutes}}{365 \cdot 24 \cdot 60 \text{ minutes}} \approx 10^{-5} \ll 1$).

1.1.1. Équations de Stokes

De manière traditionnelle, le mouvement d'un fluide newtonien est décrit par les équations de Navier-Stokes, qui sont fondées sur la conservation de la quantité de mouvement et la conservation de la masse :

$$\rho \frac{D\mathbf{u}}{Dt} = \nabla \cdot \underline{\underline{\sigma}} + \rho \mathbf{g} - 2\rho \underline{\underline{\Omega}} \wedge \mathbf{u} \quad (\text{III.1})$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{u}) = 0 \quad (\text{III.2})$$

où ρ est la densité de la glace, \mathbf{u} est le vecteur vitesse, $\nabla \cdot$ représente l'opérateur de divergence, $\underline{\underline{\sigma}} = \underline{\underline{\tau}} - p\underline{\underline{I}}$ est le tenseur des contraintes de Cauchy qui combine le tenseur des contraintes déviatoriques $\underline{\underline{\tau}}^1$ et la pression isotrope p , \mathbf{g} désigne l'accélération due à la gravité, $\frac{D}{Dt}$ est la dérivée particulaire définie comme $\frac{\partial}{\partial t} + \mathbf{u} \cdot \nabla$, et $2\rho \underline{\underline{\Omega}} \wedge \mathbf{u}$ est la force de Coriolis avec $\underline{\underline{\Omega}}$ la vitesse de rotation de la Terre.

En étudiant de plus près les équations (III.1) et (III.2), certaines simplifications sont possibles [CUFFEY & PATERSON, 2010b].

Tout d'abord, la densité de la glace peut être considérée constante en espace et en temps, impliquant que la glace se comporte comme un fluide incompressible. Pour déterminer si un fluide est incompressible, on utilise le nombre de Mach, qui compare la vitesse du fluide à la vitesse du son : à des vitesses nettement inférieures à celle du son, le fluide est incompressible, mais à des vitesses proches de celle du son, il devient compressible, nécessitant une analyse plus détaillée prenant en compte les variations de densité. Le nombre de Mach de la glace est alors de l'ordre^a de 10^{-7} , soit bien inférieur à la limite de 0.3 à partir de laquelle un fluide est considéré comme compressible.

Dans le cas de l'écoulement des calottes polaires, nous pouvons négliger les termes inertiels et la force de Coriolis car ils sont bien plus petits que les termes visqueux et de gravité. Cela se justifie par

1. Dans le cas d'un fluide newtonien, le terme visqueux $\nabla \cdot \underline{\underline{\tau}} = \eta \|\Delta \mathbf{u}\|$

a. $Ma = \frac{\text{vitesse du fluide}}{\text{vitesse du son}} \approx \frac{1000 \text{ km} \cdot \text{a}^{-1}}{350 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}} = \frac{3 \cdot 10^{-5} \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}}{350 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}} \approx 10^{-7}$

l'examen des nombres de Reynolds et de Rossby, qui fournissent des indications sur la prédominance des différentes termes. Le nombre de Reynolds, qui compare les termes inertiels et visqueux, est de l'ordre de 10^{-11} ^b, soit bien inférieur à 1, ce qui permet de négliger le terme inertiel $\rho \frac{D\mathbf{u}}{Dt}$. Ensuite, le rapport entre les nombres de Reynolds et de Rossby, qui compare les termes visqueux et la force de Coriolis, est de l'ordre de 10^{-7} ^c, soit également bien inférieur à 1, ce qui permet de négliger le terme $2\rho\Omega \wedge \mathbf{u}$.

Ces deux simplifications conduisent au système d'équations de Stokes :

$$\nabla \cdot \underline{\underline{\tau}} - \nabla p + \rho \mathbf{g} = 0 \quad (\text{III.3})$$

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad (\text{III.4})$$

Pour ce système d'équation, il n'y a pas besoin de "conditions initiales" pour la vitesse et la pression (aucune dérivée temporelle), et les champs sont totalement déterminés par la géométrie du problème (section III.1.3), les propriétés matérielles de la glace (section III.1.1.2) et les conditions aux limites dont le frottement à la base (section III.III.2). De plus, les vitesses de surface étant facilement observables par satellite, cette propriété a permis le développement de méthodes inverses pour contraindre ces conditions limites ou propriétés matérielles (section III.3.2.2).

1.1.2. Paramétrisation de la rhéologie

Ce système d'équation est composé de 4 équations (3 pour l'Éq. III.3 et 1 pour l'Éq. III.4) pour 9 inconnues (6 pour le tenseur des contraintes $\underline{\underline{\sigma}}$, la matrice étant symétrique, et 3 pour le vecteur vitesse \mathbf{u}). Afin de fermer le système, il est nécessaire d'utiliser une paramétrisation de la rhéologie de la glace nommée loi de comportement. Cette dernière permet de relier le vecteur vitesse \mathbf{u} au tenseur des contraintes déviatoriques $\underline{\underline{\tau}}$ grâce au tenseur des taux de déformations $\dot{\epsilon}_{ij} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right)$ et au facteur de proportionnalité η , nommé viscosité effective et qui reste valide pour un matériau visqueux :

$$\underline{\underline{\tau}} = 2\eta \dot{\underline{\underline{\epsilon}}} \quad (\text{III.5})$$

Cela débouche sur un nouveau système d'équation à partir de III.3 et III.4, que l'on nomme *full-stokes*, avec autant d'équations (4) que d'inconnues (les trois composantes de la vitesse et la pression) :

$$\begin{aligned} \text{b. } Re &= \frac{\text{termes inertiels}}{\text{termes visqueux}} = \frac{\mathbf{u} \cdot \nabla (\rho \mathbf{u})}{\eta \|\Delta \mathbf{u}\|} = \frac{\rho [U]^2 / [L]}{\eta [U] / [L]^2} = \frac{\rho [U] [L]}{\eta} \approx \frac{(911 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}) \cdot (1000 \text{ m} \cdot \text{a}^{-1}) \cdot (10 \text{ km})}{10^{14} \text{ kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}} \approx \\ & \frac{(911 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}) \cdot ((1000 / (3 \cdot 10^7)) \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}) \cdot (10 \cdot 10^3 \text{ m})}{10^{14} \text{ kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}} \approx 3 \cdot 10^{-11}. \\ \text{c. } Ro &= \frac{\text{termes inertiels}}{\text{termes de force de Coriolis}} = \frac{\mathbf{u} \cdot \nabla (\rho \mathbf{u})}{2\rho\Omega \wedge \mathbf{u}} = \frac{\rho [U]^2 / [L]}{2\Omega \sin \phi [U]} = \frac{[U]}{[L] 2\Omega \sin \phi} \approx \frac{((1000 \text{ m} \cdot \text{a}^{-1}))}{(10 \cdot 10^3 \text{ m}) \cdot (2 \cdot (10^{-4} \text{ rad} \cdot \text{s}^{-1}) \cdot \sin(70^\circ))} \approx \\ & \frac{((1000 / (3 \cdot 10^7)) \text{ m} \cdot \text{s}^{-1})}{(10 \cdot 10^3 \text{ m}) \cdot (2 \cdot 10^{-4} \cdot 0.9 \text{ rad} \cdot \text{s}^{-1})} \approx 2 \cdot 10^{-4}, \phi \text{ étant la latitude.} \\ & \frac{\text{termes de force de Coriolis}}{\text{termes visqueux}} = \frac{\text{termes inertiels}}{\text{termes visqueux}} \cdot \frac{\text{termes de force de Coriolis}}{\text{termes inertiels}} = \\ \frac{Re}{Ro} &\approx \frac{3 \cdot 10^{-11}}{2 \cdot 10^{-4}} \approx 10^{-7} \end{aligned}$$

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial x} \left(2\eta \frac{\partial u_x}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial y} + \eta \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial z} + \eta \frac{\partial u_z}{\partial x} \right) - \frac{\partial p}{\partial x} = 0 \\ \frac{\partial}{\partial x} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial y} + \eta \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(2\eta \frac{\partial u_y}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\eta \frac{\partial u_y}{\partial z} + \eta \frac{\partial u_z}{\partial y} \right) - \frac{\partial p}{\partial y} = 0 \\ \frac{\partial}{\partial x} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial z} + \eta \frac{\partial u_z}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\eta \frac{\partial u_y}{\partial z} + \eta \frac{\partial u_z}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(2\eta \frac{\partial u_z}{\partial z} \right) - \frac{\partial p}{\partial z} = \rho g \\ \frac{\partial u_x}{\partial x} + \frac{\partial u_y}{\partial y} + \frac{\partial u_z}{\partial z} = 0 \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

Dans le cas d'un fluide newtonien incompressible comme l'eau, la viscosité effective est constante. La glace étant un fluide non-newtonien, la viscosité effective n'est pas constante mais dépend du champ de vitesses. La majorité des modèles adoptent la loi de Glen [GLEN & PERUTZ, 1955] pour laquelle la viscosité effective est donnée par :

$$\eta = \frac{1}{2} (EA)^{-1/n} d_e^{-(1-n)/n} \quad (\text{III.7})$$

avec E le facteur d'amplification, $d_e = \sqrt{\text{tr}(\varepsilon_{ij}^2)}/2$ le second invariant du tenseur des taux de déformations, n l'exposant de Glen, habituellement pris égal à 3, et A la fluidité, qui dépend de la température selon la loi d'Arrhenius [CUFFEY & PATERSON, 2010b] :

$$A = A_0 e^{-Q_a/(RT)} \quad (\text{III.8})$$

où A_0 est une fluidité de référence, T est la température de la glace en Kelvin, Q_a est l'énergie d'activation, et R est la constante des gaz parfaits.

La loi de Glen [GLEN & PERUTZ, 1955] est le résultat de nombreuses expérimentations en laboratoire qui ont étudié le comportement de la glace (voir CUFFEY & PATERSON, 2010b pour une revue). Ces dernières ont montré que cette loi est valable à des contraintes importantes de 50 à 150 kPa [CUFFEY & PATERSON, 2010b], ce qui correspond aux ordres de grandeurs pour les fleuves de glaces (*Ice stream* en anglais) dans les marges de cisaillement (*shear margins* en anglais). Cependant, en dehors de ces zones, les valeurs de contraintes sont plus faibles que cette gamme, limitant la validité de la loi de Glen. Cette loi permet de prendre en compte les principales caractéristiques de la viscosité de la glace à grande échelle : (i) sa réduction lorsque la température augmente comme décrit par la loi d'Arrhenius (Éq. III.8) avec le paramètre A_0 , (ii) son aspect non-newtonien avec une dépendance non-linéaire aux vitesses à travers le second invariant du tenseur des taux de déformation d_e , avec n allant de 2 à 4 avec 3 comme valeur classique [CUFFEY & PATERSON, 2010b], et (iii) la prise en compte d'autres facteurs (présence d'eau, etc.) avec le paramètre d'amplification E . Cette loi, ou plutôt cette paramétrisation, ne prend pas en compte l'anisotropie de la glace¹, simplifiant fortement la modélisation à l'échelle macroscopique [CUFFEY & PATERSON, 2010b].

1. Le comportement en déformation de la glace dépend fortement de ses propriétés microscopiques, comme les cristaux qui la composent, la rendant anisotrope (c'est à dire qu'elle n'a pas le même comportement dans toutes les directions)

1.1.3. Conditions limites

La résolution du système full-stokes (Eq. III.6) nécessite la spécification de conditions aux limites. Les conditions aux limites imposent des contraintes sur les frontières du domaine d'étude. Pour une calotte polaire, il existe trois frontières : la surface supérieure du glacier, la surface inférieure du glacier et les bords du glacier.

1.1.3.a. Surface supérieure

La surface supérieure du glacier est une surface libre en contact avec l'atmosphère. Les contraintes de cette dernière sur la glace sont considérées négligeables, la pression de l'atmosphère étant de l'ordre de 10^5 Pa contre 10^7 Pa au fond du glacier, aboutissant à la condition limite de Neumann (condition en contrainte) suivante :

$$\underline{\sigma} \cdot \underline{n} = \underline{0} \quad (\text{III.9})$$

avec \underline{n} le vecteur normal à la surface supérieure.

1.1.3.b. Surface inférieure

La surface inférieure représente l'interface de contact entre le glacier et son substrat rocheux ou l'eau pour les parties flottantes.

Pour le contact avec le socle, deux cas sont possibles pour le comportement du glacier : soit la glace est immobile au niveau du socle, soit elle glisse sur ce dernier ou le déforme (par exemple lorsque une couche de sédiment est présente). Pour décrire ce second comportement, les lois de friction régissent le mouvement orthogonal au vecteur normal \underline{n} et sont des conditions de Robin (mixte de contrainte et de vitesse) :

$$\underline{\tau}_b = -f(\underline{u}_b, N)\underline{u}_b \quad (\text{III.10})$$

avec $\underline{\tau}_b = \underline{\sigma} \cdot \underline{n} - (\underline{n}^T \cdot \underline{\sigma} \cdot \underline{n}) \cdot \underline{n}$ la contrainte de cisaillement à la base, $\underline{u}_b = \underline{u} - (\underline{u} \cdot \underline{n}) \cdot \underline{n}$ la vitesse basale du glacier et $N = P_i - P_w$ la pression effective qui est la différence entre la pression de la glace au niveau du socle $P_i = \underline{n}^T \cdot (\underline{\sigma} \cdot \underline{n})$ et la pression d'eau sous-glaciaire P_w présente à l'interface. $f(\underline{u}_b, N)$ englobe diverses paramétrisations de la friction, ou lois de friction¹, utilisées pour modéliser le comportement du glissement, sur lesquelles nous revenons après cette présentation succincte des conditions limites (voir section III.1.1.4).

De plus, pour s'assurer que le glacier ne pénètre pas dans le substrat rocheux sous-jacent, nous imposons la condition de non-pénétration, qui est une condition de Dirichlet (condition en vitesse) :

$$\underline{u} \cdot \underline{n} = 0 \quad (\text{III.11})$$

Cette condition garantit que le glacier reste adhérent au socle et ne s'en sépare pas. Les équations III.10 et III.11 permettent d'avoir une condition limite pour les 3 directions de la vitesse.

1. parfois appelées loi de contact, de glissement ou de frottement

Pour les régions où la glace est immobile au niveau du socle une autre condition limite s'applique aux 3 directions de la vitesse :

$$\underline{u}_b = \underline{0} \quad (\text{III.12})$$

Au niveau des plateformes flottantes, il y a une contrainte de cisaillement basale nulle (i.e. une résistance négligeable au glissement) et un équilibre de pression entre la glace et l'eau :

$$\underline{\tau}_b = \underline{0} \quad (\text{III.13})$$

$$\underline{\sigma} \cdot \underline{n} = -P_w \underline{n} \quad (\text{III.14})$$

où $P_w = \rho_w g(z_{sl} - z)$ avec z_{sl} le niveau de la mer.

1.1.3.c. Surfaces frontales

Il existe deux types de terminaisons pour un glacier : terrestre ou marine. Lorsque la terminaison est terrestre, les surfaces inférieures et supérieures se rejoignent, et il n'y a donc pas besoin de condition limite frontale¹.

Dans le cas d'une terminaison marine, la pression d'eau agit sur le glacier en raison de la hauteur de glace immergée, alors que la pression de l'air est toujours négligeable. La condition limite au front peut être exprimée comme :

$$\underline{\sigma} \cdot \underline{n} = \min(0, -P_w \underline{n}) \quad (\text{III.15})$$

1.1.3.d. Surfaces latérales

Pour un bassin versant donné, les limites ne sont pas naturelles et correspondent à des lignes de courant (voir par exemple figure II.3). Dans ce cas, il est supposé que le flux ne passe pas à travers la limite (Éq. III.16) et la contrainte de cisaillement est négligée (Éq. III.17) :

$$\underline{u} \cdot \underline{n}_l = 0 \quad (\text{III.16})$$

$$\underline{\tau}_l = \underline{0} \quad (\text{III.17})$$

avec \underline{n}_l le vecteur normal à la surface latérale et $\underline{\tau}_l = \underline{\sigma} \cdot \underline{n}_l - (\underline{n}_l^T \cdot \underline{\sigma} \cdot \underline{n}_l) \cdot \underline{n}_l$ la contrainte latérale.

1.1.4. Paramétrisation de la friction

Avant de présenter les différentes approximations du système full-stokes, nous présentons la paramétrisation de la friction. Cette dernière permet de simplifier les interactions complexes entre la glace et le socle rocheux en les encapsulant dans une seule formulation mathématique afin d'obtenir

1. Dans le modèle utilisé, une épaisseur minimale est imposée. Il n'y a alors aucune terminaison terrestre (plus de détail dans la partie modèle).

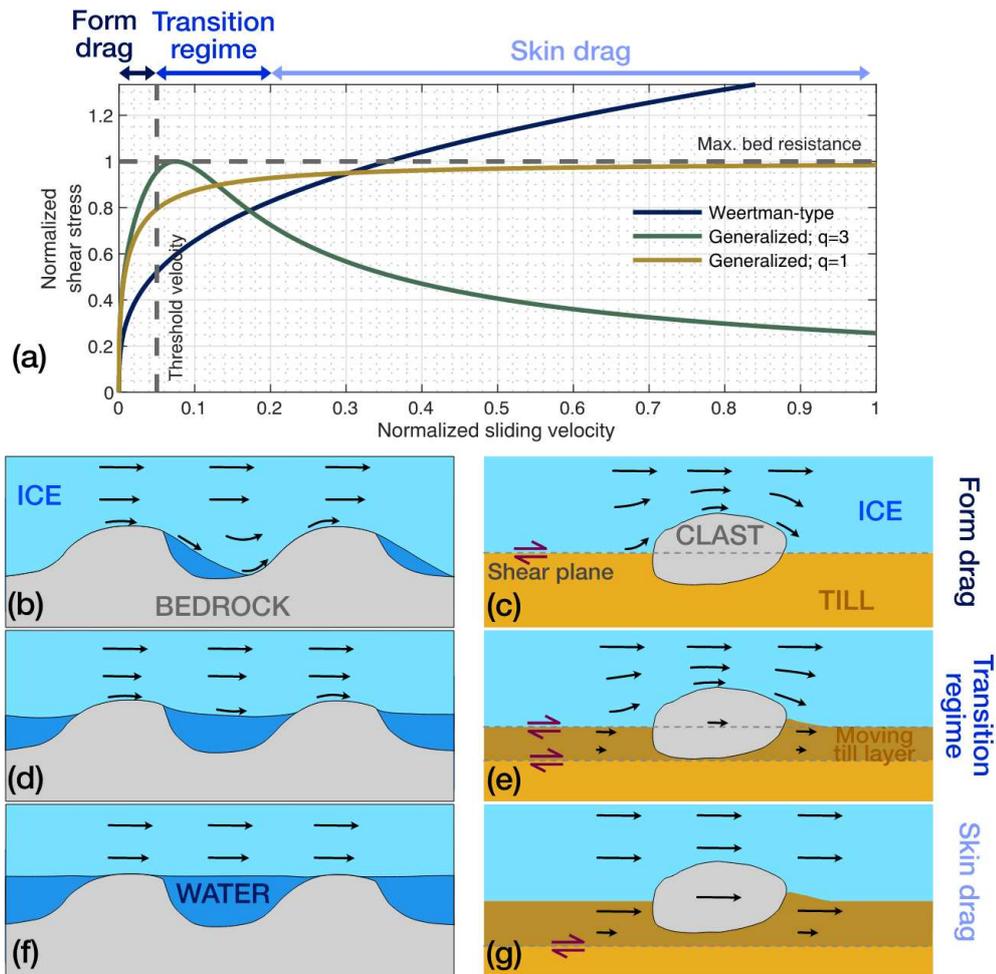


FIGURE III.2 – Les types de lois de friction et les phénomènes physiques en jeu. a) τ_b en fonction de u_b pour 3 différentes lois de friction (*Weertman* III.18, *Generalized* pour deux valeurs de q ($q=1$ correspond à loi de type coulomb-régularisée III.20)). b) à g) Les phénomènes physiques en jeu en fonction de la vitesse et de la présence d'eau ou de sédiments. Source : BEAUD et al. [2022]

la contrainte basale τ_b . La figure III.2 illustre cette complexité : ce contact dépend de (i) la déformation de la glace autour des rugosités et des sédiments (illustrations (b), (c), (d) et (e)), qui est fortement non-linéaire comme vu avec la paramétrisation de la rhéologie (section III.1.1.2), (ii) de la présence d'eau qui va combler les rugosités selon la différence de pression entre l'eau et la glace (illustrations (b), (d) et (f)) ou encore (iii) de la présence d'une couche meuble composée de sédiments de différentes tailles qui va se déformer (illustrations (c), (e) et (g)). Afin de prendre en compte ces différents phénomènes, nous allons voir que plusieurs lois ont été développées, souvent non linéaires et avec plusieurs régimes de traînée (*Form drag*, *Transition regime* et *Skin drag*) comme illustré par la figure (a) de III.2.

Pour prendre en compte la déformation non-linéaire de la glace, la plupart de ces lois font intervenir la vitesse à la base et un exposant m qui est généralement pris égal à l'exposant n de la loi de Glen (Éq. III.7) mais dont la valeur peut varier à cause du gel/dégel. Pour prendre en compte l'effet de la présence d'eau sur τ_b , certaines lois font intervenir la pression effective $N = P_i - P_w$. Enfin, pour prendre en compte la dépendance de la loi à la géologie (présence de rugosités, déformation de la couche meuble), toutes les lois utilisent un paramètre nommé coefficient de friction β ou paramètre de friction A_s , supposé constant au cours du temps à la vue des échelles de temps étudiées. L'ensemble

de ces lois peut alors être résumé par l'équation III.10 : une dépendance à la vitesse à la base \underline{u}_b et une à la pression effective N .

La variété de ces lois de friction s'explique par la complexité d'étudier ces interactions entre les glaciers et le socle, qui sont des phénomènes de très fine-échelle et dont la quantité de données est faible. Bien que plusieurs lois aient été proposées à partir de considérations empiriques, leur forme et leurs valeurs, ainsi que la variabilité spatiale et temporelle des paramètres restent totalement inconnues et généralement non vérifiées par des mesures directes sur le terrain, les seules validations disponibles utilisant des données indirectes. Cette situation entraîne une incertitude significative dans les modèles de glaciologie, car chaque loi de friction peut conduire à des résultats différents en fonction de ses hypothèses et de ses paramètres. Nous présentons maintenant les principales lois de friction utilisées et le lecteur peut se référer à la thèse de BRONDEX [2017] pour une revue plus complète.

1.1.4.a. Les différentes lois

Weertman

Une première catégorie de lois de friction regroupe celles prenant en compte la dépendance à la vitesse basale et aux paramètres géologiques (rugosité). La plus utilisée est la loi de Weertman [WEERTMAN, 1957] :

$$\underline{\tau}_b = -\beta_W \|\underline{u}\|^{\frac{1}{m}} \frac{\underline{u}}{\|\underline{u}\|} \quad (\text{III.18})$$

avec β_W le coefficient de friction et m l'exposant de la loi de friction. Avec m égal à 1, on retombe sur une loi linéaire.

La géologie et la rugosité étant variables dans l'espace, le paramètre β_W l'est également. L'ensemble des valeurs spatiales du paramètre β_W est nommé champ de friction $\underline{\beta}_W$. Quant à m , selon la démonstration de Weertman, il est égal à l'exposant n de la loi de Glen (équation III.7), c'est à dire 3.

Cette loi suppose la présence d'un fin filet d'eau et d'absence de sédiment à la base, simplifiant le problème à une simple dépendance à la rugosité du socle, cachée dans β_W . Plus le socle est rugueux, plus la résistance est importante et plus β_W est élevé. GILBERT et al. [2023] a montré, grâce à un ensemble de mesures in situ du glissement basal, que cette loi était également cohérente à grande échelle pour des socles sans sédiments. Pour les socles avec sédiments, elle peut être adaptée en utilisant un coefficient m élevé (autour de 20 selon GILLET-CHAULET et al. [2016]) pour se rapprocher d'une loi de Coulomb. Plus de détails sur cette loi sont donnés dans les thèses de MOSBEUX [2016] et BRONDEX [2017] ou dans CUFFEY & PATERSON [2010b].

Budd

La deuxième famille de loi regroupe celles qui prennent en compte la dépendance à la pression d'eau en plus de la dépendance à la vitesse et aux paramètres géologiques avec la pression effective $N = P_i - P_w$.

La première loi ayant pris en compte cette pression effective est celle de Weertman généralisée, ou loi de Budd [BUDD et al., 1979]. Elle reprend l'équation III.18 et y ajoute une dépendance à la pression effective avec un exposant q :

$$\underline{\tau}_b = -\beta_W \|\underline{u}\|^{\frac{1}{m}} N^{\frac{1}{q}} \frac{\underline{u}}{\|\underline{u}\|} \quad (\text{III.19})$$

Les expériences menées dans BUDD et al. [1979] suggèrent une valeur de m identique à l'exposant de Glen n (équation III.7) et une valeur de q égale à 1.

Introduire la pression effective N implique de modéliser son évolution. Nous traitons de cette question à la section III.1.1.4.b.

Coulomb-régularisée

Une alternative à la loi de Budd est arrivée plus tard, avec une valeur de contrainte maximale $\tau_{max} = CN$, nommée loi de type Coulomb-régularisée :

$$\underline{\tau}_b = -CN \left(\frac{\|\underline{u}\|}{\|\underline{u}\| + C^m A_s N^m} \right)^{1/m} \frac{\underline{u}}{\|\underline{u}\|} \quad (\text{III.20})$$

Cette loi a tout d'abord été proposée et démontrée mathématiquement par SCHOOF [2005] puis validée numériquement par GAGLIARDINI et al. [2007] afin de représenter les phénomènes décrits sur la figure III.2.a :

- À faible vitesse et faible pression d'eau¹, soit lorsque $\|\underline{u}\| \ll u_0 = C^m A_s N^m$, la glace se déforme autour des rugosités (figure III.2.b) et la relation tend vers un régime de Weertman (Éq. III.18) avec $\beta_W = A_s^{1/m}$.
- À forte vitesse et forte pression d'eau, soit lorsque $\|\underline{u}\| \gg u_0$, les cavités se remplissent d'eau réduisant la rugosité effective du socle vu par la glace (figure III.2.f) et l'équation III.20 tend de manière asymptotique vers une loi de type Coulomb où la contrainte est proportionnelle à N et indépendante de la norme de la vitesse :

$$\underline{\tau}_b = -CN \frac{\underline{u}}{\|\underline{u}\|} \quad (\text{III.21})$$

Dans ZOET & IVERSON [2020], il a été montré expérimentalement qu'un fond meuble composé de sédiments (figures III.2 (c), (e) et (f)) se comportait de manière semblable et que cette loi était réaliste dans ces conditions². Tous ces éléments rendent cette loi assez robuste à petite échelle, même si cela ne prouve pas sa validité à grande échelle.

Coulomb-régularisée simplifiée

Un sous-cas de cette équation III.20 est la loi de Coulomb-régularisée simplifiée proposée par JOUGHIN et al. [2019] :

1. Une pression d'eau faible entraîne une forte pression effective $N = P_i - P_w$.

2. Petite différence cependant, dans cette étude le terme $C^m A_s N^m$ est remplacée par une vitesse de transition u_0 dépendant de N et de nombreux paramètres géologiques.

$$\underline{\tau}_b = -\beta_{RC} \left(\frac{\|\underline{u}\|}{\|\underline{u}\| + u_0} \right)^{\frac{1}{m}} \frac{\underline{u}}{\|\underline{u}\|} \quad (\text{III.22})$$

avec $u_0 = C^m A_s N^m$ la vitesse de coupure, définie différemment de la vitesse de coupure u_0 de ZOET & IVERSON [2020], et $\beta_{RC} = CN$.

La motivation principale de JOUGHIN et al. [2019] est de se passer de la dépendance à la pression effective, dont l'évolution est complexe à modéliser comme nous allons le voir section III.1.1.4.b, tout en gardant un régime de transition avec une loi de Weertman (Éq. III.18) pour les zones à faible vitesse et une loi de Coulomb (Éq. III.21) pour les zones à haute vitesse. Cela suppose que cette vitesse de transition est une constante, ce qui réduit la complexité du problème en enlevant la pression effective N des variables à calculer. Nous verrons plus loin que JOUGHIN et al. [2019] introduit une paramétrisation pour prendre en compte l'effet de N sur β_{RC} (section III.1.1.4.b), notamment pour assurer une transition douce au voisinage de la ligne d'échouage, où par définition la glace se met à flotter et $N = 0$ et donc $\tau_b = 0$.

Dans JOUGHIN et al. [2019], la valeur de la vitesse de transition u_0 est de l'ordre de 100 m.a⁻¹. MAIER et al. [2022] ont tracé la relation $\tau_b = f(u_b)$ avec les conditions basales issues d'une méthode inverse utilisant les vitesses de surface. En moyennant ces résultats sur des carrés de 3x3 km², et en traçant la relation sous forme de boîte à moustache (valeur moyenne et écart type), la relation est en accord avec une loi de Coulomb-régularisée simplifiée (courbe verte ou marron dans la figure III.2) et la vitesse de transition se situe entre 100 et 500 m.a⁻¹ (figure 1.i de MAIER et al. [2022]). Nous avons également réalisé des tests semblables sur notre étude de cas et nous trouvons le même ordre de grandeur que MAIER et al. [2022]. Puisque cette relation est tracée à partir de données spatiales, implicitement cela suppose que les variations sont dues à la non-linéarité de la loi de friction et pas à des variations spatiales du coefficient β_{RC} . Il est tout de même important de noter que cette transition de la contrainte basale pour les hautes vitesses (courbe verte ou marron dans la figure III.2) peut également être due à une diminution de la pression effective : les zones à hautes vitesses étant celles où la pression effective est la plus faible. Le décrochage est-il alors dû à la vitesse ou à la pression d'eau ?

1.1.4.b. L'hydrologie sous-glaciaire

Les lois prenant en compte la pression d'eau à travers la pression effective posent un défi de taille, qui est celui de calculer cette pression d'eau. La figure III.3 illustre l'ensemble des processus complexes de l'hydrologie sous-glaciaire. Dans un premier temps, la fonte de la glace (*ICE*) et du névé (*firn*) située dans la zone de fonte va former des ruisseaux de surfaces, appelés bédrières (*supraglacial streams*). Ces bédrières vont ensuite alimenter les moulins, les zones où l'eau s'infiltre, pour atteindre le socle rocheux et former des chenaux sous-glaciaires (*subglacial channels*). Ces moulins et leur formation évoluent avec la dynamique de la glace, car les forts taux de déformations entraînent la formation de crevasses qui sont des précurseurs des moulins. De manière similaire, la formation et la disparition des chenaux est fortement dépendantes des contraintes au niveau du socle. Nous voyons apparaître ici l'influence de la dynamique glaciaire sur l'hydrologie. L'interaction inverse est due à l'eau qui atteint le socle rocheux, modulant la pression d'eau et par conséquent la friction. Pour terminer, l'eau va continuer son chemin en empruntant les chenaux pour atteindre le front du glacier

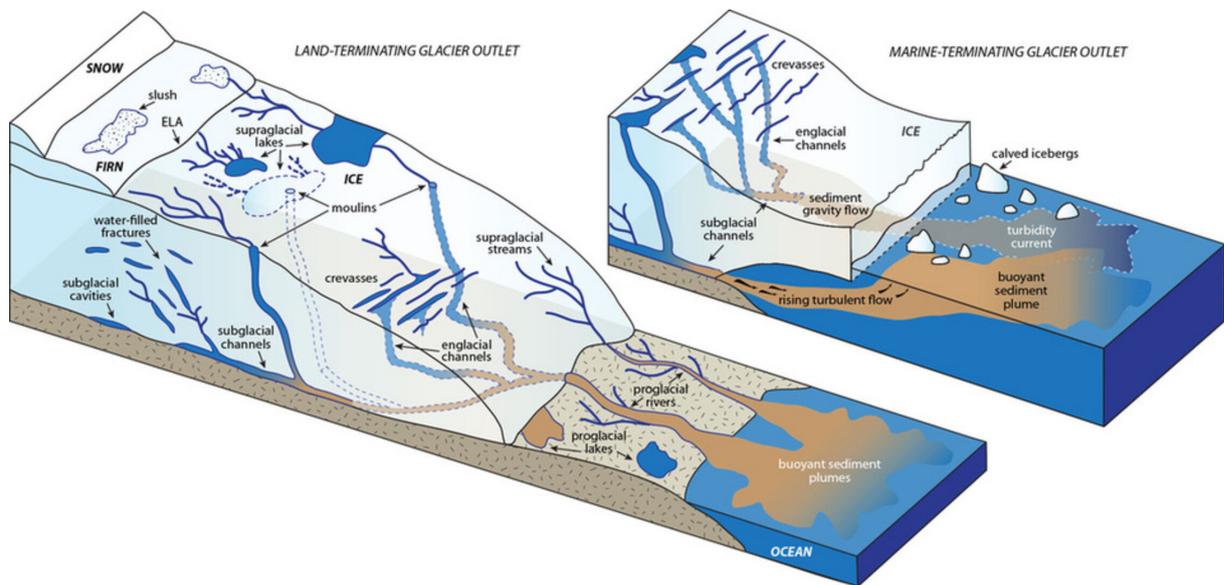


FIGURE III.3 – Schéma de l'hydrologie glaciaire, avec à gauche un glacier à terminaison terrestre (*LAND-TERMINATING GLACIER OUTLET*) et à droite un glacier à terminaison marine (*MARINE-TERMINATING GLACIER OUTLET*). À gauche, nous pouvons voir la formation de neige fondue (*slush*) dans le névé (*FIRN*), qui est délimité de la zone glacée (*ICE*) sans couche de neige par l'ELA. Cette eau va alors emprunter des ruisseaux supra-glaciaires (*supra-glacial streams*), rejoindre potentiellement des lacs supra-glaciaires (*supraglacial lakes*), puis s'infiltrer dans la glace à partir de moulins ou de crevasses. Cette eau rejoint alors le socle rocheux en s'infiltrant dans des chenaux intra-glaciaire (englacial channels) et est rejoint au niveau du socle par des fractures remplies d'eau (*water-filled fractures*) pour former des chenaux sous-glaciaires (*subglacial channels*) qui remplissent des cavités sous-glaciaires (*subglacial cavities*). Pour les glaciers à terminaison terrestre, l'eau va finalement sortir en créant des rivières proglaciaires (*proglacial rivers*) qui vont transporter jusqu'à l'océan des sédiments se dispersant alors sous la forme d'un panache (*buoyant sediment plumes*). Pour la sortie des glaciers à terminaison marine, l'eau et les sédiments transportés vont soit former un flux turbulent ascendant (*rising turbulent flow*) qui se disperse en surface sous forme de panache, soit former un courant turbide (*turbidity current*) qui se disperse en profondeur. Source : ESA ¹

(*proglacial river* dans le cas des glaciers à terminaison terrestre, *turbidity current* et *buoyant sediment plume* dans le cas des glaciers à terminaison marine).

Plusieurs modèles existent pour modéliser cette hydrologie glaciaire, comme le modèle d'hydrologie complexe GLADS [WERDER et al., 2013], qui peuvent être couplés avec la dynamique (voir par exemple GAGLIARDINI & WERDER [2018]). Cependant, le couplage à l'échelle de la calotte polaire est aujourd'hui difficile pour les modèles comme GLADS à cause de leurs nombreuses interactions et du nombre de paramètres dont dépendent ces modèles (e.g. 10 pour GLADS dans GAGLIARDINI & WERDER [2018]). Une autre limite est que ces modèles ont été développés pour modéliser des phénomènes à l'échelle saisonnière. Simuler le comportement du glacier avec un tel modèle impliquerait un temps de calcul trop important pour simuler de longues échelles de temps. Enfin, leur validité sur des échelles de temps longues, de l'ordre du siècle par exemple, peut être questionnée vu le manque d'étude s'intéressant aux variabilités décennales et multi-décennales. Pour une revue des différents modèles d'hydrologie glaciaire, le lecteur pourra se référer à l'intercomparaison faite par FLEURIAN et al. [2018].

1. https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Melting_slows_Greenland_ice_flow

Afin de prendre en compte l'influence de l'hydrologie à grande échelle, un bon intermédiaire entre l'absence et la présence d'un modèle d'hydrologie sous-glaciaire est l'utilisation de paramétrisation ou de proxy pour la pression effective N . Ces différentes méthodes utilisent alors la hauteur au dessus de la flottaison $h_{af} = H - \frac{\rho_w}{\rho} \min(0, (z_{sl} - z_b))$. Certains vont l'utiliser directement comme proxy [HAUBNER et al., 2018; BONDZIO et al., 2018] ce qui suppose une connexion parfaite du réseau sous-glaciaire avec l'océan pour utiliser $N = \rho g h_{af}$. D'autres modèles utilisent une variante, une paramétrisation de N tel que $N = \rho g H - \alpha \rho_w g H \lambda$, avec α un facteur de proportion allant de 0.95 à 0.99 [MARTIN et al., 2011; GANDY et al., 2019; WINKELMANN et al., 2011], et λ une fonction qui dépend du contenu en eau dans les sédiments et qui prend différentes formes selon les études. Certains modèles utilisent quant à eux des modèles d'hydrologie sous glaciaire très simplifiés [ASCHWANDEN et al., 2019]. Enfin, JOUGHIN et al. [2019] propose une dernière solution qui consiste à prendre h_{af} comme proxy de N seulement au voisinage de la ligne d'échouage et que N reste constant lorsque l'on dépasse une certaine valeur critique de hauteur au-dessus de la flottaison h_t . Cela revient à supposer que pour $h_{af} \leq h_t$, la friction $\beta_{RC} = CN = C h_{af}$ de l'équation III.22 est proportionnelle à la hauteur au dessus de la flottaison h_{af} seulement dans la zone proche de la ligne d'échouage. Cela équivaut à supposer une connexion hydrologique parfaite entre le système de drainage sous-glaciaire et l'océan dans ces zones.

1.2. Approximations des équations de Stokes

Après avoir fait le tour des équations de Stokes, de sa loi de comportement et de ses conditions limites, notamment la loi de friction, nous explorons quelques approximations de ces équations qui permettent de simplifier ce système. En effet, résoudre le système d'équations full-stokes (Éqs III.6) est complexe, étant donné le nombre important d'inconnues (les trois composantes de la vitesse et la pression) et les 3 dimensions d'espace. Il est alors classique de simplifier ce système à l'aide des propriétés des calottes polaires.

1.2.1. Modèle Blatter-Pattyn

La première approximation que nous allons voir est celle du modèle Blatter-Pattyn [BLATTER, 1995; PATTYN, 2003], qui utilise l'approximation hydrostatique et un faible rapport d'aspect.

1.2.1.a. Approximation hydrostatique

L'approximation hydrostatique suppose que les dérivées horizontales des contraintes de cisaillement σ_{zx} et σ_{zy} sont négligeables par rapport à la dérivée verticale de la contrainte verticale σ_{zz} dans l'équation 3 de III.6 ($\frac{\partial \sigma_{zx}}{\partial x}, \frac{\partial \sigma_{zy}}{\partial y} \ll \sigma_{zz}$) débouchant sur la relation à partir de l'équation 3 de III.6 :

$$\frac{\partial \sigma_{zz}}{\partial z} = \rho g \quad (\text{III.23})$$

Cela revient à postuler un équilibre vertical parfait entre la force de pression et la force gravitationnelle.

En utilisant la condition limite de la surface supérieure (Éq. III.9), il est possible de démontrer¹ que la pression dans la colonne est^d :

$$p(x, y, z) = 2\eta \frac{\partial u_z}{\partial z} + \rho g(z_s - z) \quad (\text{III.24})$$

Cette formule débouche également sur une simplification du calcul de la pression de la glace au niveau du socle $P_i = \rho g H$.

Le système d'équation III.6 devient finalement, en intégrant l'équation 4 de III.6 et en utilisant la conservation de la masse^e :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial x} \left(4\eta \frac{\partial u_x}{\partial x} + 2\eta \frac{\partial u_y}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial y} + \eta \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial z} + \eta \frac{\partial u_z}{\partial x} \right) = \rho g \frac{\partial z_s}{\partial x} \\ \frac{\partial}{\partial x} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial y} + \eta \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(4\eta \frac{\partial u_y}{\partial y} + 2\eta \frac{\partial u_x}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\eta \frac{\partial u_y}{\partial z} + \eta \frac{\partial u_z}{\partial y} \right) = \rho g \frac{\partial z_s}{\partial y} \\ p(x, y, z) = 2\eta \frac{\partial u_z}{\partial z} + \rho g(z_s - z) \\ u_z(x, y, z) = u_z(x, y, z_b) - \int_{b(x,y)}^z \left(\frac{\partial u_x}{\partial x} + \frac{\partial u_y}{\partial y} \right) dz' \end{array} \right. \quad (\text{III.25})$$

L'approximation hydrostatique (Éq. III.23) est généralement valable pour les glaciers et la calotte, mais des différences entre σ_{zz} et la pression hydrostatique $\rho g H$ peuvent apparaître dans des cas particuliers. C'est notamment le cas lorsque la pente du socle rocheux devient abrupte dans le sens de l'écoulement, la glace venant s'écraser comme dans un mur ce qui a pour effet d'augmenter la contrainte au delà de la pression hydrostatique. Ce genre de cas peut notamment se présenter au niveau de la ligne d'échouage [MORLIGHEM et al., 2010a].

1.2.1.b. Faible rapport d'aspect

Le rapport d'aspect $\epsilon = \frac{[H]}{[L]}$ mesure le rapport entre l'épaisseur $[H]$ et l'étendue $[L]$. Le faible rapport d'aspect des calottes polaires est alors une hypothèse supposant que ce rapport est faible, c'est à dire que l'épaisseur est très faible par rapport à leur étendue. À l'échelle de la calotte, où l'étendue est de l'ordre du millier de kilomètres, cette hypothèse est totalement justifiée, avec un rapport d'aspect d'environ 10^{-3} très petit par rapport à 1^f. Pour un glacier à terminaison marine, cette hypothèse semble plus discutable, avec des fleuves de glace confinées dans des vallées d'une dizaine de kilomètres et un rapport d'aspect de 0.1 légèrement plus petit que 1^g. Cependant, l'ordre de grandeur des vitesses verticale est bien plus faible que celui des vitesses horizontales, avec un

1. voir par exemple MORLIGHEM [2011] pour la démonstration complète.

d. Remarque : dans cette expression, on pourrait également négliger $\eta \frac{\partial u_z}{\partial z}$ car $\eta \Delta v_z$ est très faible devant ρg :
 $\frac{\rho g}{\eta \Delta v_z} = \frac{\rho g [H]}{\eta [W]} \approx \frac{10^4 \cdot (10^3)^2}{10^{14} \cdot 0.1 / (365 \cdot 24 \cdot 60)} \approx 10^6 \gg 1$
 e. $\frac{\partial u_z}{\partial z} = -\frac{\partial u_x}{\partial x} - \frac{\partial u_y}{\partial y}$
 f. Calcul : $\epsilon = \frac{[H]}{[L]} \approx \frac{1 \text{ km}}{1000 \text{ km}} \approx 10^{-3} \ll 1$
 g. Calcul $\epsilon = \frac{[H]}{[L]} \approx \frac{1 \text{ km}}{10 \text{ km}} \approx 0.1$, soit proche de 1

rapport de l'ordre de 10^{-5} , ce qui permet tout de même de négliger les termes $\frac{\partial u_x}{\partial x}, \frac{\partial u_y}{\partial y}$ par rapport à $\frac{\partial u_x}{\partial z}, \frac{\partial u_y}{\partial z}$.

1.2.1.c. Système d'équations

Le système d'équations III.25 passe alors à un système tri-dimensionnel à 2 équations pour 2 inconnues qui sont les composantes horizontales de la vitesse u_x et u_y (Eq. III.26), alors que la troisième composante de la vitesse u_z (Éq. III.27) et la pression (Éq. III.28) sont déterminées à partir de ces deux composantes horizontales de la vitesse. Ce système d'équation est appelé modèle de Blatter-Pattyn :

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial x} \left(4\eta \frac{\partial u_x}{\partial x} + 2\eta \frac{\partial u_y}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial y} + \eta \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial z} \right) = \rho g \frac{\partial z_s}{\partial x} \\ \frac{\partial}{\partial x} \left(\eta \frac{\partial u_x}{\partial y} + \eta \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(4\eta \frac{\partial u_y}{\partial y} + 2\eta \frac{\partial u_x}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\eta \frac{\partial u_y}{\partial z} \right) = \rho g \frac{\partial z_s}{\partial y} \end{cases} \quad (\text{III.26})$$

$$u_z(x, y, z) = u_z(x, y, z_b) - \int_{z_b(x,y)}^z \left(\frac{\partial u_x}{\partial x} + \frac{\partial u_y}{\partial y} \right) dz' \quad (\text{III.27})$$

$$p(x, y, z) = 2\eta \frac{\partial u_z}{\partial z} + \rho g(z_s - z) \quad (\text{III.28})$$

1.2.2. La Shallow Shelf Approximation

Pour ensuite passer à un système d'équation à 2 dimensions, deux principales approximations existent : la Shallow-Shelf Approximation (SSA, MACAYEAL [1989]) et la Shallow-Ice Approximation (SIA, HUTTER [1983]). Comme illustré par la figure III.4, la SSA va s'appliquer aux zones où la vitesse de déformation est faible dans la colonne par rapport la vitesse basale (*Sliding*), alors que la SIA va s'appliquer aux zones où la vitesse basale est quasi-nulle et la vitesse principalement due à la déformation en cisaillement vertical. Nous présentons maintenant la SSA, qui sera utilisée dans ce manuscrit, alors que le lecteur peut se référer par exemple à BONAN [2013] pour une description de la SIA.

1.2.2.a. Système d'équations

Pour les écoulements des fleuves de glace, où le frottement au niveau du socle est très faible, il est possible de négliger la déformation et cisaillement vertical dans la colonne de glace ($\frac{\partial u_x}{\partial z} = \frac{\partial u_y}{\partial z} = 0$, $u_x = u_{x,s} = u_{x,b}$ et $u_y = u_{y,s} = u_{y,b}$). En repartant du modèle de Blatter-Pattyn III.26, les équations de III.29 sont obtenues en intégrant les équations de III.26 sur la verticale¹ qui aboutit alors à un système d'équation 2D, la Shelfy-Stream (ou Shallow Shelf) Approximation (SSA, éq III.29) :

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial x} \left(4\bar{\eta}H \frac{\partial u_x}{\partial x} + 2\bar{\eta}H \frac{\partial u_y}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\bar{\eta}H \frac{\partial u_x}{\partial y} + \bar{\eta}H \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) - \tau_{bx} = \rho g H \frac{\partial z_s}{\partial x} \\ \frac{\partial}{\partial x} \left(\bar{\eta}H \frac{\partial u_x}{\partial y} + \bar{\eta}H \frac{\partial u_y}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(4\bar{\eta}H \frac{\partial u_y}{\partial y} + 2\bar{\eta}H \frac{\partial u_x}{\partial x} \right) - \tau_{by} = \rho g H \frac{\partial z_s}{\partial y} \end{cases} \quad (\text{III.29})$$

1. Voir MORLIGHEM [2011] pour la démonstration de l'obtention de III.29

h. $\frac{\partial u_x}{\partial x}, \frac{\partial u_x}{\partial y}, \frac{\partial u_x}{\partial z}, \frac{\partial u_y}{\partial z} \approx \frac{[W]}{[L]} / \frac{[U]}{[H]} \approx \frac{0.1 \text{m.a}^{-1}}{10 \text{km}} \cdot \frac{1 \text{km}}{1000 \text{m.a}^{-1}} \approx 10^{-5} \ll 1$

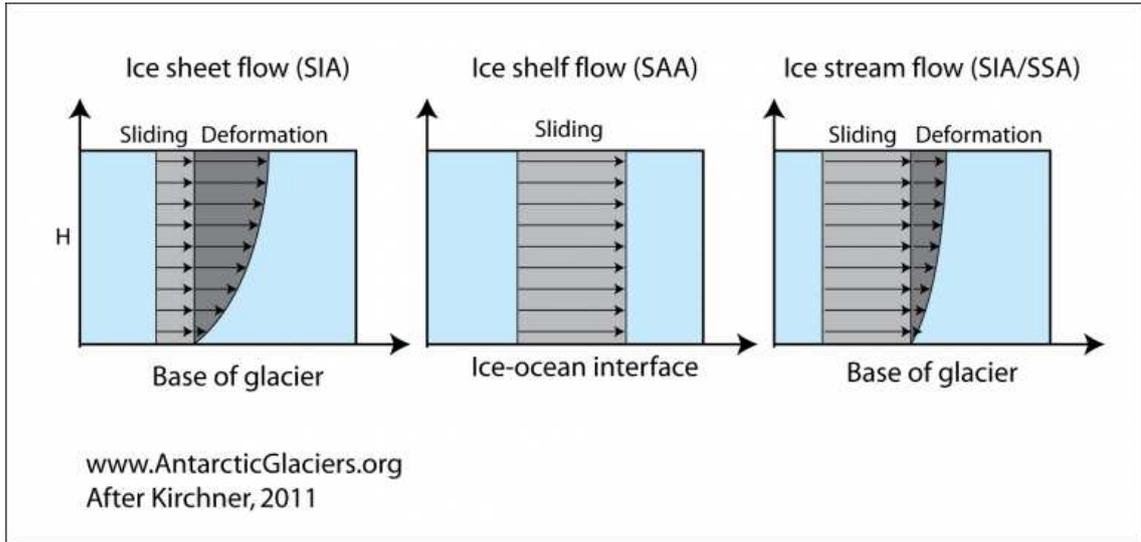


FIGURE III.4 – Glissement et déformation pour les zones lentes où s’applique la SIA (gauche), les plate-formes de glace où s’applique la SSA (milieu) et les fleuves de glace où s’applique une combinaison de la SIA et de la SSA (droite).

avec $H = z_s - z_b$ l’épaisseur de glace et $\bar{\eta}$ la viscosité effective moyennée sur la verticale. Avec les approximations faites, cette viscosité intégrée est :

$$\bar{\eta} = \frac{1}{H} \int_{z_b}^{z_s} \frac{1}{2} (EA)^{-1/n} d_e^{-(1-n)/n} dz \quad (\text{III.30})$$

avec $d_e^2 = \left(\frac{\partial u_x}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u_y}{\partial y}\right)^2 + \frac{\partial u_x}{\partial x} \frac{\partial u_y}{\partial y} + \frac{1}{4} \left(\frac{\partial u_x}{\partial y} + \frac{\partial u_y}{\partial x}\right)^2$ le second invariant du tenseur des taux de déformations d_e qui a été simplifié avec les hypothèses de Blatter-Pattyn ($\frac{\partial u_z}{\partial x}, \frac{\partial u_z}{\partial y} \ll \frac{\partial u_x}{\partial z}, \frac{\partial u_y}{\partial z}$) et de la SSA ($\frac{\partial u_x}{\partial z} = \frac{\partial u_y}{\partial z} = 0$).

1.2.2.b. Conditions limites

Dans le cas de la SSA qui est un modèle 2D, les conditions limites se restreignent aux surfaces latérales et l’intégration impose de prescrire une loi de friction pour $\underline{\tau}_b$ (voir section III.1.1.4) afin de prendre en compte les contraintes imposées par la surface inférieure. En effet, les conditions limites à la base et à la surface ont été intégrées durant l’intégration verticale de la SSA.

Pour le front du glacier, l’équilibre des pressions (Éq. III.15) intégrée sur la verticale donne :

$$\underline{J} \cdot \underline{n} = \frac{g}{2} (\rho H^2 - \rho_w h_{im}^2) \underline{n} \quad (\text{III.31})$$

avec $h_{im} = z_{sl} - z_b$ l’épaisseur immergée et \underline{J} une matrice symétrique de dimension 2 définie telle que $J_{xx} = 4\bar{\eta}H \frac{\partial u_x}{\partial x} + 2\bar{\eta}H \frac{\partial u_y}{\partial y}$, $J_{yy} = 4\bar{\eta}H \frac{\partial u_y}{\partial y} + 2\bar{\eta}H \frac{\partial u_x}{\partial x}$ et $J_{xy} = J_{yx} = \bar{\eta}H \frac{\partial u_x}{\partial y} + \bar{\eta}H \frac{\partial u_y}{\partial x}$ ⁱ.

Sur les bords du bassin versant, les conditions limites sont les mêmes que celles de non-pénétration (Éq. III.16) et de glissement libre (Éq. III.17).

i. Dans GREVE [2019], la contrainte membranaire (*membrane stress*) est définie telle que $\underline{N} = \int_{z_b}^{z_s} \underline{\tau} dz$. La notation introduite ici permet de simplifier l’écriture de la condition limite III.31 par rapport à cette autre version.

1.2.2.c. Domaine de validité

L'approximation majeure de la SSA (Éq. III.29) est de supposer que la déformation est faible dans la colonne. Cette approximation est donc valable pour les zones où le frottement est faible. Ainsi, initialement, cette approximation a été proposée par MORLAND [1987] et MACAYEAL [1989] pour les plateformes de glace, qui sont des zones flottantes avec un frottement nul. La SSA a par la suite été étendue pour les fleuves de glace, où la vitesse est principalement due à la vitesse basale (figure de droite III.4). Les approximations de la SSA commencent à être plus difficiles à justifier lorsque l'on sort de ces localisations (fleuves et plateformes de glace), notamment pour les zones quasi-immobiles et la transition entre ces dernières et le fleuve de glace (marges de cisaillement). Pour les zones à écoulement faible, c'est à dire pour des vitesses aux alentours de 100 m.a^{-1} , une étude menée par MAIER et al. [2019] indique que la vitesse basale du glacier domine dans la vitesse de déformation verticale. Cette observation suggère que l'application de la SSA se justifie pour de telles vitesses d'écoulement (figure de droite III.4).

1.3. Évolution de la géométrie

L'écoulement de la calotte est un écoulement à surface libre, et c'est notamment l'évolution de ces surfaces qui rend le problème dépendant du temps et particulièrement complexe à résoudre.

L'évolution d'une surface $S(\underline{x}, t)$ en fonction de la vitesse et d'un terme de source (ou de puit) a (voir termes en violet sur la figure III.1) est définie par ¹ :

$$\frac{DS}{Dt} = a \quad (\text{III.32})$$

avec $\frac{DS}{Dt}$ la dérivée particulière de S .

1.3.1. Surface supérieure

La surface supérieure du glacier notée z_s , en contact avec l'atmosphère, est libre d'évoluer au fil du temps. Cette évolution est notamment influencée par les conditions atmosphériques et le bilan de masse de surface $a_s(x, y, t)$ qui prend en compte les phénomènes d'ablation et d'accumulation à la surface. À partir de l'équation III.32, il est possible de démontrer (voir par exemple MORLIGHEM [2011]) que l'équation d'évolution de la surface supérieure s'exprime comme :

$$\frac{\partial z_s}{\partial t} + u_{x,s} \frac{\partial z_s}{\partial x} + u_{y,s} \frac{\partial z_s}{\partial y} - u_{z,s} = a_s \quad (\text{III.33})$$

Où a_s est le bilan de masse de surface avec $a_s > 0$ si accumulation et $a_s < 0$ si ablation, et $u_{x,s}$, $u_{y,s}$, $u_{z,s}$ sont les trois composantes de la vitesse en surface.

Ce terme a_s sera considéré par la suite comme un forçage extérieur et nous reviendrons sur son implémentation (section III.4.1).

1. Pour plus de détails et la démonstration, se référer à MORLIGHEM [2011].

1.3.2. Surface inférieure

De manière similaire au bilan de masse de surface, l'évolution de la surface inférieure z_b est régie par une équation similaire à III.33 :

$$\frac{\partial z_b}{\partial t} + u_{x,b} \frac{\partial z_b}{\partial x} + u_{y,b} \frac{\partial z_b}{\partial y} - u_{z,b} = a_b \quad (\text{III.34})$$

Où a_b désigne le bilan de masse basal avec $a_b > 0$ lorsque la glace fond ou $a_b < 0$ lorsque l'eau regèle, et $u_{x,b}$, $u_{y,b}$, $u_{z,b}$ sont les trois composantes de la vitesse basale.

Cette expression est valable aussi bien pour les zones flottantes que pour les zones posées. Par la suite, nous prenons $a_b = 0$ car ce terme est bien plus faible que a_s pour les zones posées¹ de la calotte du Groenland.

En pratique, la condition de non-pénétration des zones posées (Éq. III.11) impose que l'élévation basale soit confinée pour ces zones et qu'elle soit égale à l'élévation du socle rocheux ($z_b = b$) alors que pour les zones flottantes la surface est libre ($z_b \geq b$). La transition entre ces zones est nommée ligne d'échouage et est un problème de contact délicat à résoudre [GAGLIARDINI et al., 2013].

1.3.3. Épaisseur

Pour un modèle qui utilise l'approximation hydrostatique (section III.1.2.1.a), par définition la colonne de glace est à la flottaison ce qui donne une relation entre l'épaisseur $H = z_s - z_b$ et l'altitude des 2 surfaces libres :

$$z_b(x, y, t) = \begin{cases} b(x, y) & \text{pour la glace posée} \\ -H(x, y) \frac{\rho_i}{\rho_w} > b(x, y) & \text{pour la glace flottante} \end{cases} \quad (\text{III.35})$$

Cela permet de passer de 2 variables (z_s , z_b) à une seule variable pronostique (H) pour décrire l'évolution de la géométrie :

$$\frac{\partial H}{\partial t} + \frac{\partial(Hu_x)}{\partial x} + \frac{\partial(Hu_y)}{\partial y} = a_s - a_b \quad (\text{III.36})$$

Cette équation est obtenue en combinant l'équation de la surface supérieure (Éq. III.33) et celle de la surface inférieure (Éq. III.34)^j.

Par définition l'épaisseur doit être supérieure à 0, et en pratique dans le modèle cette équation sera résolue avec la condition $H \geq \epsilon_H$ avec $\epsilon_H = 0.9$ m.

1. de l'ordre de moins de 10 % en comparant les données de fonte basale de KARLSSON et al. [2021] avec les données de bilan de masse de surface de NOËL et al. [2018]

j. En calculant en $z = z_s$ l'équation III.27, on obtient : $u_{z,s} - u_{z,b} = -H \left(\frac{\partial u_x}{\partial x} + \frac{\partial u_y}{\partial y} \right)$. D'un autre côté, en soustrayant III.34 à III.33, on obtient $u_{z,s} - u_{z,b} = \frac{\partial H}{\partial t} + u_x \frac{\partial H}{\partial x} + u_y \frac{\partial H}{\partial y}$. En combinant ces deux équations, on retombe sur l'équation de III.36. Autre démonstration dans GREVE [2019].

1.3.4. Surface frontale

Le front d'un glacier à terminaison marine est une surface libre verticale délimitée par x_F et évolue au cours du temps selon les processus d'ablation qui peuvent être du vèlage ou de la fonte¹ :

$$\frac{\partial x_F}{\partial t} = \underline{u}_F - (\underline{c} + \underline{a}_{mf}) \quad (\text{III.37})$$

avec \underline{c} le taux de vèlage, \underline{a}_{mf} le taux de fonte frontale et \underline{u}_F la vitesse du glacier au front.

Le taux de vèlage représente la perte de masse du glacier qui n'est pas de la fonte, par exemple suite à un détachement d'iceberg. Il existe une multitude de façons physiques ou empiriques de modéliser ce taux de vèlage. Pour une synthèse exhaustive sur ce vèlage, le lecteur peut se référer à la thèse de KRUG [2014] ou à des papiers plus récents [BENN & ÅSTRÖM, 2018; ALLEY et al., 2023]

1.4. Récapitulatif

Après cette partie longue et technique, nous récapitulons rapidement les équations que nous utiliserons pour calculer le champs de vitesse et l'évolution de la géométrie que nous utiliserons dans cette thèse.

1.4.1. Calcul des vitesses

Pour calculer le champs de vitesse, nous utiliserons le système d'équation SSA (Éq III.29), qui est un système à 2 dimensions dans le plan horizontal permettant de calculer les deux composantes horizontales de la vitesse. Cette approximation utilise 4 hypothèses principales en partant des équations de Navier-Stokes (Éqs. III.1 et III.2) :

- La glace est un fluide **bas Reynolds**, c'est à dire un fluide très visqueux. Cette propriété de la glace simplifie grandement le problème en supprimant plusieurs termes des équations de Navier-Stokes, notamment les termes inertiels, et enlève les problématiques liées à la turbulence d'un fluide. Cela permet de passer au système d'équations de Stokes (Éqs. III.3 III.4).
- L'**approximation hydrostatique**, qui est une simplification qui considère que la pression dans un fluide en équilibre dépend uniquement de la profondeur. L'approximation hydrostatique est généralement valable pour les glaciers et la calotte, mais des cas particuliers peuvent la rendre invalide. C'est notamment le cas lorsque la pente du socle rocheux devient abrupte dans le sens de l'écoulement comme au niveau de la ligne d'échouage, la glace venant s'écraser comme dans un mur ce qui a pour effet d'augmenter la contrainte au delà de la pression hydrostatique.
- Le **faible rapport d'aspect** se réfère à une vitesse verticale faible par rapport à la vitesse horizontale ou une épaisseur faible par rapport à la longueur. Pour un glacier à terminaison marine, c'est principalement la première proposition qui est vraie, avec une vitesse verticale de 0.1 m.a^{-1} contre une vitesse horizontale de 1000 m.a^{-1} . En ajoutant cette hypothèse à l'approximation hydrostatique, le système d'équation devient le modèle de Blatter-Pattyn (Éqs. III.26).

1. En définissant $S = x_F(z, t) - x - y$ dans III.32, on obtient : $\frac{Dx_F}{Dt} = \frac{\partial x_F}{\partial t} + u_{F,x} \frac{\partial x_F}{\partial x} + u_{F,y} \frac{\partial x_F}{\partial y} + u_{F,z} \frac{\partial x_F}{\partial z} = \frac{\partial x_F}{\partial t} - u_{F,x} - u_{F,y} + u_{F,z} \frac{\partial x_F}{\partial z}$. En supposant que le front soit parfaitement vertical, $\frac{\partial x_F}{\partial z} = 0$

- Le profil vertical de la **vitesse horizontale est dominé par la vitesse basale** et non pas par la vitesse de déformation (figure III.4). Cette hypothèse est valable dans les zones à écoulement rapide où la glace flotte et où l'hydrologie sous-glaciaire lubrifie le socle. Dans les marges de cisaillement et les zones à très faible vitesses, cette approximation n'est plus valable. Grâce à cette dernière hypothèse, le système d'équation devient celui de la Shallow-Shelf Approximation (SSA).

Ce calcul du champs de vitesse dépend également de deux paramétrisations qui permettent de prendre en compte le comportement des petites échelles à la grande échelle :

- La **paramétrisation de la rhéologie** qui permet de décrire le comportement de la glace et notamment sa viscosité. Nous utilisons la loi de Glen qui relie la viscosité moyenne de la glace aux contraintes mécaniques et à la température et qui dépend d'un paramètre physique, le facteur d'amélioration E (Éq. III.30).
- La **paramétrisation de la friction** qui permet de décrire la résistance qu'offre le socle rocheux à l'écoulement. Nous utiliserons dans cette thèse plusieurs lois de friction différentes (section III.1.1.4) avec certaines prenant en compte de manière paramétrée l'effet de l'hydrologie sous-glaciaire (voir section IV.3.2). Ces lois de friction dépendent de deux paramètres constant temporellement, l'exposant m et le coefficient de friction nommé β qui prend en compte la géologie du socle (rugosité, présence de sédiments).

Ce problème est indépendant du temps si tous les paramètres (rhéologie, friction) et la géométrie sont fixes. La dépendance en temps de ce problème vient alors d'un changement de variable dans la paramétrisation de la rhéologie comme la température, d'un changement de variable dans la paramétrisation de la friction comme un changement de pression d'eau ou de l'évolution de la géométrie du glacier. Du fait de la dépendance de la viscosité à la température, le problème est également thermique et beaucoup de modèles résolvent aussi une équation de conservation de l'énergie pour calculer l'évolution de cette température. C'est un processus long car la glace est un très bon isolant et nous ne le prendrons pas en compte. Cependant, il sera nécessaire de l'initialiser à l'aide d'un champ obtenu par un modèle ayant tourné sur du très long terme (plusieurs milliers d'années).

Nous verrons alors section III.3.2 comment nous initialisation les différents paramètres du modèle (élévation du socle rocheux, rhéologie et friction).

1.4.2. Évolution de la géométrie

Pour calculer l'évolution de la géométrie, nous utiliserons l'équation d'évolution de l'épaisseur (Éq. III.36) alors que l'évolution du front sera considérée comme un forçage océanique (voir section III.4.2). Pour décrire l'évolution de l'épaisseur, il sera nécessaire de forcer le bilan de masse de surface (voir 4.1). Nous décrirons l'initialisation de l'état du système section III.3.1.

Nous avons donc à faire à un problème couplé : l'équation de l'évolution de l'épaisseur (Éq. III.36) dépend du calcul du champs de vitesse et le calcul du champs de vitesse (Éq III.29) dépend également de l'épaisseur. Nous allons donc maintenant voir comment il est possible de résoudre ce problème couplé de notre modèle physique grâce à un modèle numérique, avant de voir comment ce modèle physique est initialisé puis quels sont les forçages possibles pour ce modèle physique.

2. Modèle numérique

Comme introduit précédemment, après avoir sélectionné les équations adaptées à l'objet d'étude, un modèle numérique nécessite une méthode numérique et une discrétisation de l'espace et du temps. Dans cette thèse, nous allons appliquer le modèle Elmer/Ice [GAGLIARDINI et al., 2013] qui emploie la méthode des éléments finis¹ pour résoudre le problème couplé des équations de la SSA (Éq. III.29) et de l'épaisseur (Éq. III.36). Nous présentons alors ci-dessous les caractéristiques principales de ce modèle en ce qui concerne les aspects numériques. Pour plus de détails sur les capacités d'Elmer/Ice, se référer aux travaux de BRONDEX [2017] et MOSBEUX [2016] ainsi qu'au papier présentant les capacités d'Elmer/Ice [GAGLIARDINI et al., 2013].

Différentes techniques numériques existent afin de résoudre un système d'équation aux dérivées partielles tels que le système d'équation full-stokes (Éq. III.6), ou une de ses approximations (Éqs III.26 et 1.2.2) : la méthode des différences finies, celle des volumes finis et celle des éléments finis (se référer à PEIRÓ & SHERWIN [2005] pour plus de détail sur ces techniques). La méthode des différences finies est la plus simple à mettre en place, et consiste à discrétiser l'espace et le temps en une grille, approximant alors les dérivées spatiales et temporelles des équations différentielles par des différences entre les valeurs aux points voisins de la grille. Cette méthode, bien qu'efficace et facile à implémenter, peut se heurter à des difficultés lorsqu'elle traite des frontières incurvées ou des géométries complexes à cause de son maillage régulier rectangulaire. La méthode des volumes finis, axée sur la discrétisation de l'espace en volumes élémentaires, s'attache à calculer les flux à travers les faces de ces volumes, une démarche qui facilite la formulation des équations de conservation. La force de la méthode des volumes finis réside dans le fait qu'elle n'a besoin d'évaluer les flux qu'aux frontières des cellules, ce qui est également valable pour les problèmes non linéaires. Cela rend cette méthode particulièrement efficace pour gérer de manière robuste les lois de conservation non linéaires comme le système d'équations de Navier-Stokes (Éqs. III.1 et III.2). Pour les géométries complexes, la méthode des volumes finis permet d'améliorer la précision locale près d'un endroit d'intérêt en affinant le maillage autour de ce dernier. Pour terminer, la méthode des éléments finis décompose l'espace des solutions et utilisent des fonctions d'interpolation pour représenter la solution à l'intérieur de chaque élément. Comme celle des volumes finis, elle autorise une adaptation du maillage pour modéliser les géométries complexes. Plus de détails sur la méthode des éléments finis utilisée par Elmer/Ice sont disponibles dans les thèses de BRONDEX [2017] et MOSBEUX [2016].

Les simulations par éléments finis nécessitent une discrétisation spatiale à l'aide d'un maillage ainsi qu'une fonction d'interpolation et une discrétisation temporelle avec un pas de temps choisi.

Pour la discrétisation spatiale, le maillage avec Elmer/Ice peut être triangulaire (3 noeuds par élément), ce qui lui confère une grande polyvalence pour s'adapter aux géométries complexes des glaciers. En effet, cette approche offre la possibilité de créer des maillages avec des éléments de tailles variables, ce qui permet d'adapter la résolution spatiale en fonction des caractéristiques spécifiques de la zone modélisée. Par exemple, dans les régions proches du front du glacier où les vallées sont plus prononcées, une taille d'éléments réduite permet de capturer la complexité géométrique des glaciers

1. Voir le site suivant pour les principaux avantages et inconvénient <https://www.machinedesign.com/3d-printing-cad/fea-and-simulation/article/21832072/whats-the-difference-between-fem-fdm-and-fvm>

émissaires, alors qu'à l'intérieur, de grands éléments sont suffisants pour modéliser le comportement de ces zones. Ainsi, la configuration à grande échelle d'Elmer/Ice a des éléments allant d'1 km pour les glaciers émissaires à 5 km pour les zones intérieures de la calotte (voir figure III.5). Pour la fonction d'interpolation, Elmer/Ice offre la flexibilité de choisir entre des fonctions linéaires et des fonctions polynomiales d'ordre supérieur. Par simplicité, il est commun d'utiliser la fonction linéaire [BRONDEX, 2017; MOSBEUX, 2016]. Enfin, pour optimiser le nombre d'éléments, il est possible d'utiliser une méthode d'adaptation de la taille des mailles basé sur un critère d'erreur géométrique [FREY & ALAUZET, 2005]. Ce critère est basée sur une borne supérieure de l'erreur d'interpolation qui dépend de la courbure, ce qui conduit à réduire la taille des mailles dans les zones de fortes courbures. C'est par exemple le cas au niveau de Jakobshavn Isbræ sur la figure III.5, qui est la zone au tiers sud de la côte Ouest avec une veine sombre s'enfonçant vers le centre de la calotte, ce qui indique des mailles plus petites. On peut aussi éventuellement noter un "biais" du fait de l'optimisation par rapport à l'épaisseur : les observations n'étant pas homogènes dans l'espace, la topographie est plus lisse loin des observations et la maillage a aussi tendance à être raffiné dans les zones où il y a une forte densité d'observations d'épaisseur.

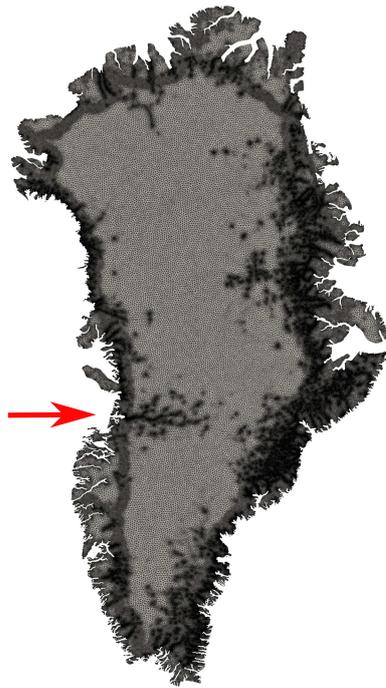


FIGURE III.5 – Illustration du maillage de la configuration à grande échelle. La flèche rouge indique la localisation de Jakobshavn Isbræ. Voir figure II.22 pour l'évolution des maillages pour ces configurations à grandes échelles depuis la fin des années 1990.

Numériquement, résoudre des systèmes non linéaires, comme celui de la SSA (Éq. III.29) nécessite l'utilisation de méthodes itératives. Dans le cas des équations du calcul des vitesses, la non-linéarité vient du fait que ce calcul dépend des vitesses elles-mêmes à travers la viscosité η (Éq. III.30) et de la loi de friction (voir section III.1.1.4). Dans ce cas, le problème est d'abord linéarisé, puis une approche itérative est appliquée : (i) un champ de vitesse est calculé avec une viscosité et une friction donnée, (ii) cela permet de calculer de nouvelles valeurs de viscosité et de friction (iii) nous recommençons

cela jusqu'à ce que la convergence soit atteinte, c'est à dire que la différence entre chaque cycle est plus petite qu'un certain critère, ou qu'un nombre maximal d'itérations est atteint.

Dans le logiciel Elmer/Ice, deux méthodes itératives sont disponibles pour ces équations de la SSA : la méthode de Picard et la méthode de Newton. La méthode de Picard est stable mais converge relativement lentement par rapport à la méthode de Newton, qui peut diverger si la solution initiale est trop éloignée de la solution recherchée. Pour combiner la stabilité de la méthode de Picard avec la rapidité de la méthode de Newton, une approche hybride est adoptée. Le processus itératif commence avec la méthode de Picard pour se rapprocher de la solution souhaitée, puis passe à la méthode de Newton pour une convergence plus rapide. Des détails plus complets sont disponibles dans les travaux de MOSBEUX [2016], BRONDEX [2017] et dans le papier présentant les capacités d'Elmer/Ice [GAGLIARDINI et al., 2013].

L'équation III.36, qui permet de calculer l'épaisseur, est linéaire, mais la condition d'épaisseur minimale ($H \leq \epsilon_H$) est ajoutée afin de garantir d'avoir une épaisseur de glace non nulle sur tout le domaine, la rendant non-linéaire. La limite est appliquée de manière itérative et définit un ensemble de contact où des conditions de type Dirichlet sont appliquées. Un nœud est inclus dans l'ensemble de contact lorsque sa valeur dépasse la limite, et un nœud est libéré de l'ensemble de contact lorsque la charge nodale qui lui est associée est négative. Cette équation 3 a également un terme dépendant du temps ($\frac{\partial H}{\partial t}$), qui nécessite une discrétisation temporelle (voir paragraphe sur le pas de temps plus bas) et d'une méthode pour traiter cette dérivée temporelle. Dans Elmer/Ice, cette méthode est celle du *Backward Differences Formulae* (BDF)¹, avec la possibilité d'utiliser l'un des trois premiers ordres². Les ordres supérieurs du BDF permettent de meilleures précisions et stabilités mais sont plus coûteux en temps de calcul.

La résolution du système d'équations III.29 dans Elmer/Ice implique un couplage entre le calcul de l'évolution de l'épaisseur de glace (Éq. III.36) et celui du champs de vitesse (Éq. III.29) en utilisant un schéma semi-implicite. Ce schéma consiste, pour un même pas de temps, à résoudre itérativement (i) le calcul du champs de vitesse en fonction d'une géométrie donnée et de l'épaisseur de glace avec l'équation III.29, puis (ii) à calculer l'épaisseur de glace grâce à l'équation III.36 et du champ de vitesse précédemment obtenu et pour enfin (iii) recalculer un champ de vitesse à l'aide de l'équation III.29. Ce processus itératif est répété jusqu'à ce qu'un critère de convergence soit atteint (la différence entre deux itérations est plus petite qu'une limite ou un nombre prédéfini d'itérations est atteint).

Pour la discrétisation en temps, il est nécessaire de déterminer un pas de temps. Ce dernier, tout comme le choix final du maillage, est choisi en trouvant un compromis entre temps de calcul et convergence vers la solution exacte (voir par exemple la section "*Convergence tests*" dans GAGLIARDINI et al. [2013]). Il est également nécessaire de respecter le critère de Courant $C_{FL} = \frac{[U]\Delta t}{\Delta x} < 1$ afin de garantir la stabilité temporelle (Δt le pas de temps et Δx la taille des éléments). Dans le cas des calottes polaires, la taille minimale des éléments va ainsi de 100 m à 16 km [GOELZER et al., 2020],

1. Méthodes de différentiation rétrograde en français

2. Plus de détail dans la notice d'Elmer, sec. 8.2 pour la condition d'épaisseur minimale et sec. 6.2 pour la stratégie de discrétisation (BDF) : <https://www.nic.funet.fi/pub/sci/physics/elmer/doc/ElmerSolverManual.pdf>

obligeant alors le pas de temps à être respectivement de 3.5 jours et d'un an^k. Dès lors que l'on respecte ce critère, le choix de ce pas de temps est fait pour minimiser le temps total de la simulation, avec un compromis entre le nombre de pas de temps et la durée de calcul à chaque pas de temps. En effet, un pas de temps plus grand nécessite plus d'itérations, car l'écart entre chaque pas de temps est plus important, ce qui entraîne plus de temps pour que le couplage entre les équations convergent. Mais un pas de temps plus petit nécessite de calculer plus de fois la solution.

Pour le front au contact de l'océan (Éq. III.37), qui dépend également du temps, le maillage est fixe au cours du temps et la géométrie évolue à cette frontière de manière discrète en suivant les arêtes des éléments. Sans loi de vèlage implémentée, c'est la position du front qui est forcée au modèle. Dans nos travaux, nous ne calculerons pas explicitement l'évolution de la position du front (Éq. III.37), mais l'imposerons soit à partir des observations ou d'une paramétrisation qui relie position du front aux forçages (voir section III.4.2). Pour imposer ce front, nous créons tout d'abord un masque sur une grille régulière, avec des valeurs positives indiquant les emplacements à l'intérieur du domaine glacé et des valeurs négatives pour ceux à l'extérieur. Ce masque est ensuite interpolé spatialement sur le maillage. Les éléments du maillage où le masque est positif pour au moins 2 nœuds sont identifiés comme actifs et correspondant à des zones glacées, tandis que les éléments ayant au moins 2 nœuds avec des valeurs négatives sont considérés comme passifs et dépourvus de glace. La frontière du front est alors définie comme l'interface entre les nœuds actifs et passifs, et la condition limite de l'équation III.31 est imposée en conséquence. Pour des géométries complexes, les retraits imposés peuvent laisser des zones englacées isolées de petites tailles, ce qui peut conduire à des problèmes mal posés et des difficultés d'ordre numériques. Les zones les plus petites sont ainsi aussi éliminées en fonction d'un critère sur leur taille et sur le nombre d'éléments dont elles sont constituées.

3. Initialisation

Afin de pouvoir simuler l'évolution d'une calotte à l'aide d'un modèle numérique glaciaire, il est nécessaire d'initialiser le modèle, c'est-à-dire informer le modèle de l'état dans lequel se trouve le glacier au début des simulations. Dans GOELZER et al. [2018], l'initialisation des modèles est définie comme l'obtention d'un état physique initial de la calotte polaire ainsi que des valeurs des paramètres du modèle. Parmi les grandeurs à initialiser, nous retrouvons donc :

- **l'état physique initial** qui va évoluer au cours du temps : les variables géométriques initiales que sont l'épaisseur de glace et la position du front dans le cas des modèles présentés.
- les **paramètres du modèle** qui restent constants au cours du temps et que l'on peut fixer : l'élévation du socle, le facteur d'amélioration E de la paramétrisation de la rhéologie (Éq. III.30) et le coefficient de friction de la paramétrisation de la friction (voir les différentes équations dans la section 1.1.4), que nous notons β et dont l'unité dépend de la paramétrisation de friction utilisée.

k. Calcul : pour avoir $C_{FL} < 1$ avec des éléments minimums de 100 m.a^{-1} et une vitesse maximale de 10000 m. , il faut que $\Delta t < \frac{\Delta x}{|U|} \approx \frac{100 \text{ m}}{10^4 \text{ m.a}^{-1}} = 1 \times 10^{-2} \text{ a}$ soit ≈ 3.5 jours. Pour des éléments minimums de la taille de 10 km , le pas de temps peut être d'un an.

3.1. État physique initial

Pour initialiser la position du front ou l'élévation de surface, ce sont principalement des observations directes qui sont utilisées.

Pour une étude commençant après les années 1970, des données satellitaires permettent d'observer la position du front (voir par exemple l'étude de WOOD et al., 2021) alors que les premiers modèles numériques de terrain (DEMs pour *Digital Elevation Models*) pour l'élévation au Groenland datent des années 80 (KORSGAARD et al. [2016] par exemple). Dans le cas où ce DEM est complet et correspond à l'année de départ de simulation, ce qui est rarement le cas, il est possible de l'utiliser directement pour l'élévation de surface. Si ce dernier ne correspond pas à l'année de départ mais qu'un DEM est disponible pour une année proche et que le glacier n'a pas été impacté par des événements majeurs entre cette année et celle du début de la simulation, comme un fort recul du front ou plusieurs années de fonte intense, l'utilisation de ce DEM d'une autre année est une option envisageable et correcte. Enfin, les DEMs avant les années 2000 et le lancement du projet GIMP¹ [HOWAT et al., 2015] sont rarement complets, et il est alors nécessaire d'utiliser des techniques d'interpolation et d'extrapolation (voir section 2.3 en Annexe pour voir la sensibilité à ces techniques d'interpolation pour notre étude de cas).

Pour une étude de cas datant d'avant les années 1970, il est possible d'utiliser des données géologiques (position du front, mais également position de la ligne d'échouage, datation des moraines, etc.). Cela peut permettre d'initialiser la position du front (voir par exemple l'étude d'HAUBNER et al. [2018] sur Upernavik Isstrøm et qui démarre en 1849) mais pas les élévations de surface. Pour obtenir une surface initiale, HAUBNER et al. [2018] réalise une relaxation : le glacier évolue avec un forçage atmosphérique (pas de forçage océanique, la position du front restant constante) jusqu'à atteindre un état d'équilibre au bout de 5000 ans. Dans CLAUZEL et al. [2023], qui s'intéresse au glacier alpin d'Argentière, sans contact avec l'océan et donc forcé seulement par l'atmosphère, un ensemble de simulations est utilisé puis sont sélectionnés seulement les membres qui se rapprochent des observations collectées, des données de position de moraines correspondant aux positions du front en 1820 et en 1850. Cependant, cette technique de "relaxation" est très dépendante des paramètres du modèle ou du forçage prescrit. Dans le cas de HAUBNER et al. [2018], cela peut déboucher sur une surface initiale en 1849 éloignée de ce qu'elle était réellement. Dans CLAUZEL et al. [2023], la surface obtenue est plus réaliste mais un risque existe de n'avoir aucune solution proche des observations (moraines, position du front, etc.)² si les données de forçages sont très incertaines ou éloignées de ce qu'il s'est réellement passé.

Comme nous le verrons plus tard pour les calottes, beaucoup de modèles réalisent au préalable une longue simulation pour initialiser les mécanismes à temps long (thermique, isostasie³), et donc l'état "présent" ou "initial" pour une projection correspond à l'état final de spin-up et peut alors être fortement éloigné des observations.

1. *Greenland Ice Mapping Project* (GIMP) est un projet dont le but était de créer un DEM complet du Groenland à partir de données satellites collectées dans les années 2000

2. Les plus grosses incertitudes concernant ce type de données concerne la datation, de l'ordre de quelques années à la dizaine d'années.

3. L'isostasie est le fait que l'élévation du socle dépend de la charge au dessus de lui. Lorsque la calotte se retire, l'élévation du socle remonte.

3.2. Paramètres du modèle

Au contraire des variables géométriques qui sont facilement observables, que ce soit avec des GPS ou des données altimétriques (voir section II.2), les paramètres du modèle sont difficilement accessibles. Bien qu'il soit possible d'obtenir ces informations en quelques points de l'espace, cela ne permet pas de représenter leur forte variabilité dans l'espace. Par exemple au niveau des fleuves de glace, l'élévation du socle peut varier de l'ordre d'un kilomètre et la contrainte basale peut passer de 0 à quelques centaines de kPa en quelques kilomètres seulement. Pour les déterminer, il est commun d'utiliser des méthodes inverses utilisant les principes de la calibration vus dans la section II.5.2, notamment en utilisant des approches variationnelles (voir section II.5.2.1).

3.2.1. Élévation du socle

Pour l'élévation du socle, nous avons exposé section II.2.2 que le jeu de données le plus récent pour le Groenland est le produit *bedmachine* [MORLIGHEM et al., 2017] : pour l'intérieur de la calotte, les auteurs utilisent une méthode de diffusion entre les lignes de vol (voir supplément de MORLIGHEM et al., 2020). Pour les fjords et les zones libres de glace, ils utilisent différents types de données issues d'observations de terrain ou de produits satellitaires (plus de détails dans MORLIGHEM et al., 2017).

Pour les régions périphériques de la calotte du Groenland, ce produit utilise une méthode d'interpolation plus complexe. C'est une méthode inverse variationnelle (voir section II.5.2.1) qui a pour objectif de déterminer un champ continu d'épaisseur à partir des observations ponctuelles issues des lignes de vol radars. C'est un problème inverse classique aussi dans d'autres disciplines (voir par exemple pour l'océan BARTH et al. [2014]). Elle est basée sur la minimisation d'une fonction coût qui mesure l'écart entre le champ recherché et les observations et d'une contrainte a priori qui privilégie les solutions lisses en pénalisant les gradients de H . La méthode intègre aussi sous forme de contrainte forte que H doit être solution de l'équation d'évolution de l'épaisseur (Eq. III.2). En effet les vitesses de surfaces sont maintenant bien mesurées par satellites et, dans les zones rapides, sont une bonne approximation des vitesses moyennes¹, alors que le bilan de masse de surface est fourni par les RCM (voir *downscaling* dynamique dans la section II.3.4 ou la section III.4.1) et il existe des mesures de changement d'élévation à l'échelle de la calotte (voir section II.2.2).

Au final, le produit est distribué sous forme d'une grille régulière à 0.25 km de résolution et une estimation des erreurs est également fournie [MORLIGHEM et al., 2017]. Au niveau de ces dernières, le produit *bedmachine* donne des erreurs sur l'élévation du socle reconstruit de l'ordre de plusieurs centaines de mètres pour les zones à l'intérieur de la calotte, de 10 à 100 mètres pour les zones périphériques et en dessous de 5 mètres pour les fjords et les zones déglacées.

3.2.2. Rhéologie et friction

Pour la calibration de la rhéologie et de la friction, il se pose un problème de taille : celui de l'équifinalité. L'équifinalité est le fait que plusieurs jeux de paramètres du modèle peuvent permettre d'expliquer les mêmes observations (Figure III.6). Par exemple, une vitesse élevée peut être expliquée par une viscosité faible ou par une friction faible, les deux facilitant l'écoulement de la glace. Pour contourner ce problème, une méthode communément utilisée en glaciologie consiste à supposer le

1. L'équation utilisée en réalité est donc l'équation de l'évolution de l'épaisseur (III.36).

facteur d'amélioration E et le champ de températures connus pour calculer la fluidité A avec l'équation III.8, puis de calibrer la friction avec une méthode inverse [GILLET-CHAULET et al., 2012 ; BRONDEX, 2017 ; MOSBEUX, 2016]. Cependant, de nouvelles méthodes sont apparues dernièrement pour calibrer à la fois la friction et la rhéologie [RANGANATHAN et al., 2021] ou pour mieux prendre en compte l'incertitude de la rhéologie sur la calibration de la friction [BABANIYI et al., 2021]. Une dernière approche commune est de calibrer la friction pour les zones posées en supposant la rhéologie fixe et de calibrer la rhéologie pour les zones flottantes [BARNES et al., 2021].

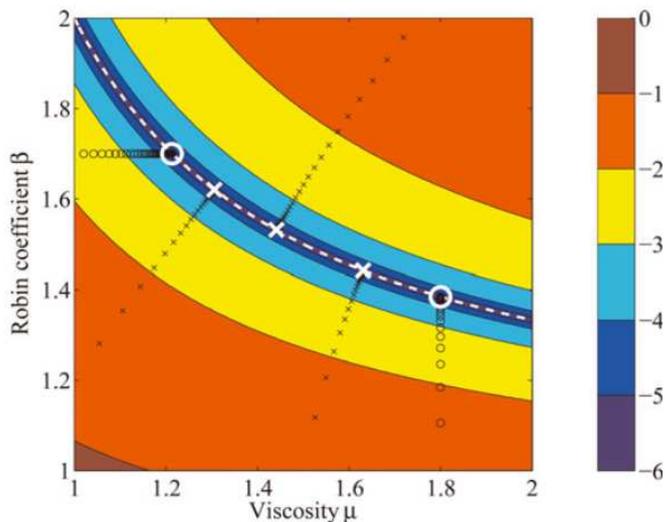


FIGURE III.6 – Illustration du principe d'équifinalité entre la friction et la viscosité (l'inverse de la fluidité) : l'échelle de couleur montre la différence entre une vitesse de surface de référence et une vitesse modèle pour un cas simplifié. Les pointillés blancs montrent qu'il existe une infinité de couples (friction/viscosité) qui peuvent conduire à la même vitesse en surface. Fixer un des deux paramètres permet de déterminer l'autre de manière unique par méthode inverse itérative (ronds). Source : ARTHERN & GUDMUNDSSON [2010].

Pour la friction, nous présentons la méthode inverse la plus classique pour calibrer le champ de coefficients de friction $\underline{\beta}$ à partir des observations de surfaces, telle qu'implémentée dans Elmer/Ice. Pour cette méthode inverse, les autres paramètres du modèle (topographie, propriétés matérielles, géométrie) sont fixés. Plus de détails sur l'implémentation de ces méthodes inverses dans Elmer/Ice sont donnés dans les thèses de BRONDEX [2017] et MOSBEUX [2016].

Ici, le principe de cette méthode inverse consiste à calibrer le champ de coefficients de friction $\underline{\beta}$ afin que la différence entre les vitesses simulées par le modèle et celles observées par satellite soit minimale. Pour éviter que la calibration donne des valeurs de β négatives qui n'ont pas de sens physiquement, on réalise un changement de variable tel que $\beta = 10^\alpha$ et on calibre alors ce coefficient α . Cette calibration revient à minimiser une fonction coût J_0 , qui est une fonction du vecteur $\underline{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)$ (avec N le nombre de nœuds du maillage) :

$$J_0(\underline{\alpha}) = \sum_{i=1}^{N_{obs}} \frac{1}{2} (\|\underline{u}_i^m - \underline{u}_i^o\|)^2 \quad (\text{III.38})$$

Avec N_{obs} le nombre de points d'observations, \underline{u}_i^m les vitesses du modèle et \underline{u}_i^o les vitesses observées.

Cependant, ce type de problème inverse est en général sous-contraint, avec plusieurs solutions “optimales” possibles. Un terme de régularisation de Tikhonov (J_{reg}) est ajouté pour pénaliser les dérivées premières du champ $\underline{\alpha}$. Cela permet de privilégier les solutions les plus lisses et éviter la sur-interprétation des données¹ :

$$J_{reg}(\underline{\alpha}) = \int_{\Sigma} \frac{1}{2} \left(\left(\frac{\partial \alpha}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \alpha}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy \quad (\text{III.39})$$

avec Σ la surface inférieure du domaine, soit le contact avec le socle rocheux.

Un terme pénalisant l'écart entre la divergence du flux modélisé et observé, nommé terme de divergence, permet d'ajouter une contrainte avec l'équation de l'évolution de l'épaisseur (Eq. III.36) sous forme faible :

$$J_{div}(\underline{\alpha}) = \int_{\Sigma} \frac{1}{2} (\nabla \cdot (H\underline{u}^m) - \dot{a})^2 dx dy \quad (\text{III.40})$$

avec $\nabla \cdot (H\underline{u}^m)$ la divergence du flux du modèle, $\dot{a} = a_s - \frac{\partial H}{\partial t}$ la différence entre un bilan de masse de surface observé a_s et un changement d'épaisseur observé $(\frac{\partial H}{\partial t})_{obs}$. Nous nommons J_{div} le terme de divergence. Ce terme revient à intégrer la contrainte selon laquelle \underline{u} et H doivent satisfaire l'équation de conservation de la masse (Équation 3 de III.29).

La fonction coût à minimiser est alors la somme pondérée de ces 3 termes :

$$J(\underline{\alpha}) = J_0(\underline{\alpha}) + \lambda_{reg} \cdot J_{reg}(\underline{\alpha}) + \lambda_{div} \cdot J_{div}(\underline{\alpha}) \quad (\text{III.41})$$

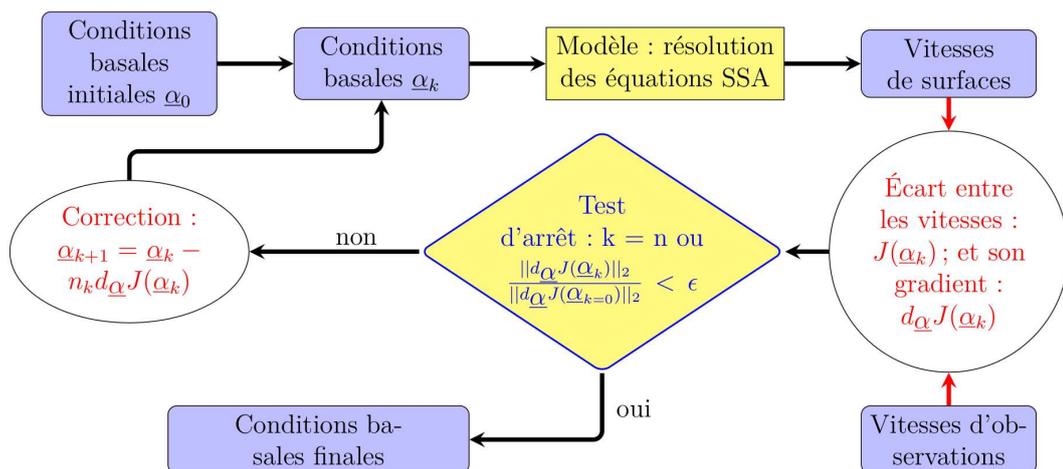


FIGURE III.7 – Illustration de la méthode de descente de quasi-newton, schéma inspiré de NODET M. $\underline{\alpha}_k$ est le champ $\underline{\alpha}$ qu'on cherche à calibrer à l'itération k , $J(\underline{\alpha}_k)$ est la fonction coût qu'on minimise et $d_{\underline{\alpha}}J(\underline{\alpha}_k)$ son gradient, ϵ est un critère de convergence, n un nombre d'itérations maximum et n_k un paramètre positif désignant la taille du pas pour chaque itération k (plus ce pas est grand, plus la distance parcourue dans l'espace $\underline{\alpha}$ est grande, au risque de ne pas réussir à converger, par exemple en oscillant autour d'un minimum).

1. *overfitting* en apprentissage machine

où λ_{reg} et λ_{div} sont deux coefficients de pondération permettant de donner plus ou moins de poids aux termes de régularisation et divergence.

Afin de trouver le minimum de J_{tot} , une méthode itérative est utilisée dans Elmer/Ice, nommée méthode de descente de quasi-newton (voir figure III.7). Après avoir résolu le système SSA pour la k -ième fois avec le champ $\underline{\alpha}_k$, et en parallèle du calcul de la fonction coût, son gradient $d_{\underline{\alpha}}J(\underline{\alpha}_k)$ est calculé avec une méthode de contrôle, ou méthode adjointe [GILLET-CHAULET et al., 2012]. Il est ensuite vérifié si le test d'arrêt est vrai ou faux : soit le nombre d'itérations maximum n a été atteint, soit le rapport du gradient de l'itération k sur le gradient de l'itération 0 $\frac{d_{\underline{\alpha}}J(\underline{\alpha}_k)}{d_{\underline{\alpha}}J(\underline{\alpha}_0)}$ est plus petit que le critère de convergence ϵ^1 . Si le test n'est pas satisfait, une itération $k + 1$ est relancée avec un nouveau champ $\underline{\alpha}_{k+1} = \underline{\alpha}_k - n_k \cdot d_{\underline{\alpha}}J(\underline{\alpha}_k)$, avec n_k une taille du pas qui change au cours du temps (voir GILBERT & LEMARÉCHAL, 1989). Si le test d'arrêt est satisfait, le champ $\underline{\alpha}_k$ est alors le champ final optimal.

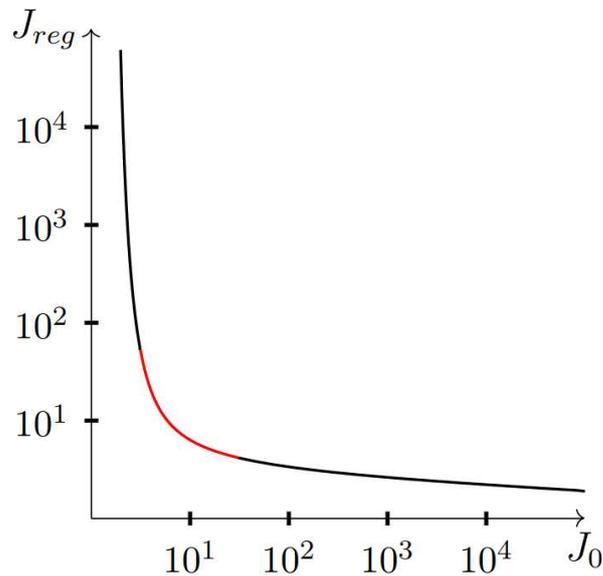


FIGURE III.8 – Courbe en L synthétique, avec en rouge la courbure maximale. Schéma inspiré de MOSBEUX [2016].

Afin de trouver un compromis entre régularisation et reproduction des vitesses d'observation, une solution commune en glaciologie [MORLIGHEM et al., 2010b; GILLET-CHAULET et al., 2012] est d'utiliser la méthode de la courbe en L [HANSEN, 2001]. Cette méthode consiste à tester plusieurs valeurs de λ_{reg} pour tracer l'évolution de J_{reg} en fonction de J_0 (Figures III.8). Le λ_{reg} optimal est alors celui où la courbure est maximale (portion rouge). Ce point est un compromis afin d'obtenir la régularisation la plus forte sans avoir trop dégradé la précision des vitesses par rapport aux observations. Dans cette thèse, ce principe sera étendu également pour optimiser la valeur de λ_{div} .

1. Ce second test est spécifique à la librairie m1qn3 utilisée dans Elmer/Ice. Pour plus de détails sur m1qn3, voir GILBERT & LEMARÉCHAL, 1989.

4. Forçages

Une fois le modèle construit et le modèle calibré, il reste une étape avant de pouvoir lancer une simulation : le choix des forçages. Dans le cas du modèle de calotte polaire présenté précédemment, deux forçages sont nécessaires :

- Le **forçage atmosphérique** qui consiste en la prescription d'un bilan de masse de surface a_s .
- Le **forçage océanique** pour la condition limite frontale. Il peut consister à laisser la position du front libre avec une équation de vèlage (Éq. III.37) en prescrivant un taux de vèlage \underline{c} et un taux de fonte frontale a_{mf} ou à prescrire l'évolution de la position du front x alors que pour la condition limite inférieure il consiste à prescrire un bilan de masse basal a_b .

4.1. Forçage atmosphérique

Pour décrire les interactions de l'atmosphère avec la calotte, plusieurs techniques de *downscaling* (voir principes introduits section II.3.4) existent pour calculer le bilan de masse de surface (SMB¹) à partir d'un modèle de circulation générale couplé atmosphère-océan (AOGCM²). En effet, les AOGCMs n'étant pas construits pour fournir directement ce bilan de masse de surface [NOWICKI et al., 2020], mais pour fournir la température et les précipitations, deux méthodes principales de *downscaling* sont utilisées pour passer de la grande échelle des AOGCMs au SMB.

Le principe du *downscaling* statistique est d'utiliser directement les variables de sortie d'un AOGCM et de traduire les grandeurs de précipitation et de température en un bilan de masse de surface à l'aide d'une paramétrisation simple comme le modèle degré-jour [HOCK, 2003]. Pour calculer le gain de masse par précipitation, ce modèle utilise un principe assez simple : les précipitations sont prescrites sous forme neigeuse et converties directement en quantité de glace lorsque la température est plus faible qu'une température limite T_0 , alors qu'elle sont prescrites sous forme liquide lorsque la température est au dessus d'une seconde température limite T_1 et une transition linéaire est imposée entre les deux. Pour calculer la fonte, un principe similaire est utilisé : lorsque la température de l'air T est supérieure à une température limite T_2 , la glace fond proportionnellement à la différence entre T et T_2 selon un facteur degré-jour *DDF* (*Degree-Day Factor*). Les trois températures limites T_0 , T_1 et T_2 et le coefficient de proportionnalité *DDF* sont alors dépendants de l'étude de cas et doivent être calibrés.

L'un des problèmes de cette solution est la faible résolution des AOGCMs, de l'ordre de 50 km, qui ne permet pas de prendre en compte une éventuelle complexité topographique. Or la température est fortement liée à l'altitude, pouvant entraîner de fortes erreurs, aussi bien pour la fonte que pour l'accumulation. Une solution pour remédier à cela est d'utiliser un gradient de température pour prendre en compte la topographie de la calotte (plus de détail dans la thèse QUIQUET [2012]). Il est également possible d'utiliser les sorties de précipitation et température d'un RCM non spécialisé dans les régions polaires, qui aura une résolution plus fine (voir ASCHWANDEN et al. [2019] par exemple).

1. *Surface Mass Balance*

2. *Atmosphere-Ocean Coupled General Circulation Model*

La deuxième solution pour obtenir le SMB est de faire du *downscaling* dynamique en utilisant les sorties d'un modèle climatique régional (RCM¹) spécialisé dans les régions polaires, tel que MAR [FETTWEIS et al., 2017] et RACMO [NOËL et al., 2018] qui sont forcés sur leurs bords par des modèles globaux (AOGCM ou réanalyses, voir paragraphe suivant). Ces RCMs calculent directement le SMB en raison de leur modèle de névé intégré². Ce modèle de firn est plus complexe que le modèle degré-jour précédemment présenté, car il intègre un bilan d'énergie détaillé, prenant en compte des processus tels que le rayonnement solaire, la sublimation ou l'écoulement de l'eau dans le névé par exemple [FETTWEIS et al., 2017; NOËL et al., 2018]. Cette approche offre une meilleure représentation des processus physiques impliqués dans le bilan de masse de surface des calottes polaires.

Comme vu section II.3.4 ces RCMs doivent être forcés au niveau de leurs frontières (figure II.23), et ils vont utiliser des produits différents selon la période étudiée. Dans le passé, les RCMs peuvent être prescrits aux frontières par des réanalyses, qui sont des champs globaux obtenus en utilisant des approches variationnelles de type 4D-Var (plus de détail dans la section II.5.2.1) pour essayer d'estimer au mieux les champs à partir de modèles globaux et d'observations à l'échelle mondiale. Pour le futur, les RCMs peuvent utiliser aux frontières les données fournies par les AOGCMs, qui dépendent alors du scénario socio-économique futur (SSP³).

Pour corriger les biais des simulations climatiques futures, par exemple avec un *downscaling* dynamique d'un AOGCM qui donnerait systématiquement une accumulation trop importante dans le passé, le SMB peut être prescrit sous forme d'anomalie [NOWICKI et al., 2020]. L'anomalie $aSMB_{RCM}$, qui dépend de l'AOGCM utilisé en entrée, est définie comme $aSMB_{RCM}(x, y, t) = SMB_{RCM}(x, y, t) - SMB_{ref}(x, y)$, avec $SMB_{ref}(x, y)$ la climatologie obtenue en prenant la moyenne du SMB forcé par des réanalyses sur une période donnée. De plus, les RCMs tournent avec une topographie constante $z_{s,ref}$ et négligent donc potentiellement une boucle de rétroaction importante (*feedback* en anglais) avec l'élévation z_s : si le SMB est négatif, l'altitude de la surface diminue ce qui entraîne une augmentation de la température et in fine une augmentation de la fonte. Afin de prendre en compte l'influence des changements d'élévation de surface sur le SMB, le gradient vertical du SMB $\frac{dSMB}{dz}$, qui dépend du temps, est également utilisé.

Le SMB fourni est alors donné par :

$$SMB = SMB_{ref} + aSMB_{AOGCM}(x, y, t) + \frac{dSMB_{AOGCM}}{dz}(z_s(x, y, t) - z_{s,ref}(x, y)) \quad (\text{III.42})$$

Le principal désavantage de ce *downscaling* dynamique est la difficulté d'implémentation au contraire de la facilité d'utilisation d'un *downscaling* statistique. En effet, dans ce cas les modèles de calotte sont dépendants des possibilités offertes par les *downscaling* dynamiques déjà réalisés : si un RCM n'a pas fait tourner une simulation avec un AOGCM voulu, il est nécessaire de repasser sur un *downscaling* statistique. De plus, ce *downscaling* dynamique a un coût de calcul important, de l'ordre de 500

1. *Regional Climate Model*

2. Le névé est la couche de transition entre la neige et la glace. Se référer à la figure II.1 pour sa localisation.

3. *Shared Socio-economic Pathway*

hCPU par année simulée pour le Groenland¹, en comparaison avec les 10 hCPU par année simulée pour notre modèle de calotte².

4.2. Forçage océanique

Le forçage océanique agit sur deux conditions aux limites du modèle : la fonte basale, à travers le bilan de masse basal a_b , et la fonte frontale, à travers le taux de fonte frontale a_{mf} . Comme pour le bilan de masse de surface, les AOGCMs ne sont pas capables aujourd’hui de fournir ces grandeurs aux modèles de calottes : pour le bilan de masse basal, qui concerne quasi-exclusivement les plateformes flottantes en Antarctique, ainsi que pour le taux de fonte frontale, qui influence principalement les glaciers émissaires côtiers du Groenland, la partie océanique des AOGCMs ne s’étend pas sous les plateformes et à l’intérieur des fjords. Nous prenons par la suite l’exemple du forçage du taux de fonte frontale qui concerne le Groenland auquel nous nous intéressons dans cette thèse³.

Comme pour l’atmosphère, il est possible de faire du *downscaling* dynamique avec un modèle qui va simuler le comportement du fjord (voir par exemple KAJANTO et al. [2023]). Aujourd’hui, cette technique est très peu développée en comparaison avec son équivalent atmosphérique, notamment à cause du peu de données dans ces zones [STRANEO et al., 2019].

En ce qui concerne le *downscaling* statistique, plusieurs possibilités ont déjà été explorées, avec comme but de relier le taux de fonte frontale ou la position du front à la température de l’océan et au débit d’eau sous-glaciaire. En utilisant un modèle océanique simulant le fjord, RIGNOT et al. [2016] a établi une relation générique afin de relier le taux de fonte frontale a_{mf} au “forçage thermique océanique” TF⁴, le débit surfacique d’eau sous-glaciaire Q et la profondeur d’eau h :

$$a_{mf} = (AhQ^\alpha + B)TF^\beta \quad (\text{III.43})$$

avec A , B , α et β quatre paramètres à calibrer et qui peuvent dépendre du glacier étudié. Dans RIGNOT et al. [2016], A peut aller de 0.059 à 0.27, B de 0.06 à 0.15, α de 0.35 à 0.7 et β de 1.17 à 1.61.

Pour les modèles n’ayant pas de loi de vêlage, SLATER et al. [2019] a proposé une paramétrisation semblable à l’équation III.43 permettant de relier les changements de position du front $\underline{x}_F(t)$ par rapport à une référence \underline{x}_{ref} avec TF et Q :

$$\underline{x}_F(t) - \underline{x}_{ref} = \kappa\Delta(Q^{0.4}TF) \quad (\text{III.44})$$

1. Calcul réalisé grâce à des chiffres fournis par Damien Maure : environ 24 h pour faire une année avec 20 cœurs.

2. On retrouve cette différence d’un facteur 50 en ordre de grandeur pour la calotte Antarctique.

3. Pour l’Antarctique, je renvoie le lecteur post-2024 à la thèse de Justine Caillet qui traitera de cette question du forçage océanique de l’Antarctique. Le lecteur peut sinon se référer aux papiers références d’ISMIP6 Antarctica [NOWICKI et al., 2020 ; SEROUSSI et al., 2020].

4. Le “forçage thermique océanique” est défini par RIGNOT et al. [2016] comme la différence entre la température in situ de l’eau de mer et son point de congélation, dépendant de la pression et de la salinité, moyennée entre 200 mètres et la profondeur du plancher océanique dans la simulation. L’eau de mer participant à la fonte de la face de déversoir provient principalement de cette plage de profondeur [XU et al., 2013].

où κ est la sensibilité du front. La calibration de κ dans SLATER et al. [2019] est faite en termes probabilistes pour chaque secteur du Groenland (Figure III.9), ce qui permet d’avoir plusieurs sensibilités et de prendre en compte l’incertitude liée à ce vêlage.

Dans le passé, il est alors possible d’utiliser un de ces *downscaling* statistiques avec des valeurs observées, ou des sorties de réanalyse du forçage thermique océanique et du débit d’eau sous-glaciaire de fonte. C’est ce qu’a fait BONDZIO et al. [2018] pour tester la sensibilité du vêlage à ce taux de fonte frontale a_{mf} et aux paramètres de sa loi de vêlage¹. Les observations de position de front étant précises depuis le début de l’ère satellitaire, une autre possibilité est d’utiliser directement ces observations, comme dans HAUBNER et al. [2018].

Dans le futur, il n’est plus possible d’utiliser ces observations, mais le *downscaling* statistique est toujours possible en utilisant des sorties de forçages thermiques et de débit surfacique d’écoulement sous-glaciaire en sortie de modèles. Pour le forçage thermique océanique, ce dernier peut être fourni directement par un AOGCM, qui dépendra donc également du SSP. Pour le débit surfacique d’écoulement sous-glaciaire, les AOGCMs ne fournissant pas cette grandeur, il sera nécessaire d’utiliser les sorties d’un RCM comme pour le forçage atmosphérique.

5. Ice Sheet Model Intercomparison Project for CMIP6

“*Tout seul on va plus vite, ensemble on va plus loin*” proverbe africain

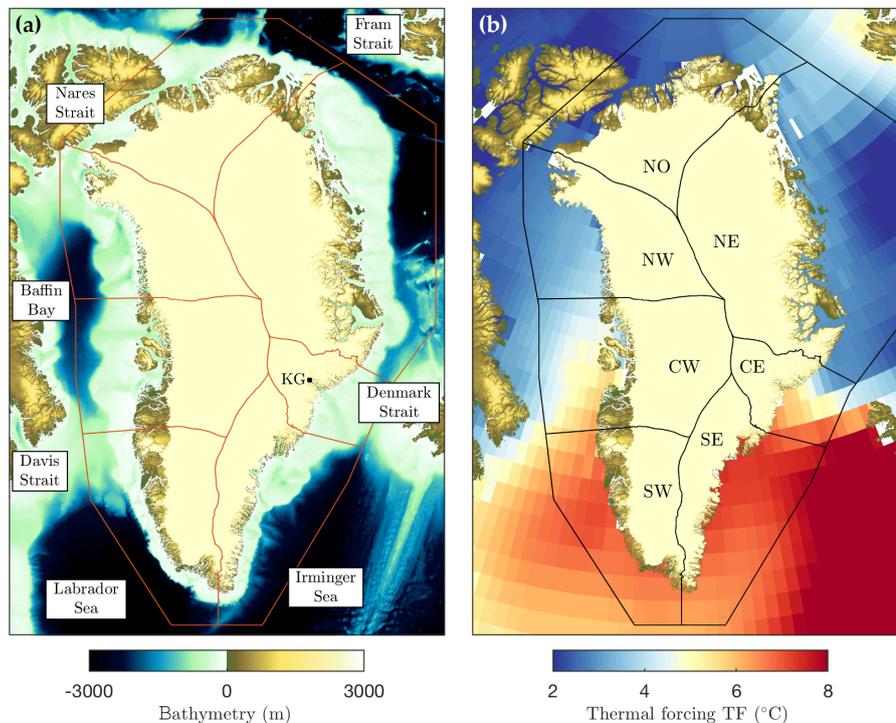


FIGURE III.9 – Les différents secteurs définis par SLATER et al. [2019]. Source : SLATER et al. [2019].

1. Il utilise une loi de vêlage basée sur le critère de von Mises inspirée de MORLIGHEM et al. [2016] et définie telle que : $c = \frac{\|\underline{u}\|}{\sigma_{max}}$ avec $\bar{\sigma}$ la contrainte de traction maximale et σ_{max} une limite à partir de laquelle la glace se fracture.

ISMIP6 pour *Ice Sheet Model Intercomparison Project for CMIP6* est la partie modélisation des calottes polaires de CMIP6. Ce projet vise à fournir des prévisions futures de la contribution des calottes polaires à la hausse du niveau de la mer et de caractériser leurs incertitudes. Chaque participant utilise son modèle de calotte polaire, le calibre et réalise des expériences standardisées afin de pouvoir comparer les résultats entre eux. Cela permet non seulement de mieux caractériser les incertitudes liées aux différents modèles mais aussi de mieux comprendre d'où proviennent les différences. Aujourd'hui, de fortes différences entre les modèles et entre les expériences sont présentes (par exemple les scénarios d'émission de gaz à effet de serre futurs). Pour la calotte du Groenland, les résultats indiquent que la perte de masse va contribuer pour 15 à 140 mm à l'élévation du niveau des mers [GOELZER et al., 2020] en plus de celle déjà engagée. L'incertitude est encore plus grande pour l'Antarctique, avec une contribution en plus de celle déjà engagée entre -78 mm et 300 mm [SEROUSSI et al., 2020].

Pour expliquer comment sont obtenus ces résultats, nous commençons par faire un petit historique des différents modèles de calotte, qui résolvent un des systèmes d'équation présentés précédemment afin de calculer l'évolution du volume d'un glacier ou d'une calotte : full-stokes (Éq. III.6), modèle d'ordre intermédiaire (par exemple l'équation III.26), Shallow Shelf Approximation (SSA, Éq. III.29), Shallow Ice Approximation (SIA). Nous présenterons ensuite le protocole de ces travaux d'intercomparaison pour le Groenland puis nous verrons l'impact de la prise en compte des différentes sources d'incertitude. Nous terminerons par les voies d'amélioration possibles pour cet exercice d'intercomparaison.

5.1. Historique des modèles de calotte

Historiquement, il existe 2 grands types de modèles en glaciologie : les modèles paléo-climatiques et les modèles "complexes". Ces deux types n'ont pas été créés pour les mêmes applications et n'ont donc pas les mêmes avantages et faiblesses. Pour une revue exhaustive, le lecteur pourra se référer à GOELZER et al. [2017] pour le Groenland et PATTYN [2018] pour l'Antarctique.

5.1.1. Les modèles paléo-climatiques

Les modèles paléo-climatiques ont été développés pour simuler le comportement des grandes calottes et du climat sur des échelles de temps allant de milliers à des millions d'années. Ce sont les premiers modèles qui sont apparus, dans les années 1990 [HUYBRECHTS, 1990; LETRÉGUILLY et al., 1991; RITZ et al., 1996], et ils ont utilisé les données disponibles à l'époque, telles que des données géologiques et des carottes de glace pour simuler l'évolution passée des calottes polaires [RITZ et al., 2001]. Pour résoudre ces longues échelles de temps, ces modèles utilisent des résolutions limitées avec des grilles régulières, en utilisant la méthode des différences finies (voir section III.2) et en recourant à des approximations de type SIA et éventuellement SSA. Par la suite, les premiers exercices d'intercomparaison ont été lancés, le premier étant EISMINT¹ [HUYBRECHTS & PAYNE, 1996].

Pour initialiser l'état actuel de la calotte, les modèles paléo-climatiques réalisent un spin-up [ASCHWANDEN et al., 2013]. Le spin-up est une simulation sur plusieurs cycles glaciaires/interglaciaires durant lequel le climat évolue en fonction des conditions climatiques (température, pré-

1. *European Ice Sheet Modelling Initiative*

cipitation). Cela permet alors de prendre en compte l'évolution de la température dans la calotte qui est un processus à long temps de mémoire car la glace est un bon isolant : par exemple, les températures au centre de la calotte dépendent des températures du dernier maximum glaciaire. Un état initial de la calotte est alors obtenu pour la topographie, ainsi que pour la friction et la viscosité, qui dépendent du champ de vitesses et de la température de la glace. Malheureusement, toutes les incertitudes du climat et du modèle de glace dans le passé se cumulent dans cet état initial, ce qui aboutit à un état éloigné de l'état actuel au niveau de la topographie et des vitesses [GOELZER et al., 2018]. Sur la figure I.20 introduite dans le premier chapitre, ce type de modèles figurent dans la zone "modèle incapable d'utiliser toutes les données" (*Model unable to exploit data*). Malgré tout, ces modèles paléo-climatiques ont essayé de compenser ces limites en ajoutant de la complexité afin d'utiliser ces nouvelles données et s'améliorer. Ainsi, pour compenser l'éloignement aux observations actuelles, ces modèles utilisent des techniques de nudging [PELT et al., 2013], qui permettent de se rapprocher de la topographie observée mais difficilement des observations de vitesse. De plus, l'augmentation de la puissance de calcul a permis d'améliorer la résolution de ces modèles, même sans avoir de maille adaptative. Ces améliorations permettent aujourd'hui de reproduire de manière satisfaisante la complexité des fleuves de glaces (voir ASCHWANDEN et al. [2016]).

Ces modèles sont adaptés à de grandes échelles de temps et sont tout à fait capables de reproduire les tendances passées sur de larges échelles de temps [RITZ et al., 2001]. Cependant, une question subsiste : quelle est leur capacité à reproduire un changement aussi abrupt que le changement climatique anthropique actuel ? En effet, ces modèles sont souvent incapables de reproduire les observations actuelles des deux calottes, que ce soit au niveau des épaisseurs et du volume, ou au niveau des vitesses de surface.

5.1.2. Les modèles "complexes"

L'autre grande famille de modèles pour étudier les calottes est celle des modèles complexes, aussi appelés modèles de nouvelle génération. Ces derniers comme ISSM [LAROUR et al., 2012], Uà [GUDMUNDSSON, 2020], Elmer/Ice [GAGLIARDINI et al., 2013] ou BISICLES [CORNFORD et al., 2013] ont été construits durant les années 2010 pour profiter de l'augmentation des moyens de calcul (figure II.21) et ainsi mieux décrire la dynamique en termes de processus. Ces modèles utilisent des approximations d'ordres supérieurs (full-stokes, Modèle d'ordre intermédiaire, SSA) et des mailles adaptatives (possible avec la méthode des éléments finis ou des volumes finis) pour modéliser les géométries complexes. Ces caractéristiques permettent alors de simuler précisément le comportement des glaciers de montagne ou de petites zones de la calotte pour un large éventail d'applications (risques glaciaires, impact du changement climatique sur un glacier, etc) mais également les calottes polaires en raffinant finement la géométrie des fleuves de glace. L'exercice d'intercomparaison ISMIP-HOM¹ a été défini afin de comparer ces différents modèles, utilisant soit les équations de Stokes (Éq. III.6), soit des modèles d'ordres supérieurs comme le modèle de Blatter-Pattyn (Éq. III.26), avec des solutions analytiques [PATTYN et al., 2008]. Les résultats indiquent une nette distinction entre les modèles d'ordres supérieurs et ceux qui résolvent le système complet des équations de Stokes, ces derniers présentant une plus grande cohérence mutuelle ainsi qu'une meilleure concordance avec la solution analytique. Ces exercices d'intercomparaison permettent alors de voir les différences entre les modèles,

1. Ice Sheet Model Intercomparison Project for Higher-Order and full-stokes ice sheet Models

pour les comprendre puis de les faire converger. Par exemple, un autre exercice d'intercomparaison pour étudier les performances des modèles pour la migration de la ligne d'échouage a également été développé, MISMIP pour Marine Ice Sheet Model Intercomparison Project [PATTYN et al., 2012]. Depuis, des progrès ont été faits et CORNFORD et al. [2020] a montré que les principales différences lors du dernier MISMIP provenaient principalement du traitement de la friction à la ligne d'échouage, les différences d'équations résolues arrivant en seconde position.

Les modèles "complexes" utilisent des méthodes inverses pour s'initialiser [GILLET-CHAULET et al., 2012; BARNES et al., 2021]. Comme précédemment évoqué, à partir d'observations, certains paramètres du modèle sont calibrés, notamment la friction, la viscosité, la topographie, ou une combinaison de ces trois. Pour ce faire, le modèle est exécuté en optimisant ces paramètres afin de trouver la solution la plus cohérente avec les observations disponibles. Cependant, en raison du manque de données pour calibrer ces modèles, il peut survenir un problème d'équifinalité : plusieurs combinaisons de paramètres, notamment de friction et de viscosité, peuvent conduire au même résultat (figure III.6). Cela nous amène alors à la problématique de l'identifiabilité (*identifiability problems*), illustrée sur la figure I.20. De plus, à cause d'inconsistances dans les paramètres calibrés, un problème de divergence du flux apparaît lorsque ces modèles partent d'une élévation de surface observée. Cela entraîne alors de forts taux de variation de l'épaisseur, en contradiction avec les observations, même si cette dérive est de plus en plus faible [GOELZER et al., 2018].

Cependant, ces modèles présentent également une limite significative : jusqu'à récemment, peu de données étaient disponibles pour la période actuelle, et toutes ont donc été utilisées pour calibrer les modèles. En conséquence, ces modèles reproduisent certaines des observations actuelles sur lesquelles ils ont été calibrés, mais il subsiste une question cruciale : quelle est leur capacité à reproduire des conditions autres que celles de la période de calibration et jusqu'à quel point peut-on leur accorder notre confiance ? Et comment initialiser dans le passé où les vitesses de surfaces et la géométrie sont peu ou mal connues ? Ces deux premières problématiques seront abordées dans ce manuscrit, où l'on cherchera à valider ce type de modèle "complexe".

5.2. Feuille de route

Avec les différents rapports du GIEC montrant le rôle clé des calottes polaires, et notamment les incertitudes associées à leur impact sur l'élévation du niveau des mers, un exercice d'intercomparaison des calottes est intégré au programme CMIP6 [NOWICKI et al., 2016] : c'est le début d'ISMIP6. La première étape d'un tel exercice d'intercomparaison est de fixer une feuille de route, un chemin à suivre pour chaque modèle. Tout comme pour une randonnée en montagne, cela n'est pas forcément aisé de choisir un chemin adapté à tous les goûts et à tous les niveaux. Certains modèles sont plus avancés que d'autres dans leur développement, et les choix de chemin ne sont pas forcément adaptés aux deux grandes familles de modèles (paléo-climatique et "complexe"). Tout est donc une histoire de compromis, afin d'exclure le moins de participants possibles. Le choix de la robustesse est fait plutôt que celui de la précision. Pour cette feuille de route, deux exercices avaient été initialement prévus : le premier pour comparer les modèles de climat couplés aux modèles de calotte polaires et un second avec seulement les modèles de calottes polaires (sans couplage). Nous nous focalisons maintenant sur la feuille de route de ce second type pour le Groenland.

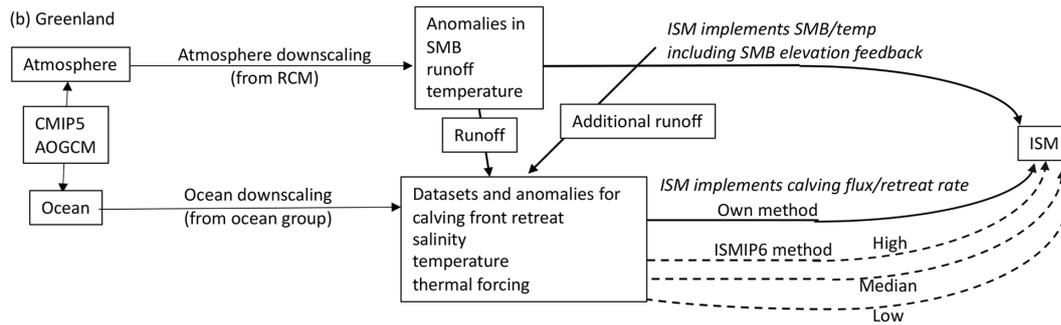


FIGURE III.10 – Schéma de la feuille de route d'ISMIP6 pour l'expérience des modèles seuls pour le Groenland. Image tirée de NOWICKI et al. [2020]

La feuille de route de cet exercice d'intercomparaison consiste à (i) laisser chaque modèle choisir ses paramètres physiques et numériques ainsi que l'initialisation du modèle en janvier 2015 puis (ii) à prescrire plusieurs forçages bases sur les résultats d'AOGCMs allant de cet état initial à 2100. Chaque modèle fournit également une simulation de contrôle, qui démarre à partir de l'état initial (janvier 2015) et s'étend jusqu'à décembre 2100 en maintenant des forçages représentatifs de la période 1960-1990. Le résultat de chaque modèle est alors la différence entre une simulation avec un forçage donné et cette simulation de contrôle. Ce choix a été fait pour limiter l'effet de dérive de nombreux modèles, c'est à dire le fait qu'ils ne soient pas capables de représenter l'évolution passée de la calotte, comme l'illustre la figure III.11.

5.2.1. Choix du modèle et état initial

Comme pour tout modèle (figure II.17), il est nécessaire de définir les paramètres physiques et numériques puis d'établir un état initial. Dans ISMIP6, l'état initial comporte les variables géométriques initiales (élévation de la surface, position du front) ainsi que l'ensemble des paramètres du modèle à calibrer (viscosité, friction, élévation du socle rocheux).

Avant de réaliser cette initialisation, chaque modèle choisit une combinaison de l'ensemble de ses paramètres numériques et physiques (en dehors de ceux à calibrer) ainsi que son système d'équation (SSA, SIA, High-Order, SIA and SSA combinée). Pour l'état initial, chacun utilise sa propre méthode pour calibrer ses paramètres et réaliser une simulation historique pour arriver à un état initial correspondant à janvier 2015. Ce choix de laisser une grande liberté a été fait pour 3 raisons [NOWICKI et al., 2020] : (i) l'utilisation de différentes procédures d'initialisation au sein de la communauté, (ii) le manque de données historiques précises sur les influences atmosphériques et océaniques, ce qui rend difficile la reproduction des changements observés, et (iii) les défis supplémentaires liés à une nouvelle stratégie qui implique l'utilisation de plusieurs modèles de circulation générale de l'atmosphère et de scénarios CMIP pour prendre en compte l'incertitude liée au climat futur. Pour ce dernier point, il faudrait réaliser plusieurs exécutions historiques pour chaque modèle de calotte polaire, ce qui pourrait conduire à des états de départ distincts pour chaque modèle, compliquant ainsi la stratégie de contrainte de projection et l'interprétation des simulations. Le but est ainsi de capturer les différentes sources d'incertitudes et de ne pas avoir des modèles qui se comportent tous de façon identique.

5.2.2. Forçages

Dans le cas d’ISMIP6 et de l’expérience des modèles de calotte seuls [NOWICKI et al., 2020] sans couplage avec les autres composantes, il y a 2 forçages à fournir jusqu’en 2100 : celui de l’océan et celui de l’atmosphère. Pour une revue des différentes possibilités, le lecteur peut se référer à la section III.4 Forçages.

Pour le forçage atmosphérique d’ISMIP6 *Greenland (Atmosphere downscaling* sur la figure III.10), le choix a été fait d’utiliser un *downscaling* dynamique avec le modèle de climat régional MAR [FETTWEIS et al., 2017]. Afin de simuler le futur, le RCM nécessite d’être prescrit sur ses bords par un modèle de circulation générale couplé atmosphère-océan (AOGCM), qui dépend lui même d’un scénario futur de trajectoire socio-économique (SSP). Ce RCM va alors fournir des anomalies de SMB, de débit d’écoulement d’eau sous-glaciaire (*runoff*) et de températures (pour la définition des anomalies de SMB, voir équation III.42 ou le protocole ISMIP6 décrit par NOWICKI et al. [2020]), ainsi que leur variation selon l’altitude pour permettre de prendre en compte la rétro-action (*feedback* en anglais) entre le bilan de masse de surface et l’altitude de la calotte. Le modèle de calotte (ISM) va alors utiliser les données de SMB pour prescrire le bilan de masse de surface du modèle, et celles de températures si ce modèle intègre une équation de conservation de l’énergie, alors que les débits d’écoulement d’eau sous-glaciaire seront utilisés pour le forçage océanique.

Pour le forçage océanique, le choix a été fait d’utiliser deux *downscaling* statistiques différents. Le premier, pour les modèles possédant un loi de vêlage (*Own method*), est celui proposé par XU et al. [2013]; RIGNOT et al. [2016] (voir équation III.43). Cette paramétrisation utilise en entrée un forçage thermique océanique TF, fourni par le même couple SSP-AOGCM que celui utilisé pour prescrire les bords du RCM, ainsi qu’un débit d’écoulement d’eau sous-glaciaire Q , fourni par le RCM, et donne en sortie un taux de fonte frontale a_{mf} qui dépend de la profondeur. Le second, basé sur la paramétrisation développée par SLATER et al. [2019]; SLATER et al. [2020] (Éq. III.44), permet aux modèles n’ayant pas de loi de vêlage implémentée de participer (*ISMIP6 method*). Cette paramétrisation utilise également en entrée TF et Q ainsi qu’une sensibilité au retrait κ (*High, Median, Low*) puis donne en sortie une évolution de la position de front en fonction du temps $x_F(t)$ qui impose alors le retrait du front dans le modèle.

Pour la simulation de contrôle, le forçage atmosphérique est fixé à une valeur constante, souvent prise durant une période où la calotte était à l’équilibre (par exemple la période 1960-1990 pour le Groenland) ainsi qu’un forçage océanique fixe (position du front ou taux de fonte frontale).

5.3. Quantification des incertitudes et résultats

Afin de quantifier l’incertitude venant des différentes sources de cette feuille de route pour la calotte du Groenland, deux études se sont intéressées à deux aspects différents : GOELZER et al. [2018] a cherché à évaluer l’impact des différentes méthodes d’initialisation des modèles paléo-climatiques et “complexes” avec des forçages idéalisés, puis GOELZER et al. [2020], qui a cherché à évaluer les projections des modèles avec plusieurs forçages futurs essayant d’être réalistes. Nous proposons maintenant de voir comment les différentes sources d’incertitude impactent l’incertitude totale de la contribution

future de la calotte du Groenland à l'élévation du niveau des mers de cette seconde étude, qui va de 15 à 140 mm comme mentionné précédemment.

5.3.1. Choix du modèle et état initial

L'étude de GOELZER et al. [2020] permet de quantifier de manière exogène l'impact d'un ensemble de choix des modèles : structure, paramètres physiques, paramètres numériques et choix de l'état initial (voir section II.4.2.1 pour les définitions). Au contraire des analyses de sensibilité à l'échelle d'un modèle, qui se focalisent sur les paramètres physiques (e.g. ASCHWANDEN et al. [2019]; HILL et al. [2021]), numériques (e.g. RÜCKAMP et al. [2020]) ou à l'initialisation (e.g. ASCHWANDEN et al. [2013]; ADALGEIRSDÓTTIR et al. [2014]), l'étude d'intercomparaison permet d'étudier la sensibilité aux choix de structure du modèle. Cependant, l'étude de GOELZER et al. [2020] ne permet pas de distinguer l'impact de chaque source. Il est alors montré la sensibilité totale à ces choix, qui est d'environ 40 mmSLE¹ pour le SSP5-8.5 [GOELZER et al., 2020]. En comparant avec l'incertitude totale de 125 mmSLE, cela donne un ordre de grandeur de la sensibilité à l'ensemble des choix du modèle d'environ 32 %.

Pour remonter à l'impact des différents choix des modèles sur l'incertitude totale, ROHMER et al. [2022] adopte une méthode d'apprentissage machine qui permet de discerner les différents impacts. Parmi les différents choix des modèles, il montre que la résolution du modèle est celle qui a le plus d'impact sur l'incertitude finale.

5.3.2. Forçages

Pour prendre en compte l'incertitude des forçages atmosphériques et océaniques futurs, il faut quantifier les incertitudes des 3 composantes du couple SSP-AOGCM-RCM ainsi que celles liées à la sensibilité au retrait du front κ .

L'incertitude au futur scénario d'émission (SSP) utilisé a été quantifiée dans le cadre d'ISMIP6 en utilisant deux RCPs (*Radiative Common Pathways*), qui sont les prédécesseurs des SSPs. Ces deux scénarios sont le RCP2.6 (quasi-équivalent du SSP1-2.6) et le RCP8.5 (SSP5-8.5). Cette source d'incertitude est très importante, avec une différence de 58 mmSLE entre les moyennes des deux scénarios, soit environ 45 % pour la prévision en 2100.

Pour quantifier l'incertitude du choix de l'AOGCM, chaque modèle de calotte a dû participer à des expériences avec différents AOGCM (4 obligatoires pour les *core experiments* et 3 optionnelles pour les **extensions**). Évidemment, tous les AOGCMs existants n'ont pas pu être testés mais le choix a été fait de maximiser la diversité d'évolution des AOGCMs et que ces derniers reproduisent bien les observations passées autour de Groenland [BARTHEL et al., 2020]. Pour le SSP 5-8.5, les écarts dus au différents AOGCMs est alors de 36mm, soit environ 30% de l'incertitude totale.

Étant donnée la contrainte de temps relativement courte pour effectuer un *downscaling* dynamique avec différents RCMs, un seul RCM a été utilisé dans le cadre d'ISMIP6. Plusieurs études ont tout de même été menées pour comparer ces modèles entre eux ainsi qu'avec des données pour la calotte polaire du Groenland [FETTWEIS et al., 2020; VERNON et al., 2013]. Ces analyses comparatives visent à identifier les biais inhérents à différentes méthode de calcul du bilan de masse de surface et

1. mmSLE : *mm Sea Level Equivalent*, soit l'équivalent de contribution à l'élévation du niveau des mers en mm.

à orienter les efforts vers leur correction dans les itérations ultérieures. Ces résultats montrent alors que les RCMs spécialistes des régions polaires, comme MAR et RACMO sont ceux qui reproduisent le mieux les observations. Il est aussi intéressant de noter que la moyenne de l'ensemble est celle qui se rapproche le plus des observations. Si l'on s'intéresse seulement aux deux RCMs polaires MAR et RACMO, les différences sont assez minimales en ce qui concerne les changements globaux (moins de 5% de différence sur la période 2003-2013) mais elles sont significatives spatialement, notamment pour le débit d'écoulement d'eau sous-glaciaire (voir les figures 5 et 3 de FETTWEIS et al. [2020]). Cette incertitude du débit d'eau sous-glaciaire pourrait alors avoir un impact significatif sur l'incertitude totale à cause de son implication dans le forçage océanique à travers la fonte (Éq. III.43) ou le retrait du front (Éq. III.44).

Pour la paramétrisation de retrait du front, 3 sensibilités du front κ (Eq. III.44) sont testées : une faible (*low*), une médiane (*median*) et une haute (*High*). Plus la sensibilité est élevée et plus le retrait du front est important lorsque la température de l'océan augmente. Pour le SSP 5-8.5, il y a une différence de 19 mm entre la sensibilité haute et basse, soit environ 15 % de l'incertitude totale. Parmi l'ensemble des paramètres auxquels s'est intéressé ROHMER et al. [2022], ce paramètre est celui qui a la plus forte importance (les sensibilités au SSP et à l'AOGCM n'ont pas été testées).

5.4. Les pistes d'amélioration

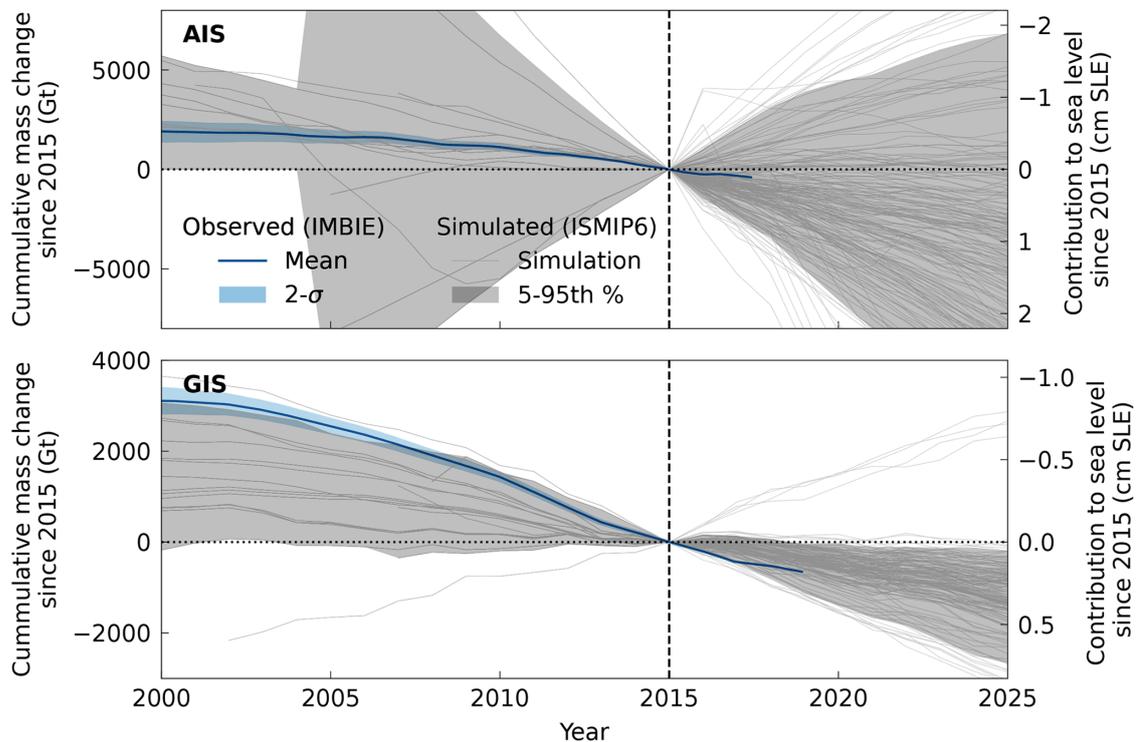


FIGURE III.11 – Changements de masse observés et simulés de la calotte Antarctique (AIS) et de celle du Groenland (GIS) entre 2000 et 2020 en gigatonnes (Gt) et centimètres d'équivalent de niveau de la mer (cm SLE). En bleu et en ombré bleu clair sont représentés les résultats et incertitudes provenant du consortium d'observation IMBIE [OTOSAKA et al., 2023]. En gris sont tracées les simulations historiques aboutissant à l'état initial de 2015 et les projections d'ISMIP6 [SEROUSSI et al., 2020; GOELZER et al., 2020], avec en ombré gris clair l'intervalle de crédibilité à 90 %. Source : ASCHWANDEN et al. [2021]

Malgré ces résultats encourageants, il reste du chemin pour aller vers une description crédible de l'incertitude de la contribution des calottes et des glaciers à l'élévation du niveau des mers, et ainsi aller vers un produit clé en main pour de la prévision localisée d'élévation du niveau des mers. L'article de ASCHWANDEN et al. [2021] souligne deux principales perspectives :

- i. Effectuer des simulations qui concordent avec les observations dans les limites d'incertitude observées, ce qui est loin d'être le cas pour l'ensemble ISMIP6 notamment pour la perte de masse des comme l'illustre la figure III.11.
- ii. Complètement définir les incertitudes liées à la structure du modèle, aux paramètres, aux conditions initiales et aux conditions aux limites.

Afin de répondre au premier point, une amélioration serait l'établissement d'une feuille de route pour réaliser une intercomparaison sur la période historique, afin d'étudier la capacité des modèles à reproduire les observations de la période récente et ainsi aller vers de la validation. Un début de travail de validation a été réalisé dans Init-MIP Greenland [GOELZER et al., 2018], où les modèles sont évalués en fonction de leur capacité à reproduire l'état actuel de la calotte (volume de glace, épaisseurs, vitesses de surface). À ce jeu, ce sont les modèles "complexes" utilisant de l'assimilation de données des vitesses qui s'en sortent le mieux. Mais ils ont été calibrés sur ces mêmes données, ce qui limite grandement la pertinence du résultat. Ces modèles "complexes" peuvent alors souffrir d'un phénomène de sur-apprentissage, ou sur-interprétation (voir *Identifiability problem* sur la figure I.20, ou paragraphe sur les erreurs compensatoires section 5.1), ce qui peut compromettre leurs performances prédictives. En réalisant une évaluation d'une intercomparaison sur toute une période historique, cela permettrait de voir quels modèles reproduisent le mieux les tendances, ce qui est particulièrement intéressant dans un climat qui change. À ce jeu, certains modèle paléo pourraient s'en sortir mieux car reproduisant très bien cette dynamique récente [ASCHWANDEN et al., 2013; ASCHWANDEN & BRINKERHOFF, 2022]. En effet, comme l'illustre la figure I.20, des modèles moins complexes peuvent avoir de meilleures performances que des modèles plus complexes. Cela encouragerait également les modèles de calotte à réaliser des études de validation des modèles comme celles de ASCHWANDEN et al. [2013], QUIQUET et al. [2018] et PRICE et al. [2017], qui sont aujourd'hui bien moins nombreuses que les études de calibration alors que cela devrait en être un pré-requis (voir section II.5).

La réalisation d'une intercomparaison historique permettrait de traiter une deuxième limitation au sein du cadre d'ISMIP, qui est l'absence de prise en compte de la perte de masse engagée. En effet, afin de compenser la dérive qui peut être présente à la suite d'incohérences durant la calibration du modèle, les contributions à l'élévation du niveau de la mer sont évaluées en soustrayant les simulations de contrôle pour chaque expérience. Or, la dérive de cette simulation de contrôle est en effet pour partie due aux incohérences dans l'état initial des modèles de calottes, et pour partie au fait qu'une calotte ou qu'un glacier ne soit pas à l'équilibre. Comme en témoignent les observations issues d'IMBIE (figure II.5), les données montrent que ni l'Antarctique, ni le Groenland ne sont à l'équilibre depuis les années 90. Même avant, l'étude de MOUGINOT et al. [2019] avait mis en évidence que la calotte du Groenland n'était pas à l'équilibre de 1972 à 1990, tout comme l'étude de KJELDEN et al. [2015], qui met en lumière que cette dernière a connu plusieurs périodes de perte de masse entrecoupées par des périodes de quasi-stabilité au cours du XXème siècle. Le rapport de l'AR5 du GIEC avait ainsi évalué qu'il était probable (*likely*) que l'influence humaine sur le climat aient contribué au bilan de

masse de surface négatif observé pour le Groenland depuis 1993 [CHURCH et al., 2013], et le dernier rapport évalue qu'il est très probable (*very likely*) que l'influence humaine ait contribué à la fonte de surface observée de la calotte polaire du Groenland au cours des deux dernières décennies. Il existe alors une confiance moyenne (*medium confidence*) dans l'influence humaine dans la perte de masse récente de la calotte. Même si nous maintenons le climat actuel avec une augmentation de plus de 1,1°C depuis 1850 due aux émissions de gaz à effet de serre (voir section 1.1), une perte de masse de la calotte glaciaire est déjà engagée, qui se chiffre à une contribution à l'élévation du niveau de la mer, estimée à 33,5 [17,5 52,4] mm [NIAS et al., 2023]. Il est alors essentiel pour les modèles de comprendre la source de leur dérive afin de pouvoir prédire la véritable perte de masse future de la calotte du Groenland, et non pas une contribution en plus de celle déjà engagée, afin de poser la première pierre pour pouvoir aller vers des services climatiques utiles à l'adaptation à l'élévation du niveau des mers [DURAND et al., 2022].

Pour mieux caractériser les incertitudes de la futures élévation du niveau des mers, une piste d'amélioration complémentaire pour les travaux ISMIP serait de mieux prendre en compte des différentes sources d'incertitudes de la feuille de route. Comme évoqué, certaines sont bien parcourues pour le Groenland, comme celles liées aux différents modèles de calotte et de climat globaux qui existent, ou encore celles liées aux interactions avec l'océan. Au contraire, celles liées aux futures émissions de gaz à effet de serre (SSPs), aux interactions avec l'atmosphère (incertitudes du modèle de climat régional) et aux choix de paramètres des modèles de calotte sont peu, ou pas, parcourues : seulement 2 SSPs sont utilisés, un seul RCM est utilisé et la seule sensibilité liée au choix de paramètres de modèle est liée au choix des participants. Dans ce cadre, plusieurs modèles se sont déjà intéressés à ce travail de quantification d'incertitude, comme PISM [ASCHWANDEN et al., 2019], Uà [HILL et al., 2021] ou encore ISSM [SCHLEGEL et al., 2015]¹.

5.5. Apports de cette thèse à ces questions

Dans ce travail de thèse, nous nous intéressons à ces trois principaux points pour une configuration proche de celle de grande échelle de notre modèle de calotte maison Elmer/Ice, un modèle du type complexe, en traitant le cas du Groenland et en particulier d'un glacier émissaire côtier, Upernavik Isstrøm. Après avoir présenté ce glacier émissaire côtier et la collecte de données réalisées au cours de cette thèse, nous présenterons nos principaux résultats en se basant sur deux papiers. Le premier, en review à JOG (*Journal of Glaciology*), propose des simulations historiques de 1985 à 2020. Nous aborderons donc la question de l'initialisation du modèle dans le passé, quand les observations sont moins nombreuses. Nous explorerons la sensibilité du modèle aux différentes sources d'incertitudes par une méthode d'ensemble et nous discuterons de la capacité du modèle à reproduire cette évolution historique. Le deuxième papier en cours de finalisation pour The Cryosphere, étend les simulations historiques à de la prévision jusqu'en 2100 en se basant sur le protocole ISMIP6. Nous nous attacherons, toujours avec une méthode d'ensemble, à quantifier les différentes sources d'incertitudes notamment celles venant des forçages dans le futur (RCM, AOGCM, SSPs). Nous explorons aussi la possibilité de calibrer notre ensemble en fonction de la capacité des membres à reproduire les observations.

1. Voir également leur site internet : <https://issm.jpl.nasa.gov/documentation/tutorials/uncertaintyquantification/>

Synthèse

Dans une première partie, nous avons présenté un modèle physique permettant de décrire l'écoulement d'une calotte polaire et l'évolution de sa géométrie. Nous utilisons la Shallow-Shelf Approximation (**SSA**), qui repose sur plusieurs hypothèses simplifiant les équations de Navier-Stokes (voir résumé section III.1.4) : (i) la glace est considérée comme un fluide visqueux (bas Reynolds, pas d'inertie), (ii) la pression dépend uniquement de la profondeur (approximation hydrostatique), (iii) l'épaisseur de la glace est bien plus petite que sa largeur (faible rapport d'aspect), et (iv) le profil vertical de la vitesse horizontale est dominé par la vitesse basale et non pas par la vitesse de déformation. Pour calculer le champ de vitesse, nous utilisons deux paramétrisations : la **rhéologie**, qui dépend de la déformation de la glace, de la température et d'un facteur d'amplification E , et la **friction**, qui dépend de la vitesse à la base du glacier, parfois de la différence de pression entre la glace et l'eau (N), et d'un coefficient de friction β prenant en compte la géologie du socle rocheux. En ce qui concerne la **géométrie**, l'épaisseur évolue librement selon le champ de vitesse et le bilan de masse de surface tandis que la position du front est forcée par des observations ou une paramétrisation.

Dans un deuxième temps, nous avons vu les principales caractéristiques du modèle numérique et quels étaient les choix faits ici pour traduire numériquement le modèle physique : maillage, pas de temps, méthode de discrétisation, traitement du couplage entre l'équation de l'épaisseur (qui dépend des vitesses) et celle des vitesses (qui dépend de l'épaisseur), traitement de l'évolution de la position du front sur le maillage, traitement des non-linéarités du système.

En troisième lieu, nous avons exploré les méthodes d'initialisation du modèle, comment obtenir son état initial (géométrie ici) et les paramètres du modèle (élévation du socle b , facteur d'amélioration E , et coefficient de friction β). Pour l'état initial, la technique utilisée dépend principalement des **données** disponibles. Pour les paramètres du modèle, nous avons présenté la **méthode inverse** couramment utilisée en glaciologie qui ajuste le coefficient de friction β pour que les vitesses calculées correspondent aux vitesses observées. Pour cela, il faut un champ d'observation u_{obs} , une loi de friction avec un exposant m , un coefficient de régularisation λ_{reg} pour lisser le champ de friction, un coefficient de divergence λ_{div} pour tenir compte des changements d'épaisseur observés et supposer connues les propriétés matérielles (E) et la topographie (épaisseur).

En quatrième lieu, nous avons abordé les différents forçages, qu'il s'agisse du forçage atmosphérique à travers le **bilan de masse de surface**, ou du forçage océanique à travers le contrôle de la fonte ou de la **position du front**. Le forçage atmosphérique peut être réalisé soit par *downscaling* statistique, offrant une grande flexibilité pour explorer divers scénarios et modèles climatiques, soit par *downscaling* dynamique, assurant une meilleure concordance avec les données passées. Pour le forçage océanique, la seule option est le *downscaling* statistique, qui prescrit la fonte en cas d'intégration d'une loi de vèlage dans le modèle, ou qui détermine la position du front en l'absence d'une telle loi, car le *downscaling* dynamique est peu développé dû à la complexité des processus en jeu.

Pour terminer, nous avons présenté l'exercice d'intercomparaison de ces modèles, nommé IS-MIP6, qui fournit les données de contribution à l'élévation du niveau des mers pour les calottes dans les rapports du GIEC. Cela nous a permis de retracer brièvement l'historique de la modélisation des calottes polaires, comment l'ensemble des possibles futurs étaient explorés afin de mettre en lumière les limites actuelles auxquelles nous essayons de répondre dans cette thèse.

Upernavik Isstrøm, tour d'horizon

Nous présentons maintenant en détail notre site d'étude : le glacier Upernavik Isstrøm. L'objectif de ce chapitre est de fournir au lecteur une présentation détaillée de ce glacier, de décrire la collecte de données d'observation et d'expliquer l'application du modèle Elmer/Ice sur ce glacier.

Dans la première section de ce chapitre, nous plongerons dans l'étude approfondie d'Upernavik Isstrøm, abordant trois points cruciaux. Le premier concerne la situation d'Upernavik Isstrøm dans le contexte groenlandais en examinant les observations passées et en expliquant sa position au sein de cet environnement. Ensuite, nous donnerons une vue d'ensemble de l'évolution historique de ce glacier, avec une analyse approfondie du bilan de masse et des données spatialisées, incluant les variations de ses fronts, du champ de vitesse, de la géométrie, ainsi que des interactions clés entre ces grandeurs. Enfin, nous mettrons en évidence les avantages que présente Upernavik Isstrøm pour le développement des méthodes de cette thèse.

Dans la deuxième section de ce chapitre, nous nous pencherons sur les observations d'Upernavik Isstrøm. Tout d'abord, nous explorerons la collecte des données spatialisées que sont les vitesses et les élévations de surface, qui proviennent de plusieurs sources et qu'il a fallu homogénéiser sous la forme de cartes annuelles, ainsi que leurs erreurs associées. Ensuite, nous présenterons les données globales (décharges de glace et bilan de masse total) qui proviennent également de différentes études et que nous avons harmonisées.

Dans un troisième temps, nous présenterons les spécificités de la modélisation d'Upernavik Isstrøm par rapport à ce que nous avons développé au chapitre précédent. Cela inclura tout d'abord une discussion sur notre objectif de modélisation pour aboutir à une présentation des caractéristiques clés du modèle, et dans un deuxième temps une présentation complète de la paramétrisation de la friction développée au cours de cette thèse. Une analyse plus détaillée de ses incertitudes sera présentée dans le papier du chapitre V.

1. Présentation d’Upernavik Isstrøm

1.1. Contexte Groenlandais

La calotte du Groenland est aujourd’hui la deuxième plus grosse contributrice à l’élévation du niveau des mers après la dilatation thermique ayant contribué pour près de 7.5 mm sur les 44.3 mm de la période 2006-2018 [FOX-KEMPER et al., 2021]. C’est le résultat d’une accélération de sa perte de masse depuis les années 2000, avec un rythme passant de 0.25 mm.a^{-1} (1993-2006) à près de 0.63 mm.a^{-1} (2006-2018). Avant cette accélération récente, la calotte était quasiment à l’équilibre dans les années 70 et 80, avec une contribution proche de zéro (0.05 mm.a^{-1} sur la période 1971–1993).

Cependant, ces chiffres comptent pour la totalité de la calotte et masquent de fortes disparités régionales. Alors que la plupart des secteurs sont restés stables jusqu’au début des années 2000, un secteur perdait déjà de la masse dans les années 80 : celui du Nord-Ouest (figure IV.1), région où de nombreux glaciers émissaires finissent dans l’océan et qui sont caractérisés par de grandes étendues plates et crevassées. Ainsi, sur la période 1971-1993, ce secteur a perdu près de 500 Gt de glace [MOUGINOT et al., 2019], soit une contribution de 1.4 mm alors que l’ensemble du Groenland perdait uniquement 1.1 mm équivalent niveau des mers¹ [FOX-KEMPER et al., 2021]. Le secteur Sud-Ouest masquait partiellement cette perte avec un gain de 250 Gt de glace, soit 0.7 mm SLE, alors que les autres secteurs sont restés globalement à l’équilibre [MOUGINOT et al., 2019].

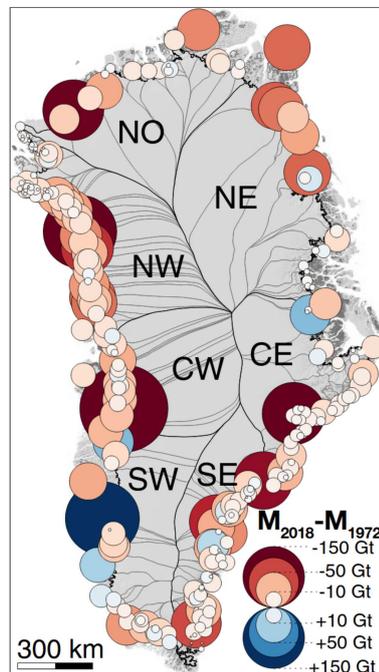


FIGURE IV.1 – Les différents secteurs Nord-Ouest (NW), Nord (NO), Nord-Est (NE), Centre-Est (CE), Sud-Est (SE), Sud-Ouest (SO) et Centre-Ouest (CW) et les bassins versants du Groenland. La taille des cercles représente le changement total de masse et la couleur le signe de ce changement (perte de masse en rouge et gain de masse en bleu) pour chaque bassin versant du Groenland durant la période 1972-2018. Source : MOUGINOT et al. [2019]

1. Par la suite, nous prenons la notation anglaise : 1 mm SLE (*Sea Level Equivalent*) correspond à 361.8 Gt de glace.

Ce n'est qu'à partir des années 2000 que l'on constate une perte de masse généralisée, avec tous les secteurs commençant à perdre de la masse dans des proportions diverses. Pour le secteur Nord-Ouest, la perte de masse s'accélère en passant d'un rythme de -20 Gt.a^{-1} de 1970 à 2000 à -50 Gt.a^{-1} de 2000 à 2010, alors que les autres secteurs particulièrement touchés sont ceux au Sud et à l'Ouest [MOUGINOT et al., 2019].

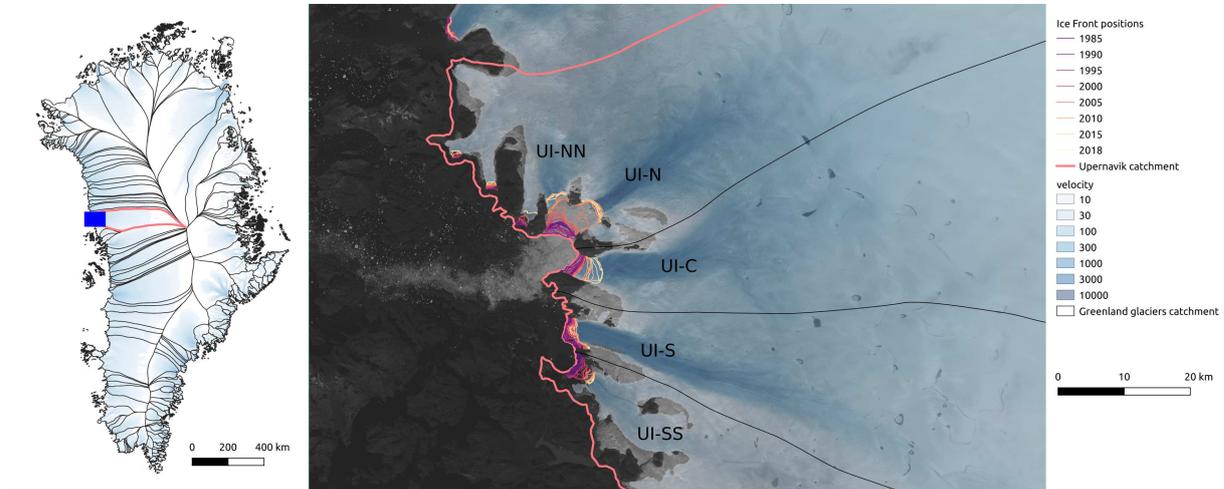


FIGURE IV.2 – Bassins versants de la calotte du Groenland et zoom sur Upernavik Isstrøm avec le nom des différentes branches. La zone de validation, sur laquelle des données spatialisées seront collectées, est définie par le carré bleu et le zoom correspondant.

Parmi ces glaciers du secteur Nord-Ouest, 2 des 4 glaciers avec la plus grosse perte de masse sont situés dans la région d'Upernavik (figure IV.2) : Upernavik Isstrøm Nord (UI-N) et Upernavik Isstrøm Centre (UI-C).

Dans la section suivante, nous décrirons l'évolution historique (depuis 150 ans environ) de ce glacier avec un accent sur la variabilité annuelle à décennale de son évolution (sa variabilité saisonnière a été étudiée en détail dans DERKACHEVA [2021]).

1.2. Caractéristiques et évolution passée

Upernavik Isstrøm est un glacier groenlandais situé entre la partie Nord-Ouest et Centre-Ouest du Groenland (figure IV.2). La taille de son bassin versant est d'environ $47\,000 \text{ km}^2$, soit un peu plus de 2 % de la taille du Groenland pour un volume de près de $100\,000 \text{ km}^3$, soit un équivalent en élévation du niveau moyen des mers d'environ 26 cm en comparaison avec les 742 cm de la calotte¹. Ce glacier se divise en 5 branches différentes (figure IV.2) : Upernavik Isstrøm Nord-Nord (UI-NN), Upernavik Isstrøm Nord (UI-N), Upernavik Isstrøm Centre (UI-C), Upernavik Isstrøm Sud (UI-S), Upernavik Isstrøm Sud-Sud (UI-SS). Cependant, ces glaciers n'ont pas toujours eu des fronts séparés, comme le montrent des anciennes données de WEIDICK [1958] collectées dans le cadre de l'étude de VERMASSEN et al. [2019a] (figure IV.3) : entre 1849 et 1937, toutes ces branches étaient reliées, avant d'être séparées en une partie Nord (UI-NN, UI-N, UI-C) et une partie Sud (UI-S et UI-SS). Le recul du front a continué de manière intermittente jusqu'en 1966, date à laquelle deux nouvelles branches

1. Chiffres obtenus à partir de la topographie de Bedmachine [MORLIGHEM et al., 2017] et les délimitations de bassin de MOUGINOT et al. [2019].

se sont formées au Nord (UI-NN et UI-N d'un côté, et UI-C de l'autre). En revanche, au Sud, le front d'UI-S est resté stable tandis que celui d'UI-SS a continué à reculer jusqu'à se séparer d'UI-S.

Entre 1985 et 2019, ce glacier a perdu environ 200 Gt de glace, ce qui correspond, à lui seul, à une élévation du niveau des mers de 0.55 mm! Comme montré par KHAN et al. [2013] et HAUBNER et al. [2018], cette perte de masse est principalement due à des pertes dynamiques, c'est à dire à une augmentation de la décharge de glace dans l'océan. Effectivement, les vitesses de UI-N ont pratiquement doublé entre le début et la fin des années 2000, en réponse au recul du front de 5 kilomètres survenu aux alentours de 2005 (voir figure IV.4.c). Ce dernier recul a alors fini par séparer les deux dernières branches, UI-NN et UI-N. Dans les années 2010, la branche UI-C a également connu deux évènements très conséquents de vêlage d'iceberg, conduisant à un recul d'environ 2 kilomètres à chaque occurrence. Ces évènements se sont accompagnés d'une augmentation importante des vitesses, bien que cette augmentation ait été légèrement moins significative que pour UI-N, s'élevant à environ 50 % (voir figure IV.4.d).

Ces variations de position du front semblent être fortement liées à l'intrusion d'eau chaude dans le fjord. Ainsi, dans VERMASSEN et al. [2019a], la comparaison de la reconstruction de l'apport d'eau chaude vers l'intérieur du fjord d'Upernavik Isstrøm (mesure effectuée sur une carotte sédimentaire) avec les observations historiques des positions du front a révélé que l'apport d'eau chaude d'origine Atlantique a probablement contribué à des taux de retrait élevés dans les années 1930 et après 2000. Cependant, des taux de retrait modérés du front ont également été observés dans les années 1960 et 1970, montrant que le recul du glacier a continué malgré une réduction de l'apport d'eau d'origine Atlantique.

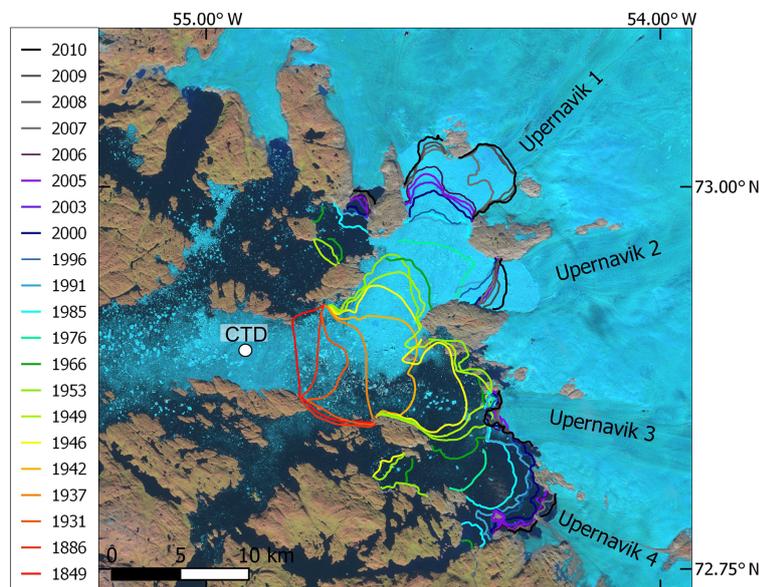


FIGURE IV.3 – Évolution des fronts d'Upernavik Isstrøm depuis 1849 pour les 4 branches principales : UI-N (Upernavik 1), UI-C (Upernavik 2), UI-S (Upernavik 3) et UI-SS (Upernavik 4). CTD indique un point où des mesures de température et de pression ont été réalisées. Source : VERMASSEN et al. [2019a]

Du fait de ces augmentations de vitesses, la décharge totale¹ des différentes branches a augmenté d'environ 12 Gt.a^{-1} dans les années 90 à 16 Gt.a^{-1} dans les années 2010. Dans le même temps, le bilan de masse de surface intégré sur le bassin versant est passé de 9 Gt.a^{-1} avant 2005 à environ 6 Gt.a^{-1} . Avant que les fronts des glaciers ne reculent, le secteur était donc déjà en déséquilibre avec une perte de masse de 3 Gt.a^{-1} , mais le recul des fronts et l'augmentation de la fonte de surface ont entraînés un triplement de cette perte de masse annuelle (10 Gt.a^{-1}).

Cette augmentation de la perte de masse totale a alors entraîné un amincissement important des deux branches ayant subi un retrait important de leurs fronts (figure IV.5.b). Sur les figures IV.5.c et IV.5.d, on peut observer une forte augmentation de l'amincissement suite au recul du front à la fin des années 2000, amincissement qui semble diminuer dans les années récentes avec la stabilisation des vitesses. Pour les points les plus éloignés, cette diminution se poursuit pour les années récentes, la pente du glacier ne s'étant pas encore équilibrée avec la nouvelle position du front.

En contraste avec UI-N et UI-C, les branches du sud UI-S et UI-SS n'ont pas subi d'événement si bref et violent, même si l'évolution de ces deux branches est différente. UI-SS est le glacier le moins rapide, avec une vitesse presque tout le temps en dessous de 1000 m/a , et on peut observer que

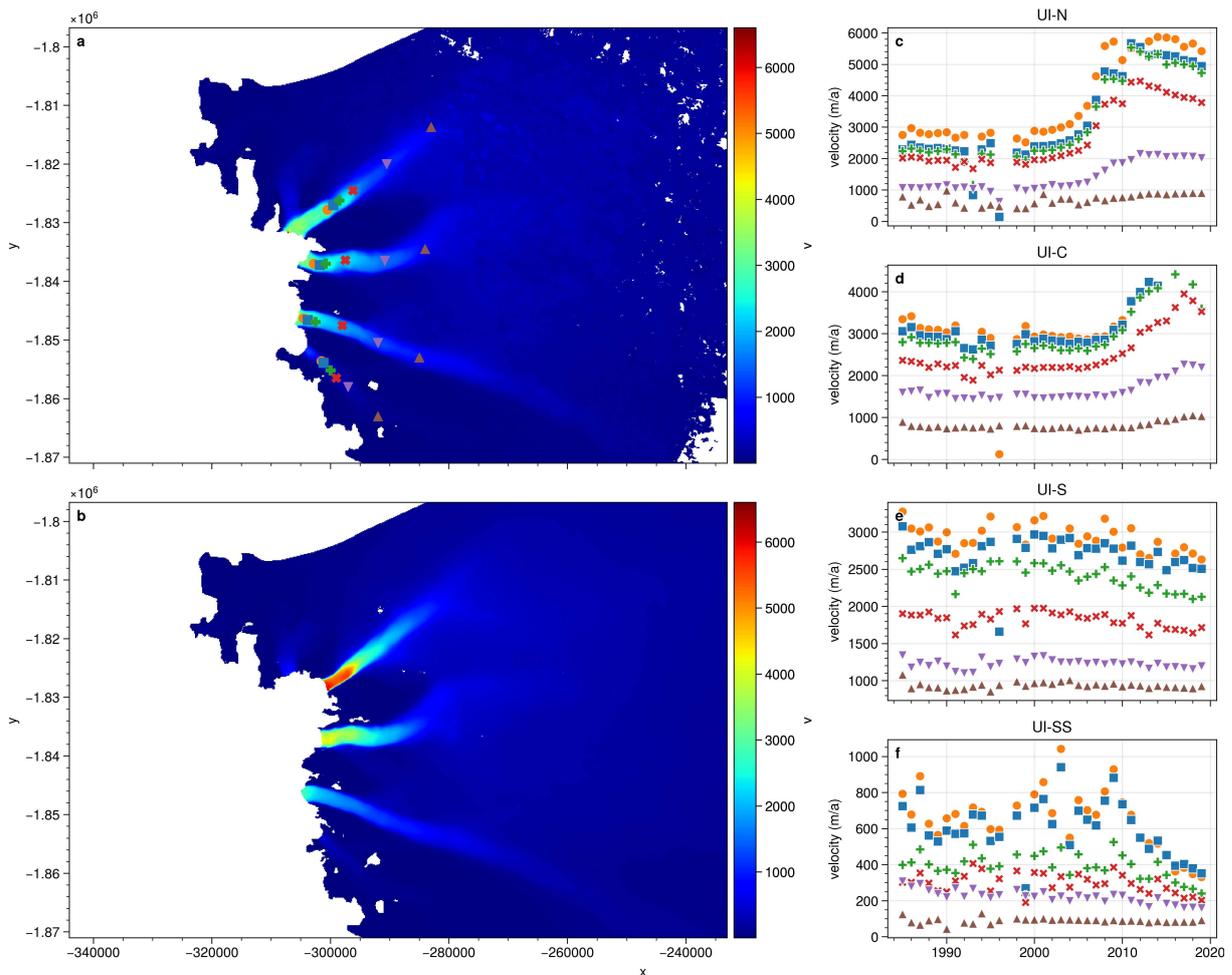


FIGURE IV.4 – Vitesses d'Upernavik Isstrøm : a) carte moyenne d'avant recul des fronts d'UI-N et d'UI-C (1985 à 2004), b) carte moyenne d'après recul (2014 à 2020), c) points d'UI-N, d) points d'UI-C, e) points d'UI-S, f) points d'UI-SS. Source des données : voir section IV.2.

1. Ces valeurs peuvent être observées figure VI.3.

cette vitesse a fortement varié d'une année sur l'autre avant de continuellement diminuer depuis 2010 (figure IV.4.f). Ces variations de vitesse semblent principalement liées au comportement du front, qui a connu des reculs intermittents avant de se stabiliser dans les années 2010 (figure IV.3). La situation est différente pour UI-S avec un front relativement stable et une décroissance de sa vitesse sur toute la période (figures IV.3 et IV.4.f). Cette stabilité du front d'UI-S est attribuée à la présence d'un plateau au niveau du socle rocheux à cet endroit, s'élevant à 200 m en dessous du niveau de la mer alors que le fjord en aval se situe 400 m plus bas (figure IV.6).

Malgré la stabilité de son front, une analyse de la carte d'élévation du socle rocheux révèle qu'UI-S possède une vallée avec un socle rocheux situé sous le niveau de la mer qui pénètre profondément à l'intérieur de la calotte, s'étendant jusqu'à 100 km en amont (figure IV.6). En comparaison, les deux autres branches principales, UI-N et UI-C, montrent que leur socle rocheux remonte au-dessus du niveau de la mer après environ 50 km. Cela suggère qu'UI-S pourrait être le dernier point de contact avec l'océan à l'avenir si le front venait à reculer de manière significative, tandis qu'UI-N et UI-C pourraient éventuellement devenir des glaciers à terminaison terrestre à moyen ou long terme, ce qui entraînerait de fait une diminution de leur vitesse. En utilisant un taux de recul moyen de 5 km/a

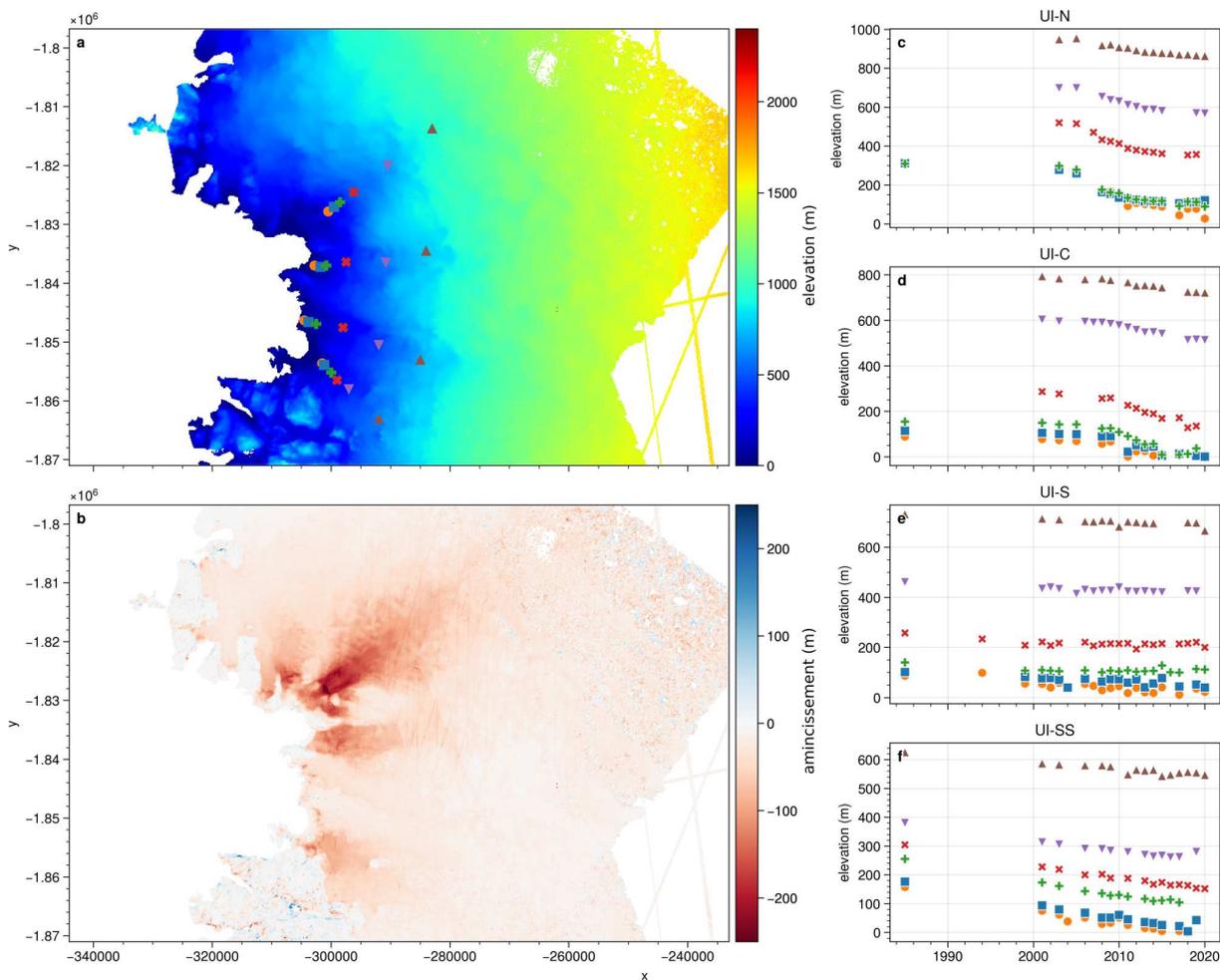


FIGURE IV.5 – Élévations d'Upernavik Isstrøm : a) carte d'élévation moyenne avant le recul des fronts d'UI-N et d'UI-C (1985-2004), b) carte de l'amincissement durant le recul (différence entre l'élévation moyenne 2014-2020 et 1985-2004), c) points d'UI-N, d) points d'UI-C, e) points d'UI-S, f) points d'UI-SS.

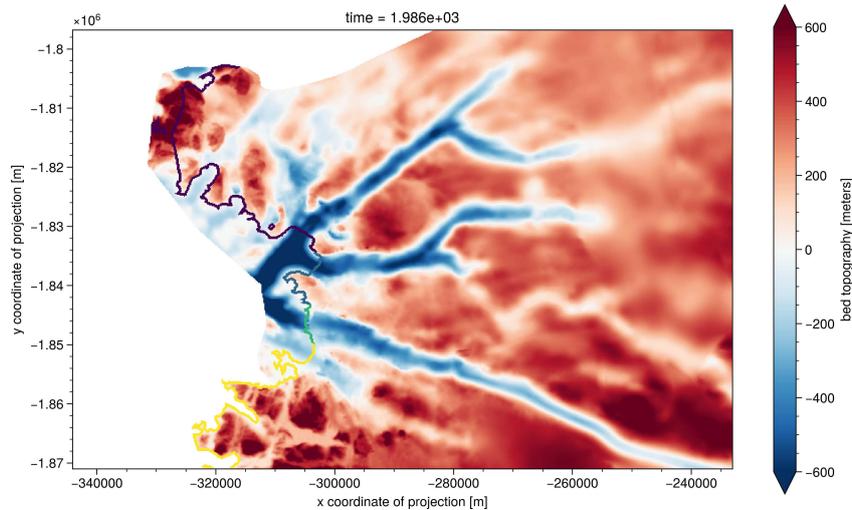


FIGURE IV.6 – Élévation du socle rocheux d'Upernavik Isstrøm d'après les données de bedmachine [MORLIGHEM et al., 2017] et la position des différents fronts d'UI-SS (jaune), d'UI-S (vert), d'UI-C (bleu clair) et d'UI-N (bleu foncé) en 1985

(les fronts d'UI-N et UI-C ont reculés d'environ 40 km en 80 ans), il faudrait une centaine d'années avant que ces glaciers ne soient plus en contact avec l'océan.

1.3. Intérêts scientifiques

Un des objectifs de cette thèse est de valider une configuration grande échelle d'Elmer/Ice, c'est à dire une configuration semblable à celle utilisée pour les exercices d'intercomparaison ISMIP6, quantifier ses incertitudes et raffiner ses prédictions futures. Upernavik Isstrøm présente alors de nombreux intérêts en ce qui concerne les aspects de validation.

Tout d'abord, se restreindre à une portion du Groenland a comme principal intérêt de pouvoir l'explorer en profondeur. En s'intéressant à la totalité du Groenland, il m'aurait été difficile d'aussi bien comprendre l'ensemble des processus glaciaires spécifiques à cette région. Cela facilite également la mise en place de la méthodologie en traitant des bases de données moins grandes et diminuant le temps de calcul. Pour terminer, cela permet de garder des coûts de calcul raisonnables sans avoir à rogner la qualité du maillage, ce qui est un avantage considérable pour faire de la quantification d'incertitude.

De plus, par rapport à d'autres glaciers émissaires côtiers du Groenland, Upernavik-Isstrøm a l'avantage de regrouper plusieurs branches glaciaires avec différents fronts. Cette diversité permet de limiter le risque de sur-interprétation et offre plus de robustesse aux résultats : un modèle qui serait capable de reproduire le comportement des différentes branches a de meilleures chances d'être capable de reproduire les autres glaciers émissaires côtiers du Groenland, par rapport à un glacier à une seule branche. La diversité de comportement, avec des reculs de fronts et des réponses différentes au réchauffement de l'océan et de l'atmosphère des années 2000, couvre ainsi une large gamme de processus et d'évolution. Enfin, le fait que ce soit un glacier majeur de la calotte du Groenland,

contribuant à hauteur d’environ 4 % à l’élévation du niveau de la mer, constitue la première pierre pour aller vers une modélisation de la calotte par bassin.

Pour terminer, et nous le présentons dans la section suivante, Upernavik Isstrøm possède un nombre très important d’observations. Le fait qu’un petit village soit à côté facilite l’accès à ce glacier, ce qui permet d’avoir notamment des données très anciennes comme nous l’avons vu avec les fronts (figure IV.3), mais également de mettre en place de nombreuses expérimentations physiques (e.g. LARSEN et al. [2016]; LIU et al. [2017]; VERMASSEN et al. [2019b]; ZHANG et al. [2017]). Enfin, la quantité de données satellites est particulièrement importante pour cette zone, et a déjà été utilisée dans plusieurs études, que cela soit pour étudier sa perte de masse dans les années 2000 [KHAN et al., 2013], le comportement asynchrone de ses différentes branches [LARSEN et al., 2016] ou pour modéliser son évolution passée depuis l’ère pré-industrielle [HAUBNER et al., 2018].

2. Observation d’Upernavik Isstrøm

Comme présenté dans les notions clés, de nombreux types d’observations existent en glaciologie (voir section II.2). Ici nous en utilisons plusieurs, qui vont dans un premier temps nous servir à valider le modèle d’ensemble en regardant sa capacité à reproduire ces observations, puis dans un deuxième temps à calibrer ce modèle d’ensemble pour affiner ses prédictions. 4 séries d’observations seront utilisées dans l’étude d’Upernavik Isstrøm : les champs spatiaux de vitesses et d’élévation de surface collectés pour la zone de validation (figure IV.2), les décharges de glace aux fronts des 4 branches (UI-N, UI-C, UI-S et UI-SS) et leurs bilans de masse. Nous présentons maintenant la méthodologie utilisée pour créer ces jeux de données.

2.1. Vitesses et élévations de surface

Dans un premier temps, nous avons réalisé une recherche de l’ensemble des données de vitesse et d’élévation disponibles, étape que l’on nomme communément *data mining*. En effet, il n’existe pas de base de données standardisées qui regroupe l’ensemble des données d’élévation et de vitesse disponibles pour les calottes polaires. Il faut donc aller chercher individuellement les différents types de données dans des bases comme celle de NSIDC¹ [HOWAT, 2020; JOUGHIN et al., 2015; JOUGHIN et al., 2020; SMITH et al., 2023; ZWALLY et al., 2014; STUDINGER, 2014; HOWAT et al., 2015; HOWAT et al., 2022]. Nous avons également ajouté des données procèssées par J. Mougnot et R. Millan (communication personnelle), comme celles réalisées durant la thèse de DERKACHEVA [2021] et celles de MOUGINOT et al. [2017], des données d’élévation faites à partir des données satellites ASTER [MILLAN et al., 2023], celles de GLISTIN-A [OMG, 2020] et celles de KORSGAARD et al. [2016] (voir tableaux IV.1 et IV.2).

Pour homogénéiser ces observations, nous les avons rééchantillonnées, sans lissage spatial ou moyennage. Pour cela, nous avons utilisé la méthodologie développée par MILLAN et al. [2019] (plus de détail dans la thèse de DERKACHEVA [2021], section 2.2.2.4 *Data fusion and geo-database*) que nous avons adapté à notre cas. Toutes ces données sont d’abord rassemblées sur un ensemble de “cubes” de côté 37.5 km, qui se chevauchent sur 750 m (Figure IV.7). Ces cubes sont des grilles structurées composées

1. <https://nsidc.org/home>

Source	Type de traitement	Dates
1. HOWAT [2020]	<i>Feature Tracking</i> avec images optique	1985-2021
2. JOUGHIN et al. [2015]	<i>Speckle Tracking</i> avec images radar [JOUGHIN et al., 2010]	2000-2018
3. JOUGHIN et al. [2020]	<i>Speckle Tracking</i> avec images radar [JOUGHIN et al., 2010]	2008-2021
4. Données maison	<i>Speckle Tracking</i> avec images radar, <i>Feature Tracking</i> avec images optique [DERKACHEVA, 2021 ; MOUGINOT et al., 2017]	1992-2021

TABLEAU IV.1 – Données de vitesse collectées. La colonne source référence où les données peuvent être téléchargées sur le site de NSIDC.

Source	Type de traitement	Dates
1. ATLAS : SMITH et al. [2023]	Altimétrie Laser	2018-aujourd'hui
2. GLAH05 : ZWALLY et al. [2014]	Altimétrie Laser	2003-2009
3. ILATM2 : STUDINGER [2014]	Altimétrie Laser	2009-2019
4. GLISTIN-A : OMG [2020]	Interférométrie [FENTY et al., 2016]	2015-2019
5. GIMP : HOWAT et al. [2015]	photogrammétrie [HOWAT et al., 2014]	2003-2009
6. GIMP2 : HOWAT et al. [2022]	photogrammétrie [HOWAT et al., 2014]	2008-2020
7. Données fournie par les auteurs	Photogrammétrie [KORSGAARD et al., 2016]	1985
8. Données SOSIce	Photogrammétrie par Romain Millan de données ASTER	2000-2020

TABLEAU IV.2 – Données d'élévation collectées. Les sources indiquées sont celles téléchargées sur le site de NSIDC.

de pixel de 150 m (250×250 pixels par cube) et permettent de segmenter l'espace pour ne pas avoir à traiter des données sur de grandes étendues spatiales. En plus des dimensions spatiales x et y, ils ont une troisième dimension z qui stocke l'ensemble des données collectées, qui dépend du temps, avec souvent plusieurs données par année. On rassemble les données dans 3 cubes : un pour l'ensemble des élévations de surface (comprenant 8 bases de données, voir tableau IV.2), et deux pour chacune des composantes de la vitesse (comprenant 4 bases de données, voir tableau IV.1).

Nous avons ensuite procédé à une réduction du volume de données afin de se concentrer sur la variabilité à l'échelle annuelle et décennale, ce qui a conduit à la création de séries temporelles comprenant une observation par année.

Les vitesses sont d'abord filtrées temporellement pour éliminer les valeurs aberrantes avec un critère sur la différence par rapport à la médiane. En pratique, nous enlevons le pixel dès que la

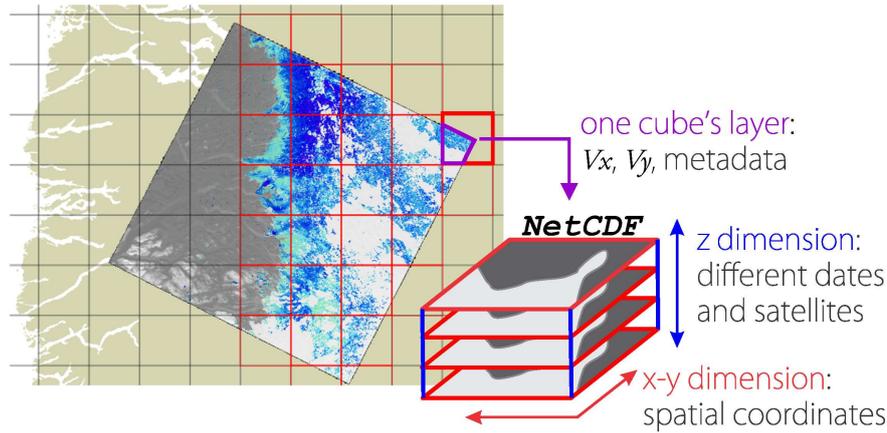


FIGURE IV.7 – Schéma illustrant le principe des cubes. Leur taille est de 37.5 km de côté, et il y a un chevauchement de 750 m (Pas visible à cause de l'échelle). Source : DERKACHEVA et al. [2020]

différence relative par rapport à la médiane de toutes les valeurs est supérieure à 150 % pour une vitesse supérieure à 1.0 km.a^{-1} et à 100 % pour une vitesse comprise entre 0.2 et 1.0 km.a^{-1} , et lorsque la différence absolue est supérieure à 50 m.a^{-1} pour une vitesse inférieure à 200 m.a^{-1} [MOUGINOT et al., 2017]. Pour chaque année (de juillet à juin), ces vitesses sont ensuite moyennées. Ces vitesses moyennées ne sont pas forcément représentatives des moyennes annuelles, car elles dépendent de la densité d'observations disponible durant l'année. Par exemple, si on ne dispose que de vitesses hivernales, la moyenne sous-estimera la vitesse annuelle du glacier (le glacier étant généralement plus lent durant l'hiver, voir DERKACHEVA [2021]), et inversement si l'on a que des vitesses estivales. De manière semblable, les données étant obtenues à partir d'une paire d'image, la date précise pour faire ces moyennes est la moyenne entre les dates de chaque image. Elles ne sont alors pas forcément représentatives de la date en question, même si le moyennage limite grandement cet effet au contraire des problématiques pour la variabilité saisonnière (voir par exemple DERKACHEVA et al. [2020]).

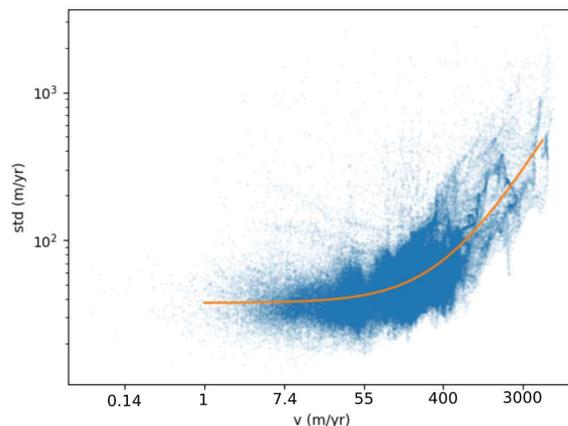


FIGURE IV.8 – Évolution de la déviation standard de la vitesse en 2019 en fonction de sa moyenne annuelle pour les 6 cubes de la zone de validation (figure IV.2). Chaque point représente un pixel et la ligne orange la régression polynomiale.

L'incertitude de la vitesse est déterminée à l'aide d'une procédure en trois étapes. Tout d'abord, nous avons sélectionné l'année 2019, c'est à dire de juillet 2018 à juin 2019, qui présente une densité

d'observation importante pendant toute l'année, et nous avons calculé l'écart-type de ces vitesses pour chaque pixel de la zone de validation. Deuxièmement, nous avons évalué une fonction d'erreur à l'aide d'une régression polynomiale p calibrée avec l'écart type en fonction de la magnitude de la vitesse moyenne \bar{v} (Figure IV.8). Cette fonction d'erreur peut ensuite être appliquée à n'importe quel champ de vitesse d'écoulement de surface et est pondérée par le nombre d'observations n disponibles dans ce pixel pour obtenir l'erreur de la moyenne annuelle $\delta\bar{v}$:

$$\delta\bar{v} = \frac{p(\bar{v})}{\sqrt{n}} \quad (\text{IV.1})$$

Ces erreurs ne doivent pas être vues comme les erreurs des différentes données, mais bien comme la plage de valeur dans laquelle peut se situer la vitesse annuelle. La figure IV.8 montre ainsi que la déviation standard augmente avec la norme de la vitesse. Il n'est alors pas possible de savoir si cette déviation standard plus importante pour les fortes vitesses est due à la variabilité saisonnière, des vitesses plus élevées variant logiquement plus en valeur absolue que des vitesses faibles, ou à de plus grandes erreurs des données (e.g. plus de difficulté à traquer le déplacement des motifs). Ainsi, pour les vitesses faibles, c'est à dire en dessous de 50 m.a^{-1} , la déviation standard est légèrement au dessus de l'ordre de grandeur de celles estimées par MOUGINOT et al. [2017]¹, qui est au maximum à 27 m.a^{-1} .

Pour les élévations de surface, nous suivons la méthodologie de MILLAN et al. [2023]. Pour créer une carte annuelle, nous moyennons tout d'abord les élévations provenant d'un même capteur disponibles au sein d'une année², puis nous remplissons la carte des données d'élévation de surface les plus précises aux moins précises (voir plus bas les erreurs de chaque capteur) : nous commençons à mettre les données les plus précises, puis nous remplissons les "trous" avec les données un peu moins précises, puis on répète cela jusqu'à arriver aux données les moins précises. Nous réalisons ensuite un filtrage de ces cartes annuelles à l'aide de GIMP (voir tableau IV.2), un modèle numérique de terrain (DEM) dont la couverture de la zone de validation est complète et qui est représentatif des années 2000. Les pixels aberrants dont la différence avec GIMP est supérieure à 200 m sont éliminés. Pour les altitudes supérieures à 1000 m (c'est-à-dire dans la zone d'accumulation), nous avons également filtré les pixels présentant une différence supérieure à 75 m avec GIMP, car les changements d'élévation sont supposés être plus faibles dans ces régions (figures IV.5.a et IV.5.b). Des valeurs seuils ont été déterminées arbitrairement après de nombreux tests de filtrage itératifs spécifiques à la région d'Upernavik.

Pour les erreurs des élévations à 1-sigma, soit un intervalle de confiance à 68%, nous supposons une erreur de 0,1 m pour les altimètres satellitaires et aéroportés (voir SMITH et al. [2023]; ZWALLY et al. [2014]; STUDINGER [2014] du tableau IV.2). Pour GIMP et GLISTIN-A (tableau IV.2), nous avons utilisé la grille d'écart-type fournie avec les jeux de données [OMG, 2020; HOWAT et al., 2017; HOWAT et al., 2015; HOWAT et al., 2022]. L'erreur sur les DEMs créés par Mouginot et Millan à partir d'ASTER est fixée à 7 m [MILLAN et al., 2023], et a été calculée comme la différence moyenne avec les données altimétriques de GIMP. Nous utilisons une erreur prudente de 5 m sur le DEM historique de 1985 [KORSGAARD et al., 2016].

1. Figure 6B.

2. Les données d'observation de la surface couvrent généralement les mois d'été, entre mai et septembre.

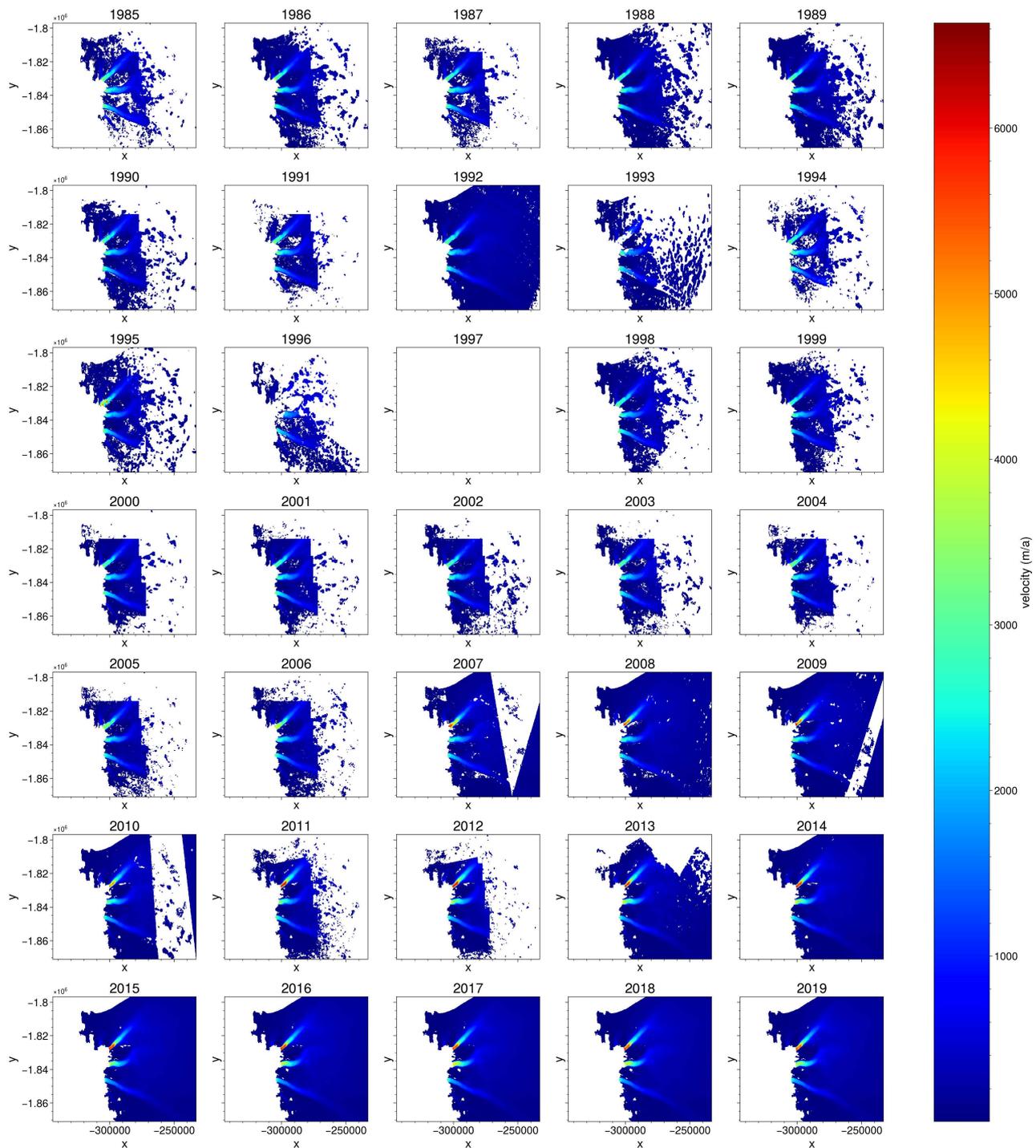


FIGURE IV.9 – Série des vitesses annuelles pour la zone de validation (figure IV.2).

Une fois ce traitement des données et des erreurs réalisé, ces valeurs sont enregistrées sous un format NetCDF, un pour les vitesses, composé des deux composantes et de la magnitude ainsi que leurs erreurs associées, et un pour les élévations de surface avec les erreurs associées. Les figures IV.9 et IV.11 illustrent ces données de magnitude de vitesse et d'élévation de surface sous forme de cartes temporelles alors que les figures IV.10 et IV.10 illustrent les cartes d'erreurs. Toutes ces figures illustrent la forte hétérogénéité des données à notre disposition ainsi que celle des erreurs.

Concernant les données de vitesse (illustrées dans les figures IV.9 et IV.10), nous constatons que la couverture spatiale devient beaucoup plus complète à partir de 2007, avec une couverture complète

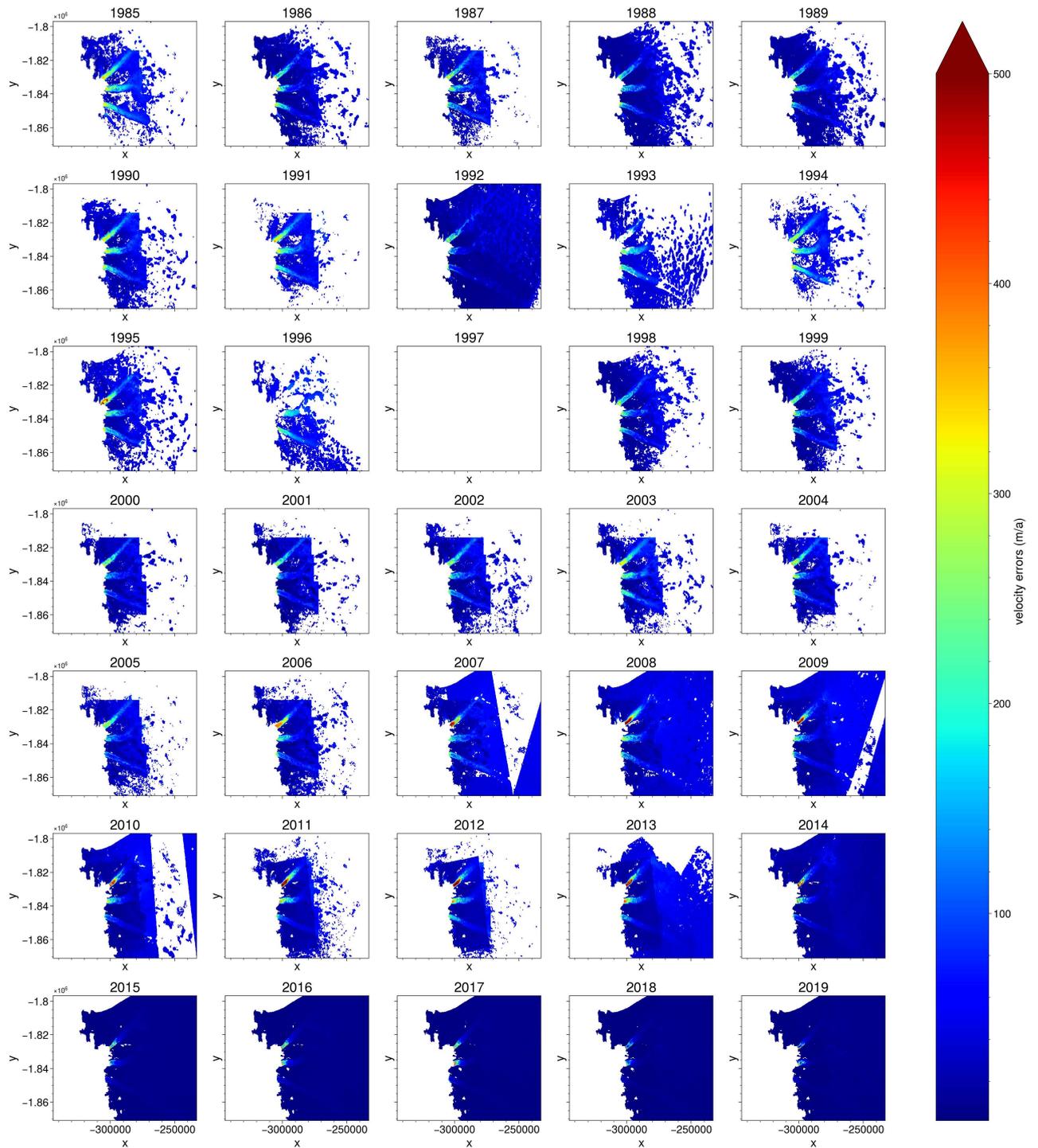


FIGURE IV.10 – Série des erreurs des vitesses annuelles pour la zone de validation (figure IV.2).

atteinte à partir de 2014. À partir de cette même année, les erreurs associées aux données de vitesse diminuent significativement. Cela s'explique grâce à l'équation IV.1, qui prend en compte le nombre de données disponibles : lorsque davantage de données sont disponibles, les erreurs associées aux valeurs moyennes de vitesse sont réduites, passant de plus de 100 m.a^{-1} à moins de 30 m.a^{-1} . L'impact de la magnitude des vitesses sur les erreurs se manifeste dans les incertitudes d'UI-N. Avant le recul et l'accélération du glacier en 2005, les erreurs maximales sont de l'ordre de 300 m.a^{-1} , tandis qu'après ces événements, les erreurs peuvent atteindre 500 m.a^{-1} .

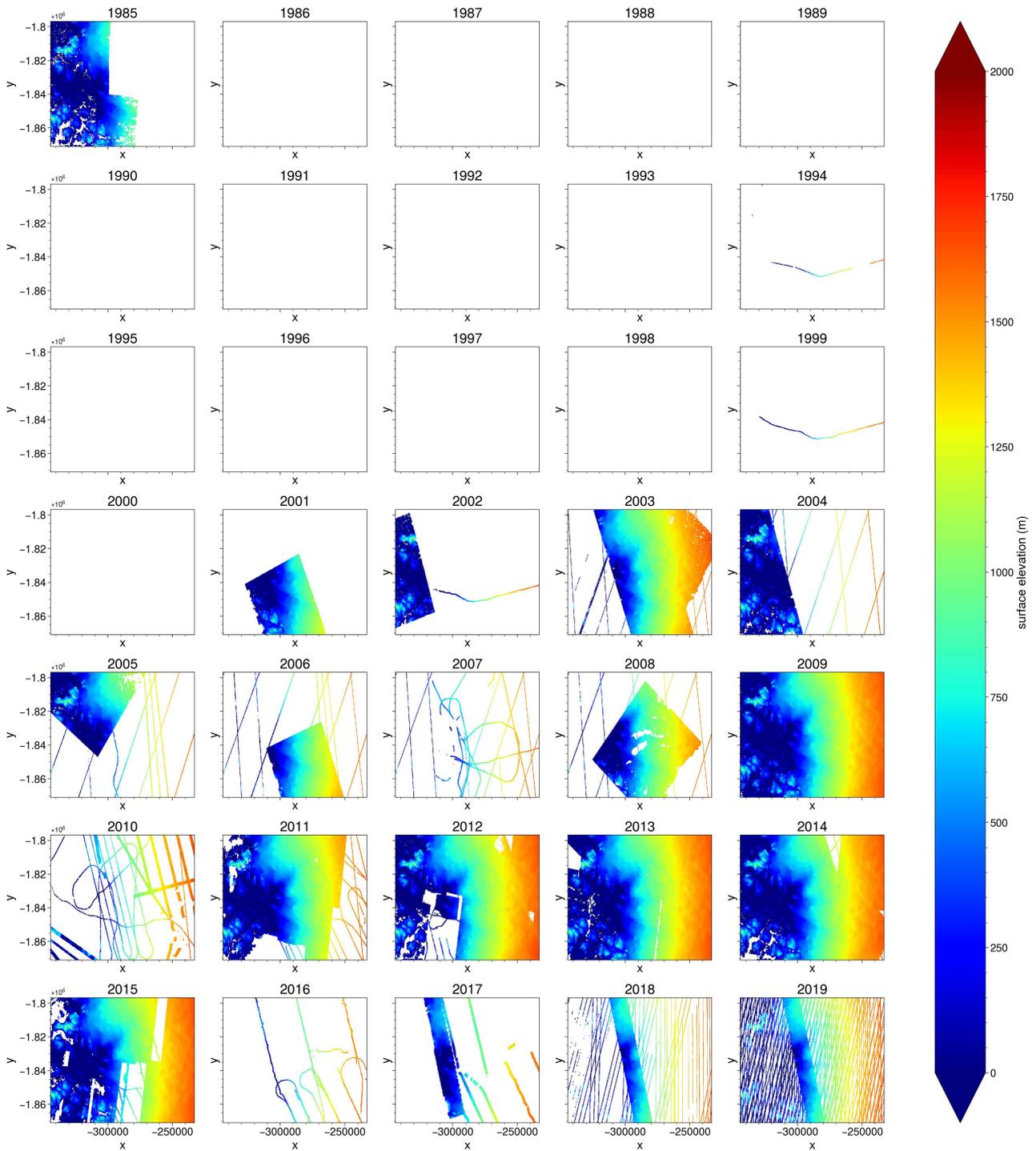


FIGURE IV.11 – Série des élévations annuelles pour la zone de validation (figure IV.2).

En ce qui concerne les élévations de surface (figures IV.11 et IV.12), la couverture temporelle des données est considérablement plus limitée que celle des vitesses (figures IV.9 et IV.10). Avant l'apparition des données ASTER dans les années 2000, seules les données provenant du DEM de 1985 offraient une couverture spatiale importante [KORSGAARD et al., 2016]. Même après les années 2000, la couverture spatiale reste très variable, avec des périodes où seuls des morceaux de carte sont disponibles (comme en 2001), des lignes de survol partielles (comme en 2007) ou des cartes complètes (comme en 2009). En ce qui concerne les erreurs, leur amplitude dépend de la source des données, avec les données GIMP ayant la moins bonne précision. Enfin, la carte de 2019 offre une couverture

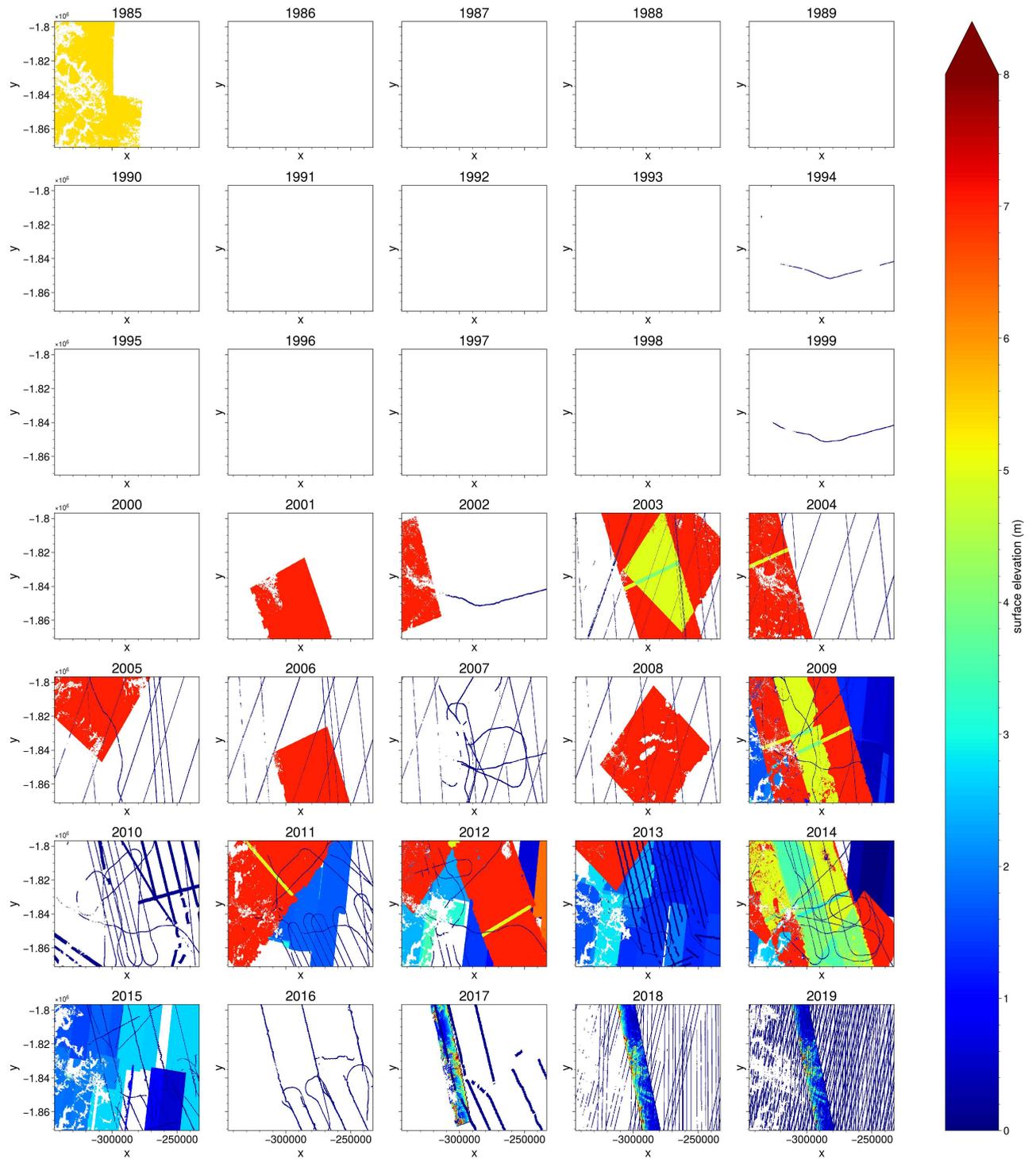


FIGURE IV.12 – Série des erreurs des élévations annuelles pour la zone de validation (figure IV.2).

quasi-complète ainsi qu'une très bonne précision, suggérant que les ensembles de données composés des années suivantes devraient être similaires, grâce notamment aux données ATLAS [SMITH et al., 2023].

2.2. Décharge de glace et bilan de masse total

Pour les décharges, en plus de celles faites par MOUGINOT et al. [2019], nous avons utilisé celles de MANKOFF et al. [2019]; MANKOFF [2020]¹ et de KING et al. [2020]; KING & HOWAT [2020] (disponibles ici : <https://doi.org/10.5061/dryad.qrfj6q5cb>). Toutes ces observations de décharge de glace utilisent la technique présentée dans II-2.2 : (i) une “porte” immobile orthogonale à l’écoulement est virtuellement créée pour chaque branche, (ii) les épaisseurs et vitesses sont multipliées pour chaque point de cette porte et (iii) ces valeurs sont intégrées pour obtenir le flux total. Les résultats dépendent donc des données de vitesse et d’épaisseur utilisées, ce qui peut expliquer les différences entre les ensembles de données. MOUGINOT et al. [2019] utilise des épaisseurs directement obtenues à partir de vol radar, tandis que les deux autres études utilisent bedmachine. Les positions de ces portes sont également différentes, celles de MANKOFF et al. [2019] et KING et al. [2020] étant situées à moins de 5 km du front le plus reculé alors que celles de MOUGINOT et al. [2019] sont situées plus en amont. Dans le cadre de cette thèse, J. Mouginoat a refait un ensemble de décharges en utilisant cette fois bedmachine plutôt qu’une ligne de vol que l’on nomme MouginoatV2, et ces données obtenues sont similaires à celles de MANKOFF et al. [2019]. Nous avons donc en tout 4 observations de décharge : 1 de MANKOFF et al. [2019], 1 de KING et al. [2020] et 2 de Mouginoat (MOUGINOT et al. [2019] et MouginoatV2).

Le bilan de masse total annuel du bassin versant est calculé comme la différence entre le bilan de masse de surface intégré sur le bassin versant et la décharge. Pour le bilan de surface nous utilisons les sorties du modèle RACMO comme MOUGINOT et al. [2019]. Nous utilisons aussi des valeurs cumulées pour le bilan de masse total et la décharge en intégrant ces variables au cours du temps. Comme nous avons 4 sources pour la décharge, nous avons 4 valeurs pour ces différents termes et si non-précisé nous montrons la moyenne entre ces quatre termes.

Au total, nous obtenons donc 4 séries temporelles de décharges de glace, 4 de bilan de masse et 4 de bilan de masse cumulé pour chaque branche d’Upernavik Isstrøm (UI-N, UI-C, UI-S, UI-SS), ainsi que 1 série temporelle de champ annuel de vitesse de surface et 1 série temporelle de champ annuel d’élévation de surface.

3. Modélisation d’Upernavik Isstrøm

3.1. Feuille de route

Afin de modéliser le comportement d’un glacier émissaire, deux possibilités de choix de modèles existent : les modèles de moyenne échelle et les modèles de grande échelle (Figure II.29). Comme, nous l’avons déjà vu précédemment avec les modèles paléo-climatique et les modèles “complexes” (voir section III.5.1), ce sont les différences d’objectifs qui débouchent sur des caractéristiques différentes (taille de maille, initialisation, échelle de temps, etc.).

Le but des modèles de moyenne échelle est d’étudier et de comprendre les processus glaciaires ainsi que ses interactions avec d’autres composantes (hydrologie glaciaire, océan, atmosphère). Dans

1. Disponibles ici : https://doi.org/10.22008/promice/data/ice_discharge/d/v0.0.1

cette catégorie, nous pouvons citer l'exemple du modèle utilisé dans COOK et al. [2022]. Celui-ci intègre de nombreux processus (hydrologie sous-glaciaire, vèlage) couplés avec un modèle full-stokes (calcul des vitesses avec l'équation III.6), un maillage raffiné (taille minimale de maille de 100 m), un domaine inférieur à la taille du bassin versant, un pas de temps inférieur au jour et le but est de mieux comprendre les influences des différents processus pour si possible en tirer des lois physiques. Cependant, cette complexité entraîne un temps de calcul très long et pose des problèmes de validation. Ces études vont donc se limiter à des études de la variabilité saisonnière, voire annuelle. En outre, cette complexité rend difficile son utilisation pour les simulations à moyen et long terme, les seules à permettre de quantifier les contributions des calottes polaires à l'élévation du niveau des mers.

De leur côté, un des objectifs des modèles conçus pour la grande échelle est d'évaluer la future contribution à l'élévation du niveau des mers des calottes en fonction de forçages extérieur (océan, atmosphère, hydrologie). Dans cette catégorie, nous retrouvons évidemment l'ensemble des études ISMIP [NOWICKI et al., 2016; GOELZER et al., 2018; SEROUSSI et al., 2019; GOELZER et al., 2020; SEROUSSI et al., 2020; NOWICKI et al., 2020; PAYNE et al., 2021], mais également les études s'intéressant aux points de bascule [HILL et al., 2023; REESE et al., 2023]. Afin de pouvoir faire des simulations à ces grandes échelles d'espace (plusieurs milliers de km) et de temps (plusieurs dizaines d'années à plusieurs milliers d'années), ces modèles utilisent des approximations des équations de Stokes (SSA, SIA, hybride SSA/SIA, blatter/pattyn), un maillage dégradé (taille minimale de maille de quelques kilomètres) et un pas de temps allant de plusieurs semaines à plusieurs années. Ainsi, ces modèles vont notamment s'intéresser aux liens entre le climat et les calottes en étudiant la variabilité décennale et centennale.

Ces deux types de modèles interagissent constamment et évoluent de manière complémentaire. En effet, les modèles de grande échelle ont besoin des informations fournies par les études de plus petite échelle. Ces données permettent de mieux comprendre les différents processus, de quantifier l'importance de chacun d'entre eux et, si possible, d'aboutir à des paramétrisations qui pourront être utilisées par les modèles de grande échelle. En retour, les modèles à grande échelle peuvent fournir des informations importantes sur les sources d'incertitude qui ont le plus fort impact sur la contribution future des calottes au niveau des mers et ainsi diriger les modèles à haute complexité vers des études locales de ces processus, afin de réduire leurs incertitudes. Il existe une large gamme de modèles intermédiaires entre ces deux extrêmes, comme par exemple pour étudier les glaciers à plateforme en Antarctique [HILL et al., 2021] ou encore pour l'étude des glaciers émissaires côtiers au Groenland [BONDZIO et al., 2018; HAUBNER et al., 2018].

Dans cette thèse, le but est de développer des méthodes applicables à grande échelle. Même si nous nous intéressons uniquement au secteur d'Upernavik Isstrøm, nous avons essayé de nous rapprocher au maximum des caractéristiques des configurations de modèles de calotte polaire de grande échelle. Pour le calcul de l'évolution du champ de vitesse et du champ d'épaisseur avec le modèle Elmer/Ice, ces configurations ont pour caractéristiques principales^{1 2} :

- Système d'équation : SSA (Éq. III.29) et équation d'évolution de l'épaisseur (Éq. III.36)

1. La configuration de la calotte Antarctique est disponible ici : https://github.com/pmathiot/ELMER_ISMIP6_Antarctica

2. La configuration de la calotte du Groenland est disponible ici : https://gricad-gitlab.univ-grenoble-alpes.fr/gilletcf/elmerice_ismip6_gris

- Processus : pas de couplage avec l’océan, l’atmosphère et l’hydrologie qui sont donc des forçages. Pour l’évolution de la position du front, nous la considérerons aussi comme un forçage soit à partir des observations pour la période historique soit à partir de la paramétrisation de SLATER et al. [2019] pour les simulations futures (Éq. III.44).
- Loi de friction : Loi de Weertman (Éq. III.18) ou loi de Coulomb-régularisée simplifiée (Éq. III.22)
- Initialisation : (i) initialisation de la topographie basale et de surface à partir des produits de référence bedmachine, (ii) inversion des champs de friction et éventuellement de viscosité (E) pour reproduire les vitesses de surface observées puis (iii) simulation d’une période de relaxation de l’ordre de la dizaine d’années pour dissiper les anomalies de divergence du flux.
- Résolution : 1 km pour les glaciers émissaires (descend jusqu’à 500 m pour le Groenland) et jusqu’à 5 ou 50 km pour l’intérieur de la calotte
- Pas de temps : 1 à 5 jours

Pour notre modélisation du bassin versant d’Upernavik Isstrøm (chapitres V et VI), nous utiliserons une configuration se rapprochant au maximum de ces configurations utilisées à grande échelle pour les exercices de prévision climatique. Nous utiliserons la SSA pour le calcul du champs de vitesse et l’équation d’évolution de l’épaisseur pour le calcul du champ d’épaisseur. Nous forçons le modèle avec un bilan de masse de surface fourni par un modèle de climat régional et l’évolution de la position du front. Pour ce qui est du niveau de la résolution, nous utilisons une taille de maille allant de 150 m à 600 m dans les 50 km les plus proches du front et d’environ 5 km plus en amont (figure IV.13). Les autres caractéristiques (loi de friction, pas de temps, initialisation) varient légèrement et seront donc définies aux chapitres V et VI. Le chapitre V permettra également de présenter la nouvelle méthode d’initialisation que nous avons développée au cours de cette thèse. Nous y exposerons également les résultats d’une quantification d’incertitude de cette configuration d’Elmer/Ice grande échelle.

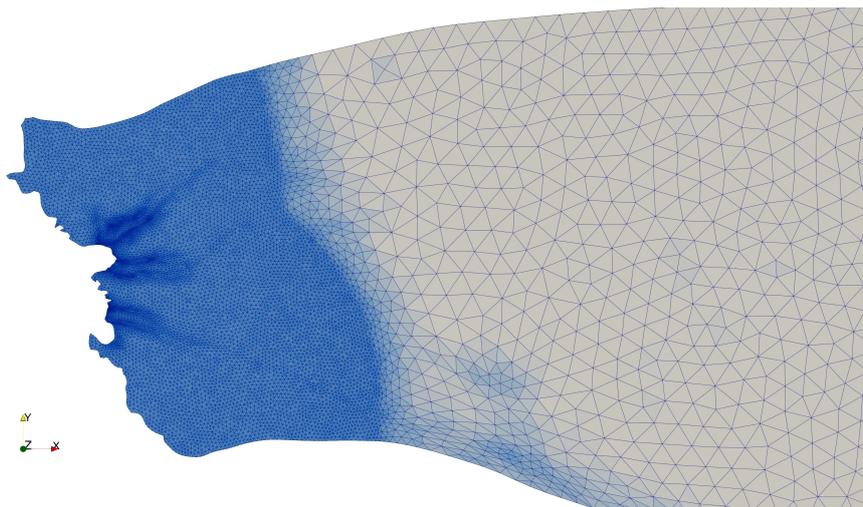


FIGURE IV.13 – Exemple de maillage triangulaire pour le glacier d’Upernavik.

3.2. Paramétrisation du coefficient de friction

Avant de développer les résultats de la modélisation d’UI de 1985 à 2100 présentée dans les chapitres suivants, ici nous présentons une analyse préliminaire du champs de friction inversé dans

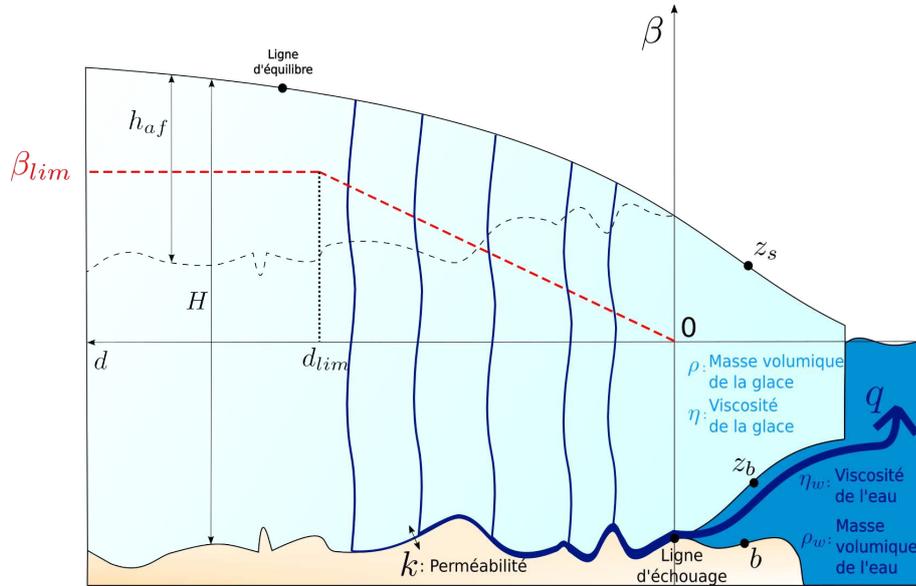


FIGURE IV.14 – Définitions schématiques des grandeurs intervenant dans la paramétrisation.

la région, et proposons une paramétrisation de l'évolution du coefficient de friction en fonction de la distance au front.

3.2.1. État de l'art

Nous avons déjà vu section III.1.1.4 plusieurs lois de friction existantes en glaciologie, le rôle de la pression effective N sur ces lois de friction et les différentes possibilités pour prendre en compte cette pression effective.

Parmi ces différentes lois, nous avons vu que plusieurs expériences physiques et numériques convergent vers la loi de Coulomb-régularisée (Éq. III.20) pour décrire le comportement à l'échelle du mètre du contact entre la glace et le socle rocheux en présence d'eau ou de sédiment. Cependant, à grande échelle, sa dépendance à la pression effective N exige l'utilisation d'un modèle hydrologique sophistiqué comme GLADS [WERDER et al., 2013] ou de paramétrer son effet. Dans le cadre de cette thèse, nous souhaitons rester dans une configuration qui peut être applicable à grande échelle et optons alors pour l'option de la paramétrisation.

Dans ce cadre là, nous sommes repartis de la loi de Coulomb-régularisé simplifiée proposée par JOUGHIN et al. [2019] (Éq. III.22) pour un glacier émissaire en Antarctique et qui utilisait une paramétrisation du coefficient de friction β_{RC} pour prendre en compte l'effet de la pression effective qui le fait tendre vers 0 à la ligne d'échouage. Ils utilisent alors un coefficient de friction β_{RC} défini comme :

$$\beta_{RC} = C\lambda \quad (\text{IV.2})$$

$$\lambda = \begin{cases} 1 & \text{quand } h_{af} \geq h_t \\ \frac{h_{af}}{h_t} & \text{quand } h_{af} \leq h_t \end{cases} \quad (\text{IV.3})$$

Avec C un coefficient indépendant du temps, $h_{af} = H - \frac{\rho_w}{\rho} \min(0, (z_{sl} - z_b))$ la hauteur au dessus de la flottaison (voir figure IV.14 pour une représentation graphique de h_{af}) qui permet de prendre en compte la dépendance temporelle de la friction à l'hydrologie sous-glaciaire et h_t une hauteur de coupure : pour une hauteur au dessus de la flottaison h_{af} inférieure à cette hauteur de coupure, l'effet de ses changements sur la friction sont pris en compte alors qu'au dessus il est supposé que ces changements n'ont pas d'effet sur la friction.

Le coefficient C est variable spatialement et est calibré par méthode inverse à partir des observations de vitesse de surface.

3.2.2. Inversion du champs de friction

Nous utilisons ici une calibration du champs de friction par méthode inverse telle que décrite section III.3.2.2, appliquée au cas d'Upernavik Isstrøm en utilisant des vitesses de l'année 2015 et la géométrie de bedmachine. Dans la pratique nous commençons par inverser le coefficient de friction β_W pour une loi de Weertman avec $m = 3$. Nous identifions ensuite le champs de coefficient de la loi de coulomb-regularisée simplifiée β_{RC} qui conduirait à la même friction telle que $\beta_{RC} = \beta_W (||\underline{u}|| + u_0)^{\frac{1}{m}}$ et en prenant une valeur u_0 de 300 m.a^{-1} , qui correspond à la limite à partir de laquelle la contrainte n'est plus proportionnel à la puissance $\frac{1}{m}$ de la vitesse.

La figure IV.15 illustre le champ obtenu et montre une forte variabilité spatiale, avec des coefficients de friction beaucoup plus faibles que les valeurs environnantes à l'intérieur des vallées des 3 principaux fleuves de glace (UI-N, UI-C et UI-S), et cela sur plusieurs dizaines de kilomètres à partir du front. Ces zones sont aussi les zones où l'écoulement est le plus rapide et dans ce cas la loi de Coulomb-regularisée tend vers une loi de Coulomb du type $\tau_b = CN$. Nous supposons donc que dans ces zones, la variabilité spatiale du coefficient β_{RC} est principalement gouvernée par la variabilité spatiale de la

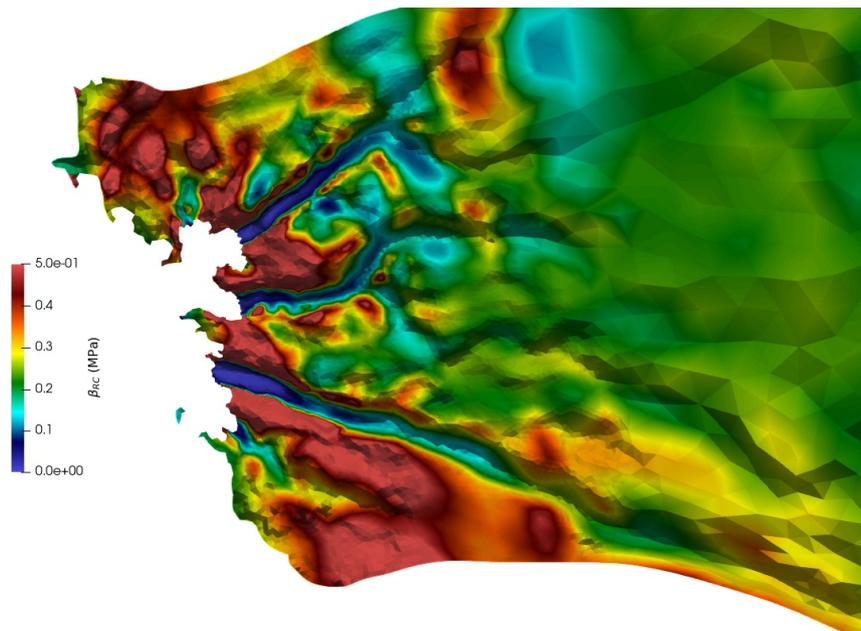


FIGURE IV.15 – Carte des coefficients de friction β_{RC} en MPa pour une inversion de l'étude de cas d'Upernavik Isstrøm pour 2015 avec la géométrie de bedmachine. En 3D est représenté le fond du socle rocheux, avec un rapport de 10 par rapport à l'échelle des axes x et y.

pression effective. En particulier nous obtenons des contraintes très faibles proche du front, où par définition la colonne de glace se rapproche de la flottaison et N tend vers 0.

Ainsi, comme illustré par la figure IV.17, les coefficients de friction déterminés lors de l'inversion le long des lignes de flux centrales des 3 principales branches d'Upernavik Isstrøm (UI-N, UI-C et UI-S) varient linéairement avec la distance au front d sur les premières dizaines de kilomètres. Cette dépendance est observée uniquement au milieu des vallées, où les coefficients sont les plus faibles comme l'illustre la figure IV.15. Dans ces zones, nous observons aussi que la hauteur au dessus de la flottaison varie quasi-linéairement avec la distance au front (Fig. IV.16). Comme noté dans la section III.1.1.4.b, plusieurs auteurs utilisent cette hauteur au dessus de la flottaison pour prendre en compte implicitement la dépendance à l'hydrologie sous-glaciaire et faire varier temporellement le coefficient de friction.

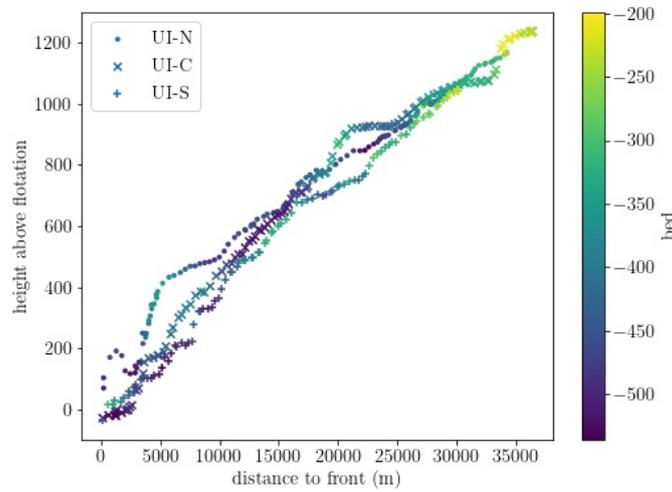


FIGURE IV.16 – Hauteur au dessus de la flottaison en fonction de la distance au front pour les 3 branches d'Upernavik Isstrøm.

En particulier comme mentionné ci-dessus, dans JOUGHIN et al. [2019], β_{RC} est proportionnel à h_{af} au voisinage de la ligne d'échouage, ce qui permet de respecter la condition $\beta_{RC} \rightarrow 0$ lorsqu'on amincie et s'approche de la flottaison. Dans notre cas nous avons estimé que cette paramétrisation n'était pas appropriée car :

- dans le passé l'épaisseur était plus importante que celle utilisée pour les inversions, ce qui conduirait à faire tendre vers l'infini les coefficients inversés actuellement dans les zones proches de la flottaison,
- cette dépendance n'est valable que dans les vallées, et conduirait à faire dépendre la friction à h_{af} aussi dans les zones de forte friction sur les bords des fleuves de glace,
- comme mentionné ci-dessus, les observations d'altitude de surface dans le passé sont très incomplètes et faire dépendre le frottement à h_{af} , et donc à H introduirait une source d'incertitude supplémentaire pour construire notre état initial en 1985.

Dans la suite nous proposons donc de faire dépendre le coefficient de friction directement de la distance au front d , pour lequel nous avons des observations précises depuis 1985.

3.2.3. Développement de la paramétrisation de β_{RC}

Ainsi, nous avons donc développé une paramétrisation alternative à celle de JOUGHIN et al. [2019] qui permet de contourner ces trois problèmes pour un glacier émissaire côtier. Notre nouvelle paramétrisation relie β_{RC} à la distance au front d au lieu de la hauteur au-dessus de la flottaison h_{af} , ce qui réduit la sensibilité à la surface initiale. De plus, elle utilise une somme plutôt qu'une relation de proportionnalité, ce qui résout les problèmes liés à la divergence lorsque l'on se rapproche de la ligne d'échouage ou du front, ainsi que celui de la non-proportionnalité sur les bords. Elle est alors définie par l'équation suivante :

$$\beta_{RC} = \beta_{ref} + \beta_{lim} \frac{d}{d + d_{lim}} \quad (IV.4)$$

où β_{ref} est un champ de référence indépendant du temps. β_{lim} et d_{lim} sont deux paramètres contraints à partir des résultats d'une calibration du coefficient de friction par méthode inverse (voir section III.3.2.2).

Le coefficient de friction β_{RC} dans l'équation IV.4 est alors composé de deux termes :

- β_{ref} qui représente la dépendance de β_{RC} vis-à-vis des paramètres invariants dans le temps.
- $\beta_{fit}(d) = \beta_{lim} \frac{d}{d + d_{lim}}$ qui introduit une dépendance à la distance au front d (Fig. IV.17).

Comme pour la paramétrisation de JOUGHIN et al. [2019] (équation IV.3), β_{fit} présente deux comportements asymptotiques (Fig. IV.17)¹ :

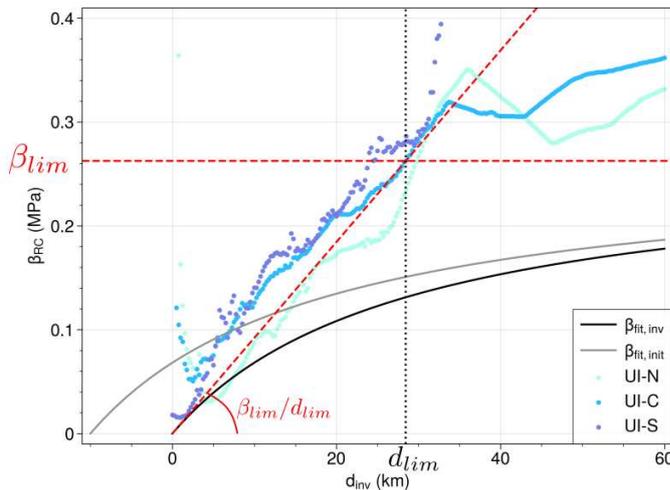


FIGURE IV.17 – Coefficient de friction β_{RC} pour une inversion en fonction de la distance au front pendant l'inversion d_{inv} pour les points situés le long des lignes de flux centrales de UI-N (cyan), UI-C (bleu) et UI-S (violet). Les lignes pointillées rouges représentent les deux comportements asymptotiques, la ligne pointillée noire verticale correspond à $d_{inv} = d_{lim}$ et la ligne continue noire/grise β_{fit} pour deux positions de front différentes en 2015/1985.

1. Ces coefficient asymptotiques pourraient également être obtenus avec une relation mettant $\frac{d}{d + d_{lim}}$ à une puissance supérieure à 1, ce qui permettrait de faire mieux “coller” la courbe $\beta_{fit}(d)$ aux deux comportements asymptotiques.

- lorsque $d \ll d_{lim}$, $\beta_{fit}(d) \sim \frac{\beta_{lim}}{d_{lim}} \cdot d$ et varie linéairement avec d .
- lorsque $d \gg d_{lim}$, $\beta_{fit}(d) \sim \beta_{lim}$ et ne dépend pas de d .

Les coefficients β_{ref} , β_{lim} et d_{lim} peuvent être déterminés à partir des résultats d'un champ de friction $\beta_{RC,inv}$ obtenu par inversion. Nous décrivons maintenant comment nous les déterminons pour notre étude de cas d'Upernavik Isstrøm à partir des résultats d'une inversion sur la zone de validation (voir figure IV.2). Cela donne aussi une extrapolation naturelle dans les zones déglacées lors de l'inversion et donc non-contraintes par les observations en supposant $\beta_{ref} = 0$ dans ces zones.

Tout d'abord, β_{lim} est déterminé comme la moyenne de $\beta_{RC,inv}$. Ensuite, le coefficient de proportionnalité $\frac{\beta_{lim}}{d_{lim}}$ est déterminée à l'aide d'une régression linéaire de la forme $\beta_{RC,inv} = \frac{\beta_{lim}}{d_{lim}} \cdot d_{inv}$ (figure IV.17). Nous utilisons pour cela les points situés le long des lignes de flux centrales dans les 30 premiers kilomètres à partir du front (voir figure IV.18).

Pour terminer, β_{ref} , qui doit être invariant dans le temps, est calculé avec la relation suivante :

$$\beta_{ref} = \beta_{RC,inv} - \beta_{fit}(d_{inv}) \quad (IV.5)$$

La figure IV.18 illustre les effets de notre paramétrisation en représentant la différence relative de β_{RC} entre deux positions de front, une plus avancé (1985) et une actuelle (2019) : de fortes variations du coefficient de friction dans les fleuves de glace près du front lorsque ce dernier recule, jusqu'à -60% entre le début et la fin de la simulation, mais aucun changement majeur à l'extérieur (0 %). Cela reproduit les principales caractéristiques que nous souhaitons imiter, avec (i) une friction à l'intérieure des fleuves de glace qui évolue de manière proportionnelle à la distance au front d (Figure IV.17) et (ii) aucun changement en dehors des vallées et des fleuves de glaces, où cette relation de proportionnalité n'est plus valide (Figure IV.15). En comparant cette figure à la figure IV.5 qui illustre le changement d'altitude sur la même période, on peut observer que les changements d'altitude sont bien plus réparti autour des vallées des fleuves de glace que ceux de friction. Par conséquent, une paramétrisation directement liée à ces variations, telle que celle basée sur la hauteur au-dessus de la flottaison¹ comme décrite dans l'étude de JOUGHIN et al. [2019], entraînerait également une distribution plus étendue des changements de friction.

L'étude de HABERMANN et al. [2013] s'est intéressée à des problématiques similaires pour Jakobshavn Isbrae, un glacier groenlandais ayant subi la plus grosse perte de masse depuis les années 70 et situé dans le secteur Centre-Ouest (voir le plus gros point rouge sur la figure IV.1). Les auteurs calibrent par méthode inverse et avec une loi de Weertman (Éq. III.18) un coefficient de friction² pour 5 années différentes (1985, 2000, 2005, 2006 et 2008). Ils constatent alors de fortes variations du coefficient de friction dans les fleuves de glace quand le front recule, ce que notre paramétrisation reproduit (Fig. 13 de leur article, Fig. IV.18 ici). Ils constatent également que les variations temporelles des coefficients de friction et des hauteurs au-dessus de la flottaison sont similaires, bien

1. L'élévation du socle b ne changeant pas au cours du temps, les changements de hauteur au dessus de la flottaison $h_{af} = (z_s - z_b) - \frac{\rho_w}{\rho} (z_{sl} - b)$ sont proportionnels aux changements d'élévation de la surface pour les zone posées.

2. Pour le lecteur se référant à l'article en question, nous avons homogénéiser les notations avec les nôtres. Dans leur étude, le coefficient calibré est τ_c qui a les unités d'une contrainte comme β_{RC} ici. Il peut être relié au coefficient de friction de la loi de Weertman en utilisant une vitesse de coupure $u_{threshold}$: $\beta_W = \frac{\tau_c}{u_{threshold}^q}$, avec $q = \frac{1}{m}$ selon nos notations.

que les variations de coefficient de friction soient plus localisées dans les zones rapides, ce que notre paramétrisation reproduit également (Fig. IV.18).

Dans cette même étude, les auteurs ont largement discuté de la dépendance du coefficient de friction à la hauteur au-dessus de la flottaison h_{af} . Ils ont constaté une corrélation élevée entre coefficient de friction et hauteur au-dessus de la flottaison et ont pu déduire une valeur de l'angle d'inclinaison du matériau avec la relation suivante :

$$\beta_{RC} = \tan(\phi)h_{af} \quad (\text{IV.6})$$

avec $\tan(\phi)$ un coefficient de friction qui correspond à C dans l'équation III.20, à $\frac{C}{h_t}$ dans l'équation IV.2 ou à β_W dans l'équation III.19.

Ils ont alors trouvé une valeur d'angle d'inclinaison ϕ du matériau de 2° dans le cas de Jakhobsavn Isbrae, proche de celle que nous trouvons dans le cas d'Upernavik Isstrøm pour les trois principales branches UI-N, UI-C et UI-S qui est de $1,1^\circ$. Cependant, de telles valeurs d'inclinaison sont très faibles par rapport aux valeurs mesurées, qui se situent entre 19° et 26° [IVERSON et al., 1998].

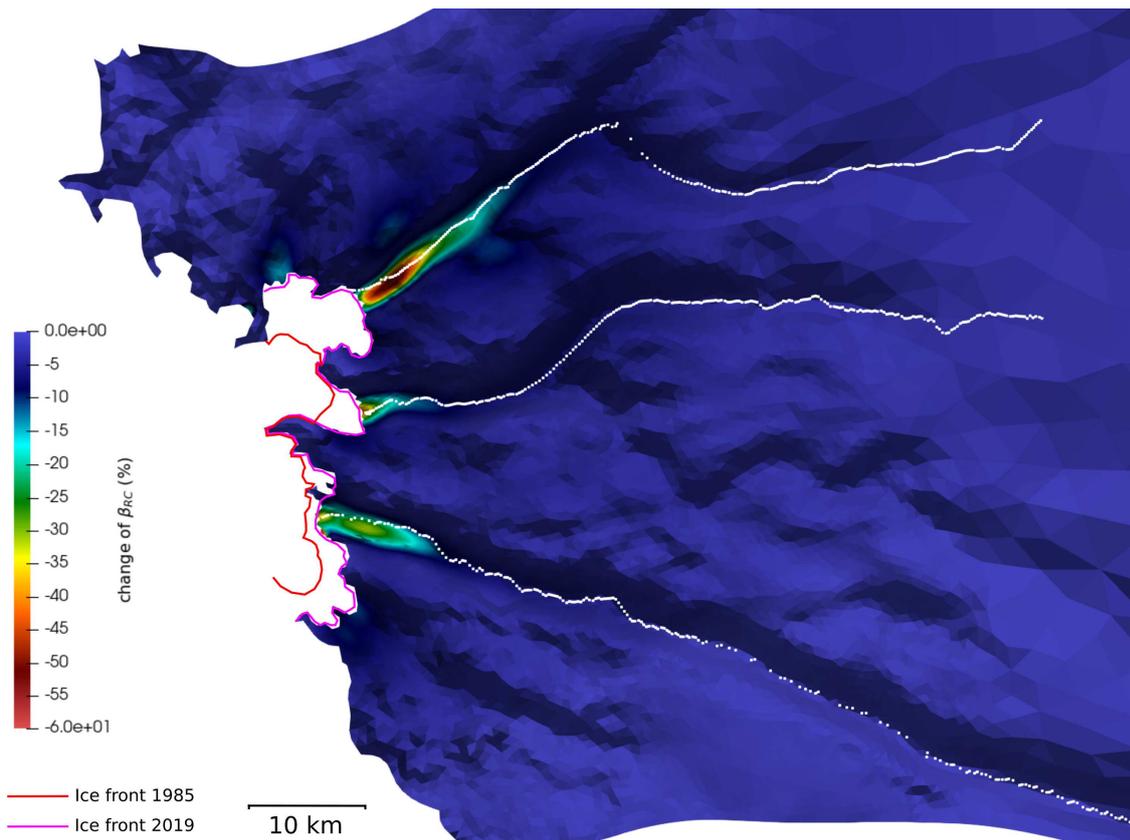


FIGURE IV.18 – Variations du coefficient de friction β_{RC} entre un front de 1985 et un front de 2019 ; En blanc, les lignes de flux centrales des trois principaux glaciers UI-N, UI-C et UI-S utilisées pour obtenir $\frac{\beta_{lim}}{d_{lim}}$ dans β_{fit} .

3.2.4. Dépendance de la pression effective N à la distance au front d dans un cas 1D

Nous suggérons ici que ces différences entre les valeurs d'angles mesurées et celles relevées à partir d'inversions comme c'est le cas de HABERMANN et al. [2013] ou celles de notre étude peuvent venir d'une dépendance directe de la pression effective N , et donc des coefficients de friction, à la distance au front d .

Pour montrer cela, nous supposons qu'un écoulement d'eau 1D de flux q à travers les sédiments situés en dessous du fond du glacier z_b se produit. Nous supposons également vraie l'hypothèse hydrostatique pour l'eau et la glace, que l'eau est incompressible et que la perméabilité k du milieu est constante¹ et homogène. Cet écoulement suit alors la loi de Darcy [WHITAKER, 1986]² qui en 1 dimension est :

$$q = -\frac{k\rho_w g}{\eta_w} \frac{\Delta H}{L} \quad (\text{IV.7})$$

avec q le flux d'eau moyen en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$, k la perméabilité du milieu en m^2 , η_w la viscosité dynamique de l'eau, ρ_w la masse volumique de l'eau, L la distance sur laquelle nous étudions l'écoulement d'eau et $\Delta H = \frac{\Delta P_w}{\rho_w g} + \Delta z$ la différence des hauteurs piézométriques entre les bords de cette longueur L , qui est la somme d'un terme de pression $\frac{\Delta P_w}{\rho_w g}$ et de l'élévation z .

Nous obtenons alors en fonction de l'élévation de surface inférieure z_b et de la pression d'eau P_w la relation suivante :

$$q = -\frac{k}{\eta_w L} ([P_w(x+L) + \rho_w g z_b(x+L)] - [P_w(x) + \rho_w g z_b(x)]) \quad (\text{IV.8})$$

Si q est positif, l'écoulement d'eau va de x à $x+L$. Si q est négatif, l'écoulement d'eau va de $x+L$ à x .

Avec l'hypothèse hydrostatique, à la ligne d'échouage, qui se situe au même endroit que le front dans notre cas, nous obtenons la condition limite suivante pour la pression au front en $x=0$:

$$P_w(0) = \rho_w g (z_{sl} - z_b(0)) \quad (\text{IV.9})$$

Enfin, nous obtenons la relation suivante pour la pression $P_w(d)$ en fonction de la distance au front d , qui remplace L dans IV.7 :

$$\begin{aligned} [P_w(d) + \rho_w g z_b(d)] - [\rho_w g (z_{sl} - z_b(0)) + \rho_w g z_b(0)] &= -\frac{\eta_w d}{k} q \\ \implies P_w(d) &= -\frac{\eta_w d}{k} q + \rho_w g (z_{sl} - z_b(d)) \end{aligned} \quad (\text{IV.10})$$

1. Cette perméabilité représente la résistance qu'offre le milieu à l'écoulement. Elle dépend de la taille des sédiments, de petits sédiments ayant de petits trous et donc une résistance plus importante. Elle dépend également des chemins que l'eau peut se former à travers la glace : si des gros chenaux se forment (figure III.3, la résistance à l'écoulement diminue également.

2. Équation 3.38

En mettant cette équation IV.10 dans l'équation de la pression effective, on obtient la relation suivante :

$$\begin{aligned}
 N(d) &= \rho g H - \left(-\frac{\eta_w q}{k} d + \rho_w g (z_{sl} - z_b(d)) \right) \\
 &= \rho g \left(H - \frac{\rho_w}{\rho} (z_{sl} - z_b(d)) \right) + \frac{\eta_w q}{k} d \\
 &= \rho g h_{af} + \frac{\eta_w q}{k} d
 \end{aligned} \tag{IV.11}$$

avec q positif si l'écoulement d'eau va de l'océan à l'intérieur de la calotte et q négatif si l'écoulement va de l'intérieur de la calotte à l'océan.

La dépendance de la pression effective à la distance au front apparaît dans l'équation IV.11 à travers le terme $\frac{\eta_w q}{k} d$. Mais c'est aussi le cas de la hauteur au-dessus de la flottaison h_{af} . Or, ces deux grandeurs sont très fortement corrélées et varient quasi-linéairement (figure IV.16). Il est alors difficile de déterminer si N dépend plutôt de la distance au front ou de la hauteur au dessus de la flottaison. Comme mentionné plus haut, une approche commune est d'utiliser la hauteur au dessus de la flottaison comme proxy en y ajoutant un coefficient α qui prend une valeur entre 0.95 et 0.99 [BUELER & BROWN, 2009; MARTIN et al., 2011; GANDY et al., 2019]. Cette valeur de coefficient α pourrait donc venir du terme $\frac{\eta_w q}{k} d$ qui serait négatif avec un écoulement allant de la calotte à l'océan, alimenté par exemple par les eaux de fonte de surface. Cela pourrait également expliquer pourquoi le phénomène de réduction de la friction est présent seulement jusqu'à d_{lim} et ne se propage pas plus haut dans la calotte, car la fonte est limitée à cette zone. Dans le cas d'Upernavik, cette limite d_{lim} est située entre 30 et 40 km, soit proche de l'ordre de grandeur de la distance entre le front et la ligne d'équilibre qui est de 40 km pour la moyenne de la période 1960-1990.

3.2.5. Robustesse de la paramétrisation

Nous proposons maintenant une petite discussion de la robustesse de cette paramétrisation en prenant en compte les incertitudes de la méthode inverse. Comme nous le présenterons par la suite, nous n'avons pas réalisé de simples inversion mais un ensemble d'inversion qui prend en compte plusieurs sources d'incertitude de la méthode inverse décrite section III.3.2.2, que nous parcourons à l'aide d'un latin hypercube (voir section II.4.2).

Nous prenons alors en compte les incertitudes que nous pouvons facilement explorer liées aux paramètres et non celles liées à la structure (choix du système d'équations, choix du modèle). Ainsi, pour calculer les vitesses du modèle, nous utilisons la SSA, dont le calcul dépend de la rhéologie, que l'on prend en compte en utilisant différentes valeurs de E (Éq. III.30), et de la forme de la loi de friction, que l'on prend en compte en utilisant plusieurs coefficient m dans la loi de Weertman (Éq. III.18). Une autre source d'incertitude provient des valeurs des coefficients de régularisation λ_{reg} et de divergence λ_{div} . En effet, la technique de la courbe en L et la sélection des coefficients optimums sont sujets à interprétation. Il est souvent difficile de déterminer le point où la courbure est maximale, mais on identifie plutôt une zone comme illustrée par la figure III.8. Pour prendre en compte cette incertitude, nous utilisons par la suite une gaussienne dont les valeurs médiane et d'écart-type varient selon le cas d'étude et la courbe en L associée. Pour terminer, les valeurs de β sont fortement dépendantes des données d'observations utilisées notamment à cause de l'hydrologie

sous-glaciaire comme nous venons de le voir, entraînant les changements de vitesse observées. Pour prendre en compte cette variabilité des vitesses, on utilise plusieurs champs différents pour faire nos inversions.

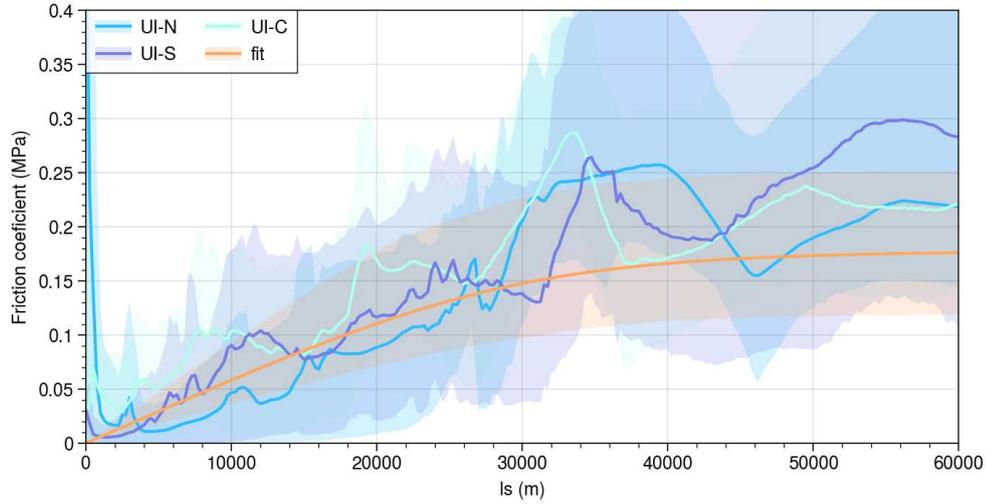


FIGURE IV.19 – Coefficient de friction β_{RC} pour un ensemble d'inversion en fonction de la distance au front pendant l'inversion d_{inv} pour les points situés le long des lignes de flux centrales de UI-N (bleu), UI-C (cyan) et UI-S (violet) et variante de notre paramétrisation (orange). En trait plein est représenté la moyenne et l'ombrage l'intervalle de confiance à 90 %. La variante de la paramétrisation utilise $\left(\frac{d^5}{d^5+d_{lim}^5}\right)^{1/5}$ au lieu de $\left(\frac{d}{d+d_{lim}}\right)$.

La figure IV.19 montre alors les résultats de cet ensemble d'inversion pour les 3 lignes centrales de UI-N, UI-C et UI-S. Malgré la forte dispersion des membres, notamment après la distance limite d_{lim} , nous retrouvons bien les principales caractéristiques de notre paramétrisation illustrée figure IV.17 : dans les 30-40 premiers kilomètres, le coefficient de friction est proportionnel à la distance au front ; après cette limite, le coefficient est plus ou moins constant.

De plus, est illustré en orange la fonction $\beta_{fit}(d)$ calibrée pour chaque membre, représentée sous forme d'ensemble. Dans cette figure, nous utilisons une forme modifiée de cette fonction : $\beta_{fit}(d) = \beta_{lim} \left(\frac{d^5}{d^5+d_{lim}^5}\right)^{1/5}$ au lieu de $\beta_{fit}(d) = \beta_{lim} \frac{d}{d+d_{lim}}$. Nous pouvons alors voir que cette version de la paramétrisation, dont la puissance permet une transition plus rapide entre les deux asymptotes que la forme précédente (voir par rapport à IV.17), permet de reproduire beaucoup mieux le comportement observé. Adopter cette nouvelle forme semblerait donc être une meilleure option à explorer dans le futur.

Pour ce qui concerne les incertitudes liées à la structure du modèle, comme le choix du système d'équation ou le choix d'utiliser tel modèle de calotte, nous pouvons nous reporter à d'autres études qui ont étudié la sensibilité de la calibration de la friction à ces deux choix.

Pour ce qui est de l'influence du choix du système d'équation, les résultats semblent particulièrement sensibles pour les zones de vitesses élevées, comme c'est le cas pour la zone qui concerne notre paramétrisation. En effet, les résultats de MAIER et al. [2021], qui utilisent trois systèmes d'équation différents (full-stokes, SSA, SIA) montrent que les différences sont faibles, de l'ordre de quelques %, pour les vitesses inférieures à 100 m.a^{-1} mais que pour des vitesses plus élevées, ces différences sont

plutôt de l'ordre d'une dizaine de %. De même, MORLICHEM et al. [2010b] montre que des différences significatives sont présentes entre les approximations proches de la ligne d'échouage.

Pour ce qui est du choix du modèle, Elmer/Ice en l'occurrence ici, les résultats semblent peu sensibles à ce dernier. En effet, l'étude de BARNES et al. [2021], qui compare les inversions simultanées de la rhéologie et de la friction obtenues à partir de 3 modèles différents (Uà, STREAMICE et ISSM) montrent des résultats cohérents pour le champs de friction (corrélation entre 0.8 et 0.87) alors que les résultats sont moins cohérents pour la rhéologie (entre 0.06 et 0.08 pour tout le domaine et entre 0.34 et 0.51 pour les plateformes flottantes), suggérant que l'interprétation physique du champs de friction ne semble pas dépendre du modèle utilisé.

Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons présenté le glacier d'Upernavik Isstrøm, en commençant par poser le contexte groenlandais avant de décrire plus précisément l'évolution passée de ce glacier à terminaison marine et enfin de présenter les raisons de son étude. Nous avons notamment observé que la calotte du Groenland perdait de la masse depuis le début des années 2000, principalement à cause du secteur Nord-Ouest, et qu'**Upernavik Isstrøm** était l'un des plus gros contributeur de ce secteur avec **0.55 mm d'élévation du niveau des mers** depuis 1985. Nous avons ensuite vu son évolution passée depuis les années 80, avec un **comportement fortement dissymétrique entre les 4 branches principales**. Les deux branches les plus au nord ont subi un fort retrait du front, suivi d'une forte accélération et d'une augmentation de perte de masse. Inversement, la branche la plus au sud a subi des petits retraits progressifs, entraînant des accélérations brèves et une perte de masse constante au cours de la période. Enfin, la deuxième branche en partant du sud a vu son front rester stable durant toute la période avec une légère diminution des vitesses et une faible perte de masse. Ainsi, ces fluctuations passées significatives et la complexité des différentes branches font d'Upernavik Isstrøm un candidat idéal pour la validation des modèles : en réussissant à reproduire avec précision ces divers comportements, notre étude gagne en robustesse et en fiabilité.

Un autre avantage de cette étude de cas est la **grande quantité de données**, comme nous l'avons présenté dans la seconde partie. Ces données comprennent des informations spatiales telles que les vitesses et les élévations de surface du glacier, ainsi que des données globales telles que les décharges de glace et le bilan de masse total. Nous avons alors expliqué notre processus de collecte, de normalisation et d'évaluation des erreurs des divers ensembles de données utilisés dans cette thèse. Pour résumer, nous avons généré quatre séries temporelles distinctes pour les décharges de glace, les bilans de masse et les bilans de masse cumulés de chacune des branches d'Upernavik Isstrøm ainsi qu'une série temporelle pour les champs annuels de vitesse de surface et une autre pour les champs annuels d'élévation de surface.

Enfin, nous avons présenté le modèle utilisé et sa configuration, en commençant par exposer ses objectifs, et notamment le fait qu'il soit utilisable à grande échelle pour toute la calotte groenlandaise. Nous avons ensuite décrit notre **paramétrisation**, qui permet de prendre en compte la complexité de la relation entre la friction et l'hydrologie sous-glaciaire de façon relativement simple grâce à une **dépendance de la friction à la distance au front**. Cette simplicité devrait faciliter son utilisation à grande échelle.

Troisième partie

PASSÉ, PRÉSENT ET FUTUR D'UPERNAVIK ISSTRØM



Méthode de quantification des incertitudes et validation avec des données d'observation

Ce chapitre prend la forme d'un article rédigé en anglais qui est en cours de révision dans la revue *Journal Of Glaciology* [JAGER et al., 2024]. Nous proposons donc préalablement un résumé étendu en français des principaux points méthodologiques développés et les résultats importants.

1. Résumé étendu en français

1.1. Introduction

L'objectif de cette étude est de tester la capacité du modèle Elmer/Ice, dans une configuration identique à celle typée grande échelle, à reproduire les observations disponibles. À cette fin, nous étudions l'évolution d'Upernavik Isstrøm au cours de la période 1985-2019, un glacier qui a connu une perte de masse conséquente depuis 1985, contribuant à une élévation du niveau de la mer de 0,47 mm, soit plus de 3 % de la contribution totale du Groenland au cours de cette période. Les observations satellites étendues couvrant la période de 1985 à 2019 font de UI un candidat idéal pour évaluer la capacité d'un modèle de calotte (ISM) de grande échelle à reproduire des observations décrivant l'évolution d'un glacier. Après avoir décrit la configuration du modèle et les données spatialisées et globales collectées, nous examinons en particulier la possibilité d'utiliser les observations pour distinguer la performance de deux lois de friction dans la production d'une évolution réaliste de la vitesse et de l'altitude de surface : la loi de Weertman (Éq. III.18) sans prise en compte de l'hydrologie de façon paramétrée et la loi de Coulomb-régularisée simplifiée (Éq. III.22) avec une prise en compte de l'hydrologie de façon paramétrée (Éq. IV.4 et discussion associée de la section 3.2). Pour chaque loi de friction, les incertitudes liées à l'état initial et aux autres paramètres d'entrée du modèle sont prises en compte à l'aide d'une approche ensembliste. Ensuite, nous explorons la sensibilité de plusieurs sorties du modèle (vitesse, élévation de surface, volume et décharge de glace du glacier) aux paramètres d'entrée et les possibilités de mieux les contraindre grâce à une analyse statistique.

1.2. Méthode

1.2.1. Feuille de route

Notre feuille de route est composée de trois étapes, les deux premières liées à l'initialisation puis une troisième pour modéliser la période historique de 1985 à 2019 :

- i. **Calibration de la friction** : nous utilisons la méthode inverse décrite dans la section III.3.2.2 qui consiste à supposer la fluidité A connue pour obtenir le champ de friction β avec une loi de Weertman (Éq. III.18) à partir d'un champ de vitesse et une géométrie de la période 2010-2019. Cela nécessite alors une extrapolation de la friction dans la zone déglacée en 1985.
- ii. **Obtention de la géométrie initiale** de 1985 : avec le champ de friction obtenu, un bilan de masse de surface constant et la position du front de 1985, nous lançons une simulation de relaxation avec Elmer/Ice pour dissiper les anomalies initiales du champ d'élévation de surface.
- iii. **Simulation historique** de 1985 à 2019 : à partir de la géométrie initiale et du champ de friction calibré, nous lançons une simulation avec Elmer/Ice allant de 1985 à 2019 en forçant le bilan de masse de surface avec des moyennes annuelles d'un modèle climatique régional (RCM) forcé aux frontières par une réanalyse globale et les positions du front avec des observations.

1.2.2. Lois de friction

Afin de pouvoir regarder la performance de la paramétrisation de la friction développée en comparaison avec une paramétrisation de la friction plus classique, nous réalisons deux modèles ensemblistes :

- l'**Ensemble de Weertman (WE)** qui utilise une loi de Weertman (Éq. III.18) avec un coefficient de friction β_W constant et une extrapolation de la friction dans la zone déglacée utilisant la dépendance de la friction β_W à l'élévation du socle.
- l'**Ensemble de Coulomb-Régularisé simplifié (RCE)** qui utilise la loi de coulomb-régularisée (Éq. III.22) avec une prise en compte de l'hydrologie de façon paramétrée (Éq. IV.4) et qui nécessite une extrapolation de β_{ref} dans la zone déglacée que nous fixons à 0.

1.2.3. Autres incertitudes

Pour chacun des ensembles, nous avons identifié plusieurs sources d'incertitudes dans la feuille de route :

- des facteurs du modèle directement impliqués dans les **équations** (le facteur d'amplification E pour la rhéologie, l'exposant de la loi de friction m et la vitesse de coupure u_0).
- des facteurs impliqués dans la **calibration des coefficients de friction** : E , m , les coefficients de régularisation λ_{reg} et de divergence λ_{div} ainsi que le champ d'observation de la vitesse u_{obs} .
- des facteurs impliqués dans l'**obtention de la géométrie initiale** : coefficients de friction, le bilan de masse de surface qui dépend du modèle SMB_{model} et de la période sur laquelle les sorties de ce modèle sont moyennées SMB_{date} et enfin le temps de la simulation de relaxation t_{relax} .

- un facteur prenant en compte l'incertitude du **forçage** extérieur : ici, cela concerne uniquement le choix du modèle de bilan de masse de surface SMB_{model} .

1.2.4. Observations

Pour valider les deux ensembles et analyser l'évolution de leur performance selon les paramètres utilisés, nous utilisons des données spatialisées et des données globales dont l'obtention est décrite à la section IV.2. Pour les données spatialisées, nous utilisons des séries spatio-temporelles de vitesse et d'élévation de surface. Pour les données globales, nous utilisons des séries temporelles de décharge de glace et de changement de masse

1.3. Résultats principaux

1.3.1. Lois de friction

Que ce soit en terme de reproduction des données spatialisées initiales de 1985 (Figs. 4 et 5) ou en terme d'évolution temporelle de vitesse, d'élévation de surface, de décharge ou de changement de masse (Figs. 3, 6, 7 et 8), nous constatons que l'Ensemble de Weertman a systématiquement des performances plus mauvaises que l'Ensemble de Coulomb-Régularisé simplifié. Nous attribuons principalement ce résultat au choix de prendre en compte de façon paramétrée l'effet de l'hydrologie sous-glaciaire. La principale limite de l'Ensemble de Coulomb-Régularisé simplifié est la reproduction de la tendance des changements d'élévation de surface pour la branche Nord d'Upernavik Isstrøm (Fig. 6), avec une diminution de l'élévation trop faible par rapport aux observations. Nous pensons que cette difficulté provient de l'élévation du socle rocheux (voir Annexes section 2) et du manque de prise en compte de son incertitude.

1.3.2. Analyse de sensibilité de RCE

L'Ensemble de Coulomb-Régularisé simplifié est principalement sensible aux facteurs impliqués dans la calibration du champ de friction alors que les facteurs impliqués seulement dans le forçage et l'obtention de la géométrie initiale influencent peu le volume final, les changements de masse et la décharge du glacier (Fig. 9). Au niveau de la reproduction des vitesses (Fig. 10.a), nous avons vu que le paramètre le plus influent était le facteur d'amplification E et que les membres ayant une valeur entre 1 et 3.5 avaient de meilleures performances (Fig. 11). Pour la reproduction des élévations de surface (Fig. 10.b), le paramètre le plus influent est le choix du modèle de bilan de masse de surface SMB_{model} , avec de meilleures performances pour les membres utilisant les sorties de RACMO plutôt que MAR (Fig. 12).

1.4. Analyses complémentaires

Les analyses complémentaires de cette étude de cas sont présentées en annexe. L'Annexe 1 présente des tests de sensibilité au maillage. L'Annexe 2 présente les différents tests de sensibilité faits pour mieux comprendre d'où pouvait venir notre problème de reconstruction des changements d'élévation de surface au niveau du point A d'UI-N, en s'intéressant notamment à l'incertitude de l'élévation du socle rocheux. Enfin, l'Annexe 3 présente différentes figures de sensibilité de la paramétrisation. On

a notamment testé (i) l'effet d'utiliser la paramétrisation pour faire évoluer le coefficient de friction de la loi de Weertman, qui s'apparente alors à une loi de Budd (Éq. III.19) qui prend en compte de manière paramétrée les changements de pression effective N , (ii) l'effet d'utiliser la loi de Weertman avec un champ de friction inversé sur l'année 1985 et (iii) l'effet d'utiliser la hauteur au-dessus de la flottaison h_{af} au lieu de la distance au front dans notre paramétrisation.



Article

Cite this article: Jager E, Gillet-Chaulet F, Mougnot J, Millan R (2024). Validating ensemble historical simulations of Upernavik Isstrøm (1985–2019) using observations of surface velocity and elevation. *Journal of Glaciology* 1–18. <https://doi.org/10.1017/jog.2024.10>

Received: 28 February 2023

Revised: 25 January 2024

Accepted: 26 January 2024

Keywords:

glaciological model experiments; ice-sheet modelling; ice velocity

Corresponding author:

Eliot Jager;

Email: eliot.jager@univ-grenoble-alpes.fr

Validating ensemble historical simulations of Upernavik Isstrøm (1985–2019) using observations of surface velocity and elevation

Eliot Jager¹ , Fabien Gillet-Chaulet¹ , Jérémie Mougnot^{1,2} and Romain Millan^{1,3}

¹IGE, Université Grenoble Alpes, CNRS, IRD, 38000 Grenoble, France; ²Department of Earth System Science, University of California, Irvine, Irvine, CA, USA and ³Department of Geosciences and Natural Resource Management, University of Copenhagen, Copenhagen K, Denmark

Abstract

The future of tidewater glaciers in response to climate warming is one of the largest sources of uncertainty in the contribution of the Greenland ice sheet to global sea-level rise. In this study, we investigate the ability of an ice-sheet model to reproduce the past evolution of the velocity and surface elevation of a tidewater glacier, Upernavik Isstrøm, by prescribing front positions. To achieve this, we run two ensembles of simulations with a Weertman and a regularised-Coulomb friction law. We show that the ice-flow model has to include a reduction in friction in the first 15 km upstream of the ice front in fast-flowing regions to capture the trends observed during the 1985–2019 period. Without this process, the ensemble model overestimates the ice flow before the retreat of the front in 2005 and does not fully reproduce its acceleration during the retreat. This results in an overestimation of the total mass loss between 1985 and 2019 of 50% (300 vs 200 Gt). Using a variance-based sensitivity analysis, we show that uncertainties in the friction law and the ice-flow law have a greater impact on the model results than surface mass balance and initial surface elevation.

1. Introduction

Due to recent climate change, sea level is rising at an accelerating rate from 1.9 mm a^{-1} between 1971 and 2006 to 3.7 mm a^{-1} between 2006 and 2018 (IPCC, 2021). Compared to other sources, the dynamic contributions of the Antarctic ice sheet, and to a lesser extent, Greenland, remain significant sources of uncertainty in climate projections (IPCC, 2019). This is mainly not only due to our limited understanding of the interaction between ice dynamics and climate or ocean forcings but also due to the uncertainties inherent in ice-sheet models (Goelzer and others, 2018, 2020). First, external forcings, such as increased ocean temperatures (Wood and others, 2021) or surface melting (Hofer and others, 2020), can cause changes in boundary conditions, resulting in significant alterations in glacier dynamics. In addition, the future of these forcings and their interactions with the dynamics are complex and highly non-linear (Flowers, 2018; Davison and others, 2019). Second, the initial state of the model, parameterisations and input parameters remain poorly constrained, resulting in uncertainties that propagate into future projections of Greenland mass loss.

In geophysical models, parameterisations are employed to establish a connection between small-scale and large-scale physics. This allows for the reduction of computing time while still accurately representing small-scale processes. In ice-sheet models, two important parameterisations are the flow law, which describes ice rheology and friction law, which describes the interaction between the ice and its bed. Uncertainties attached to these parameterisations depend on the input parameters (such as the ice rate factor or friction coefficient) as well as their form and how they relate to other prognostic variables (e.g. isotropic vs anisotropic flow laws, Weertman vs effective pressure-dependent friction laws). Many ice-sheet models now use time-independent inverse methods to constrain these input parameters from surface observations and initialise the model to present day (Gillet-Chaulet and others, 2012; Larour and others, 2012; Cornford and others, 2013; Pattyn, 2017; Quiquet and others, 2018). By construction, it is generally not possible to constrain the form of these parameterisations with a single inversion (Joughin and others, 2004; Gillet-Chaulet and others, 2016), and assessing the performance of the method in recovering the best parameters is challenging. This is due to the fact that the inversion is often restricted to a single parameter, the others being fixed (Babaniyi and others, 2021). Expanding the number of controlled parameters could exacerbate the ill-posed nature of the problem and potentially result in mixtures between these parameters (Ranganathan and others, 2021). Additionally, to increase spatial coverage, observations are often compiled from several dates, which can lead to inconsistencies between the datasets (Seroussi and others, 2011) and decreases the number of independent datasets available to validate the models. All of these factors raise questions about the robustness of the forecasts produced by ice-sheet models for climate projections.

The recent increase in satellite observations, mainly of surface elevation and velocities, provides new opportunities to investigate the performance of ice-sheet models on decadal

timescales. Several studies have undertaken comparisons between historical model outputs and observational data, examining specific cases such as the effects of alterations on the ice front position (Bondzio and others, 2017; Haubner and others, 2018), grounding line retreat (Joughin and others, 2019; Åkesson and others, 2021) and variations in surface mass balance (SMB) (Peyaud and others, 2020). Nevertheless, establishing suitable quantitative measurements for categorising and distinguishing model results poses a challenge. Aschwanden and others (2013) demonstrated that validating a model is more effective when utilising spatially dense data, such as velocity, altitude and altitude change, as opposed to global variables. Otherwise, there is a risk of mischaracterising the thermal and dynamical state of the glacier.

Properly quantifying the reliability of a model or discriminating between different model formulations or parameterisations requires a proper assessment of the modelling uncertainty. Uncertainty can arise from various sources, including random noise in the observational data, sparsity in space or time and the use of a simplified or incomplete mathematical model of system dynamics. To quantify and propagate uncertainties, ensemble modelling is increasingly used in geophysical models (Brown and others, 2010). This can be done with a single model by perturbing the model initial state, parameters, boundary conditions or forcings (Schlegel and others, 2018; Hill and others, 2021). The advantage resides in the ease of conducting numerous simulations and assembling a substantial ensemble, a contrast to multi-model ensembles. However, the primary constraint is the computational time required. Nevertheless, these ensembles, in general, are unable to account the uncertainties associated with the model structure (Weisheimer and others, 2011). For this reason, multi-model ensembles allow for a wider range of uncertainties to be explored, such as model formulation and numerical implementation, and are widely used in climate projections, including the most recent forecasts of ice-sheet evolution over the 21st century (Goelzer and others, 2020; Seroussi and others, 2020). The results for the Greenland ice sheet (GrIS) showed that it would contribute 90 ± 50 mm of sea-level rise by 2100 (Goelzer and others, 2020). Of this 100 mm of sea-level rise uncertainty, the model uncertainty explains a similar portion of the ensemble gap

(40 mm of sea-level rise by 2100) as the atmospheric forcing uncertainty and twice as much as the ensemble gap due to the oceanic forcing uncertainty (19 mm). More significant differences between ice-flow models appear near tidewater glaciers. At these locations, the amount of ice available for calving varies between initial model states, as does the transmission of dynamic perturbations on the margins to inland, which is strongly dependent on the non-linearity of the friction law (Price and others, 2008).

The objective of this study is to test the ability of the Elmer/Ice model, in a configuration identical to the one used at large spatial scale, to reproduce past trends in available satellite observations. For this purpose, we study the evolution of the Upernavik Isstrøm (UI) catchment during the period 1985–2019. UI is a tidewater glacier in the northwestern sector of Greenland that is now divided into five different branches which are named here as in Mouginit and others (2019), from north to south: UI-NN, UI-N, UI-C, UI-S and UI-SS (Fig. 1). Due to the very different dynamics of the three main branches (UI-N, UI-C and UI-S), UI allows us to conduct several tidewater glacier studies in one. Furthermore, this glacier has experienced significant mass loss since 1985, contributing to a sea-level rise of 0.61 mm, which accounts for $\sim 4\%$ of Greenland's total contribution during this period, highlighting notable temporal changes. The selection of this region, marked by significant spatio-temporal variations in mass and heterogeneous, dynamic behaviours, serves to mitigate overconfidence in the model results. Finally, the large amount of satellite observations collected during the period 1985–2019 makes UI a good case study to evaluate the performance of a large-scale ice-sheet model in reproducing the available observations of a local glacier. After describing the model setup and the observational datasets, we investigate in particular the possibility of using observations to discriminate the performance of two friction laws in producing realistic velocity and surface elevation evolutions. For each friction law, the uncertainties related to the initial state and other model input parameters are taken into account using an ensemble approach. Subsequently, we explore the sensitivity of the simulated ice velocity, surface elevation, ice volume and ice discharge to the input parameters and the possibilities to better constrain them through a statistical analysis.

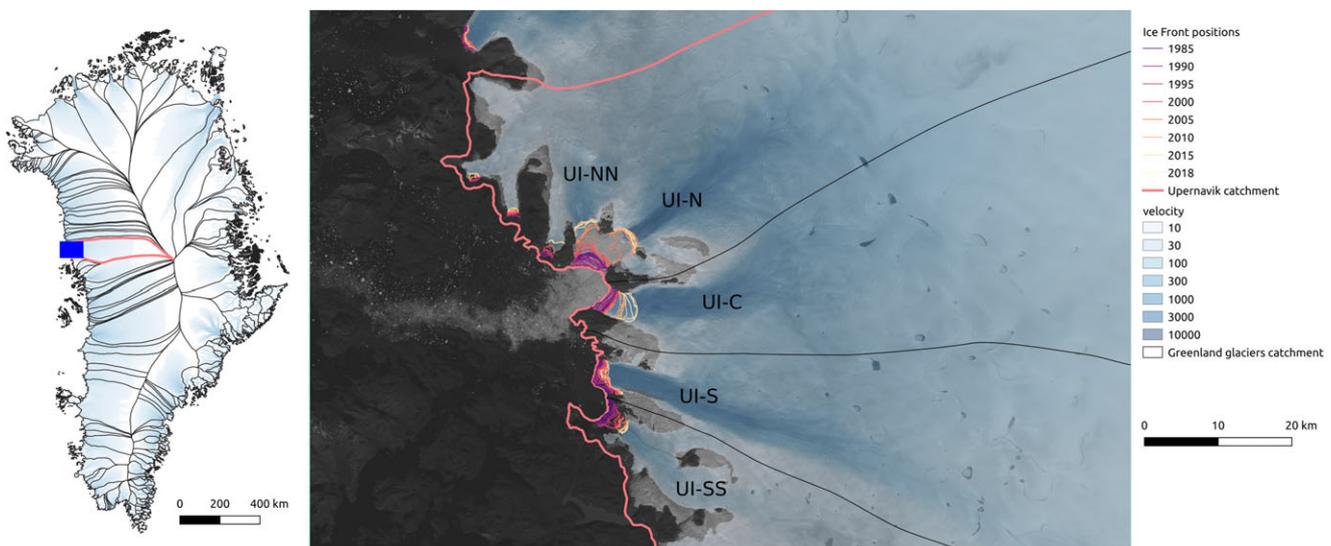


Figure 1. Left: GrIS drainage basins with the catchment of UI in red. The blue box is the validation area shown in the right with the different catchments (UI-NN, UI-N, UI-C, UI-S and UI-SS), the front positions between 1985 and 2018 (Wood and others, 2021) and the surface ice velocities (Mouginit and others, 2019) overlaid on a Landsat image (2017-08-13).

2. Data and method

We study the evolution of UI for the period 1985–2019. Historically, all UI branches formed one single outlet glacier from at latest 1849, which corresponds to the first reported observation and the maximum extent of the Little Ice Age (Weidick, 1958), until 1931 where the branches separated. In the 1930s, the three northern glaciers (UI-NN, UI-N and UI-C) separated from the southern ones (UI-S and UI-SS). As of 1976, UI-C had separated from UI-N and UI-NN, both of which underwent a split in 2010 (Andresen and others, 2014). For this last retreat, an increase in ice flow (King and others, 2018; Mankoff and others, 2019; Mouginot and others, 2019) and a rapid decrease in surface elevation was documented. The position of the UI-S front has remained stable over the period 1985–2019. In total, UI has retreated more than 35 km in the last 170 years. The choice to start the study in 1985 is based on the fact that the fronts are available from that date and that a DEM is available at that time (Korsgaard and others, 2016).

2.1 Model description

We use the parallel finite-element code Elmer/Ice (Gagliardini and others, 2013) to model the evolution of UI from 1985 to 2019. The model domain corresponds to the UI catchment shown in Figure 1.

We use an anisotropic mesh adaptation scheme that equidistributes the interpolation error of the observed surface velocities and thickness (Frey and Alauzet, 2005). This scheme leads to decreasing the element size in the directions of the highest curvatures, and the resulting mean element size ranges from 150 to 600 m for the first 50 km from the margin and is equal to ~5 km further upstream. A time step of 1 d is used. The position of the front is forced at each time step by interpolating the annual observations of Wood and others (2021). The mesh is fixed and the effective ice–ocean boundary is determined by the edges between glaciated and deglaciated elements, and thus changes discretely over time. The deglaciated elements are then deactivated and not numerically resolved.

To address the force balance, we employ the Shelfy-stream approximation (MacAyeal, 1989), incorporating Glen’s constitutive flow law (Glen and Perutz, 1955). This non-linear relationship depends on the Glen exponent n , fixed at a value of 3, and the rate factor A , which is a function of ice temperature. Due to the complexity to initialise a temperature field consistent with other model variables (e.g. Schäfer and others, 2012; Zhao and others, 2018) and the fact it depends on processes that are very poorly represented in models (e.g. cryo-hydrologic warming; Phillips and others, 2010), the thermo-mechanical coupling is neglected and we assume that A is constant in time. Furthermore, Bondzio and others (2017) found that the gradual warming of the shear margin contributed only 5–10% to the acceleration of Jakobshavn Isbræ between 1985 and 2016. As for GrIS simulations with the model Elmer/Ice (Goelzer and others, 2018), A is initialised using a present-day 3-D ice temperature field computed with SICOPOLIS (Greve, 1997) after a palaeo-climatic spin-up and using the values given by Cuffey and Paterson (2010) for the prefactors and activation energies. Uncertainties associated with this flow law are usually accounted for by the enhancement factor E , a scale factor to A . For further details, see the Supplementary materials.

2.1.1 Friction laws

In this study, two different friction laws, relating the velocity \mathbf{u} and the basal shear stress $\boldsymbol{\tau}_b$, are used for grounded areas:

- a Weertman friction law (Weertman, 1957):

$$\boldsymbol{\tau}_b = -\beta_W \|\mathbf{u}\|^{1/m} \frac{\mathbf{u}}{\|\mathbf{u}\|} \quad (1)$$

- a regularised-Coulomb friction law (Joughin and others, 2019):

$$\boldsymbol{\tau}_b = -\beta_{RC} \left(\frac{\|\mathbf{u}\|}{\|\mathbf{u}\| + u_0} \right)^{1/m} \frac{\mathbf{u}}{\|\mathbf{u}\|} \quad (2)$$

Both Eqns (1) and (2) depend on a friction coefficient, β_W or β_{RC} . m is a positive exponent and u_0 is a threshold velocity (Joughin and others, 2019). As the datasets are too incomplete in 1985, the friction coefficients β_W and β_{RC} are initialised with the adjoint inverse method using BedMachine v3 (Morlighem and others, 2017) for the topography and surface velocity datasets that cover the period 2010–2018.

Equation (2) exhibits two asymptotic behaviours depending on the threshold velocity u_0 . When $\|\mathbf{u}\| \ll u_0$, the relation tends towards a Weertman regime with $\beta_W = \beta_{RC} u_0^{-1/m}$. Conversely, when $\|\mathbf{u}\| \gg u_0$, it approaches a Coulomb regime with $\boldsymbol{\tau}_b = -\beta_{RC} (\mathbf{u}/\|\mathbf{u}\|)$. In contrast to other similar friction laws that explicitly depend on the effective pressure N (Schoof, 2005; Gagliardini and others, 2007) and therefore require a model for the basal water pressure, here, its effect is accounted for in the parameters β_{RC} and u_0 .

However, in Joughin and others (2019), β_{RC} is made proportional to the height above flotation, h_{af} , only when h_{af} drops below a specified threshold. This limitation confines the effect to the region immediately upstream of the grounding line. This parameterisation is equivalent to assuming a perfect hydrological connection between the subglacial drainage system and the ocean in these areas. It results in a smooth decrease of the basal shear stress $\boldsymbol{\tau}_b$ to 0 as the ice column approaches flotation.

2.1.2 Friction parameterisation

Here, we found that this parameterisation was not suitable, as the β_{RC} coefficients were initialised based on recent observations. This initialisation would lead to a rise in the coefficients associated with the initial state back in 1985, a period characterised by greater ice thicknesses and high uncertainties. As a consequence, the outcomes would become notably susceptible to inversions in regions where the current ice column closely approaches flotation. However, to maintain a reduction of the basal shear stress as ice approaches flotation, β_{RC} is made a function of the distance to the ice front, d , as

$$\beta_{RC} = \beta_{ref} + \beta_{lim} \frac{d}{d + d_{lim}} \quad (3)$$

where β_{ref} is a time-independent reference field obtained from the inversion, and β_{lim} and d_{lim} are two parameters that are constrained from the results of the inversion under the central flowlines of the three main outlet glaciers. This parameterisation constrains the changes to fast-flowing areas, with magnitudes consistent with the findings of Habermann and others (2013) regarding the evolving basal conditions during the speed-up of Jakobshavn Isbræ. Further details are provided in the Supplementary materials.

2.1.3 External forcing

For the evolution of the bottom and top free surfaces, we solve the continuity equation for the ice thickness (Supplementary materials) using the flotation condition. As we do not resolve the

thermo-mechanical coupling, we neglect the basal melt rate in grounded areas. We also set it to 0 in floating areas, as the floating areas remain small during our simulations. For the SMB \hat{a}_s , we prescribe the annual means from two different regional climate models, RACMO (Noël and others, 2018) and MAR (Fettweis and others, 2017). The influence of ocean forcing is implicitly taken into account by the prescribed position of the front. This position is indeed determined by processes such as melting and calving that occur in contact with the ocean, in addition to the velocity of the glacier at the front.

2.2 Validation data

To validate our model, we compile surface velocities and elevations obtained from various airborne and spaceborne sensors between 1985 and 2019 in our validation area (see Fig. 1). Both datasets are averaged annually to produce time series of the annual mean posted on a common regular grid with a horizontal resolution of 150 m. This arithmetic mean may differ from the mean annual velocity or elevation if the distribution is not uniform, i.e. if there are more observations in winter, the arithmetic mean will be more representative of the winter mean. The velocities are produced from speckle or feature tracking using 16 different satellite sensors (Joughin and others, 2010; Mouginit and others, 2019; Derkacheva and others, 2020; Howat, 2020). For the surface elevation, we compiled existing airborne and spaceborne laser altimetry data, interferometric single-pass DEMs and photogrammetric DEMs based on aerial photographs (Studinger, 2014; Zwally and others, 2014; Fenty and others, 2016; Korsgaard and others, 2016; Howat and others, 2017; Blair and Hofton, 2019; OMG, 2020). We also produced a time series of photogrammetric DEMs based on ASTER observations. For each dataset, time-series plots, details of spurious value filtering and additional information on the ASTER observations are provided in Supplementary materials.

Finally, we compiled published ice discharges from King and others (2018), Mankoff and others (2019) and Mouginit and others (2019). The ice discharges are computed as the ice flux crossing flux gates near the outlets, usually assuming uniform velocity profiles along the ice thickness. The results depend on the velocity and thickness datasets, accounting for differences between them. Notably, Mouginit and others (2019) employ thicknesses directly obtained from radar measurements, whereas the other two studies rely on BedMachine data. The annual ice mass loss is then derived from these ice discharges using the input-output method at the catchment scale, as described by Mouginit and others (2019). This is achieved by subtracting the previously calculated discharge from the SMB modelled by the regional atmospheric model RACMO. The total observed ice mass loss is the integration of this annual ice mass loss observed since 1985.

3. Ensemble modelling

In this section, we outline the method used to assess the model's ability to replicate observations of surface velocities and elevations. To achieve this, we conduct two ensembles of numerical simulations for the period between 1985 and 2019, employing the two different friction laws described above (Eqns (1) and (2)). These ensembles are referred to as the Weertman ensemble (WE) and the regularised-Coulomb ensemble (RCE), respectively. In the Supplementary materials, we provide further details on some of the issues involved in this method.

To create both ensembles, we performed small perturbations of model parameters, initial conditions and external forcings. We examine the response of the ensembles to the retreat of the

glacier front in terms of ice-flow velocity, surface elevation and ice flux to the ocean, and compare them to the validation datasets. To that purpose, we defined metrics and methods to evaluate the two ensembles and their members, which are described at the end of Section 3.

3.1 Model parameters

Uncertainties in the flow law may originate from its form (isotropic vs anisotropic; Lliboutry and Duval, 1985, from the Glen exponent; Glen and Perutz, 1955; Gillet-Chaulet and others, 2011; Millstein and others, 2022), or the initial temperature field and the Arrhenius parameters used to compute A . Because of the assumption that A depends exclusively on temperature, its spatial variability does not go beyond its dependence on temperature. Additionally, we refrained from varying the Glen exponent n , as modifying n would also impact A , given that A 's units are intricately tied to the value of n . Consequently, distinguishing between the effects of altering n and those of altering A would become challenging. However, the flow law uncertainty is explored through the enhancement factor E using a continuous uniform distribution (see Fig. 2) between 0.5 and 5 (based on Huybrechts, 1990, Ma and others, 2010, Le clec'h and others, 2019). We therefore choose not to consider the temporal and spatial variability of the flow law parameters.

For the two friction laws, we investigate the dependence on the initial friction coefficient fields, and on the parameters m (with a discrete uniform distribution between 1 and 5) and u_0 ($\log_{10}(u_0) \sim \mathcal{N}(\log_{10}(300), 0.25)$). This parameter range for m and u_0 is similar to that used by Joughin and others (2019) and u_0 is assumed to be uniform in space.

3.1.1 Ensemble of friction fields

For the friction coefficient field β_W , we use an ensemble generated at the GrIS scale using classical inverse methods (Gillet-Chaulet and others, 2012). The goal of these inverse methods is to minimise the difference between observed and modelled surface velocities. These inversions are conducted using the Weertman friction law (Eqn (1)) with different pairs of values for E and m . The results are sensitive to the observed data and their uncertainty, as well as the regularisation weights λ_{reg} and λ_{div} , obtained through L-curve methods (see Gillet-Chaulet and others, 2012, for more details). As λ_{reg} increases, the solution becomes smoother, while increasing λ_{div} minimises the difference between the observed and modelled ice flux divergence. From an L-curve analysis, we choose to use the following continuous distributions for the weights λ_{reg} and λ_{div} : $\log_{10}(\lambda_{\text{reg}}) \sim \mathcal{N}(5, 1)$, $\log_{10}(\lambda_{\text{div}}) \sim \mathcal{N}(-5, 0.5)$ (Fig. 2). To account for the uncertainty in the input surface velocity observations u_{obs} , we use five different datasets: a mosaic compiled from observations between 1995 and 2015 (Joughin and others, 2016), and four yearly datasets from 2015 to 2018 (Mouginit and others, 2017). We then randomly select from these five fields (Fig. 2).

β_{RC} is derived from the same inversions, assuming that the basal shear stress τ_b and basal velocity \mathbf{u} from the inversion are identical in both friction laws, leading to:

$$\beta_{\text{RC}} = \beta_W(\|\mathbf{u}\| + u_0)^{1/m} \quad (4)$$

3.1.2 Initialisation of the friction coefficients in front retreat areas

These inversions require the geometry to be prescribed. As the surface altitude observations were incomplete before the 2000s (see Supplementary material, Fig. S4), and in order to be consistent with the velocity datasets, we used the topography given by BedMachine v3. The position of the fronts in this dataset roughly

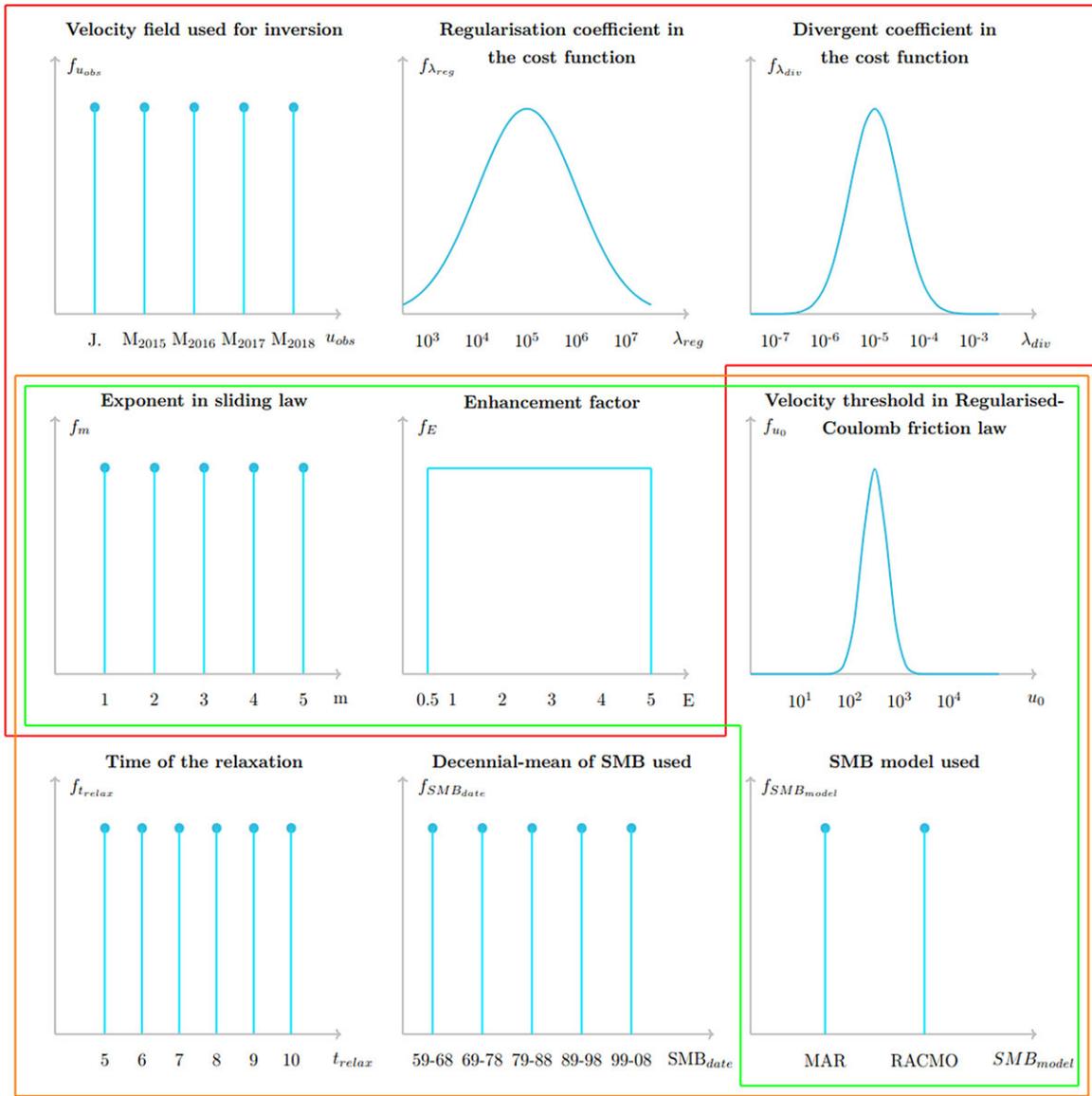


Fig. 2 - Colour online, Colour in print

Figure 2. Probability distributions for uncertain parameters included in our analysis. Red box: parameters related to the ice dynamics; orange box: parameters related to initial surface field; green box: parameters related to historical forcing.

corresponds to our observed front positions in the 2010s. Therefore, it is necessary to initialise the friction coefficients in the areas that were not covered by ice during the inversion, particularly where the front has retreated since 2005. This is a common challenge for studies using inversions to initialise the model with data more recent than the initial state (e.g. Haubner and others, 2018). Due to the non-linearities of the friction laws, there is no single solution that would lead to the same initial state in 1985 for the Weertman and regularised Coulomb laws.

For WE, β_W is extrapolated by using a linear fit between the results of the inversion and the bedrock elevation. Indeed, the results of the inversions show a correlation with the bedrock elevation, friction being generally lower at the bottom of the valleys in the deepest areas. In 1985, the front of UI-N and UI-C was located in a place deeper than it actually is, so the extrapolation leads to a friction that is almost zero; however, for UI-S the front was located in a bedrock high, leading to a small but non-negligible friction in the area where the front has retreated.

For RCE, we assume $\beta_{RC,ref} = 0$ in the front retreat areas as no additional information is available. In this area, the friction coefficient depends solely on the distance to the front according to Eqn (3). In 1985, this leads to slightly lower friction for UI-S

and slightly larger friction for UI-N and UI-C compared to the extrapolation for WE. However, importantly the friction coefficient for RCE in this area evolves with time according to Eqn (3).

3.2 Initial topography

For the bed elevation, we use BedMachine v3. In the validation area, the bed is reconstructed using the mass conservation method and reported uncertainties are up to 200 m. However, incorporating the uncertainty of the bed would introduce an additional layer of complexity. Generally, generating representative ensembles of beds necessitates advanced geostatistical techniques (e.g. MacKie and others, 2021). For simplicity, we neglect this uncertainty.

As the initial dataset for 1985 elevations is incomplete, missing values have been filled with more recent observations. To address these initial inconsistencies, the model is run for a short time period under constant SMB forcing, termed ‘relaxation’. We vary both the SMB \hat{a}_s and the relaxation time t_{relax} . For \hat{a}_s , we use ten different fields from two regional climate models (SMB_{model} : RACMO and MAR) averaged over different time periods (SMB_{date} : 10 year averages: 1959–68, 1969–78, 1979–88, 1989–98, 1999–2008); for the relaxation time, it varies from 5

268
269
270
271
272
273
274
275
276
277
278
279
280
281
282
283
284
285
286
287
288
289
290
291
292
293
294
295
296
297
298
299
300
301
302
303
304
305
306
307
308
309
310
311
312
313
314
315
316
317
318
319
320
321
322
323
324
325
326
327
328
329
330
331
332
333

to 10 years (see Fig. 2), which is an empirical compromise between the dissipation of anomalies and the strong influence of the SMB.

After random selection of t_{relax} , SMB_{model} and SMB_{date} , a relaxation is performed for WE utilising the Weertman friction law. Subsequently, for RCE, a new relaxation is initiated by restarting from the initial topography state of WE and extended for 2 years with the regularised-Coulomb friction law. This methodology is applied to harmonise and minimise disparities in the initial states between the two ensembles.

3.3 Historical forcings

For \hat{a}_s between 1985 and 2019, we use the annual values given by the two regional climate models MAR and RACMO. Both products have already been downscaled to 1 km resolution. Both models have been forced by global reanalyses and differences between the values integrated over the model domain and period are in the order of 10%. In addition, the SMB from RACMO showing greater spatial variability than MAR as a function of altitude. We employ the same SMB model for both the historical simulation from 1985 to 2019 and the relaxation. There is no surface-elevation feedback.

3.4 Ensemble evaluation

For each ensemble, the parameters are sampled from the probability distributions discussed in the previous section (Fig. 2), using a Latin hypercube sampling (McKay and others, 1979).

3.4.1 Performance metrics

For each ensemble using a different friction law, we establish 120 members. Each member is initialised in 1985 using the methodology described above and then propagated forward in time to 2019. At the end of each year, we employ a bi-linear interpolation method to map our current snapshot model states onto the observation grid, utilising a netCDF data structure. Then, the results from each member and the ensemble mean are evaluated against satellite observations and scored using the following metrics, with Q a given physical quantity: the bias (bias_Q), the RMSE $_Q$ and the mean absolute error (MAE_Q); bias_Q is the averaged difference between a predicted quantity Q_m and its observed equivalent Q_o ; RMSE $_Q$ and MAE $_Q$ express the accuracy, i.e. the ability of the modelled quantity to match an observation, but the MAE $_Q$ is less sensitive to large mismatch:

$$\text{bias}_Q = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (Q_m^i - Q_o^i) \quad (5)$$

$$\text{RMSE}_Q = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (Q_m^i - Q_o^i)^2} \quad (6)$$

$$\text{MAE}_Q = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |Q_m^i - Q_o^i| \quad (7)$$

where k can be either a number of observations in time or space, or a combination of both.

To evaluate the performance of the whole ensembles, we use the continuous rank probability score (CRPS $_Q$), which highlights the accuracy and the sharpness (opposite of uncertainty/spread) of an ensemble, meaning that lower values are obtained when the ensemble mean is close to the observations and the ensemble

spread similar to the observation uncertainty (Brown, 1974; Matheson and Winkler, 1976; Unger, 1985; Boultier, 1994; Hersbach, 2000):

$$\text{CRPS}_Q = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \int_{\mathbb{R}} (F_m^i(Q) - F_o^i(Q))^2 dQ \quad (8)$$

where for a quantity Q at point i , $F_m^i(Q)$ is the cumulative distribution function of the ensemble model and $F_o^i(Q)$ is the cumulative distribution function of the observation. At a given time and location, we have a single observation and it is common to neglect the uncertainty associated with the observation to compute the CRPS (Brown, 1974; Matheson and Winkler, 1976; Unger, 1985; Boultier, 1994; Hersbach, 2000) therefore $F_o^i(Q)$ is a Heaviside step function: $F_o^i(Q) = 1$ if $Q > Q_{\text{obs}}$ and $F_o^i(Q) = 0$ if $Q \leq Q_{\text{obs}}$.

Our metrics do not take into account the observation uncertainties. We made this choice to avoid giving even more weight to recent data, which are already more numerous. This may give too much weight to the old data in relation to their accuracy, but it allows us to examine the model's ability to reproduce the whole trend, rather than looking at its ability to reproduce current data very accurately.

Ensemble modelling is computationally resource-intensive, making it crucial to assess the added value of an ensemble compared to a single member. This evaluation can be conducted by comparing MAE $_Q$ and CRPS $_Q$. For a one-member ensemble, such as a deterministic simulation, CRPS $_Q$ equals MAE $_Q$. Consequently, if the CRPS $_Q$ closely resembles the MAE $_Q$ of the ensemble mean, it indicates that the dispersion of the ensemble does not offer additional information. This similarity could result from biased observations or an overly confident ensemble. In the latter case, the confidence interval is too narrow, suggesting the underestimation of uncertainty in one or more model parameters, or that our model assumptions are too stringent.

3.4.2 Sensitivity analysis

Finally we also conduct a sensitivity analysis to identify the parameters that exert the most influence on the modelled quantities. In this analysis, we use the first-order Sobol indices at a given time (S_i), expressing the sensitivity of an output Y to the input parameter X_i :

$$S_i = \frac{\text{Var}(E[Y|X_i])}{\text{Var} Y} \quad (9)$$

where $\text{Var} Y$ is the variance of Y computed across the entire ensemble. To compute $\text{Var}(E[Y|X_i])$, we first create subgroups of members with a similar input parameter X_i , then average each subgroup and finally calculate the variance of these different subgroups means. The Sobol indices are normalised so that their sum is equal to 1, neglecting the influence of Sobol indices of higher order. A high Sobol index indicates that the input parameter explain a large fraction of the ensemble spread.

4. Results

4.1 Impact of the friction laws

4.1.1 Global variables

Figure 3 shows the total ice discharge and mass change from 1985 to 2019. WE is therefore unable to reproduce the initial state or the increase in ice discharge between 2005 and 2010 as reconstructed by King and others (2018), Mankoff and others (2019) or Mouginot and others (2019). The initial WE flux is $\sim 3 \text{ Gt a}^{-1}$ (or $\sim 30\%$) too high compared to the observations.

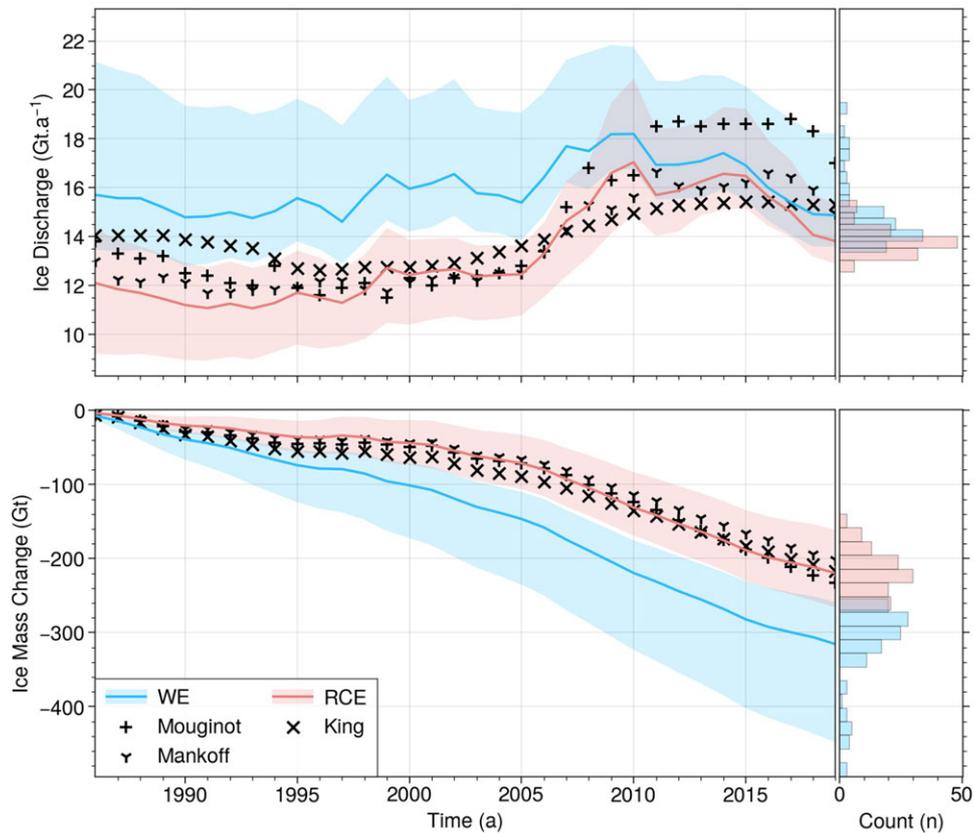


Figure 3. Ice discharge (top graph) and cumulative ice mass change (bottom graph) for RCE (red) and WE (blue) between 1986 and 2019, with mean in solid line and the shading include 95% of the ensemble members, against different observation: Mouginit (+), Mankoff (Y) and King (X). On the right, histograms of ice Discharge and ice mass change in 2019.

Moreover, the discharge increases by only 2 Gt a^{-1} (or 12.5%) after the large front retreat starting in 2005.

We find a better agreement between RCE and the discharge reconstructions during the initial period: the modelled discharges are close to Mankoff and others (2019) and Mouginit and others (2019) while King and others (2018) give slightly larger values. After 2005, the discharge of the ensemble mean matches (King and others, 2018; Mankoff and others, 2019), but is lower (Mouginit and others, 2019) which differs greatly from the two others after 2010. The reason for the difference is that King and others (2018); Mankoff and others (2019) used BedMachine thicknesses as input, leading to a better match, while Mouginit and others (2019) used radar flight lines with a deeper bed.

These differences are reflected in the mass change, for which RCE is in good agreement with the different datasets, showing that UI has lost $\sim 220 \text{ Gt}$ between 1985 and 2019. WE significantly overestimates mass loss due to excessively high ice flow before 2005.

4.1.2 Initial period dynamics (1985–2005)

We now discuss the results obtained for the surface velocity and surface elevation during the initial period from 1985 to 2005 where observations show relatively stable conditions as no large front retreat has been observed for the three major branches, UI-N, UI-C and UI-S. The two ensembles WE and RCE are evaluated by scoring the ensemble against the velocity and surface elevation time series.

The bias_u, the MAE_u and the CRPS_u obtained for the velocity and computed using all the observations for this initial time period are shown in Figure 4. In the slow flowing areas, WE agrees well with the observations with absolute metric values between 0 m and 50 m a^{-1} . In the fast sections of the streams, a positive

bias exceeding 1000 m a^{-1} is evident in the final 20 km of UI-N, where observed velocities reach 3000 m a^{-1} . This influence notably impacts both the MAE_u and the CRPS_u. UI-C has also a smaller positive bias of $\sim 300 \text{ m a}^{-1}$, respectively a relative error of 10% while UI-S and UI-SS have a negative bias of $\sim -300 \text{ m a}^{-1}$ (i.e. relative errors of 10 and 50% respectively).

RCE appears to perform better than WE in modelling flow velocities in fast flowing areas (Fig. 4, right column), while performing equally well for slow flowing areas. This observation aligns with the understanding that Coulomb's law converges towards Weertman's law for these lower velocities ($\|\mathbf{u}\| \ll u_0$). Nevertheless, RCE still presents negative biases of -250 m a^{-1} on UI-S and UI-SS, and a positive bias of 250 m a^{-1} on UI-N, while no bias is visible for UI-C.

Both ensembles have larger MAE_u than CRPS_u in the streams, meaning that the forecast uncertainty included in the CRPS provides more information than the ensemble mean alone. However, the CRPS_u in the shear margins, at the transition between slow and fast flow, remain very high, especially near the front, with values $\sim 700 \text{ m a}^{-1}$ for UI-N while they are lower than 300 m a^{-1} in the interior of the stream. The high bias observed in the shear margins could be due to precisely matching large velocity gradients with the model, possibly due to neglected specific physical processes in those areas; or to uncertainties in the observations as it is difficult to accurately capture steep transitions in surface flow velocity using image cross-correlation on satellite imagery (Millan and others, 2019). High-resolution imagery (e.g. CNES's Pléiades or SPOT) would be needed to better map this challenging region. Outside the streams, the differences between MAE_u and CRPS_u are very small because of the low velocities and the small differences between the different members.

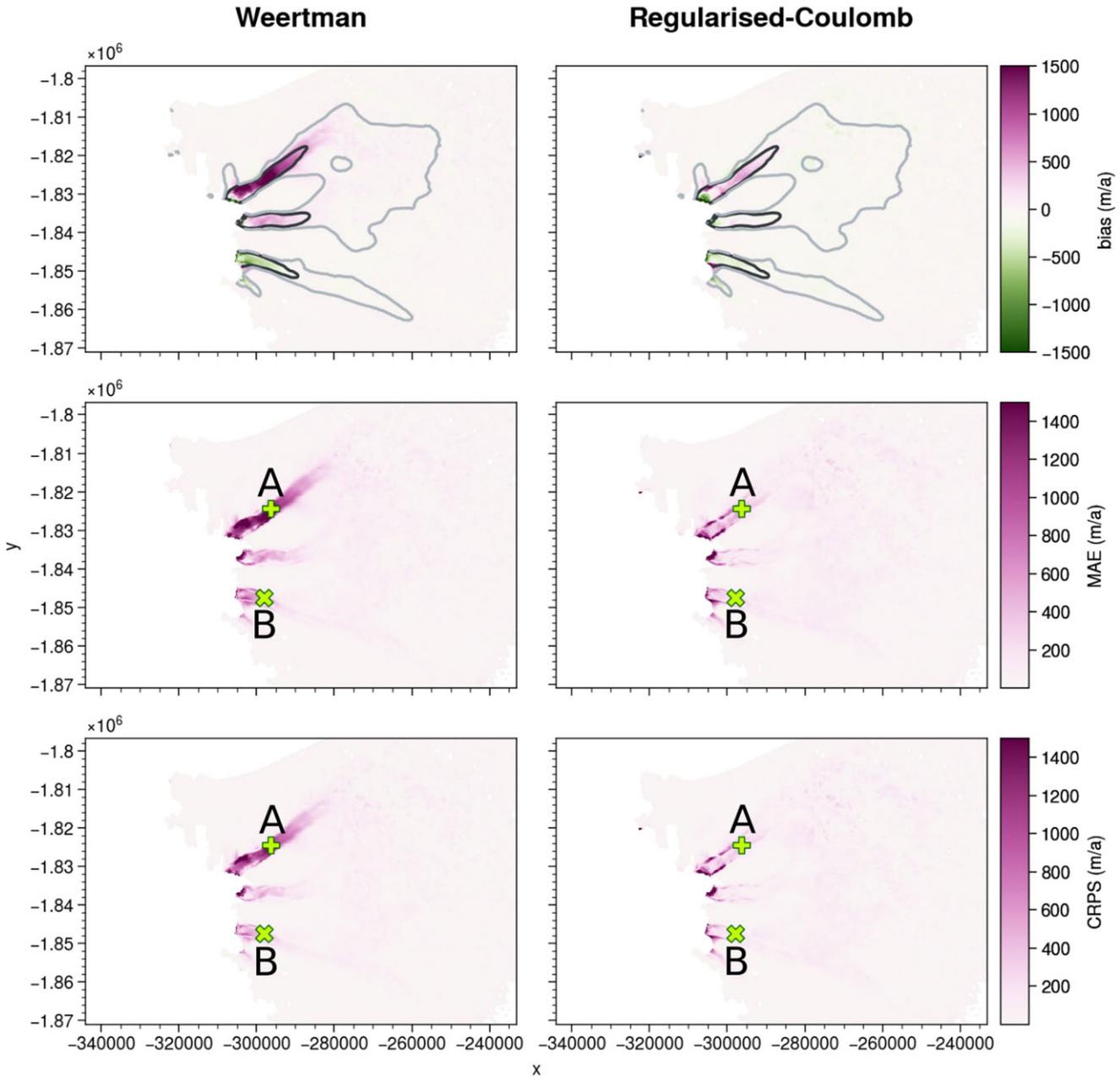


Fig. 4 - Colour online, Colour in print

Figure 4. Surface velocity bias (top), MAE (middle) of the ensemble mean and CRPS (bottom) for WE (left) and RCE (right) during the period 1985–2005. Points A (+) and B (x) are used in (Figs 6, 7) as representative of UI-N and UI-S respectively. The grey and black lines in the first row are the 200 and 1000 m a^{-1} velocity contours computed from RCE 1985–2005 average.

For the surface elevation (Fig. 5), WE shows a negative bias between -25 and -50 m on the upper part of UI-N and UI-C, i.e. the model underestimates the surface elevation. This bias is more pronounced inside the fast flowing regions and in the upper catchment of UI-N. This underestimation is associated with the positive bias on the velocity (Fig. 4). Similarly, a clear positive bias (~ 50 m) is visible on the lower part of UI-S in relation to a negative bias for the velocity.

RCE has a lower overall bias than WE and does not exhibit a positive bias on UI-S. However, we still find an underestimation of the elevation (~ 75 m) close to the UI-N front.

For both ensembles, kilometre-scale undulations are visible for all scores associated with the surface elevation. As there is no such pattern in the observations, we associate it with uncertainties in the bed elevations that have not been taken into account, leading to an overconfidence of the ensembles with similar biases for all members. Indeed, additional examinations conducted on the

RCE by introducing minor perturbations to the bed configuration revealed that these undulations ceased for the CRPS, although they persisted with the MAE. Otherwise, there is no major difference between the MAE_{zs} of the ensemble mean and the CRPS_{zs} for both ensembles, meaning that the ensemble does not provide any particular added value when evaluating elevations, unlike velocities.

4.1.3 Front retreat dynamics (1985–2019)

We are now interested in the temporal evolution and in particular in the ability of the two ensembles to reproduce the changes in velocity and elevation following the retreat of the front between 2005 and 2010. Figures 6 and 7 shows the evolution of the velocity, basal shear stress and surface elevation for two points A and B located 5.5 km upstream of the 2019 front position on UI-N and UI-S, respectively, as these two branches have different histories and behaviours. Due to the challenge of properly

466
467
468
469
470
471
472
473
474
475
476
477
478
479
480
481
482
483
484
485
486
487
488
489
490
491
492
493
494
495
496
497
498
499
500
501
502
503
504
505
506
507
508
509
510
511
512
513
514
515
516
517
518
519
520
521
522
523
524
525
526
527
528
529
530
531

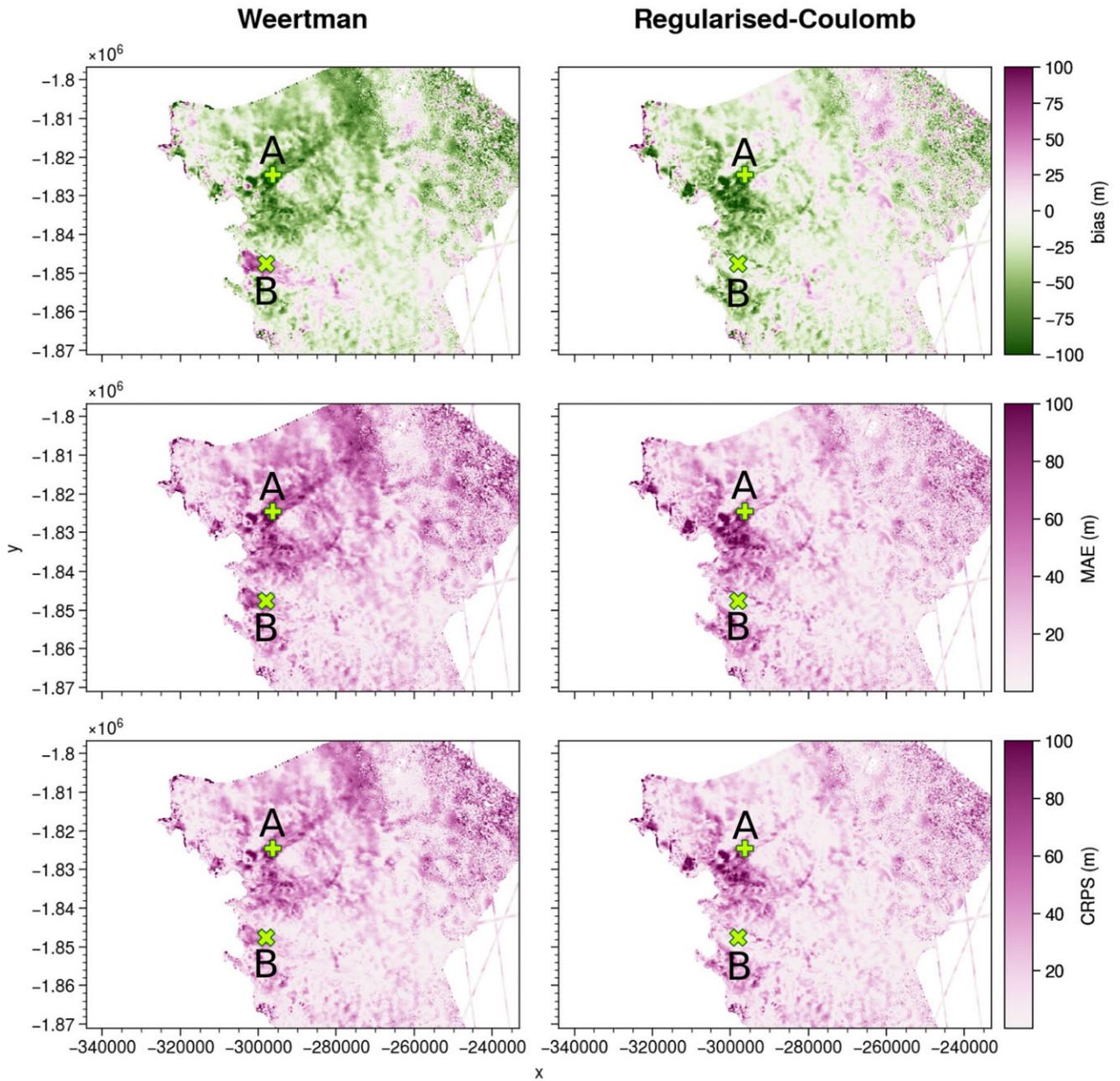


Fig. 5 - Colour online, Colour in print

Figure 5. Same as Figure 4 for surface elevation.

determining errors in the annual average observations, we have not taken them into account in the scores (Eqns (5)–(8)). However, for (Figs 6, 7), we calculated an estimate of the error for surface velocities and surface elevations (details are provided in the Supplementary materials).

For point A on UI-N, WE has a significant positive bias for the velocity with respect to the pre-retreat observations, i.e. for the period 1985–2005, in agreement with what is shown in Figure 4. The increase in modelled velocity for WE between 2005 and 2012 is $\sim 1500 \text{ m a}^{-1}$ (from ~ 3500 to $\sim 5000 \text{ m a}^{-1}$ for the ensemble mean), while the observations show a larger increase over the same period (from 2000 to 4200 m a^{-1}). RCE generally performs better than WE, showing mean velocities of ~ 2300 and 4200 m a^{-1} before and after the retreat, respectively. This aligns more closely with observations, indicating RCE's effectiveness in capturing the velocity increase. We mainly attribute the difference in initial velocities to local differences in the basal shear stress, τ_b , due to the parameterisation of the friction

coefficient with respect to the distance to the front in RCE. For WE, τ_b is very small between 0 and 40 kPa and corresponds to a large spread in velocity between 2500 and 5000 m a^{-1} . For RCE, the parameterisation Eqn (3) has led to an increase of β_{RC} due to the more advanced front during the initial period, as a result τ_b is slightly higher between 10 and 70 kPa. It corresponds to lower velocities in better agreement with the observations and with a lower spread. After 2007, the speed-up is a response to the loss of buttressing at the front as it retreats. For WE, τ_b increases with the velocity in agreement with the friction law Eqn (1). For RCE, the parameterisation decreases β_{RC} as the front retreats, leading to a decrease of τ_b , and a higher speed-up. The dispersion of RCE also increases during the retreat, and we attribute this to a higher sensitivity to τ_b as it decreases. As expected, because the friction coefficient has been calibrated to reproduce recent observations, both ensembles lead to a relatively good agreement with the observations after 2012, RCE leading to slightly lower velocities.

 532
 533
 534
 535
 536
 537
 538
 539
 540
 541
 542
 543
 544
 545
 546
 547
 548
 549
 550
 551
 552
 553
 554
 555
 556
 557
 558
 559
 560
 561
 562
 563
 564
 565
 566
 567
 568
 569
 570
 571
 572
 573
 574
 575
 576
 577
 578
 579
 580
 581
 582
 583
 584
 585
 586
 587
 588
 589
 590
 591
 592
 593
 594
 595
 596
 597

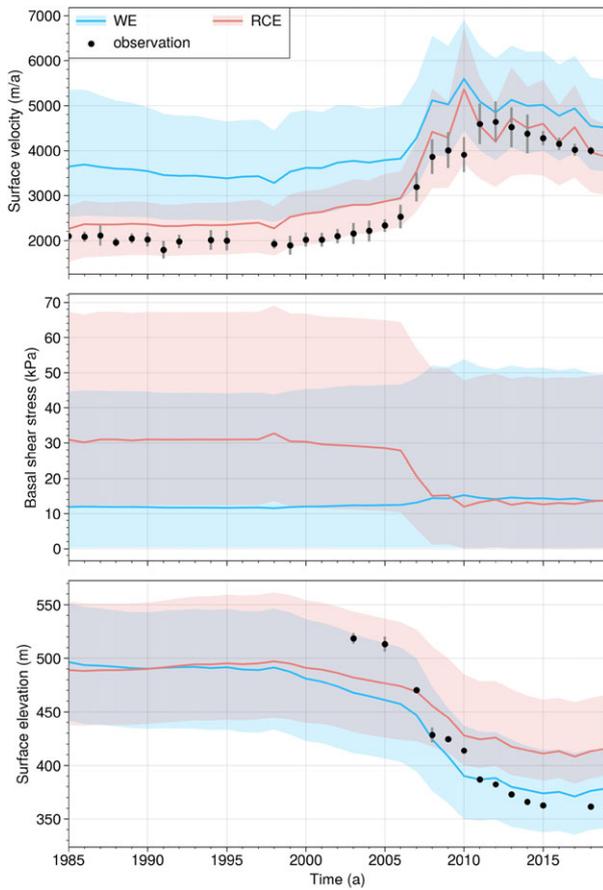


Fig. 6 - Colour online, Colour in print

Figure 6. Surface velocity (top), basal shear stress (middle) and surface elevation (bottom) at point A (see Figs 4, 5) of WE (in blue), RCE ensemble (in red) and observations (black dots with an estimate of the uncertainty in grey). For WE and RCE the mean is represented in solid line and the shading include 95% of the ensemble members.

For the surface elevation, both ensembles start with a similar surface elevation in 1985 and underestimate by ~ 100 m the first available observations in 2003–04. In relation to the higher velocities, WE exhibits slightly larger thinning rates than RCE during this initial period. Both are unable to fully reproduce the amplitude of the observed thinning, which is over 160 m between 2005 and 2015 at this location (or 8% of the thickness), against 80 m for RCE and 100 m for WE (or 5% of the thickness). As a result, WE is in better agreement with the observations than RCE after 2015, while velocity changes have been smaller. In contrast to velocity, the initial elevations of WE are equally dispersed as those of RCE. We can observe that both dispersions are smaller after the front retreat. This means that members of RCE and WE with higher initial surface elevation, have a larger decrease than members with a lower initial elevation, so that the spread decreases. Expressed in terms of differences in thickness at the end of the period, the differences are relatively small. At this location, the ice is ~ 1100 m thick, so a difference of 50 m corresponds to an error of only 5%, as does the relative error in velocity.

Point B on UI-S shows different results (Fig. 7). The front retreats less than 1 km between 1985 and 2019 and the velocity shows a globally decreasing trend from ~ 1900 to 1700 m a^{-1} with some inter-annual variability. Contrary to point A, RCE leads to velocities higher than WE initially despite a higher basal shear stress τ_b , due to the initially more advanced front position. With RCE, there is a decrease of τ_b from 20 to 10 kPa due to the effect of the parameterisation, which reduces friction when the

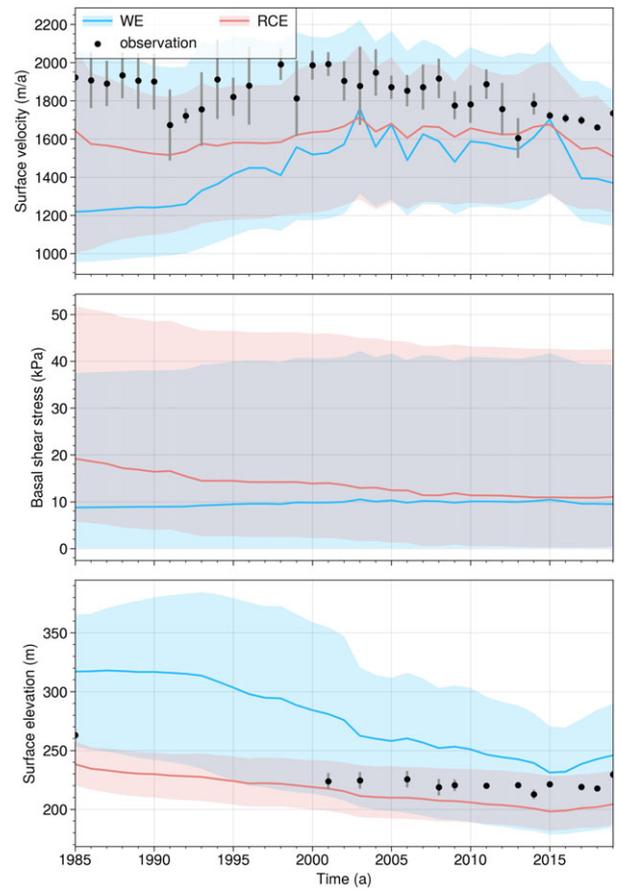


Fig. 7 - Colour online, Colour in print

Figure 7. Same as Figure 6 for point B (see Figs 4, 5).

front retreats. However, there is no real trend on the mean velocity which is ~ 1600 m a^{-1} , and thus has a negative bias during the initial period, in agreement with (Fig. 4). WE shows a much larger velocity bias at the beginning and the mean velocity increases as the front retreats from 1200 m a^{-1} in 1985 to 1600 m a^{-1} in 2005. We attribute this result to the difference in the extrapolation of the friction coefficient in areas that were not glaciated during the inversion. This extrapolation leads to higher τ_b near the front which slows down the whole stream. As the front retreats, the velocity increases and return to values close to the present-day observations similar to RCE. WE shows also more inter-annual variability, certainly associated with the changing conditions near the front. For surface elevation, the initial disparity between WE and RCE surpasses 70 m, indicating a rapid adjustment during the additional 2 year relaxation for RCE. This adjustment is likely associated with significant velocity changes induced by differences near the front. RCE shows a decreasing trend between 1985 and 2019 and slightly underestimates the observed surface elevation. As depicted in Figure 5, within the initial 10 km near the front, WE displays a notable positive bias in surface elevation. However, with the slight retreat of the front, a downward trend emerges, accompanied by an increase in velocity. Consequently, the mean surface elevation becomes relatively close to the observations in 2019. Finally, in terms of the initial spread, WE exhibits a considerably larger range (~ 110 m) compared to RCE (40 m).

Finally, to summarise, Figure 8 highlights the difference in performance between RCE and WE in terms of velocity and elevation. This figure clearly shows that the RMSEs on velocity obtained by RCE are better than those of WE. Although some WE members seem to have reasonable scores (RMSE_u between 170 and 390 m a^{-1} and RMSE_{zs} between 24 and 52 m for

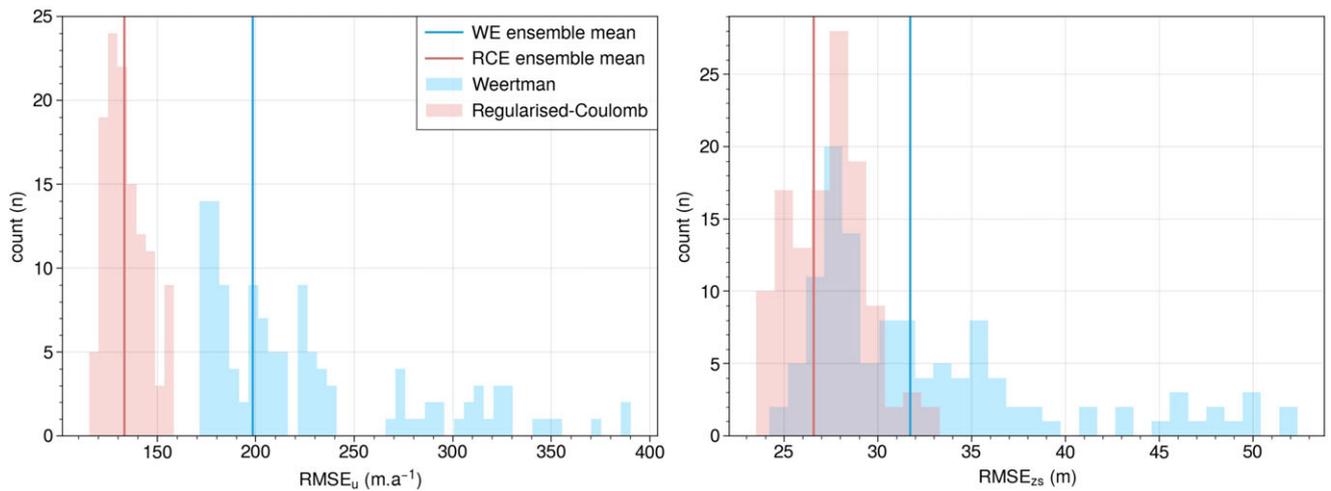


Figure 8. Distribution of WE and RCE RMSE for the surface velocity (top) and the surface elevation (bottom) in the validation area (Fig. 1) over the full period (1985–2019). The vertical line shows the values of the ensemble mean.

elevation), RCE members have better overall scores ($RMSE_u$ between 120 and 160 $m a^{-1}$ and $RMSE_{zs}$ between 24 and 34 m). For the CRPSs computed over the whole validation area and period, we always find better scores for RCE (CRPS $_u$ of 43.1 $m a^{-1}$ and CRPS $_{zs}$ of 16.7 m) than for WE (CRPS $_u$ of 51.8 $m a^{-1}$ and CRPS $_{zs}$ of 19.6 m).

4.2 Sensitivity analysis

4.2.1 Global variables

Here, we further the analysis by assessing the sensitivity of the results to input parameters, using the Sobol indices described in Section 3.4. We focus only on RCE which gives the best fit to the observations. Given that Sobol indices are derived from a small ensemble, potential under-sampling issues may arise in their computation. To assess the sensitivity of the results, we recalculated these indices using random samples of 100 members from the total of 120. The absolute values exhibited variations within the range of 0–3%, yet the magnitudes and conclusions remained consistent.

Figure 9 shows the evolution of the Sobol indices between 1985 and 2019 computed for the volume, the total mass loss and the ice discharge. For the volume, during the first 5 years, the dominant parameters to explain its variability, i.e. corresponding to the highest Sobol indices, are the regularisation coefficient λ_{reg} and the relaxation time t_{relax} . By definition, our initialisation procedure does not control the volume drift during the relaxation period. Because t_{relax} has a large influence on the initial volume compared to the other parameters, this means that the variability in the drift is smaller than the effect of integrating the model forward in time few more years. However, its importance on the volume decreases through time and is very small for the total mass loss, meaning that the response of the system to the front perturbations is not very sensitive to its initial volume. As for λ_{reg} , it controls the quality of the fit to the observed velocity, so we found natural that it has a large influence on the results. Too much regularisation will tend to smooth the velocity gradients and thus decrease the largest velocity and discharge. For the moment, this regularisation is imposed under the form of a smoothness constraint by penalising the first derivatives and there are no real physical justifications for this particular choice. Improving our understanding of the physical processes controlling the friction, should help to better define priors, and thus reduce the uncertainty in the initial friction fields.

After 1990, the importance of parameters that influence the initial surface elevation weakens, with increasing sensitivity to

parameters influencing the ice dynamics such as the exponent of the friction law m (+25%), the enhancement factor E (+14%), the regularisation weight λ_{div} and the velocity field used for the friction inversion u_{obs} . This suggests that the variability of the volume, which is initially strongly related to the initial surface elevation, becomes relatively independent of this initial surface later in the simulation. It is then mainly influenced by the parameters directly affecting the ice dynamics (friction coefficient field, m and E) because of their impact on the ice discharge.

Observing the Sobol indices for ice discharge, the significance of the ice dynamics and friction coefficient field parameters becomes evident. Thus, the initial variability of the ice discharge is initially dominated by λ_{reg} , m and E , and to a lesser degree by λ_{div} and u_{obs} . This reflects the major influence of the friction on the overall ice dynamics. The increase in the influence of u_{obs} after 2008 shows the sensitivity of the model to the initial friction field when changes of front position are applied.

For the mass loss, we observe that the friction and rheology parameters m , E and λ_{reg} have a larger impact than the forcing parameter (SMB_{model}) or parameters influencing the initial surface elevation (t_{relax} , SMB_{date}). This indicates that the initial surface has little impact on the final mass loss, which is the most interesting variable in terms of sea-level rise. However, as we do not take into account the feedback between SMB and elevation in the model, this sensitivity to SMB could be underestimated.

4.2.2 Performance metrics

Analysing the Sobol indices for $RMSE_u$ and $RMSE_{zs}$ allows us to identify the parameters that significantly influence the variability in the model's capacity to reconstruct observations. As shown in Figure 10, the enhancement factor E is the parameter that has the most influence on $RMSE_u$, explaining alone 33% of its variance. Figure 11 shows the distribution of the $RMSE_u$ as a function of E for RCE. It highlights that the maximum values are found for $E < 1$ or > 3.5 . On the contrary, members with E between 1 and 3.5 perform significantly better. Given the dominant effect of E , no other significant optima are found in the remaining parameters in relation to $RMSE_u$.

The sensitivity analysis on $RMSE_{zs}$ (Fig. 10) indicates that the choice of SMB_{model} is an important factor of the variability of $RMSE_{zs}$. We found that members forced with SMB_{RACMO} perform better, with an average $RMSE_{zs}$ of 28.3 m than members forced with SMB_{MAR} , which have an average $RMSE_{zs}$ of 31.3 m. The largest differences are found in slow-flowing areas (Fig. 12), where changes in elevation are mostly controlled by the SMB.

664
665
666
667
668
669
670
671
672
673
674
675
676
677
678
679
680
681
682
683
684
685
686
687
688
689
690
691
692
693
694
695
696
697
698
699
700
701
702
703
704
705
706
707
708
709
710
711
712
713
714
715
716
717
718
719
720
721
722
723
724
725
726
727
728
729

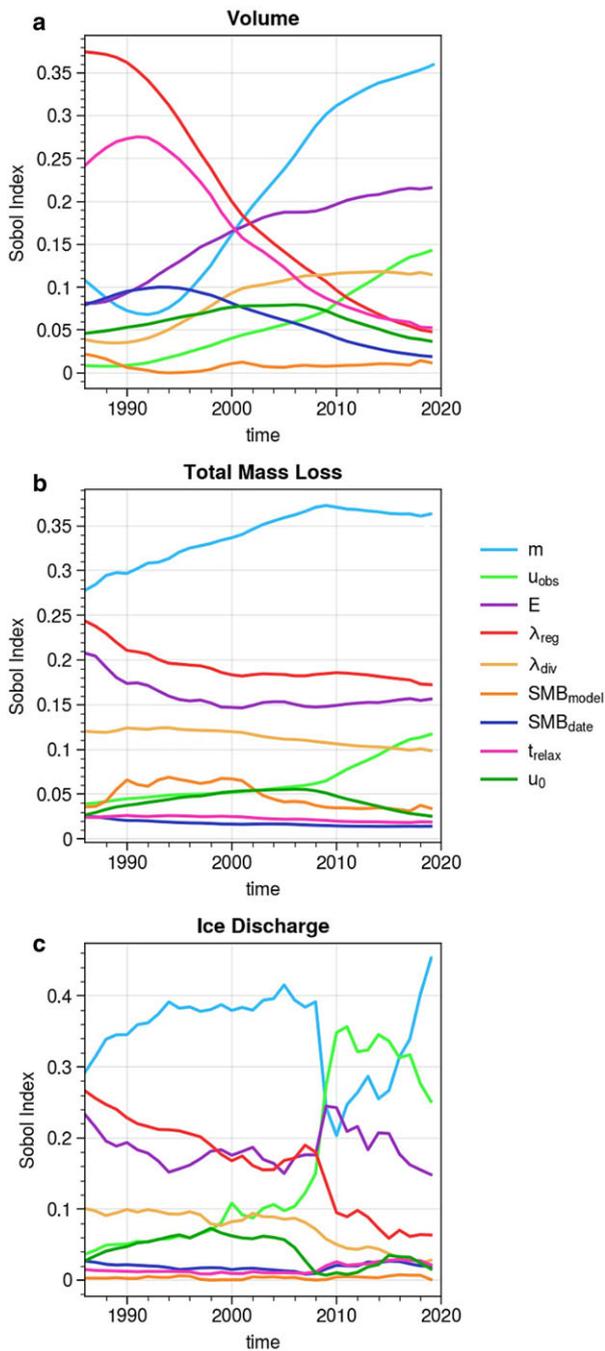


Figure 9. Evolution of Sobol index of RCE through time for the volume (a), the total mass loss since 1985 (b) and the ice discharge (c).

RACMO has less melt in the slow flowing areas than MAR. Nevertheless, the choice of SMB_{model} does not seem to be a key point in the variability of the total volume or its evolution as we have seen previously (Fig. 9).

5. Discussion

This study validates an ensemble ice-sheet model initialised via inverse methods with prescribed front positions, employing an extensive dataset of surface elevation, ice velocity, ice discharge and mass loss time series. Two distinct ensembles, employing different friction laws, undergo a systematic comparison. The RCE, which parameterises the evolution of effective friction based on the distance to the front to capture lower effective pressure and basal stress closer to flotation, consistently outperforms the WE

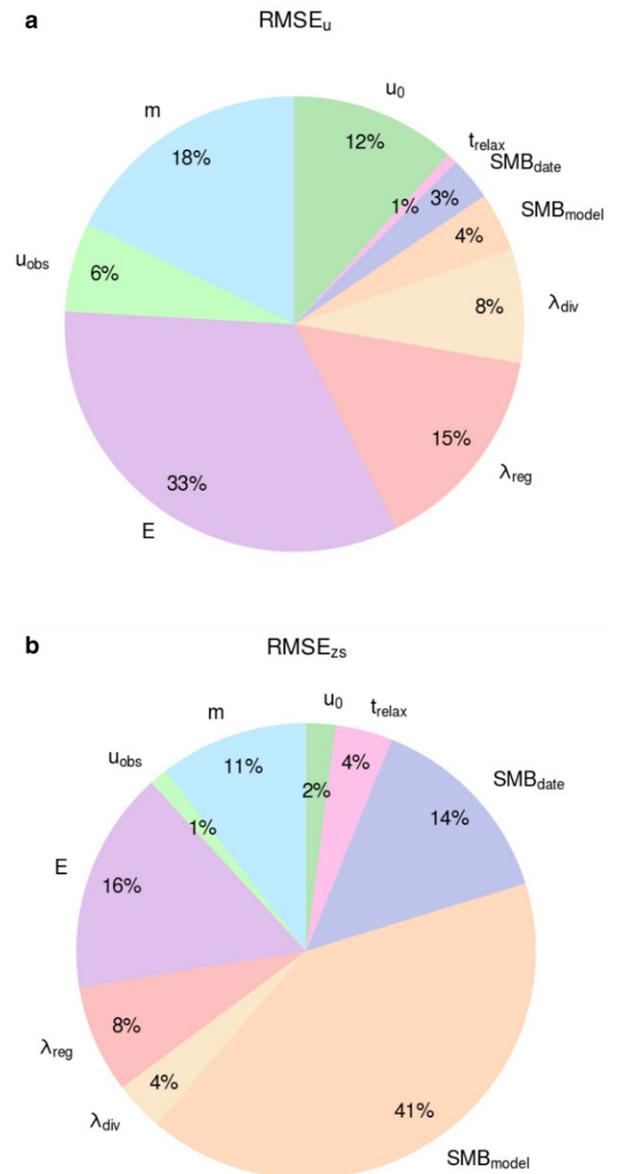


Figure 10. Sobol index of RCE for the $RMSE_u$ (a) and the $RMSE_{zs}$ (b) calculated on the full period and the full validation area (see Fig. 1).

formulation in reproducing 2-D time series of surface velocity and surface elevation. This improved performance in terms of spatial fields is also reflected in the global variables such as the ice discharge or mass loss. Our ensemble modelling approach successfully alleviates overconfidence, with the RCE adeptly capturing observational data, including velocity, mass loss or ice discharge, along with their estimated variability, thanks to its spread (Figs 3, 6, 7). The sensitivity analysis highlights the dominant impact of friction and ice rheology within the RCE approach, whereas initial surface elevation's influence remains secondary (Figs 9, 10). A rational reduction of the parameters, centred on the significant parameters such as E , m , λ_{reg} and u_{obs} , is recommended, as the variance of these four parameters represents 90% of the variance of the total mass loss, while the parameters affecting only the initial conditions of the surface could be excluded due to their minimal impact. Moreover, u_0 and λ_{div} display lower impacts compared to these four parameters affecting friction (E , m , λ_{reg} , u_{obs}). Subsequent studies stand to benefit from a streamlined parameter space, enhancing exploration and potentially revealing nuanced relationships between performance metrics, global variables and remaining parameters.

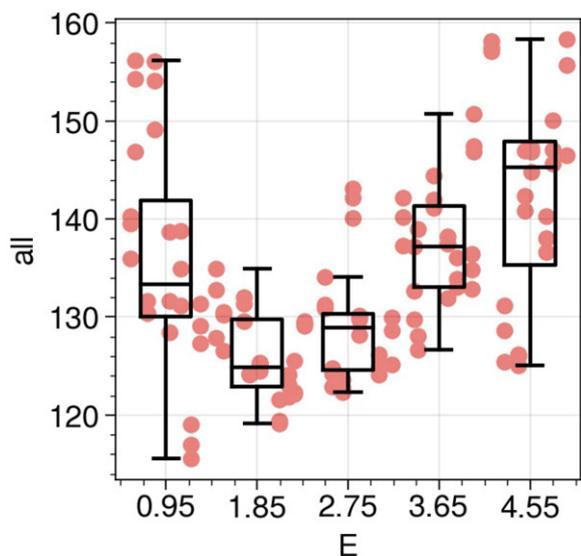


Fig. 11 - Colour online, Colour in print

Figure 11. $RMSE_u$ as a function of E , with each red dot representing a member of RCE and boxplots of $RMSE_u$ for 5 subgroups of E values: between 0.5 and 1.4, between 1.4 and 2.3, between 2.3 and 3.2, between 3.2 and 4.1, between 4.1 and 5.

One major limitation in our results arises from the comparison with surface elevation. Both ensembles appear overconfident, exhibiting discrepancies with data that fall outside the modelled range (see Fig. 6 and the discussion below for more details). Thinning rates arise from the difference between SMB and flux

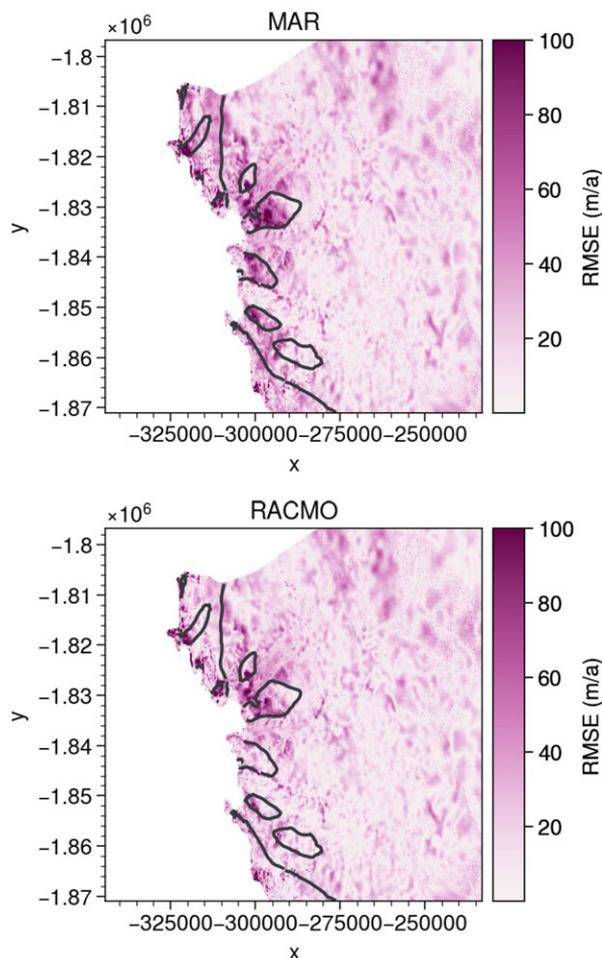


Fig. 12 - Colour online, Colour in print

Figure 12. RMSE of the mean of RCE members using MAR (a) or RACMO (b) for each gridcell over the overall period (1985–2019). The grey contour indicates the ensemble mean RCE values, averaged over the period 1985–2019, for 30 m a^{-1} .

divergence. Discrepancies between the model and observations may result from inadequately addressed uncertainties in either of these terms. The biases in the regional climate models, possibly linked to their use of a constant surface elevation (Fettweis and others, 2017; Noël and others, 2018), may contribute to discrepancies in SMB. This could result in an underestimation of melting as surface elevation decreases. This can also be partially explained by assuming the absence of basal melting, which, nonetheless, remains relatively low compared to the SMB, specifically <10% in grounded areas (Karlsson and others, 2021). Additionally, overconfidence in flux divergence may arise from uncertainty in bed topography, which is based on sparse measurements and reconstructed using mass conservation principles (Morlighem and others, 2017). For instance, BedMachine version 5 displays lower bed elevations, ~50 m less in specific sections of the UI-N stream compared to version 3. This deeper bed could lead to increased ice discharge, as evidenced by the disparity between Mougino's data and that of King and Mankoff (Fig. 3), resulting in greater mass loss and a more significant elevation decrease. Finally, this overconfidence might be influenced by the absence of spatial variability in other model parameters.

Comparing our study's findings with previous research on UI history reveals similar trends. Observational studies such as Khan and others (2013) and Larsen and others (2016), or the model study by Haubner and others (2018) demonstrate an increase in UI's annual mass loss starting from 2005, attributed to the retreat of UI-N. While direct comparisons of mass loss values are hindered by differences in catchments, these studies also indicate that changes in elevation and mass loss are predominantly driven by dynamical processes rather than alterations in SMB. Consequently, the inadequacy of our mass change representation can be attributed to our ice-flow model, rather than to SMB or the absence of elevation feedback. This discrepancy may be associated with a deficient representation of the bed, such as a deeper bed for UI-N in that region, as indicated by aircraft flight lines or the newer version of BedMachine (v5) (Morlighem, 2022). This aligns with the outcomes of our sensitivity analysis, wherein we highlighted that the most influential parameters during the historical period are linked to dynamics rather than external forcings. In the study by Khan and others (2013), a correlation is established between calving events of UI-N and periods of warmer air and water. Instead of implicitly addressing processes at the front by forcing the position, a valuable future step in the historical case study of UI would involve incorporating a calving law and a parameterisation of melt dependent on ocean forcing. Evaluating these laws based on their ability to reproduce front position changes, as done in other studies (e.g. Bondzio and others, 2018), would further enhance the analysis. In this context, the four distinct front dynamics observed in UI provide a compelling case study for evaluating the model's skill in replicating these diverse behaviours, thereby strengthening the robustness of the results.

Among the ice dynamic parameters, the flow law, particularly the significance of E , stands out. The uncertainty in the initial temperature field is challenging to estimate due to the prolonged response time of the thermal state, requiring extensive spin-ups. Mechanical coupling introduces significant complexities, hindering the initialisation of a consistent thermo-dynamical steady state (Schäfer and others, 2014). Alternatively, an iterative procedure, as demonstrated in Zhao and others (2018), or an inversion for both friction and ice rigidity, as explored in Ranganathan and others (2021), could have been employed. However, the existence of multiple solutions renders the problem particularly ill-posed and dependent on prior information (Arthern and Gudmundsson, 2010). It can be noted that better constraining the uncertainties on the ice rigidity would also allow for more robust friction-only inversions as shown by Babaniyi and others (2021). Here we have

tried to take some of this into account by performing an ensemble of inversions for different values of E . The model seems to reproduce the glacier's acceleration or 1985 state without requiring processes related to thermo-mechanical coupling. However, several processes that could impact viscosity, such as thermo-mechanical feedback, cryo-hydrologic warming, damage, etc., have been omitted. Nonetheless, this could explain the poor replication of the velocities in our study in the shear margins, as studies have shown that phenomena such as damage or shear heating may have contributed to the changes in dynamics observed in certain ice flows (Van Der Veen and others, 2011; Bondzio and others, 2017). Our findings reveal that the model encounters challenges in reproducing velocities within the shear margins. It might also stem from other uncertainties in the flow law (i.e. the spatial variation in the ice rigidity field), but due to the high sensitivity to friction we cannot conclude here on the importance of these processes. Similarly, this misrepresentation might be traced back to input data, particularly as the computation of ice-flow velocities within shear margins poses a great challenge in satellite imagery-based methods (Millan and others, 2019).

The important impact of friction in reproducing the observation of the recent past reinforces the relevance of defining an appropriate friction law. While prior investigations have delved into constraining the form of friction laws using multiple velocity fields (Joughin and others, 2004; Gillet-Chaulet and others, 2016; Choi and others, 2022), our ensemble modelling approach surpasses the extent of investigation previously conducted in this regard. On the one hand, Gillet-Chaulet and others (2016) and Hillebrand and others (2022) have shown that, when considering Weertman or Budd laws, the exponent m should surpass 5 to effectively replicate the dynamics in rapidly flowing regions. On the other, Joughin and others (2019) proposed that a regularised Coulomb law, with a friction decreasing towards 0 at the grounding line, could effectively reproduce observed velocity changes between 2002 and 2017 in Pine Island Glacier. Choi and others (2022) showed that friction laws that include a parameterised dependence on the effective pressure better reproduce the observed acceleration and mass loss of the past decade in northwest Greenland. Our results with WE on UI-N, where the front has retreated the most, is coherent finding with these previous studies: the magnitude of the velocity changes in response to the retreating front is underestimated even for the lowest exponents of the friction law m when using a Weertman friction law. These members with m lower than 1/3 leads to a larger acceleration, but this change seems far too small compared to a switch to a regularised Coulomb law associated with a parameterisation of the effective pressure as suggested by Joughin and others (2019).

The regularised-Coulomb friction law takes into account the effective pressure in a parameterised way by reducing the friction in the first 15 km upstream of the ice front fast flow areas. The results with RCE show that this parameterisation allows to reproduce much better the surface velocities observed before the front retreat, yet at point A it only corresponds to an increase of the basal shear stress of the order of 20 kPa (Fig. 6). Assuming a constant water pressure such a variation would correspond to a change in ice thickness of <2 m whereas the observations show changes in altitude of more than 150 m over the period. As a consequence, a parameterisation where the friction coefficient would change linearly with the thickness above flotation as done in Joughin and others (2019) would lead to too large variations. Furthermore, the UI-S results also show that the velocities can be quite sensitive to the conditions at the front, which makes the interpretation of the results relatively difficult, as velocity variations can be the result of changes that happen locally or at distances of several ice thicknesses.

Because the basal friction field has been calibrated with recent observations, our methodology inherently yields distinct initial

states for the WE and RCE ensembles. Notably, RCE leads to initial velocity distributions more in line with observational data (Figs 4, 5). The observed performance disparities predominantly stem from the inadequate initial state of WE, as depicted in Figure 8. This poor performance in terms of initial velocity and elevation fields could partly be attributed to the different methods for the extrapolation of the friction coefficients in the areas that have not been constrained by the inversion. To confirm that the superior performance of the RCE can be attributed to the disparity in friction laws rather than differences in initial states, we conducted a sensitivity experiment. This involved an ensemble using Weertman's friction law with a fixed friction field closer to the 1985 observations, denoted as WE85. For this ensemble, the initial friction field is derived through a procedure identical to that of the RCE, as outlined in the Supplementary materials. The results are shown and compared to WE and RCE in Supplementary Figures S6–S9. Because WE and RCE have been calibrated using recent velocity observations, both ensembles had relatively similar performances in terms of velocity once the fronts have reached a position close to that of 2010 (Figs 6, 7). On the contrary, WE85 and RCE have similar velocities before the front retreat, but the difference between the two ensembles increases when the retreats initiate and WE85 underestimates the more recent velocity observations. The differences in terms of mass loss are less striking because the discharges predicted by the two ensembles really start to diverge after 2005. These results reinforce our conclusion that it is not possible to reproduce all the observations with a friction law that does not take into account changes in the basal friction. This is effectively achieved in RCE in a parameterised way introducing the distance to the front, and progress are needed in our understanding of the basal processes for a physical modelling of the evolution of the basal conditions.

As detailed in the Supplementary materials, our parameterisation is built on the observation that friction coefficients derived from inversion beneath the central flowlines of UI-N, UI-C and UI-S exhibit a linear correlation with the distance to the glacier front. This correlation is especially pronounced within the initial few kilometres (Supplementary Fig. S1). This correspondence can be linked to the linear association between the height above flotation (h_{af}) and the distance to the front along these specific flow paths. This finding aligns with the outcomes of Habermann and others (2013), who established a linear relationship between h_{af} and β_{RC} (referred to as τ_c in their work) for the most rapid flowing parts of Jakobshavn Isbræ. Their study also revealed analogous temporal variations in both β_{RC} and h_{af} , albeit with β_{RC} displaying more localised fluctuations within the flow. The proposed parameterisation framework adeptly captures these identified characteristics (Supplementary Fig. S2).

Nonetheless, we chose to maintain the reliance on the dependence on distance from the glacier front rather than adopting the more conventional approach of using ice elevation above flotation. Several studies have alternatively used variables like height above the flotation level (Vieli and others, 2001; Bondzio and others, 2017; Haubner and others, 2018) or relationships involving ice thickness and bed elevation (Downs and Johnson, 2022). However, these associations are notably susceptible to variations in surface and bed elevations. Especially within the realm of historical reconstructions, surface elevation data often presents constraints such as sparsity, incompleteness or inaccuracy, in contrast to the more abundant availability of front data (Wood and others, 2021). Consequently, our chosen parameterisation is particularly advantageous for historical inquiries, where data on the distance to the glacier front or the grounding line for ice shelves extend further into the past compared to surface elevation data, which is predominantly accessible from the 1980s onwards.

Looking ahead, the parameterisation we are proposing is likely to have a substantial influence on both predictions of future sea-level rise and confidence in these projections. By demonstrating the model's capacity, augmented by our parameterisation, to faithfully replicate a 35 year interval of velocity and elevation data, we underscore the potential of inverse method models to effectively emulate short-term data dynamics contingent upon an appropriate friction law. This aligns with the implications outlined in Barnes and Gudmundsson (2022), affirming the predictive skill of ice-sheet models within temporal spans, despite the inherent uncertainties associated with basal slip mechanisms. Moreover, Brondex and others (2019) underline the consistent underestimation of mass losses predicted by Weertman's law. Given this context, the adoption of our parameterisation to diminish friction near the glacier front, contrasts with the Weertman law characterised by a constant friction coefficient field over time. Specifically, as the glacier front retreats in future scenarios, friction coefficients within the glacier will decrease for RCE in comparison to WE, leading to an augmented glacier acceleration, higher discharge rates and ultimately an increased mass loss. Implementing such a parameterisation on a larger scale of the entire ice sheet therefore suggests the possibility of an amplified contribution of the GrIS to global sea-level rise.

Concluding on the aspect of validation, our investigation underscores the potential of incorporating spatio-temporal velocity data to validate polar ice-sheet models, thereby extending the temporal scope for model validation. While previous research has also aimed to validate ice-sheet models using satellite data (Aschwanden and others, 2013; Price and others, 2017; Nias and others, 2023), the use of altimetry or gravity data has constrained validation to approximately a decade or slightly more. By using observed velocities here, we greatly enlarge this window with data over a 35 year period. In comparison, the altimetry data collected are much more sparse in time and space, although still extends back to the 2000s (i.e. 23 years long time series, Supplementary Fig. S4). This may raise the validation issue raised by Goelzer and others (2018), i.e. that these techniques currently suffer the same limitations of observational satellite datasets with short time coverage. The use of declassified spy satellite observations from the 1970s and 1990s, such as the KH-9 Hexagon Satellite Images mission (Dehecq and others, 2020), has the potential to considerably extend the observation period used in our study (1985–2019) and enhance the validation of ice-sheet models.

Our results highlight the need to develop and use spatio-temporal velocity and elevation series at the scale of the GrIS to validate models using inverse methods. This validation then provides a better understanding of the behaviour of the global ice sheet and greater confidence in the projections made by this type of ice-sheet model with all its assumptions. Furthermore, our parameterisation should also be tested under different conditions. To achieve this, validation on other Greenland glaciers or at the scale of the ice sheet appears to be the most reliable, considering the impossibility of temporal validation for UI due to limited data availability before 1985.

6. Conclusion

In this study, we performed several ensemble simulations to model the dynamic evolution of UI by forcing the evolution of the front position. By evaluating the ensemble model against the time series of surface elevation and ice velocity, we found that the observations are sufficiently robust to help constrain the model. To reproduce these data observations, the model must include a reduction in friction in the stream and an appropriate way to extrapolate friction in front retreat areas as proposed

here with RCE. In the case of UI, where the front was 6 km further ahead in 1985, this results in a 20 kPa increase in basal stress at the stream 5.5 km from the current front, representing a 200% increment (from 10 to 30 kPa). Our ensemble approach facilitates the assessment of a range of simulations, incorporating uncertainties in model parameters, in comparison with observations. This process enhances confidence in the model's capability to accurately replicate past and, consequently, future changes in ice dynamics. It is very likely that this choice of friction law has an impact on the projections of the future evolution of marine-terminated glaciers in Greenland. With a friction law that reduces near-front friction, it is likely that the future contribution of glacier dynamics to mass loss will be greater than for a friction law without reduction as has been done so far (Åkesson and others, 2021).

The sensitivity analysis, made possible by the ensemble approach, showed the main role of the initial friction field for a tidewater glacier where strong changes in dynamics and geometry occur. The other sources of uncertainty, related to the initial surface or the SMB, have on the contrary a lower influence on this historic reconstruction (ice discharge, ice mass loss, velocity and elevation).

These results should be reinforced in the future on this case study by performing a projection of UI with a similar approach to see its contribution to sea-level rise. It will be interesting to compare the impact of the sources of uncertainty identified here, such as the friction law or the flow law, with those related to atmospheric and oceanic forcings or shared socioeconomic pathways. Furthermore, extending this study to other study cases or to the scale of Greenland can overcome potential biases related to the study of this glacier and highlight whether the model performance remains the same.

Supplementary material. The supplementary material for this article can be found at <https://doi.org/10.1017/jog.2024.10>.

Data availability. All observational data, simulation outputs (in the validation area) and codes used for plotting figures in this study can be found at: <https://doi.org/10.5281/zenodo.10160736>.

Acknowledgements. This work was funded through the project SOSIce from the French Agence National de la Recherche (grant No. ANR-19-CE01-0011-01). Most of the computations presented in this paper were performed using the GRICAD infrastructure (<https://gricad.univ-grenoble-alpes.fr>), which is supported by Grenoble research communities.

References

- Åkesson H, Morlighem M, O'Regan M and Jakobsson M (2021) Future projections of Petermann Glacier under ocean warming depend strongly on friction law. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* **126**(6), e2020JF005921. doi: [10.1029/2020JF005921](https://doi.org/10.1029/2020JF005921)
- Andresen CS, Kjeldsen KK, Harden B, Nørgaard-Pedersen N and Kjær KH (2014) Outlet glacier dynamics and bathymetry at Upernavik Isstrøm and Upernavik Isfjord, north-west Greenland. *GEUS Bulletin* **31**, 79–82. doi: [10.34194/geusb.v31.4668](https://doi.org/10.34194/geusb.v31.4668)
- Arthern RJ and Gudmundsson GH (2010) Initialization of ice-sheet forecasts viewed as an inverse Robin problem. *Journal of Glaciology* **56**(197), 527–533. doi: [10.3189/002214310792447699](https://doi.org/10.3189/002214310792447699)
- Aschwanden A, Aalgeirsdóttir G and Khroulev C (2013) Hindcasting to measure ice sheet model sensitivity to initial states. *The Cryosphere* **7**(4), 1083–1093. doi: [10.5194/tc-7-1083-2013](https://doi.org/10.5194/tc-7-1083-2013)
- Babaniyi O, Nicholson R, Villa U and Petra N (2021) Inferring the basal sliding coefficient field for the Stokes ice sheet model under rheological uncertainty. *The Cryosphere* **15**(4), 1731–1750. doi: [10.5194/tc-15-1731-2021](https://doi.org/10.5194/tc-15-1731-2021)
- Barnes JM and Gudmundsson GH (2022) The predictive power of ice sheet models and the regional sensitivity of ice loss to basal sliding parameterisations: a case study of Pine Island and Thwaites glaciers, West Antarctica. *The Cryosphere* **16**(10), 4291–4304. doi: [10.5194/tc-16-4291-2022](https://doi.org/10.5194/tc-16-4291-2022)

- Blair JB and Hofton M** (2019) Icebridge LVIS l2 geolocated surface elevation product, version 2. Technical report, NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, Boulder, Colorado USA (accessed March, 2021). doi: [10.5067/E9E9QSRNLYTK](https://doi.org/10.5067/E9E9QSRNLYTK)
- Bondzio JH and 8 others** (2017) The mechanisms behind Jakobshavn Isbræ's acceleration and mass loss: a 3D thermomechanical model study. *Geophysical Research Letters* **44**(12), 6252–6260. doi: [10.1002/2017GL073309](https://doi.org/10.1002/2017GL073309)
- Bondzio JH, Morlighem M, Seroussi H, Wood MH and Mouginot J** (2018) Control of ocean temperature on Jakobshavn Isbræ's present and future mass loss. *Geophysical Research Letters* **45**(23), 12912–12921. doi: [10.1029/2018GL079827](https://doi.org/10.1029/2018GL079827)
- Bouttier F** (1994) *Sur la Prédiction de la Qualité des Prévisions Météorologiques* (Ph.D. thesis). Université Paul Sabatier, Toulouse, France. Available from Library, Université Paul Sabatier, Route de Narbonne, Toulouse, France.
- Brondex J, Gillet-Chaulet F and Gagliardini O** (2019) Sensitivity of centennial mass loss projections of the Amundsen Basin to the friction law. *The Cryosphere* **13**(1), 177–195. doi: [10.5194/tc-13-177-2019](https://doi.org/10.5194/tc-13-177-2019)
- Brown JD, Demargne J, Seo DJ and Liu Y** (2010) The ensemble verification system (EVS): a software tool for verifying ensemble forecasts of hydrometeorological and hydrologic variables at discrete locations. *Environmental Modelling & Software* **25**(7), 854–872. doi: [10.1016/j.envsoft.2010.01.009](https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2010.01.009)
- Brown T** (1974) Admissible scoring systems for continuous distributions. Manuscript P-5235, The Rand Corporation, Santa Monica, CA. Available from The Rand Corporation, 1700 Main St., Santa Monica, CA, 90407-2138.
- Choi Y, Seroussi H, Gardner A and Schlegel NJ** (2022) Uncovering basal friction in northwest Greenland using an ice flow model and observations of the past decade. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* **127**(10), e2022JF006710. doi: [10.1029/2022JF006710](https://doi.org/10.1029/2022JF006710)
- Cornford SL and 8 others** (2013) Adaptive mesh, finite volume modeling of marine ice sheets. *Journal of Computational Physics* **232**(1), 529–549. doi: [10.1016/j.jcp.2012.08.037](https://doi.org/10.1016/j.jcp.2012.08.037)
- Cuffey K and Paterson W** (2010) *The Physics of Glaciers*, 4th Edn. Oxford: Butterworth-Heinemann Elsevier.
- Davison BJ, Sole AJ, Livingstone SJ, Cowton TR and Nienow PW** (2019) The influence of hydrology on the dynamics of land-terminating sectors of the Greenland ice sheet. *Frontiers in Earth Science* **7**, 10. doi: [10.3389/feart.2019.00010](https://doi.org/10.3389/feart.2019.00010)
- Dehecq A and 6 others** (2020) Automated processing of declassified KH-9 hexagon satellite images for global elevation change analysis since the 1970s. *Frontiers in Earth Science* **8**, 566802. doi: [10.3389/feart.2020.566802](https://doi.org/10.3389/feart.2020.566802)
- Derkacheva A, Mouginot J, Millan R, Maier N and Gillet-Chaulet F** (2020) Data reduction using statistical and regression approaches for ice velocity derived by Landsat-8, Sentinel-1 and Sentinel-2. *Remote Sensing* **12**(12), 1935. doi: [10.3390/rs12121935](https://doi.org/10.3390/rs12121935)
- Downs J and Johnson JV** (2022) A rapidly retreating, marine-terminating glacier's modeled response to perturbations in basal traction. *Journal of Glaciology* **68**(271), 891–900. doi: [10.1017/jog.2022.5](https://doi.org/10.1017/jog.2022.5)
- Fenty I and 15 others** (2016) Oceans melting Greenland: early results from NASA's ocean-ice mission in Greenland. *Oceanography* **29**(4), 72–83. doi: [10.5670/ocean.2016.100](https://doi.org/10.5670/ocean.2016.100)
- Fettweis X and 8 others** (2017) Reconstructions of the 1900–2015 Greenland ice sheet surface mass balance using the regional climate mar model. *The Cryosphere* **11**(2), 1015–1033. doi: [10.5194/tc-11-1015-2017](https://doi.org/10.5194/tc-11-1015-2017)
- Flowers GE** (2018) Hydrology and the future of the Greenland ice sheet. *Nature Communications* **9**(1), 1–4.
- Frey P and Alauzet F** (2005) Anisotropic mesh adaptation for CFD computations. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* **194**(48), 5068–5082. doi: [10.1016/j.cma.2004.11.025](https://doi.org/10.1016/j.cma.2004.11.025)
- Gagliardini O, Cohen D, Råback P and Zwinger T** (2007) Finite-element modeling of subglacial cavities and related friction law. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* **112**(F2), F02027. doi: [10.1029/2006JF000576](https://doi.org/10.1029/2006JF000576)
- Gagliardini O and 14 others** (2013) Capabilities and performance of Elmer/Ice, a new-generation ice sheet model. *Geoscientific Model Development* **6**(4), 1299–1318. doi: [10.5194/gmd-6-1299-2013](https://doi.org/10.5194/gmd-6-1299-2013)
- Gillet-Chaulet F, Hindmarsh RCA, Corr HFJ, King EC and Jenkins A** (2011) In-situ quantification of ice rheology and direct measurement of the Raymond effect at summit, Greenland using a phase-sensitive radar. *Geophysical Research Letters* **38**(24), L24503. doi: [10.1029/2011GL049843](https://doi.org/10.1029/2011GL049843)
- Gillet-Chaulet F and 8 others** (2012) Greenland ice sheet contribution to sea-level rise from a new-generation ice-sheet model. *The Cryosphere* **6**(6), 1561–1576. doi: [10.5194/tc-6-1561-2012](https://doi.org/10.5194/tc-6-1561-2012)
- Gillet-Chaulet F and 6 others** (2016) Assimilation of surface velocities acquired between 1996 and 2010 to constrain the form of the basal friction law under Pine Island Glacier. *Geophysical Research Letters* **43**(19), 10311–10321. doi: [10.1002/2016GL069937](https://doi.org/10.1002/2016GL069937)
- Glen JW and Perutz MF** (1955) The creep of polycrystalline ice. *Proceedings of the Royal Society of London, Series A. Mathematical and Physical Sciences* **228**(1175), 519–538. doi: [10.1098/rspa.1955.0066](https://doi.org/10.1098/rspa.1955.0066)
- Goelzer H and 30 others** (2018) Design and results of the ice sheet model initialisation experiments initMIP-Greenland: an ISMIP6 intercomparison. *The Cryosphere* **12**(4), 1433–1460. doi: [10.5194/tc-12-1433-2018](https://doi.org/10.5194/tc-12-1433-2018)
- Goelzer H and 41 others** (2020) The future sea-level contribution of the Greenland ice sheet: a multi-model ensemble study of ISMIP6. *The Cryosphere* **14**(9), 3071–3096. doi: [10.5194/tc-14-3071-2020](https://doi.org/10.5194/tc-14-3071-2020)
- Greve R** (1997) Application of a polythermal three-dimensional ice sheet model to the Greenland ice sheet: response to steady-state and transient climate scenarios. *Journal of Climate* **10**(5), 901–918. doi: [10.1175/1520-0442\(1997\)010<0901:AOAPTD>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1997)010<0901:AOAPTD>2.0.CO;2)
- Habermann M, Truffer M and Maxwell D** (2013) Changing basal conditions during the speed-up of Jakobshavn Isbræ, Greenland. *The Cryosphere* **7**(6), 1679–1692. doi: [10.5194/tc-7-1679-2013](https://doi.org/10.5194/tc-7-1679-2013)
- Haubner K and 10 others** (2018) Simulating ice thickness and velocity evolution of Upernavik Isstrøm 1849–2012 by forcing prescribed terminus positions in ISSM. *The Cryosphere* **12**(4), 1511–1522. doi: [10.5194/tc-12-1511-2018](https://doi.org/10.5194/tc-12-1511-2018)
- Hersbach H** (2000) Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems. *Weather and Forecasting* **15**(5), 559–570. doi: [10.1175/1520-0434\(2000\)015<0559:DOTCRP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(2000)015<0559:DOTCRP>2.0.CO;2)
- Hill EA, Rosier SHR, Gudmundsson GH and Collins M** (2021) Quantifying the potential future contribution to global mean sea level from the Filchner–Ronne Basin, Antarctica. *The Cryosphere* **15**(10), 4675–4702. doi: [10.5194/tc-15-4675-2021](https://doi.org/10.5194/tc-15-4675-2021)
- Hillebrand TR, Hoffman MJ, Perego M, Price SF and Howat IM** (2022) The contribution of Humboldt Glacier, northern Greenland, to sea-level rise through 2100 constrained by recent observations of speedup and retreat. *The Cryosphere* **16**(11), 4679–4700. doi: [10.5194/tc-16-4679-2022](https://doi.org/10.5194/tc-16-4679-2022)
- Hofer S and 6 others** (2020) Greater Greenland ice sheet contribution to global sea level rise in CMIP6. *Nature Communications* **11**(1), 1–11.
- Howat I** (2020) *Measures Greenland ice velocity: selected glacier site velocity maps from optical images, version 3*. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center. Vol. 56. doi: [10.5067/RRFY5IW94X5W](https://doi.org/10.5067/RRFY5IW94X5W)
- Howat I, Negrete A and Smith B** (2017) Measures Greenland ice mapping project (GIMP) digital elevation model from GeoEye and Worldview Imagery, version 1. Technical report, NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, Boulder, Colorado, USA. doi: [10.5067/H0KUYVF53Q8M](https://doi.org/10.5067/H0KUYVF53Q8M)
- Huybrechts P** (1990) A 3-D model for the Antarctic ice sheet: a sensitivity study on the glacial–interglacial contrast. *Climate Dynamics* **5**, 79–92.
- IPCC** (2019) IPCC special report on the ocean and cryosphere in a changing climate [H-O Pörtner and 12 others (eds)]. In press.
- IPCC** (2021) Summary for policymakers. In V Masson-Delmotte and 18 others (eds), *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge: Cambridge University Press, in press.
- Joughin I, MacAyeal DR and Tulaczyk S** (2004) Basal shear stress of the Ross ice streams from control method inversions. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth* **109**(B9), B09405. doi: [10.1029/2003JB002960](https://doi.org/10.1029/2003JB002960)
- Joughin I, Smith BE, Howat IM, Scambos T and Moon T** (2010) Greenland flow variability from ice-sheet-wide velocity mapping. *Journal of Glaciology* **56**(197), 415–430. doi: [10.3189/002214310792447734](https://doi.org/10.3189/002214310792447734)
- Joughin I, Smith B, Howat I and Scambos T** (2016) Measures multi-year Greenland ice sheet velocity mosaic, version 1. doi: [10.5067/QUA5Q9SVMSJG](https://doi.org/10.5067/QUA5Q9SVMSJG)
- Joughin I, Smith BE and Schoof CG** (2019) Regularized Coulomb friction laws for ice sheet sliding: application to Pine Island Glacier, Antarctica. *Geophysical Research Letters* **46**(9), 4764–4771. doi: [10.1029/2019GL082526](https://doi.org/10.1029/2019GL082526)
- Karlsson NB and 13 others** (2021) A first constraint on basal melt-water production of the Greenland ice sheet. *Nature Communications* **12**(1), 3461. doi: [10.1038/s41467-021-23739-z](https://doi.org/10.1038/s41467-021-23739-z)
- Khan SA and 13 others** (2013) Recurring dynamically induced thinning during 1985 to 2010 on Upernavik Isstrøm, West Greenland. *Journal of*

- Geophysical Research: Earth Surface* **118**(1), 111–121. doi: [10.1029/2012JF002481](https://doi.org/10.1029/2012JF002481)
- King MD and 6 others** (2018) Seasonal to decadal variability in ice discharge from the Greenland ice sheet. *The Cryosphere* **12**(12), 3813–3825. doi: [10.5194/tc-12-3813-2018](https://doi.org/10.5194/tc-12-3813-2018)
- Korsgaard N and 6 others** (2016) Digital elevation model and orthophotographs of Greenland based on aerial photographs from 1978–1987. *Scientific Data* **3**, 160032. doi: [10.1038/sdata.2016.32](https://doi.org/10.1038/sdata.2016.32)
- Larour E, Seroussi H, Morlighem M and Rignot E** (2012) Continental scale, high order, high spatial resolution, ice sheet modeling using the ice sheet system model (ISSM). *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* **117**(F1), F01022. doi: [10.1029/2011JF002140](https://doi.org/10.1029/2011JF002140)
- Larsen SH and 5 others** (2016) Increased mass loss and asynchronous behavior of marine-terminating outlet glaciers at Upernavik Isstrøm, NW Greenland. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* **121**(2), 241–256. doi: [10.1002/2015JF003507](https://doi.org/10.1002/2015JF003507)
- Le clec'h S and 5 others** (2019) A rapidly converging initialisation method to simulate the present-day Greenland ice sheet using the GRISLI ice sheet model (version 1.3). *Geoscientific Model Development* **12**(6), 2481–2499. doi: [10.5194/gmd-12-2481-2019](https://doi.org/10.5194/gmd-12-2481-2019)
- Liboutry L and Duval P** (1985) Various isotropic and anisotropic ices found in glaciers and polar ice caps and their corresponding rheologies. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts* **22**(6), 198. doi: [10.1016/0148-9062\(85\)90267-0](https://doi.org/10.1016/0148-9062(85)90267-0)
- Ma Y and 5 others** (2010) Enhancement factors for grounded ice and ice shelves inferred from an anisotropic ice-flow model. *Journal of Glaciology* **56**(199), 805–812. doi: [10.3189/002214310794457209](https://doi.org/10.3189/002214310794457209)
- MacAyeal DR** (1989) Large-scale ice flow over a viscous basal sediment: theory and application to Ice Stream B, Antarctica. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth* **94**(B4), 4071–4087. doi: [10.1029/JB094iB04p04071](https://doi.org/10.1029/JB094iB04p04071)
- MacKie EJ, Schroeder DM, Zuo C, Yin Z and Caers J** (2021) Stochastic modeling of subglacial topography exposes uncertainty in water routing at Jakobshavn Glacier. *Journal of Glaciology* **67**(261), 75–83. doi: [10.1017/jog.2020.84](https://doi.org/10.1017/jog.2020.84)
- Mankoff KD and 10 others** (2019) Greenland ice sheet solid ice discharge from 1986 through 2017. *Earth System Science Data* **11**(2), 769–786. doi: [10.5194/essd-11-769-2019](https://doi.org/10.5194/essd-11-769-2019)
- Matheson J and Winkler R** (1976) Scoring rules for continuous probability distributions. *Management Science* **22**, 1087–1095.
- McKay MD, Beckman RJ and Conover WJ** (1979) A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. *Technometrics* **21**(2), 239–245.
- Millan R and 6 others** (2019) Mapping surface flow velocity of glaciers at regional scale using a multiple sensors approach. *Remote Sensing* **11**(21), 2498. doi: [10.3390/rs11212498](https://doi.org/10.3390/rs11212498)
- Millstein JD, Minchew BM and Pegler SS** (2022) Ice viscosity is more sensitive to stress than commonly assumed. *Communications Earth & Environment* **3**, 57. doi: [10.1038/s43247-022-00385-x](https://doi.org/10.1038/s43247-022-00385-x)
- Morlighem M and 31 others** (2017) BedMachine v3: complete bed topography and ocean bathymetry mapping of Greenland from multibeam echo sounding combined with mass conservation. *Geophysical Research Letters* **44**(21), 11051–11061. doi: [10.1002/2017GL074954](https://doi.org/10.1002/2017GL074954)
- Morlighem M** (2022) Icebridge BedMachine Greenland, version 5. doi: [10.5067/GMEVBWFLWA7X](https://doi.org/10.5067/GMEVBWFLWA7X)
- Mouginot J, Rignot E, Scheuchl B and Millan R** (2017) Comprehensive annual ice sheet velocity mapping using Landsat-8, Sentinel-1, and Radarsat-2 data. *Remote Sensing* **9**(4), 364. doi: [10.3390/rs9040364](https://doi.org/10.3390/rs9040364)
- Mouginot J and 8 others** (2019) Forty-six years of Greenland ice sheet mass balance from 1972 to 2018. *Proceedings of the National Academy of Sciences* **116**(19), 9239–9244. doi: [10.1073/pnas.1904242116](https://doi.org/10.1073/pnas.1904242116)
- Nias IJ, Nowicki S, Felikson D and Loomis B** (2023) Modeling the Greenland ice sheet's committed contribution to sea level during the 21st century. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* **128**(2), e2022JF006914. doi: [10.1029/2022JF006914](https://doi.org/10.1029/2022JF006914)
- Noël B and 11 others** (2018) Modelling the climate and surface mass balance of polar ice sheets using RACMO2 – part 1: Greenland (1958–2016). *The Cryosphere* **12**(3), 811–831. doi: [10.5194/tc-12-811-2018](https://doi.org/10.5194/tc-12-811-2018)
- OMG** (2020) OMG glacial elevations from GLISTIN-A ver. 1. Technical report. Jet Propulsion Laboratory PO.DAAC, Pasadena, CA, USA. doi: [10.5067/OMGEV-GLNA1](https://doi.org/10.5067/OMGEV-GLNA1)
- Pattyn F** (2017) Sea-level response to melting of Antarctic ice shelves on multi-centennial timescales with the fast elementary thermomechanical ice sheet model (f.ETISH v1.0). *The Cryosphere* **11**(4), 1851–1878. doi: [10.5194/tc-11-1851-2017](https://doi.org/10.5194/tc-11-1851-2017)
- Peyaud V and 6 others** (2020) Numerical modeling of the dynamics of the Mer de Glace Glacier, French Alps: comparison with past observations and forecasting of near-future evolution. *The Cryosphere* **14**(11), 3979–3994. doi: [10.5194/tc-14-3979-2020](https://doi.org/10.5194/tc-14-3979-2020)
- Phillips T, Rajaram H and Steffen K** (2010) Cryo-hydrologic warming: a potential mechanism for rapid thermal response of ice sheets. *Geophysical Research Letters* **37**(20), L20503. doi: [10.1029/2010GL044397](https://doi.org/10.1029/2010GL044397)
- Price SF, Conway H, Waddington ED and Bindshadler RA** (2008) Model investigations of inland migration of fast-flowing outlet glaciers and ice streams. *Journal of Glaciology* **54**(184), 49–60. doi: [10.3189/002214308784409143](https://doi.org/10.3189/002214308784409143)
- Price SF and 17 others** (2017) An ice sheet model validation framework for the Greenland ice sheet. *Geoscientific Model Development* **10**(1), 255–270. doi: [10.5194/gmd-10-255-2017](https://doi.org/10.5194/gmd-10-255-2017)
- Quiquet A, Dumas C, Ritz C, Peyaud V and Roche DM** (2018) The GRISLI ice sheet model (version 2.0): calibration and validation for multi-millennial changes of the Antarctic ice sheet. *Geoscientific Model Development* **11**(12), 5003–5025. doi: [10.5194/gmd-11-5003-2018](https://doi.org/10.5194/gmd-11-5003-2018)
- Ranganathan M, Minchew B, Meyer CR and Gudmundsson GH** (2021) A new approach to inferring basal drag and ice rheology in ice streams, with applications to West Antarctic ice streams. *Journal of Glaciology* **67**(262), 229–242. doi: [10.1017/jog.2020.95](https://doi.org/10.1017/jog.2020.95)
- Schäfer M and 8 others** (2012) Sensitivity of basal conditions in an inverse model: Vestfonna Ice Cap, Nordaustlandet/Svalbard. *The Cryosphere* **6**(4), 771–783. doi: [10.5194/tc-6-771-2012](https://doi.org/10.5194/tc-6-771-2012)
- Schäfer M and 6 others** (2014) Assessment of heat sources on the control of fast flow of Vestfonna Ice Cap, Svalbard. *The Cryosphere* **8**(5), 1951–1973. doi: [10.5194/tc-8-1951-2014](https://doi.org/10.5194/tc-8-1951-2014)
- Schlegel NJ and 8 others** (2018) Exploration of Antarctic ice sheet 100-year contribution to sea level rise and associated model uncertainties using the ISSM framework. *The Cryosphere* **12**(11), 3511–3534.
- Schoof C** (2005) The effect of cavitation on glacier sliding. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* **461**(2055), 609–627. doi: [10.1098/rspa.2004.1350](https://doi.org/10.1098/rspa.2004.1350)
- Seroussi H and 6 others** (2011) Ice flux divergence anomalies on 79 North Glacier, Greenland. *Geophysical Research Letters* **38**(9), L09501. doi: [10.1029/2011GL047338](https://doi.org/10.1029/2011GL047338)
- Seroussi H and 46 others** (2020) ISMIP6 Antarctica: a multi-model ensemble of the Antarctic ice sheet evolution over the 21st century. *The Cryosphere* **14**(9), 3033–3070. doi: [10.5194/tc-14-3033-2020](https://doi.org/10.5194/tc-14-3033-2020)
- Studinger M** (2014) Icebridge ATM L2 Icessn elevation, slope, and roughness, version 2. Technical report, NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, Boulder, Colorado, USA (accessed March 2021). doi: [10.5067/CPRXXK3F39RV](https://doi.org/10.5067/CPRXXK3F39RV)
- Unger D** (1985) A method to estimate the continuous ranked probability score. In *Preprints, Ninth Conference on Probability and Statistics in Atmospheric Sciences*, American Meteorological Society, Virginia Beach, VA, pp. 206–213.
- Van Der Veen C, Plummer JC and Stearns L** (2011) Controls on the recent speed-up of Jakobshavn Isbræ, West Greenland. *Journal of Glaciology* **57**(204), 770–782. doi: [10.3189/002214311797409776](https://doi.org/10.3189/002214311797409776)
- Vieli A, Funk M and Blatter H** (2001) Flow dynamics of tidewater glaciers: a numerical modelling approach. *Journal of Glaciology* **47**(159), 595–606. doi: [10.3189/172756501781831747](https://doi.org/10.3189/172756501781831747)
- Weertman J** (1957) On the sliding of glaciers. *Journal of Glaciology* **3**(21), 33–38. doi: [10.3189/S0022143000024709](https://doi.org/10.3189/S0022143000024709)
- Weidick A** (1958) Frontal variations at Upernaviks Isstrøm in the last 100 years. *Meddelelser fra Dansk Geologisk Forening*, Bd. 14, 52–60.
- Weisheimer A, Palmer TN and Doblas-Reyes FJ** (2011) Assessment of representations of model uncertainty in monthly and seasonal forecast ensembles. *Geophysical Research Letters* **38**(16), L16703. doi: [10.1029/2011GL048123](https://doi.org/10.1029/2011GL048123)
- Wood M and 16 others** (2021) Ocean forcing drives glacier retreat in Greenland. *Science Advances* **7**(1), eaba7282. doi: [10.1126/sciadv.aba7282](https://doi.org/10.1126/sciadv.aba7282)
- Zhao C and 5 others** (2018) Basal friction of Fleming Glacier, Antarctica – part 1: sensitivity of inversion to temperature and bedrock uncertainty. *The Cryosphere* **12**(8), 2637–2652. doi: [10.5194/tc-12-2637-2018](https://doi.org/10.5194/tc-12-2637-2018)
- Zwally HJ, Schutz R, Dimarzio J and Hancock D** (2014) GLAS/ICESat LIB global elevation data (HDF5), version 34. Technical report, NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, Boulder, Colorado, USA (accessed March 2021). doi: [10.5067/ICESAT/GLAS/DATA109](https://doi.org/10.5067/ICESAT/GLAS/DATA109)

APPENDIX A. Notations

Table 1. Notations

Variable	Description
$\mathbf{u} = (u_x, u_y)$	Horizontal surface velocity vector
$u = \ \mathbf{u}\ $	Horizontal surface velocity vector norm
$\boldsymbol{\tau}_b = (\tau_{bx}, \tau_{by})$	Basal shear stress vector
τ_b	Basal shear stress vector norm
m	Friction law exponent
u_0	Friction law velocity threshold
β_W	Weertman friction coefficient
β_{RC}	Regularised-Coulomb friction coefficient
λ_{reg}	Regularisation cost function weight coefficient
λ_{div}	Divergence cost function weight coefficient
E	Enhancement factor
u_{obs}	Observed velocity fields used for inversion
t_{relax}	Duration of the relaxation
\dot{a}_s	Surface mass balance
SMB_{model}	Regional climate models outputs used for surface mass balance
SMB_{date}	Ten year averaged surface mass balance used for the relaxation
z_s	Surface elevation
H	Ice thickness
Q_m	Predicted quantity
Q_o	Observed quantity
$RMSE_Q$	Root mean square error
MAE_Q	Mean absolute error
$bias_Q$	Bias
$CRPS_Q$	Continuous rank probability score of an ensemble model

APPENDIX B. Constants

Table 2. Constants

Description		Value	Unit
<i>General</i>			
Gravity constant	g	9.81	m s^{-2}
Ice density	ρ_i	910	kg m^{-3}
Water density	ρ_w	1028	kg m^{-3}
<i>Ice-flow model</i>			
Glen exponent	n	3	

Prévision d'ensemble : influence de la dynamique et calibration du modèle

Ce chapitre prend la forme d'un article rédigé en anglais qui est en préparation avancée en vue d'une soumission à la revue The Cryosphere. Nous proposons donc préalablement un résumé étendu en français des principaux points méthodologiques développés et des résultats importants.

1. Résumé étendu en français

1.1. Introduction

Dans le chapitre précédent (chapitre V), l'accent a été mis sur l'investigation de la capacité de notre modèle de calotte polaire (ISM) Elmer/Ice à reproduire les variations passées d'Upernavik Isstrøm (UI) sur la période de 1985 à 2019. Une fois cette phase initiale d'évaluation historique d'Elmer/Ice achevée, plusieurs questions significatives se posent concernant la contribution future d'Upernavik Isstrøm à l'élévation du niveau de la mer (SLR). Ces questions englobent : (i) la prévision de cette future contribution, (ii) l'évaluation de la sensibilité de cette prévision aux paramètres du modèle de calotte polaire par rapport aux incertitudes du forçage, et (iii) l'utilisation de l'ensemble de données collectées pour calibrer le modèle et réduire l'incertitude future des prévisions.

1.2. Méthode

1.2.1. Feuille de route

Pour notre feuille de route, nous reprenons celle d'ISMIP6 pour le Groenland (GrIS) décrite dans la section III.5.2 :

- i. **Initialisation (2015)** : nous réalisons une **simulation historique (Hpr)** pour initialiser la géométrie de base et les paramètres du modèle en 2015 en suivant la méthode décrite dans le chapitre V. Cela implique une calibration des champs de friction par une méthode inverse, une simulation

de relaxation pour obtenir la géométrie initiale en 1985, puis nous effectuons une simulation historique couvrant la période de 1985 à 2019 pour laquelle nous prescrivons le bilan de masse de surface avec des moyennes annuelles de RACMO, un modèle climatique régional (RCM), forcé aux frontières par une réanalyse globale et les positions du front avec des observations.

ii. **Propagation dans le futur** : à partir de la géométrie de 2015 et des paramètres du modèle calibrés obtenus lors de la simulation historique, nous lançons deux simulations pour projeter les évolutions jusqu'en 2100 :

- **Ensemble de simulations de Contrôle (Cpr)** : ce premier ensemble se base sur un bilan de masse de surface constant ainsi que la position des fronts observée en 2015.
- **Ensemble de simulations de Prévision (Ppr)** : ce second ensemble est forcé au niveau de l'atmosphère grâce aux résultats d'un modèle climatique régional (RCM) qui réalise un *downscaling* dynamique des données provenant d'un modèle de circulation générale couplé atmosphère-océan (AOGCM). Ces données sont influencées par les émissions futures de gaz à effet de serre (GES) associées à un scénario socio-économique partagé spécifique (SSP). De plus, la simulation est forcée au niveau de l'océan en utilisant une position de front obtenue par un *downscaling* statistique qui prend en compte le débit d'eau sous-glaciaire issu du RCM, la température de l'océan de l'AOGCM, et un paramètre de sensibilité $front_s$ calibré en fonction de l'historique de retrait des fronts observés (pour plus de détails sur ces forçages atmosphériques et océaniques, se référer à la section III.4).

1.2.2. Prise en compte des incertitudes

Nous prenons en compte plusieurs facteurs incertains de cette feuille de route afin de quantifier la prévision de la future contribution à l'élévation du niveau des mers et son incertitude :

- Le **modèle de calotte (ISM)** : grâce à l'étude du chapitre V, nous avons déterminé les facteurs les plus importants à prendre en compte et en utilisons 6, avec deux facteurs liés seulement à la calibration des coefficients de friction (le coefficient de régularisation λ_{reg} et le choix des données de vitesse et d'élévation de surface OBS_{inv} utilisées pour la calibration¹), trois facteurs liés au choix de la paramétrisation de la friction (f_{law} qui prend la valeur W pour la loi de Weertman (Éq. III.18) ou la valeur RC pour la loi de coulomb-régularisée (Éq. III.22), f_{param} qui prend la valeur *True* lorsque le coefficient de friction prend en compte de façon paramétrée l'effet de l'hydrologie sous-glaciaire (Éq. IV.4) et *False* quand ce n'est pas le cas et enfin m l'exposant de la loi de friction) et un paramètre liée à la rhéologie de la glace (le facteur d'amplification E).
- La **sensibilité du front ($front_s$)** : pour prendre en compte l'incertitude du *downscaling* statistique, nous utilisons 6 valeurs de sensibilité différentes (*low*, *med* et *high*²) pour les secteurs Nord-Ouest et Centre-Ouest du Groenland (figure III.9) vu qu'Upernavik Isstrøm est le bassin versant le plus au sud du secteur Nord-Ouest.

1. Contrairement au chapitre VI, où nous utilisons des observations de la vitesse de la période 2010-2019 et une géométrie représentative de 2009 (front et élévation de surface), dans cette seconde étude nous prenons plusieurs couples de champs de vitesse et de géométrie sur toute la période 1985-2019 (moyennes décennales) à partir des données spatio-temporelles de vitesse, d'élévation de surface et de position de front

2. *low* est une sensibilité faible, c'est à dire qu'un gros changement de température de l'océan ou de débit d'eau sous-glaciaire entraîne un petit retrait du front alors que la sensibilité haute (*high*) entraîne un retrait important pour de petits changements. *med* est un intermédiaire entre ces deux sensibilités.

- La combinaison du **modèle de climat régional (RCM)**, du **modèle de circulation générale couplé atmosphère-océan (AOGCM)** et du **scénario socio-économique futur (SSP)** : pour prendre en compte ces facteurs, nous utilisons 10 combinaisons de SSP-AOGCM-RCM différentes (voir tableau VI.1) qui utilisent 3 SSP différents (SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5), 3 AOGCM différents (CESM, MPI-ESM et CNRM-CMIP6) et 3 RCM différents (RACMO, MAR version 3.12 et MAR version 3.9).

1.2.3. Pondérations des membres

Nous testons ensuite 4 différentes pondérations des membres, les deux premières utilisant une calibration bayésienne présentée dans la section II.5.2.2 qui emploie différents poids selon une analyse quantitative de la performance de chaque membre sur le passé grâce à une métrique déterministe, l'erreur moyenne quadratique (RMSE, voir section II.5.1.2), alors que les deux dernières pondérations sont basées sur des informations non-quantitatives mais qualitatives :

- La pondération sur toute la période (*Full-period weighting*) : cette pondération donne des poids différents aux membres selon la valeur de RMSE obtenue sur la période 1985-2019, les RMSE les plus faibles correspondant à une meilleure performance et un poids plus fort.
- La pondération par sous-période (*Sub-period weighting*) : contrairement à la première pondération, cette seconde pondération n'utilise pas la RMSE sur toute la période mais utilise 3 valeurs de RMSE pour les bassins dont le front recule : une RMSE sur la période pré-recul, une sur la période du recul et une sur la période post-recul. Cette pondération privilégie alors les membres qui reproduisent la tendance plutôt que la bonne reproduction d'une longue période de temps¹.
- La pondération de la paramétrisation de la friction (*Param weighting*) : en se basant sur les résultats du chapitre V où nous avons vu que l'ensemble RCE qui utilisait une loi de friction avec une prise en compte de l'hydrologie de façon paramétrée (Éq. IV.4) reproduisait mieux les données d'observation, nous avons donné des poids plus importants de 0.9 aux membres qui utilisaient cette paramétrisation ($f_{param} = True$) et de 0.1 à ceux qui ne l'utilisaient pas ($f_{param} = False$).
- La pondération du scénario socio-économique futur (*SSP weighting*) : en se basant sur des études récentes qui suggèrent que tous les SSPs ne sont pas également probables (plus de détail dans l'article ou dans la section d'ouverture VII.4.2.2), avec un SSP2-4.5 (scénario d'émission de GES intermédiaire) qui est le scénario vers quoi nous mène les politiques de réduction de gaz à effet de serre déjà implémentées auquel nous attribuons un poids de 6/10, un SSP1-2.6 (scénario d'émission de GES faible) qui est moins probable au vu de la faible réduction des émissions de GES passées auquel on attribue un poids de 3/10 et finalement un SSP5-8.5 (scénario d'émission de GES très élevé) qui est très peu probable au vu des politiques de réduction de GES déjà implémentées auquel on attribue un poids de 1/10.

Pour quantifier la performance des trois premières pondérations sur la période historique 1985-2019, nous avons développé une méthode de validation croisée : la pondération est calibrée grâce

1. Par exemple le front de la branche centrale d'Upernavik Isstrøm (UI-C, figure IV.2) reste stable jusqu'en 2010 et la pondération sur toute la période va alors privilégier les membres qui reproduisent bien cette longue période de 25 ans de stabilité plutôt que la période de recul et de post-recul qui ne dure que 10 ans car cette seconde période aura moins d'observations.

aux données de 3 des 4 bassins versants d'Upernavik Isstrøm (UI-N, UI-C, UI-S et UI-SS, voir figure IV.2) puis nous regardons sur le dernier bassin si la performance de l'ensemble pondéré est meilleure que celle de l'ensemble non-pondéré à l'aide de métriques ensemblistes, principalement le $Skill_{CRPS}$ (plus de détail sur cette métrique section II.5.1.2). Grâce à cette méthode, nous testons plusieurs choix de la pondération sur toute la période (*Full-period weighting*) comme le choix des observations utilisées (vitesse, élévation de surface, décharge de glace, décharge de glace cumulée¹) ou l'importance du poids donnée selon la performance (choix de la densité de probabilité et de σ), c'est à dire si la différence entre les poids les plus faibles et les poids les plus forts est plus ou moins importante.

1.3. Résultats principaux

1.3.1. Ensembles non pondérés

Pour le passé, l'ensemble historique (Hpr) reproduit fidèlement les observations, tel que démontré dans le chapitre V (figure VI.2). En ce qui concerne l'ensemble de contrôle (Cpr) en 2100 par rapport à 2015, sa contribution à l'élévation du niveau de la mer, qui reflète la contribution déjà en cours pour un climat ayant augmenté de 1.1°C depuis l'ère préindustrielle, est estimée entre 0.6 et 1.3 mm, avec une médiane de 1.1 mm. En comparaison, l'ensemble de prévision (Ppr) estime la contribution future entre 1.5 et 7.2 mm de SLR, avec une médiane de 2.7 mm.

1.3.2. Analyse de sensibilité

Les indices de sensibilité, définis par l'équation II.1 de la section II.4.2, permettent d'évaluer l'influence des différents facteurs sur la contribution totale à l'élévation du niveau de la mer (*Ice mass change*) en fonction du temps (figure VI.5). À long terme, le facteur le plus influent est le scénario socio-économique partagé (SSP), pour environ 40 %. En revanche, à court et moyen terme, ce sont les quatre autres sources d'incertitude qui prennent le dessus, avec pour l'année 2040 par ordre d'importance le modèle de climat régional (40 %), le modèle de calotte (20 %), la sensibilité du front (20 %), puis le modèle de circulation générale couplé atmosphère-océan (10 %).

1.3.3. Sensibilité de la calibration

Les principales conclusions de cette analyse sont les suivantes : d'abord, la calibration utilisant les données spatialisées améliore la performance sur les données globales et spatialisées du modèle, tandis que la calibration basée sur les données globales dégrade la performance de l'ensemble par rapport aux données spatialisées. Ensuite, la pondération est très sensible à l'importance donnée aux membres qui reproduisent le mieux les observations, avec des performances de l'ensemble moins bonnes si la pondération conduit à sélectionner principalement quelques membres. Cela montre la limite de cette calibration sur un ensemble de taille assez réduit. Enfin, la bonne reproduction des données par les différents membres du modèle dépend principalement du choix des données d'observation utilisées pour la méthode inverse. Lorsque nous utilisons des données plus anciennes pour la calibration, il y a besoin de moins d'extrapolation vu que plus de zones sont englacées (figure VI.7), ce qui conduit

1. Cette observation apporte la même information sur notre modèle que la perte de masse totale, vu que nous utilisons dans cette nouvelle feuille de route seulement les sorties de bilan de masse de surface de RACMO pour la période historique, c'est à dire le même que celui impliqué dans le calcul du bilan de masse total (Voir section IV.2.2 pour plus de détail sur le calcul de ce bilan de masse total).

à de meilleures performances. Le deuxième facteur jouant le plus sur la performance du modèle est la présence ou l'absence de la paramétrisation de l'hydrologie sous-glaciaire. Cela ressort encore plus dans le cas de la pondération par sous-période, qui favorise la reproduction de la tendance, ce qui est cohérent avec les résultats du chapitre V.

1.3.4. Ensembles pondérés

Grâce à la pondération de la paramétrisation de la friction (*Param weighting*), nous pouvons voir que comme anticipé au chapitre V, l'utilisation de la paramétrisation de l'hydrologie sous-glaciaire entraîne davantage de perte de masse par rapport à l'ensemble non pondéré (figure VI.8). Ensuite, les pondérations basées sur la performance passée du modèle de calotte polaire (*Full-period weighting* et *Sub-period weighting*) ne réduisent que légèrement l'incertitude future de la contribution d'Upernavik Isstrøm à l'élévation du niveau de la mer, lorsqu'on s'assure avec une validation que la performance d'ensemble s'améliore dans le passé (figure VI.8). Enfin, la pondération des membres en fonction du SSP, combinée à une pondération basée sur la performance passée du modèle de calotte glaciaire (*Sub-period weighting*), semble prometteuse pour une réduction significative de l'incertitude future (figures VI.8 et VI.9). Par conséquent, il semble préférable de travailler sur la réduction de l'incertitude liée à plusieurs facteurs (SSP, AOGCM, RCM, front_s, ISM) plutôt que de se concentrer sur un seul facteur (ISM) qui seul a du mal à réduire les incertitudes.

1.4. Figures supplémentaires

Pour le lecteur qui souhaiterait voir les résultats de la sensibilité de la calibration en terme de MAE de la moyenne d'ensemble et de déviation standard, des figures similaires à la figure VI.6 ont été faites pour ces deux autres métriques et sont disponibles en Annexe, section 4. Nous fournissons également les tableaux de valeurs non normalisées.

2. Article : The future of Upernavik Isstr om : Sensitivity and calibration of ensemble projections (Jager et al., in prep)

Abstract

This study investigates the uncertain future contributions to sea-level rise in response to global warming of Upernavik Isstr om, a tidewater glacier in Greenland. We analyze multiple sources of uncertainty, including shared socio-economic pathways (SSPs), climate models (global and regional), ice-ocean interactions, and ice sheet model parameters (ISM). We use weighting methods based on spatio-temporal velocity and elevation data to reduce ice flow model uncertainty, and evaluate their ability to prevent overconfidence. We use an initialisation method from a previous study, demonstrating that our a priori model accurately reproduces Upernavik Isstr om's past mass loss, then project the future evolution of this region. Future mass loss projections range from a contribution to sea level rise from 1.5 to 7.2 mm, with an already committed sea-level contribution from 0.6 to 1.3 mm. While all sources of uncertainty contribute at least 15% to uncertainty until the end of the century, SSP-related uncertainty dominates at 40%. We find that calibration does not reduce uncertainty of the future mass loss between today and 2100 of Upernavik Isstr om (+2%) but significantly reduces uncertainty in the past mass loss of Upernavik Isstr om (-32 to -61% depending on the weighting method). Combining calibration of the ice sheet model with SSP weighting yields uncertainty reductions of future mass loss in 2050 (-1.5 %) and in 2100 (-32 %).

2.1. Introduction

The primary cause of present-day sea-level change is human-induced climate change, which will have far-reaching effects on coastal communities worldwide. To make informed decisions on protective measures, it is crucial to understand the extent and timing of sea-level rise. Predicting future local sea-level rise is a challenging task as it depends on many factors, such as the mean sea-level rise (SLR), ocean dynamics, and local context [DURAND et al., 2022]. As an important component to the local solution, it is essential to predict future mean sea-level rise for the end of the 21st century. As recent assessments by the Intergovernmental Panel on Climate Change have highlighted [MASSON-DELMOTTE et al., 2021b], future sea-level change is highly uncertain. The main source of uncertainty in SLR is the limited ability to model the future mass loss of the Antarctic and Greenland Ice Sheets (GrIS) due to the limited understanding of ice dynamics and climate forcings, as well as uncertainties in Ice Sheet Models (ISM) [GOELZER et al., 2018; SEROUSSI et al., 2019; GOELZER et al., 2020; SEROUSSI et al., 2020].

To better understand uncertainties and enhance projections of the two ice sheets, a collective initiative has emerged : the Ice Sheet Model Intercomparison Project for CMIP6 (ISMIP6) framework [NOWICKI et al., 2020]. The outcomes of this endeavor have provided valuable insights into the behaviour of ISMs and the range of their variability. However, to improve estimates for decision-makers, ASCHWANDEN et al. [2021] suggests two key areas for improvement. First, intrinsic uncertainties associated with model structure, parameters, initial and boundary conditions must be better accoun-

ted for. Second, simulations should accurately reflect current observations within the limits of their uncertainty.

In addition to providing a more comprehensive quantification of uncertainties, sensitivity analyses play a crucial role in classifying uncertainties and prioritising their reduction. This approach has gained popularity in glaciology, as evident from case studies conducted with a single ISM in Antarctica [HILL et al., 2021] and Greenland [ASCHWANDEN et al., 2019], as well as the ISMIP6 analyses [GOELZER et al., 2020; SEROUSSI et al., 2020; SEROUSSI et al., 2023], which also facilitate the examination of model structure uncertainty through multiple ISMs. The first two individual ISM analyses revealed that the dominant origins of uncertainty were atmospheric forcings for Greenland and oceanic forcings for Antarctica. The ISMIP6 outcomes, in contrast, emphasize that uncertainties linked to ISMs persist significantly, akin to uncertainties originating from forcings and their application. These findings underscore the potential for reducing uncertainty in model projection by reconciling the differences among ISMs. In this regard, a better use of observational data to calibrate these models and ensure their skill in reproducing recent data holds promise [ASCHWANDEN & BRINKERHOFF, 2022; NIAS et al., 2023].

Calibration using observations has become a common practice in glaciology, as evidenced by previous studies on the SLR contribution from the GrIS [APPLEGATE et al., 2012; MCNEALL et al., 2013; CHANG et al., 2014; ASCHWANDEN & BRINKERHOFF, 2022; NIAS et al., 2023] or the Antarctic ice sheet [GLADSTONE et al., 2012; RITZ et al., 2015; DECONTO & POLLARD, 2016; NIAS et al., 2019; GILFORD et al., 2020; WERNECKE et al., 2020] and a review of the previous studies is made in the supplementary material of ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022]. These studies typically involve two steps : (i) quantifying uncertainties to establish an ensemble and projecting it into the future to forecast the future SLR contribution, and (ii) adjusting this ensemble by giving weights to the members according to their ability to reproduce past observations. However, these studies often employ all available observational data for calibration without incorporating any form of validation to assess the improved performance of the calibrated ensemble compared to the non-calibrated one. This gives rise to concerns regarding the potential for overfitting and excessive confidence in future projections of sea-level rise, especially in the context of a dataset of considerable size like ours.

In a previous study (Jager et al., currently under review in JOG), the focus was directed towards investigating the ability of the ISM Elmer/Ice to replicate past variations of Upernavik Isstrøm (UI) during the period from 1985 to 2019. UI is a tidewater glacier situated in the North-West sector of Greenland and is characterized by five distinct catchments : UI-NN, UI-N, UI-C, UI-S, and UI-SS (Figure VI.1), as named in MOUGINOT et al., 2019. The diverse dynamics of their front enable multiple tidewater glacier studies to be conducted within this comprehensive catchment, providing more robust results. Moreover, UI has experienced substantial mass loss since 1985, contributing to 0.47,mm of sea-level rise, or more than 3% of Greenland's total contribution during this period, indicating significant temporal changes [MOUGINOT et al., 2019]. The extensive satellite observations spanning 1985 to 2019 make UI an ideal candidate for evaluating the ability of a large-scale ISM to reproduce available observations of a local glacier. Furthermore, the pronounced spatial and temporal heterogeneity of this case study helps prevent unwarranted overconfidence in the model's performance.

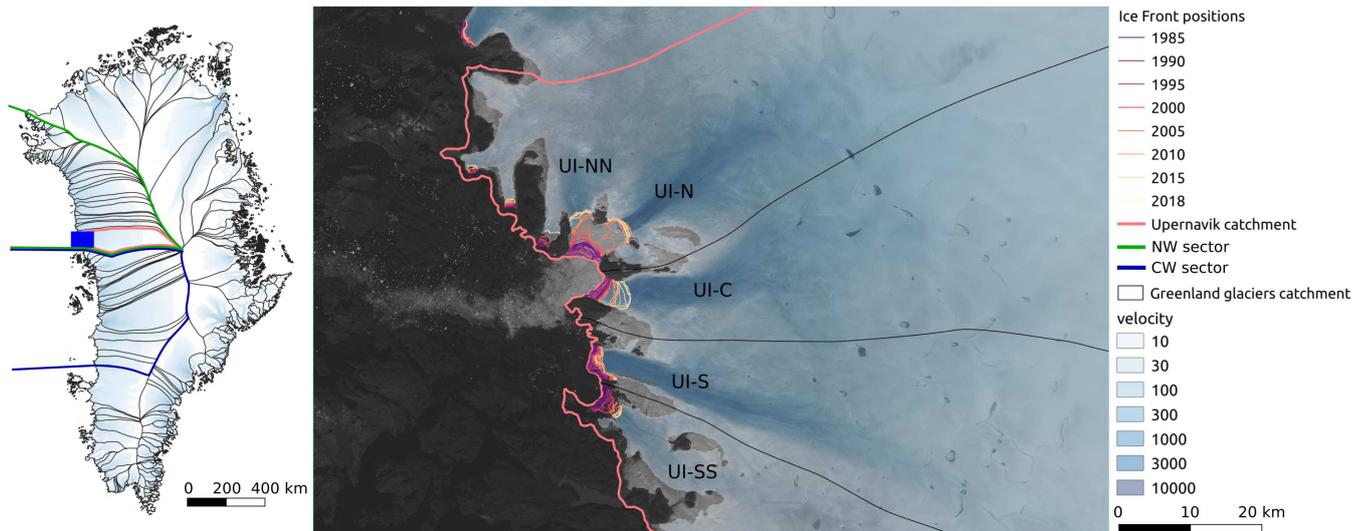


FIGURE VI.1 – Left, GrIS drainage basins with the catchment of UI in pale red, NW in green and CW in blue sectors as defined in SLATER et al. [2019]. The blue box is the validation area shown in the right with the different catchments (UI-N, UI-C, UI-S and UI-SS), the front positions between 1985 and 2018 [WOOD et al., 2021] and the surface ice speed [MOUGINOT et al., 2019] overlaid on a Landsat image (2017-08-13). All the data collected are in this validation area.

To reproduce past changes of UI using Elmer/Ice, we introduced a new initialisation method employing a model ensemble that incorporates various uncertainties within the ISM, including different basal friction field calibrations, initial surface elevation, and model parameters. Additionally, we prescribed the front positions and Surface Mass Balance (SMB) for each year. Subsequently, the performance of two ensembles, using two different basal friction relationships, was compared against a comprehensive dataset comprising spatio-temporal series of velocities and elevations, ice discharge, and mass loss. Our findings (Jager et al., currently under review in JOG) indicate the necessity of accounting for a reduction in friction near the glacier front to accurately reproduce these observational data. The sensitivity analysis, made possible by the ensemble approach, underscored the predominant role of the initial friction field compared to the initial surface or surface mass balance in shaping the historical variations of ice mass loss.

Upon accomplishing this initial phase of historical evaluation of Elmer/Ice, various significant inquiries emerge concerning the future contribution of the UI to SLR. These inquiries encompass : (i) projecting the future SLR contribution, (ii) evaluating the sensitivity of SLR to the ISM in comparison to other sources of uncertainty, such as forcings, and (iii) leveraging the comprehensive dataset for calibrating the model and ensuring the dependability of the calibrated ensemble.

To address the first question, we adopt the ISMIP6 framework for the GrIS [NOWICKI et al., 2020]. This approach involves prescribing a SMB and the future positions of tidewater glacier fronts. The SMB is derived from a Regional Climate Model (RCM) that downscales outputs from an Atmosphere-Ocean Coupled Global Climate Model (AOGCM) associated with a specific Shared Socio-economic Pathway (SSP). Future front positions are estimated using a parameterisation that incorporates RCM runoff and AOGCM ocean temperatures as input variables, while allowing for consideration of different retreat sensitivities.

Regarding the second aspect, an exhaustive sensitivity analysis can be conducted by incorporating uncertainties associated with RCMs, AOGCMs, SSPs, front sensitivities, and the ice ISM itself. This analysis probes the impacts of these multiple sources of uncertainty on SLR and quantifies the potential reduction in uncertainty due to the ISM.

To address the last aspect, we propose several weighting methods and have designed a rigorous cross-validation approach to ensure robust calibration of the model ensemble. The validation process assesses the performance of the calibrated ensemble against independent data. Additionally, we investigate the sensitivity of the calibration to different assumptions, evaluating calibration performance through the validation procedure. Once the optimal calibration has been determined, we analyze the implications of this calibration on the selection of model parameters and its impact on SLR predictions. We also study the reduction potential, with different weightings depending on the SSP used, based on the assessment of the latest IPCC Working Group III report [INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC), 2022]. It was shown that the policies implemented and the commitments for 2030 make emission scenarios with constant growth in greenhouse gas emissions improbable, even if this uncertainty in the SSP hardly depends on political decision-making and human intervention now and in the future.

2.2. Method

2.2.1. Model ensemble

In this section, we present the methodology employed to initialise and propagate the ensemble into the future, following a framework akin to ISMIP6 framework for GrIS [NOWICKI et al., 2020]. The model used in this study is briefly described, and we outline the initialisation approach as previously detailed in Jager et al. (currently under review in JOG). This method involves conducting an ensemble of historical simulations (referred to as Hpr for Historical prior Ensemble) covering the period from 1985 to 2019. Subsequently, we extend these ensemble members into the future from 2015 to 2100, employing two set of experiments based on the ISMIP6 framework : a control run with constant forcing, termed Control prior Ensemble (Cpr), and a run with realistic forcing, termed Predicted prior Ensemble (Ppr). Subsequently, we elaborate on the generation of multiple ensemble members by considering identified uncertainties and propagate them through the model to assess their respective impacts.

2.2.1.a. Model description

The ISM employed in this study is the parallel finite-element code Elmer/Ice [GAGLIARDINI et al., 2013]. The model domain corresponds to the UI catchment, as depicted in Fig. VI.1. The model used here follows the methodology presented in Jager et al. (currently under review in JOG), and we provide a concise overview of its main aspects in this section. For a more comprehensive understanding, we refer readers to the original paper.

The Shelfy-Stream Approximation (SSA, MACAYEAL [1989]) is used for the force balance equations together with the non-linear Glen's flow law [GLEN & PERUTZ, 1955] for the constitutive relation. It relies on three parameters : the Glen exponent n , the rate factor A , and the enhancement factor E . Thermo-mechanical coupling is disregarded due to the short time period considered [SEROUSSI et al.,

2013], and for simplicity, the rate factor A is assumed to be constant over time. The initialisation of A involves using a present-day 3D ice temperature field computed with SICOPOLIS [GREVE, 1997], which is preceded by a paleo-climatic spin-up and incorporates the prefactors and activation energies provided by CUFFEY & PATERSON [2010a]. Uncertainties related to this flow law are commonly accounted for through the enhancement factor E , which serves as a scaling factor to A .

In this study, two distinct friction laws governing the relationship between basal velocity \underline{u}_b and basal shear stress $\underline{\tau}_b$ are employed for grounded areas :

- A Weertman friction law [WEERTMAN, 1957] :

$$\underline{\tau}_b = -\beta_W \frac{\underline{u}_b}{\|\underline{u}_b\|^m} \quad (\text{VI.1})$$

- A regularized-Coulomb friction law [JOUGHIN et al., 2019] :

$$\underline{\tau}_b = -\beta_{RC} \left(\frac{\|\underline{u}_b\|}{\|\underline{u}_b\| + u_0} \right)^{\frac{1}{m}} \frac{\underline{u}_b}{\|\underline{u}_b\|} \quad (\text{VI.2})$$

Both equations (III.18) and (III.22) involve a friction parameter (β_W or β_{RC} respectively), a positive exponent m , and a threshold velocity u_0 in the case of the regularized-Coulomb friction law [JOUGHIN et al., 2019]. The friction parameter β can either remain constant over time or take into account the effective pressure in a parameterised way (Jager et al., currently under review in JOG) :

$$\beta = \beta_{ref} + \beta_{lim} \frac{d}{d + d_{lim}} \quad (\text{VI.3})$$

where β_{ref} represents a time-independent reference field, d denotes the distance to the front, and β_{lim} and d_{lim} are two parameters accounting for the dependence of β on this distance.

Significant uncertainties surround the parameter β , often initialised based on current topography and surface velocity observations using an inverse approach that minimizes a composite cost function. This cost function comprises terms assessing the discrepancy between observed and modeled velocities, a regularisation term promoting a smooth friction field solution, and a third term that penalises flux divergence anomalies [GILLET-CHAULET et al., 2012]. This two last terms are weighted with the parameters λ_{reg} and λ_{div} that are adjusted using a L-curve approach [GILLET-CHAULET et al., 2012]. The inversions in this study are conducted at the UI scale, distinguishing it from our previous study that used inversions previously made at the GrIS scale [GILLET-CHAULET et al., 2012].

For the evolution of the bottom and top free surfaces, we solve the continuity equation for the ice thickness using the flotation condition. As we do not resolve the thermo-mechanical coupling, we neglect the basal melt rate in grounded areas. We also set it to 0 in floating areas, as they remain small during our simulations. For the surface mass balance \dot{a}_s , we use outputs from a RCM.

The unstructured mesh is refined near the ice front and in areas where high velocity or thickness curvatures are observed, featuring element sizes ranging from 150 m to 600 m within the initial 50 km and increasing to around 5 km further upstream. A time step of 5 days is used.

The temporal variation of the glacier fronts is treated as an external forcing, with their positions considered fixed within each time step. The mesh remains unchanged, and the effective ice-ocean boundary is defined by the edges connecting glaciated and deglaciated elements, resulting in discrete changes over time. Deglaciated elements are subsequently deactivated and excluded from numerical solution.

2.2.1.b. Historical prior Ensemble (1985-2019)

For the Historical prior Ensemble (Hpr), we use the same methodology than Jager et al. (currently under review in JOG) to create a model ensemble accounting for various uncertainties during the 1985-2019 period.

Regarding the SMB, we use directly the annual values provided by RACMO, forced by global reanalyses [NOËL et al., 2018]. Unlike our previous work, where MAR [FETTWEIS et al., 2017] was also employed, we focus solely on RACMO in this study. In our previous study, we demonstrated that ensemble members incorporating RACMO reproduced surface elevation observations better than those using MAR, while the choice of SMB model had minimal influence on the other model outputs analysed. Here, by using only RACMO, we improve the overall performance of the ensemble and restricts the parameter space to better cover the other sources of uncertainty.

The position of the UI calving fronts in the Hpr is prescribed at each time step by observations interpolated from WOOD et al. [2021]. However, due to limited access to the information of observation uncertainties, we do not consider this potential source of uncertainty in our analysis.

For dynamics, we have identified several sources of uncertainty in our ISM and following the results of our previous study (Jager et al., currently under review in JOG), we have retained only those parameters with the most significant influence using factor fixing and those that result in undesirable model behavior compared to observations using factor mapping. Factor fixing, or screening, is a technique to identify model components that have a negligible effect or make no significant contributions to the variability of the outputs or metrics of interest while factor mapping is a technique to identify which uncertain model factors lead to certain model behavior (see glossary of REED et al. [2022]) :

- the ice rheology : Considering the enhancement factor (E), we ascertained that members with E between 1 and 3.5 yield better results. Consequently, we transformed the distribution from continuous between 0.5 and 5 to a log-normal distribution with parameters $\mu = 0.8$ and $\sigma = 0.5$ to enhance the values within the range [1, 3.5].
- the friction law : To distinguish between the influence of the choice of friction law and the presence of the parameterisation described in Jager et al. (currently under review in JOG), we introduce two new parameters. The first parameter, denoted as f_{law} , is characterized by two states : “RC” when the member employs the regularized Coulomb friction law and “W” when utilizing the Weertman friction law. The second parameter, termed as f_{param} , possesses binary values : “true” to signify the friction parameter β_{RC} or β_W evolving according to Eq. VI.3, and “false” when the friction parameter remains constant. We also keep in our parameter space the choice of exponent of the friction law m . Finally, the impact of u_0 on model outputs was found to be less significant than that of the other ISM parameters. We therefore use a single u_0 of 300 m.a^{-1} .

- the calibration of the friction field : For the friction field, we do not take into account the uncertainty of the whole field (i.e., one parameter per mesh node) but we consider only the uncertainty of the hyper-parameters of the inverse method, which considerably reduce the parameter space. Our two hyper-parameters are the regularisation weight λ_{reg} , and the observed data used for the inversion OBS_{inv} . In the previous study, the impact of λ_{div} on friction was found to be less significant than that of the other ISM parameters and we therefore use a single λ_{div} . In terms of the overarching framework, we have implemented modifications to our inversion procedure. In our previous study, a 40-member inversion had previously been carried out at the scale of Greenland. In contrast, the present study involves individual inversions for each member at Upernavik Isstr om scale, affording enhanced continuity within the parameter space of inversion. A L-curve analysis was conducted to determine the revised distribution profile of λ_{reg} , alongside the optimal value for λ_{div} . While our previous study used five observational velocity datasets from the 2010s, aligned with BedMachine surface elevations, the current approach employs average velocities and altitudes representative of the entire temporal span from 1985 to 2020. These averages were computed using our own dataset, spanning distinct periods for OBS_{inv} : 1985-1995, 1995-2005, 2005-2015, and 2015-2020.
- the initial geometry : With regard to the initial surface elevation, we have established that it exerts a minimal influence on both ice mass loss and ultimate volume. Compared with this previous study, we have therefore fixed the parameters influencing only this initial surface, namely the period for relaxation, which we set at 5 years, and the period over which the SMB was averaged, which is now the average over the period 1960-1990. By doing so, the initial surface depends only on the ISM parameters (material property, friction law and friction field calibration).

Finally, the ISM depends on 6 parameters, with two parameters influencing the calibration of the friction field (λ_{reg} and OBS_{inv}), three parameters influencing the friction law (f_{law} , f_{param} and m) and one parameter influencing the ice rheology (E).

2.2.1.c. Control prior Ensemble (2015-2100)

For the Control Prior Ensemble (Cpr), we extend the Hpr members into the future, keeping their parameter value and forcing (SMB and frontal position) constant. For the initial surface elevation, we use that of the Hpr member in 2015. For the SMB, we prescribe an average of RACMO between 1960 and 1990 to be consistent with the anomaly procedure (see below). For the front position, we use the observed front position of 2015 from WOOD et al. [2021] and it remains constant. This ensemble starts from 2015 to be compared with the Predicted prior Ensemble.

2.2.1.d. Predicted prior Ensemble (2015-2100)

Regarding the Predicted Prior Ensemble (Ppr), we also extend the Hpr members into the future, maintaining their parameter values and starting from their 2015 state. However, several forcings are used for Ppr members compared to Cpr.

For the SMB in the Ppr, we adopt the ISMIP6 framework for the GrIS [NOWICKI et al., 2020; GOELZER et al., 2020]. This approach employs an RCM to downscale an AOGCM associated with a specific SSP at the GrIS scale. These results are then prescribed by anomalies which are added to

TABLEAU VI.1 – SSP-AOGCM-RCM combinations and their probabilities used in the Latin-Hypercube Sampling

RCM	AOGCM	SSP	Probability
RACMO	CESM2	ssp126	1/12
RACMO	CESM2	ssp245	1/6
MAR39	CESM2	ssp585	1/12
MAR312	CESM2	ssp585	1/12
RACMO	CESM2	ssp585	1/12
MAR312	MPI-ESM1-2-HR	ssp126	1/24
MAR312	MPI-ESM1-2-HR	ssp245	1/6
MAR312	MPI-ESM1-2-HR	ssp585	1/24
MAR39	CNRM-CM6-1	ssp126	1/6
MAR39	CNRM-CM6-1	ssp585	1/12

the reference SMB used for the Cpr and with feedback on the elevation. The various combinations of SSP-AOGCM-RCM are presented in Table VI.1. To address the potential bias resulting from an over-representation of a particular SSP, we assign different weights to the various SSP-AOGCM-RCM combinations (see Table VI.1), while trying to maintain balanced proportions between AOGCM and RCM. With these weights, we obtain : 7/24 of SSP1-2.6, 8/24 of SSP2-4.5 and 9/24 of SSP5-8.5 ; 1/2 of CESM2, 1/4 of MPI-ESM1-2-HR and 1/4 of CNRM-CM6-1 ; 1/3 of RACMO, 1/3 of MAR312 and 1/3 of MAR39.

In the Ppr, the front positions from 2015 to 2100 are initially computed on a Cartesian grid, based on the retreat information provided by the front parameterisation method described in SLATER et al., 2019; SLATER et al., 2020. Subsequently, these positions are interpolated onto the mesh. This parameterisation is contingent upon runoff data obtained from the RCM and ocean temperatures at the fjord outlet derived from the AOGCM. The distribution of a sensitivity parameter, designated κ , is calibrated for distinct sectors over the period 1960-2018 as a function of these two variables. In our study, the UI is located in the north-western (NW) sector, situated just above the central-western (CW) sector (Figure VI.1). Therefore, given that the sensitivity of these two sectors is very different, we consider both sectors in our analysis. For the distribution of κ , we use three distinct levels : low, medium, and high. Specifically, the low sensitivity corresponds to 25% of the κ values being smaller, the medium sensitivity represents 50% of the κ values being smaller, and the high sensitivity includes 75% of the κ values being smaller. To simplify, the sensitivity of this front parameterisation is hereafter called front_s .

2.2.1.e. Propagation of uncertainty

Having identified the different sources of uncertainty, we proceed to propagate them through the model. For the Hpr and Cpr, only the uncertainties associated with the ISM are considered. To explore the various sources of uncertainty, we use a 200-member Latin hypercube sampling technique to cover the 10 different parameters, 6 ISM parameters and 4 for the forcing (SSP, AOGCM, RCM and front_s). Subsequently, the initialisation method is applied to generate the 200 members of Hpr. For the 200 members of the Ppr and Cpr as already mentioned, we use output from the Hpr members, starting from the 2015 state.

We use the following indices to analyse the sensitivity of Ppr to the different parameters :

$$S_i = \frac{\text{Var}(E[Y|X_i])}{\text{Var} Y} \quad (\text{VI.4})$$

where $\text{Var} Y$ is the variance of an output Y and $E[Y|X_i]$ is the expectation of having Y given the parameter X_i . Here, X_i is one of the 10 different parameters.

Accurately computing sensitivity indices usually requires a large number of simulations and methods have been developed to optimise the experimental design [REED et al., 2022]. However, due to the extensive computational demands of our model, conducting such a large number of simulations is impractical. Therefore, to simplify the approach, we opted to focus solely on first-order sensitivity indices (Eq. 4), which assess the individual impacts of the parameters without considering their interactions, which correspond to higher index orders. These sensitivity indices are computed using the ANOVA method [BREVAULT et al., 2013; LAMBONI et al., 2011]. When the probability distribution of X_i is discrete, determining $\text{Var}(E[Y|X_i])$ involves averaging the Y values for each value that X_i assumes and then calculating the variance of the means of these distinct subgroups. For continuous probability distributions of X_i , we discretised the distribution, assuming only four distinct values for X_i . This approach simplifies the problem significantly but results in the loss of subtleties present in continuous distributions. BREVAULT et al. [2013] emphasized the importance of the number of levels chosen for discretisation. Different levels can lead to variations in the sensitivity indices, as small-scale variations in continuous parameters may be smoothed out during discretisation. So we tested the convergence of these indices as a function of the number of members considered, and found that they converged towards a value that changed by less than 3 percents from fifty members upwards. Given the primary objective of qualitative result discussion rather than precise estimation, the ANOVA method is well-suited for this purpose. Our focus remains on the identification of principal influences and overarching patterns, supported by the figures that offer approximate magnitudes of the observed effects.

2.2.2. Model ensemble evaluation

2.2.2.a. Observational data

To evaluate the performance of Hpr, we compiled an extensive dataset comprising observations of surface velocity, surface elevation, ice discharge, and ice mass loss.

For surface velocity and surface elevation, we used the same spatio-temporal data as presented in our previous work (Jager et al., currently under review in JOG). These observational data have a grid resolution of 150 m and are annually averaged to improve spatial coverage. However, these data are somewhat unbalanced, exhibiting better coverage in both time and space from the 2010s onward compared to earlier years. To facilitate model-data comparison, the model fields are bilinearly interpolated onto the same regular grid as the observations.

The ice discharge data used in our analysis is a compilation of published data from MANKOFF et al. [2019], KING et al. [2018], and MOUGINOT et al. [2019]. This data corresponds to the flow of ice through the gates, assuming that the average velocity over the thickness is equal to the observed surface velocity. As a result, the derived ice discharge data may exhibit variations depending on the

positioning of the gates, the selection of ice heights, and the velocity measurements used. In addition, J. Mouginot has redone a set of discharges, this time using bedmachine rather than a flight line which we call MouginotV2, and the data obtained are close to those of MANKOFF et al. [2019]. Our observation of Ice Discharge is then an average of these four dataset. For the model, we used the same methodology, by taking the gate defined in MANKOFF et al. [2019].

The total ice mass loss at the catchment scale is assessed using the input-output method [MOUGINOT et al., 2019]. This method entails subtracting the ice discharge from the RACMO surface mass balance. In the model, the volume is an output obtained by integrating the thickness over the entire active domain. Consequently, the change in volume encompasses the variations due to front retreat, which are not considered in the input-output approach. Nevertheless, this change in volume was found to be negligible (less than 1%).

2.2.2.b. Metrics

To evaluate the performance of the Hpr, we use several ensemblist metrics :

$$CRPS = \frac{1}{n_{obs}} \sum_{j=1}^{n_{obs}} \int_{\mathbb{R}} (F_m^j(Q) - F_o^j(Q))^2 dQ \quad (VI.5)$$

$$MAE = \frac{1}{n_{obs}} \sum_{j=1}^{n_{obs}} |\bar{Q}_m^j - Q_o^j| \quad (VI.6)$$

$$STD = \frac{1}{n_{obs}} \sum_{j=1}^{n_{obs}} \sqrt{\frac{1}{n_m} \sum_{i=1}^{n_m} (Q_{m,i}^j - \bar{Q}_m^j)^2} \quad (VI.7)$$

where n_{obs} is the number of the different observations in the space and time, n_m is the number of members, Q is a physical quantity (velocity, elevation, ice discharge, change of volume), \bar{Q}_m is the ensemble mean and $F_m(Q)$ is the cumulative distribution function of the ensemble. For the cumulative distribution function of the observation $F_o(Q)$, is common [BROWN, 1974; MATHESON & WINKLER, 1976; UNGER, 1985; BOUTTIER, 1994; HERBACH, 2000] to use the Heaviside function ($F_o(Q) = 0$ if $Q < Q_o$ and $F_o(Q) = 1$ if $Q > Q_o$, with Q_o the observed quantity Q).

To evaluate the different members of the Hpr, we use the *RMSE* :

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{1}{n_{obs}} \sum_{j=1}^{n_{obs}} (Q_o^j - Q_{m,i}^j)^2} \quad (VI.8)$$

The Continuous Rank Probability Score (*CRPS*) measures the accuracy and sharpness (opposite of uncertainty/spread) of an ensemble, where lower values indicate improved alignment between the ensemble mean and observations, as well as similarity between ensemble spread and observational uncertainty. To investigate whether changes in *CRPS* result from a reduction in the difference between the ensemble mean and observations, we examine the Mean Absolute Error (*MAE*) of the ensemble mean. Similarly, to determine whether changes in *CRPS* stem from alterations in the ensemble's sharpness, we analyze the spatio-temporal average of the standard deviation (*STD*) of the ensemble.

Ultimately, the RMSE will serve as a metric for assessing the performance of individual ensemble members, allowing us to calibrate the ensemble based on their respective performance.

2.2.3. Calibration

2.2.3.a. Bayesian approach

In the context of ice sheet forecasting, the focus lies on predicting the future contribution to global mean sea level rise (*SLR*) while leveraging a diverse array of information, including models, observations, and previous studies. In this study, we adopt the formalism introduced by ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022], wherein they update a prior distribution of future *SLR* by considering a model ensemble \mathbf{M} consisting of n_m members traversing the parameter space Σ , a collection of untraversed model assumptions \mathcal{H} , the evolution of external forcings \mathcal{F} , and a set of observations \mathcal{B} .

$$\underbrace{P(SLR|\mathcal{H}, \mathcal{B}, \mathcal{F})}_{\text{Posterior}} = \int_{\Sigma} \underbrace{P(SLR|\mathbf{M}, \mathcal{H}, \mathcal{F})}_{\text{Prior}} \cdot \underbrace{P(\mathbf{M}|\mathcal{B})}_{\text{Calibration}} d\mathbf{M} \quad (\text{VI.9})$$

2.2.3.b. Importance sampling method

To compute the calibration term $P(\mathbf{M}|\mathcal{B})$, we employ an ensemble sampling method with particles \mathbf{M}_i corresponding to different members, allowing us to approach the Bayesian problem :

$$P(\mathbf{M}|\mathcal{B}) = \sum_{i=1}^{n_m} w_i \cdot \delta(\mathbf{M} - \mathbf{M}_i) \quad (\text{VI.10})$$

with δ the Dirac function and $w_i = \frac{P(\mathcal{B}|\mathbf{M}_i)}{\sum_{k=1}^{n_m} P(\mathcal{B}|\mathbf{M}_k)}$ the weight of the member \mathbf{M}_i which represents the likelihood of having had the observation with member \mathbf{M}_i and which is therefore higher for the members that are closest to the observations.

It is commonly assumed that the n_{obs} observations b_j of \mathcal{B} are independent [ASCHWANDEN & BRINKERHOFF, 2022; NIAS et al., 2023] and the distribution of $P(b_j|\mathbf{M}_i)$ is gaussian [NIAS et al., 2023] leading to :

$$P(\mathcal{B}|\mathbf{M}_i) = P\left(\bigcap_{j=1}^{n_{obs}} b_j|\mathbf{M}_i\right) \quad (\text{VI.11})$$

$$= \prod_{j=1}^{n_{obs}} P(b_j|\mathbf{M}_i) \quad (\text{VI.12})$$

$$= \prod_{j=1}^{n_{obs}} A \exp\left[-\frac{(b_j - H_j(\mathbf{M}_i))^2}{2\sigma^2}\right] \quad (\text{VI.13})$$

$$= A \exp\left[-\sum_{j=1}^{n_{obs}} \frac{(b_j - H_j(\mathbf{M}_i))^2}{2\sigma^2}\right] \quad (\text{VI.14})$$

$$= A \exp\left[-\frac{n_{obs}}{2} \cdot \frac{RMSE_i^2}{\sigma^2}\right] \quad (\text{VI.15})$$

and

$$w_i = \frac{\exp\left[-\frac{n_{obs}}{2} \cdot \frac{RMSE_i^2}{\sigma^2}\right]}{\sum_{k=1}^{n_m} \exp\left[-\frac{n_{obs}}{2} \cdot \frac{RMSE_k^2}{\sigma^2}\right]} \quad (\text{VI.16})$$

where $H(\mathbf{M}_i)$ is the measurement operator corresponding to $Q_{m,i}$ in Eq. VI.8, which projects the state of the model onto observation b_j , and σ is the standard deviation of the observation error.

In our study, Equation VI.15 presents two primary limitations. First, due to the substantial volume of data at hand, we encounter a challenge similar to particle filters framework, which tend to retain only one member, leading to overfitting [LEEUWEN, 2010]. To overcome this issue, a considerable number of ensemble members comparable to the number of observations is necessary. However, achieving such a large ensemble size proves impractical in this case, as the number of observations exceeds four million, even with a surrogate model as proposed in ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022]. Secondly, the assumption of independent observations is difficult to justify, given the strong temporal and spatial correlations of velocities and surface elevations. Higher values observed at one grid point or time step are likely to be similarly high at adjacent locations or subsequent time steps.

To address the challenge of spatial and temporal correlation, we use a performance metric approach, which uses a metric to evaluate the distance between the observed and modeled fields, effectively treating the multiple observations as a single observation [POLLARD et al., 2016; BONDZIO et al., 2018; ALBRECHT et al., 2020]. This method substantially diminishes the influence of observations, thereby mitigating the risk of overfitting while potentially introducing underfitting, as previously identified by WERNECKE et al. [2020]. This performance metric is applicable across various model outputs, encompassing velocity, surface elevation, ice discharge, and cumulative ice discharge. Furthermore, it can be computed for each sub-basin (UI-N, UI-C, UI-S, and UI-SS, as illustrated in Figure VI.1), and potentially, for distinct sub-periods (as detailed below). Consequently, we establish the weights through the following procedure :

$$w_i = \frac{\prod_{s=1}^{n_s} f(RMSE_{i,s}, \sigma)}{\sum_{j=1}^N \prod_{s=1}^{n_s} f(RMSE_{k,s}, \sigma)} \quad (\text{VI.17})$$

with $f(RMSE, \sigma)$ a probability density (e.g., gaussian gives $f(RMSE) = \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{RMSE^2}{\sigma^2}\right]$) which depends of the parameter σ and n_s the number of different RMSEs used (i.e., the product of the number of outputs used, the number of sub-basins and the number of sub-periods), which must be independent (e.g., an RMSE on UI-N is quasi-independent of the RMSE on UI-C).

$$w_i = \frac{\prod_{s=1}^{n_s} f(RMSE_{i,s}, \sigma)}{\sum_{j=1}^N \prod_{s=1}^{n_s} f(RMSE_{k,s}, \sigma)} \quad (\text{VI.18})$$

In this equation, n_s denotes the count of distinct RMSE values utilised (i.e., the product of the number of output variables employed, the number of sub-basins, and the number of sub-periods) which have to be independent (e.g., the RMSE associated with UI-N should be largely independent of the RMSE associated with UI-C). $f(RMSE, \sigma)$ represents a probability density function (e.g., Gaussian, denoted as $f(RMSE, \sigma) = \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{RMSE^2}{\sigma^2}\right]$), which depends on the parameter σ . This parameter σ encapsulates the discrepancy variance, representing a composite of both observational and structural model errors. This variance characterizes the disparity between the model, optimized for the best parameter set, and real-world observations [NIAS et al., 2019; EDWARDS et al., 2019; MURPHY et al., 2009]. However, accurately quantifying structural error remains a persistent challenge, often necessitating retrospective estimation. To mitigate this limitation, we adopt an assumption that leverages the distribution of RMSE values to estimate σ . Specifically, the minimum RMSE value serves as the lower bound for potential σ values, encompassing both model and data errors. Remarkably, this minimum RMSE corresponds to the configuration with the least structural error concerning the observed data. This assumption aligns with the weighting methodology utilized in previous studies, such as POLLARD et al., 2016 and ALBRECHT et al., 2020, where the median is employed as an estimate for σ .

2.2.3.c. Evaluation of calibration choices

In order to evaluate the calibration's effectiveness, a cross-validation procedure is carried out. This process entails calibrating the ensemble using data from three out of the four sub-basins, and subsequently employing the ensemble-based metrics previously defined (CRPS, MAE, and STD) to appraise the performance of the posterior ensemble with respect to the fourth sub-basin. These metrics are normalised with metrics obtained with the prior ensemble, wherein a value exceeding 1 signifies inferior performance of the posterior ensemble in contrast to the prior ensemble (Hpr), whereas a value less than 1 signifies enhanced performance.

The evaluation encompasses four distinct weighting approaches :

- i. Full-period weighting

- ii. Sub-period weighting
- iii. Param weighting
- iv. SSP weighting

In the context of Full-period weighting, which employs Eq. VI.18, several assumptions are examined :

- i. The selection of probability density : Gaussian, following NIAS et al., 2023, or Student's-t, as in ASCHWANDEN & BRINKERHOFF, 2022.
- ii. The choice of σ estimate : minimum, mean, or median of the RMSE distribution.
- iii. The choice of data source : surface elevations, surface velocities, ice discharge, or cumulative ice discharge.

Full-period weighting

In the case of full-period weighting, the weighting of ensemble members depends on their ability to, on average, replicate the temporal evolution of various sub-basins throughout the entire period from 1985 to 2019. To determine the final weight, we compute the RMSE for each sub-basin over the entire observation period and then apply Equation VI.18 to combine these RMSEs.

Sub-period weighting

In the case of sub-period weighting, the weighting of ensemble members depends on their ability to, on average, replicate the temporal evolution of different sub-basins across various sub-periods, such as the pre-retreat, retreat, and post-retreat periods. To accomplish this, distinct RMSE values are calculated for each combination of sub-basin and sub-period. For instance, for UI-N, RMSEs are computed for the periods 1985-2004, 2004-2010, and 2010-2019, while for UI-C, RMSEs are determined for the periods 1985-2009, 2009-2015, and 2015-2019 (see evolution of front on figure VI.1). Conversely, for sub-basins UI-S and UI-SS, RMSEs are assessed over the entire period. To determine the final weight, we apply Equation VI.18 to combine all these RMSEs. Similar to the full-period weighting approach, the assessment of the posterior ensemble through cross-validation employs ensemble metrics spanning the entire period from 1985 to 2019.

f_{param} weighting

In the case of f_{param} weighting, the weighting of ensemble members depends on the presence or the absence of the parameterisation of the sub-hydrology effect on friction (Éq. VI.3). We then give a weight of $w_i = w$ for members with parameterisation ($f_{param} = \text{True}$) and a weight $w_i = (1 - w)$ for members without parameterisation ($f_{param} = \text{False}$) and test different values of w (0.6, 0.7, 0.8, 0.9 and 1). Then we evaluate the performance of this ensemble with the CRPS, MAE, and STD.

This alternative weighting approach was investigated based on insights from a previous study, which demonstrated that the model's ability to reproduce observation data improved significantly when accounting for the reduction in friction near the front. This also allows us to see the effect of our parameterisation in terms of the predicted future sea level rise contribution of Upernavik Isstrøm.

SSP weighting

Moreover, an exploration was conducted to investigate the potential of assigning weights to ensemble members based on an alternative hypothesis in our dataset, specifically the choice of SSPs. Recent evidence suggests that each SSP is not equally likely to occur in the future, with higher probabilities associated with scenarios projected to reach 2 to 3.5°C of warming by 2100 [INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC), 2022; HAUSFATHER & PETERS, 2020; HAUSFATHER & MOORE, 2022; JR et al., 2022; RAFTERY et al., 2017]. Drawing from the survey results presented in TOLLEFSON [2021], we propose allocating probabilities of 1/10, 6/10, and 3/10 to SSP5-8.5 (representing more than or equal to 4°C of warming), SSP2-4.5 (indicative of warming between 2.5°C and 3.5°C), and SSP1-2.6 (corresponding to warming below or equal to 2°C), respectively. This weighting approach reflects the challenges associated with achieving SSP5-8.5 under current policies [INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC), 2022], which leads us to give more weight to SSP2-4.5. Similarly, SSP1-2.6 is deemed improbable due to the limited extent of CO2 emission reductions to date [RAFTERY et al., 2017]. However, it is important to acknowledge that these weights are approximate estimates and should not be taken at face value. By construction, this weighting has no effect on the Hpr, and its performance in terms of CRPS, MAE, and STD is not evaluated.

2.3. Results

To comprehensively assess the future sea-level rise contribution of Upernavik Isstr om, we have organized this results section into four key subsections. Initially, we project the ensemble into the future after using the initialisation method established in Jager et al. (currently under review in JOG). This investigation sets the stage for determining a reference sea-level rise contribution and understanding the components of Upernavik Isstr om's mass loss, with a particular focus on ice discharge and surface mass balance. It also highlights disparities between the Predicted prior Ensemble and the Control prior Ensemble. Subsequently, we dissect uncertainty within the Predicted prior Ensemble, looking at the importance of different sources of uncertainty such as Shared Socioeconomic Pathways (SSP), Atmosphere-Ocean General Circulation Models (AOGCM), Regional Climate Models (RCM), frontal sensitivity ($front_s$), and the Ice Sheet Model (ISM). This analysis underscores the potential of ISM calibration to reduce overall uncertainty effectively. We then explore the sensitivity of our Bayesian calibration methodology, assessing the conditions under which it enhances ensemble performance and its impact on the selection of six ISM parameters (λ_{reg} , OBS_{inv} , f_{law} , f_{param} , m , and E). Lastly, we evaluate the Historical posterior Ensemble and the Predicted posterior Ensemble against the Historical prior Ensemble and the Predicted prior Ensemble to ascertain whether Bayesian calibration successfully mitigates uncertainty in Upernavik Isstr om's projected sea-level rise contribution.

2.3.1. Prior ensemble

In figure VI.2, the ice mass change is depicted relative to 2015 for observations, for the historical prior set (Hpr), for the predicted prior set (Ppr) and for the control prior set (Cpr).

During the historical period spanning from 1985 to 2019, the Historical prior Ensemble (Hpr) yields a median mass loss of 200 Gt, ranging from 100 to 250 Gt (95% confidence interval). The Hpr

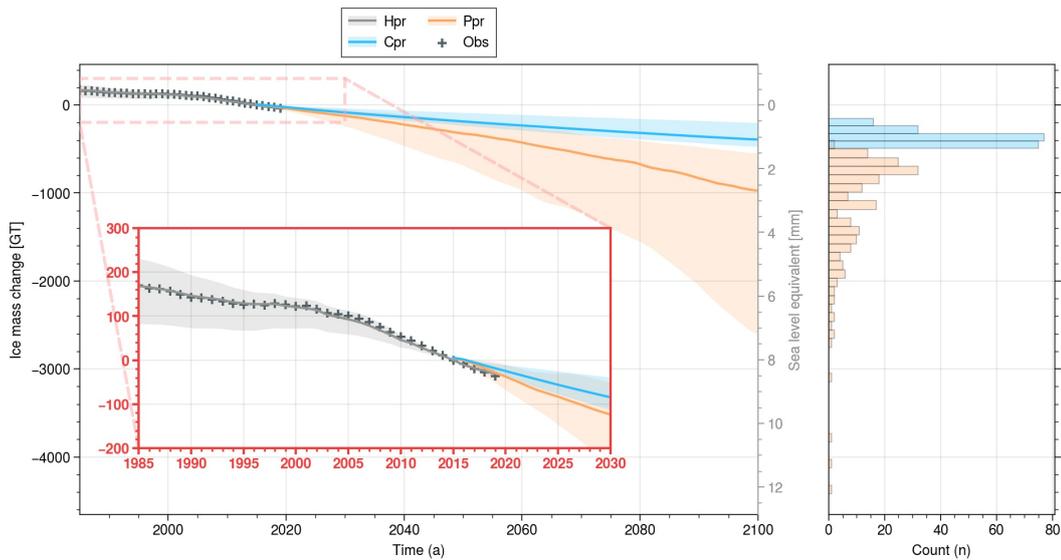


FIGURE VI.2 – UI ice mass change relative to 2015 for Hpr (grey), Ppr (orange) and Cpr (blue). For each ensemble, the mean is represented in solid line and the shading include 95% of the ensemble members. Observations of the 1985-2019 period are represented by +. The red box shows a zoom to 1985-2050 period.

median reproduces very faithfully the observations. This result confirm the ability of the methodology established in Jager et al. (currently under review in JOG) to reproduce past observations.

By 2015, the UI had already contributed by 0.47 [0.23, 0.64] mm to sea level rise (SLR) since 1985, and the mass loss of Cpr and Ppr is projected to add an additional 1.1 [0.6, 1.3] mm and 2.7 [1.5, 7.2] mm, respectively, by 2100. Notably, the most extreme values of the Ppr indicate a contribution to SLR exceeding 10 mm, while the majority of Ppr values range from 1 to 3.5 mm. It is worth noting that the distribution's tail for values above this interval is wider than for values below. Finally, the difference between Ppr and Cpr, i.e., the loss of mass due to future warming, gives us an additional contribution to SLR of 1.7 [0.7-6.3] mm.

The SMB and the ice discharge have two opposite trends at the end of the century (figure VI.3). Until the 2090s, some members following the SSP5-8.5 see their discharge increasing sharply, reaching high values of 60 Gt/a, but with a sharp decrease between 2090 and 2100. We attribute this late period decrease to the fact that 2 of the 3 marine-terminated glaciers of the UI catchment become land-terminated from this point onwards for members with large retreat forcings. On the other hand, the median SMB remains close to current levels at around 6 Gt/a (mass gain) until the 2050s, before falling slowly to around 3 Gt/a. In 2050, members forced by SSP5-8.5 start to have a negative SMB, which becomes permanently negative from 2070 onwards. Looking at the discharge and SMB of Cpr, it can be seen that UI has still not reached an equilibrium in 2100, with a discharge of 13 [11.1,13.9] Gt/a, while the SMB is 9 Gt/a, resulting in a negative mass balance.

2.3.2. Sensitivity analysis

Figure VI.5 depicts the evolution from 2015 to 2100 of the sensitivity indices computed with the Predicted prior Ensemble (Ppr), for the ice mass, the ice mass change and the cumulative SMB and ice discharge. Sensitivity to ice mass loss is equivalent to the sensitivity of UI's contribution to SLR. To make things simpler, we sum all the indices influencing the ISM (f_{law} , f_{param} , m , E ,

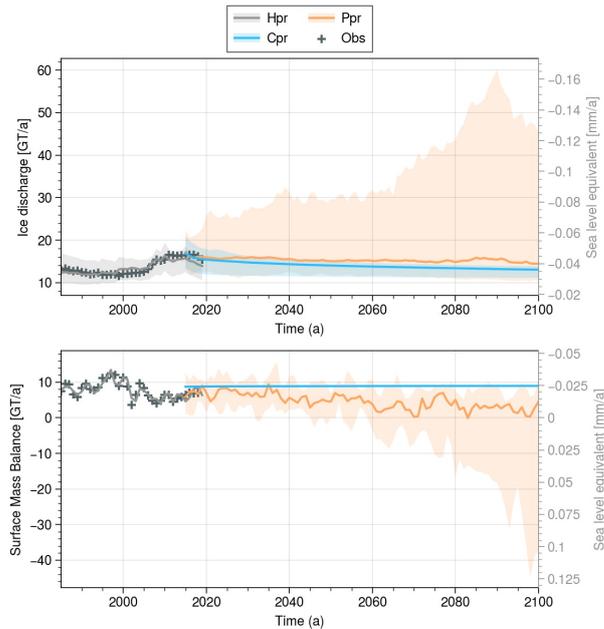


FIGURE VI.3 – UI ice discharge and SMB over the period 1985-2100 for the historical (grey), the predicted (orange) and the committed mass loss (blue) ensemble simulations. For each ensemble, the mean is represented in solid line and the shading include 95% of the ensemble members. Observation from MOUGINOT et al. [2019] of the 1985-2019 period are represented by +. The red box shows a zoom to 1985-2050 period.

λ_{reg} , OBS_{inv}) and compare them with the indices associated with the SSP, AOGCM, RCM, and front parameterisation. Neglecting the sensitivity indices of the parameter combinations leads to an underestimation of the impact of the dynamics, since part of its influence comes from the parameter combinations.

The sensitivity indices provided in the figure are presented in their non-normalized form. It should be emphasized that a sum of sensitivity indices less than 1 means a substantial impact of specific parameter combinations, e.g. the fact that the influence of the combination of emission scenario and front sensitivity is stronger than the sum of the influences of each, due to non-linearities. On the contrary, a sum greater than 1 implies interdependencies between input parameters, e.g. the fact that SSP, AOGCM and RCM are not independent in our case.

As expected, in 2015 the initial volume is independent of the choice of SSP, RCM, AOGCM and front_s (Figure VI.5a) and the sum of the ISMs sensitivity indices is equal to 0.65. The value being smaller than 1 is attributed to the interactions between various ISM parameters. The influence of the ISM only diminishes as we move away from this initial state, with the influence of the other sources increasing with very different characteristics.

By 2040, the RCM exhibits the most significant increase in influence on the volume, with a sensitivity index of 0.3, equal to that of the ISM (Figure VI.5a). Subsequently, from 2040 to 2075, the sensitivity indices associated to RCM and ISM gradually decreases to 0.2. During this period, the influence of the AOGCM diminishes from 0.1 to 0. Conversely, the sensitivity index associated with the front parameterisation experiences the most pronounced increase, rising from 0.1 in 2040 to 0.3 in 2075.

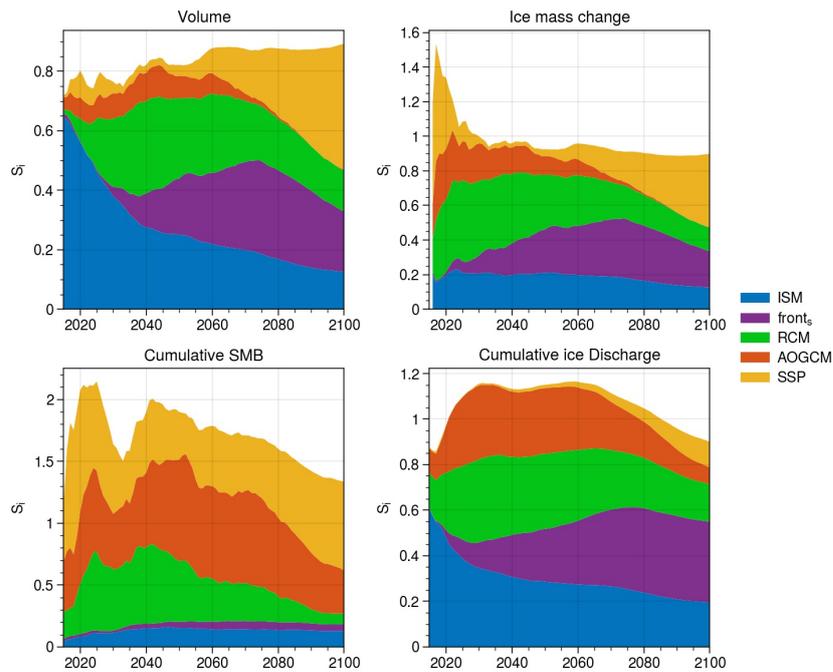


FIGURE VI.4 – Sensitivity indices for the five sources of uncertainty of Ppr (the dynamics, the front parameterisation, the RCM, the AOGCM and the SSP) for the volume (a), the ice mass change relative to 2015 (b), the cumulative SMB since 2015 (c) and the cumulative ice discharge since 2015 (d).

Beyond 2075, the sensitivity indices of the ISM on the volume, front parameterisation, and RCM gradually decline until they reach 0.1, 0.2, and 0.1, respectively (Figure VI.5a). Meanwhile, the impact of the SSP starts to emerge, becoming non-negligible in the 2050s and significantly accelerating from 2070 onwards. By 2100, the SSP becomes the most influential parameter, with a sensitivity index of 0.45. Throughout this period, the influence of the AOGCM remains at zero.

For the ice mass change in the year 2100, the impact of the parameters exhibits similarities to their influence on total volume, contrasting with cumulative SMB and cumulative ice discharge (refer to Figure Figure VI.5b,c,d). Specifically, for total mass loss, the influence of the SSP is substantial (0.4), while the front parameterisation (0.2), the RCM (0.1), and the ISM (0.15) also exhibit discernible but lesser effects. In contrast, the AOGCM demonstrates no discernible influence on total mass loss.

As anticipated, the cumulative ice discharge is primarily influenced by the ISM parameters and the front parameterisation front_s, which demonstrate the most pronounced impact. Additionally, the roles played by the SSP, AOGCM, and RCM are not negligible. The combined sensitivity indices of ISM and front_s exhibit a peak value of 0.6 by 2075 and 0.55 by 2100. This heightened influence is also reflected in ice mass loss, with a peak sensitivity indices sum of 0.5 in 2075. In contrast, the sensitivity indices of SSP, AOGCM, and RCM peak at 0.65 in 2030 and gradually decrease to 0.35 towards the later stages.

Conversely, the cumulative SMB demonstrates strong sensitivity almost exclusively to the SSP, AOGCM, and RCM, with their sensitivity indices reaching approximately 2 at the maximum and 1.1 towards the end of the analysis period. For the ISM and front_s, their influence on cumulative SMB remains limited, with sensitivity indices not exceeding 0.2 (maximum 0.15 for dynamics and 0.05 for front parameterisation), owing to feedback interactions with elevation and ice-covered area.

Significant changes in the influence of the SSP emerge since 2050, notably impacting the cumulative ice discharge, the total mass loss, the volume and the cumulative SMB. Except for the cumulative SMB, the SSP influence is almost zero before 2050, before becoming the most important parameter after 2090 for both the total mass loss, the volume, and the cumulative SMB.

The influence of the AOGCM demonstrates an intriguing trend. From 2050 to 2080, the AOGCM's impact gradually decreases until it reaches zero for ice volume and ice mass change. Concurrently, its effect on cumulative SMB and cumulative ice discharge also diminishes, though it never reaches zero. This intriguing behavior is a result of an equilibrium phenomenon, where AOGCMs with the smallest surface mass balance gains correspond to those associated with the lowest ice discharge losses.

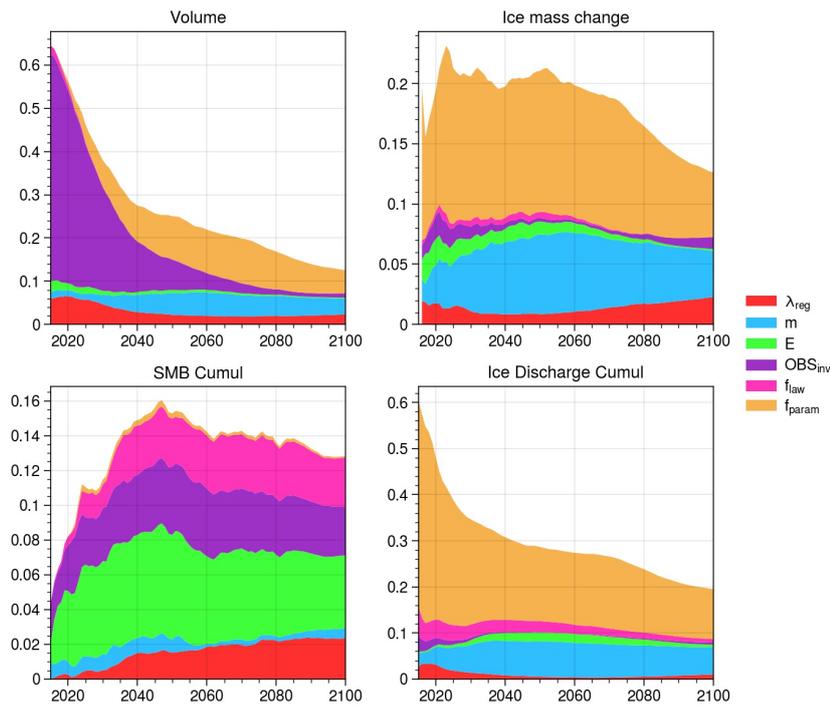


FIGURE VI.5 – Sensitivity indices for the six ISM parameters of Ppr (λ_{reg} , m , E , OBS_{inv} , f_{law} , f_{param}) for the volume (a), the ice mass change relative to 2015 (b), the cumulative SMB since 2015 (c) and the cumulative ice discharge since 2015 (d).

Concerning the sensitivity indices of the ISM parameters for volume, ice mass loss, cumulative SMB, and cumulative ice discharge, the friction parameterisation f_{param} exhibits the highest significance at the end of the analysis period. In 2100, its sensitivity index is 0.06 for volume, 0.05 for ice mass loss, and 0.1 for cumulative ice discharge, i.e., at least a third of the ISM total. Additionally, the observation used for the friction calibration OBS_{inv} has a substantial impact at the beginning, with a sensitivity index of 0.5 for volume. However, its influence gradually diminishes over time and becomes negligible by 2080 (less than 0.01). Lastly, the parameter m emerges as another significant factor in 2100 for dynamics, with a sensitivity index of 0.04 for volume, ice mass loss, and cumulative ice discharge.

2.3.3. Calibration

2.3.3.a. Validation

Figure VI.6 visually presents the normalized Continuous Rank Probability Score (CRPS) as a performance metric for distinct calibrated ensemble configurations. These configurations encompass Full-period weighting, Sub-period weighting, and f_{param} weighting approaches. The CRPS are computed for ice discharge, cumulative ice discharge, surface elevation, and surface velocity, providing a comprehensive view of the calibrated ensembles' performance across various datasets. In addition, it is important to note that similar figures illustrating the Mean Absolute Error of the ensemble mean (MAE, Eq. II.3) and the standard deviation of the ensemble (STD, Eq. II.6) are not included to avoid duplication. Moving beyond the graphical presentation, this section undertakes a thorough analysis of the calibrated ensemble's performance in relation to Hpr under different weightings. We begin by scrutinizing the full-period weighting approach, delving into how variations in probability density form, estimate used for σ , and data choice for the calibration. Subsequently, we evaluate the outcomes of sub-period weighting and f_{param} weighting methodologies.

In general, all the various calibrations result in notable improvements in the CRPS of the ensemble. This improvement is evident by the prevalence of blue shades (67%), indicating lower CRPS values, compared to red shades (33%), indicating higher CRPS values, and the presence of more dark blue shades than dark red shades. For all combinations, the STD is reduced by 20 [4,56]% for cumulative ice discharge, 18 [5,47]% for ice discharge, 10 [2,23]% for surface elevation, and 17 [2,34]% for velocity. Furthermore, the MAE is also reduced overall, with a decrease observed in 70% of the cases.

Notably, significant differences are observed between the CRPS of the different sub-basins : for the cumulative ice discharge and ice discharge, the CRPS rarely increases for UI-S and UI-SS, while the opposite is true for UI-N and UI-C. This disparity corresponds to lower CRPS values on cumulative ice discharge and ice discharge before calibration. For UI-S and UI-SS, the CRPS before calibration on cumulative ice discharge is 0.07 Gt and 0.06 Gt, respectively, compared to 0.22 Gt and 0.43 Gt for UI-N and UI-C. Similarly, their CRPS on ice discharge is also lower, at 1.1 Gt/a and 0.8 Gt/a, compared to 1.7 Gt/a and 4.1 Gt/a for UI-N and UI-C, respectively. The regions where CRPS is lower before calibration correspond to areas where the front retreat was not brief, as seen in the case of UI-N and UI-C. This can be attributed to the fact that, due to the inversion process, and with no major change in dynamics as observed for UI-N and UI-C, all the members are already capable of reproducing the observed data, rendering the calibration process less impactful on the inversion ensemble in these cases.

Additionally, a disparity is observed in the response of different data types, with notably greater reductions or increases observed for global data, such as cumulative ice discharge and ice discharge, compared to spatio-temporal data, such as surface elevation and velocity. Furthermore, no significant patterns are discernible between sub-basins concerning these spatio-temporal data.

Influence of the data used

Among the Full-period weightings using different data, the calibration using RMSE of both surface velocity and surface elevation (ZSxV) demonstrates the highest robustness in reducing the CRPS for various observations. For the UI-N sub-basin, ZSxV significantly reduces CRPS for cumulative ice

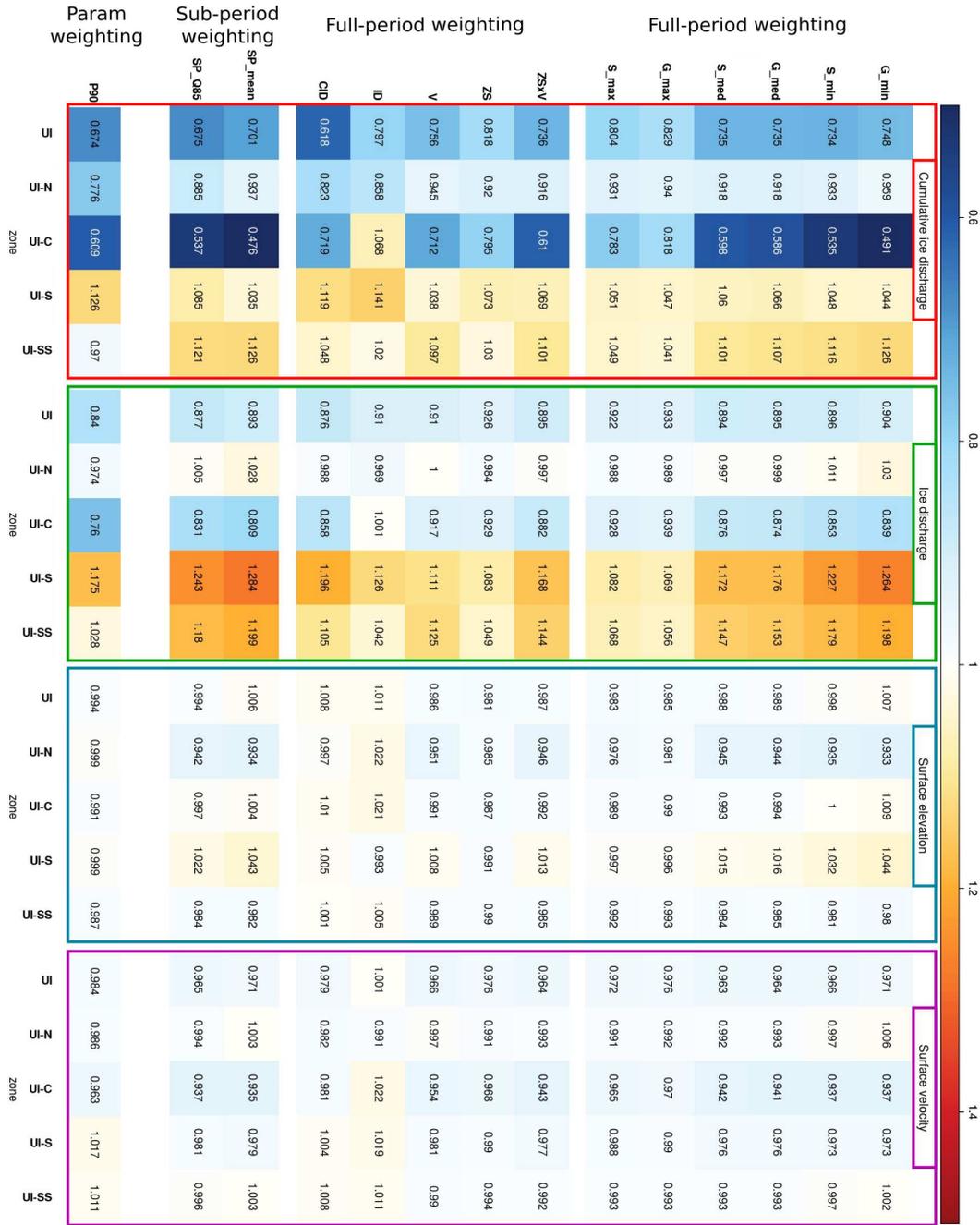


FIGURE VI.6 – Normalized CRPS on cumulative ice discharge (red), ice discharge (green), surface elevation (blue) and surface velocity (purple) for different calibrated ensemble : Full-period weighting (G_min : Gaussian distribution with $\sigma = \min(RMSEs)$; G_mean : Gaussian distribution with $\sigma = \text{mean}(RMSEs)$; G_med : Gaussian distribution with $\sigma = \text{median}(RMSEs)$; S_min : Student’s distribution with $\sigma = \min(RMSEs)$; S_mean : Student’s distribution with $\sigma = \text{mean}(RMSEs)$; S_med : Student’s distribution with $\sigma = \text{median}(RMSEs)$; ZSxV : calibration with RMSE on surface elevation and velocity; ZS : calibration with RMSE on surface elevation; V : calibration with RMSE on surface velocity), Sub-period weighting (SP_mean : $\sigma = \text{mean}(RMSEs)$; SP_Q75 : $\sigma = \text{quantile}_{0.75}(RMSEs)$), Param weighting (P100 : $w_i = 1$ if $f_{param}^i = True$, else $w_i = 0$; P90 : $w_i = 0.9$ if $f_{param}^i = True$, else $w_i = 0.1$; P80 : $w_i = 0.8$ if $f_{param}^i = True$, else $w_i = 0.2$). The “UI” line represents the calibration using data from all four sub-basins and is evaluated over the entire validation area. On the other hand, the “UI-N”, “UI-C”, “UI-S”, and “UI-SS” lines correspond to calibrations using data from the three other sub-basins, and they are evaluated over their respective sub-basins (Fig. VI.1).

discharge, ice discharge, surface elevation, and velocity by -8.4%, -0.3%, -5.4%, and -0.7%, respectively. Similarly, for the UI-C sub-basin, it leads to substantial reduction in CRPS for cumulative ice discharge, ice discharge, surface elevation, and velocity by -39%, -11.8%, -0.8%, and -5.7%, respectively. Additionally, ZSxV also contributes to reducing almost all the CRPS for surface elevation and velocity in the UI-S sub-basin by +1.3% and -2.3%, respectively, and in the UI-SS sub-basin by -1.5% and -0.8%. This is due to a reduction in MAE in the majority of cases (75%), as well by a reduction of -17 [-11, -25] % of the STD.

On the other hand, the cumulative ice discharge (CID) calibration enhances CRPS for the UI-N and UI-C sub-basins concerning cumulative ice discharge (-18% and -28%), ice discharge (-1% and -14%), and velocity (-2% and -2%), but does not yield significant improvements for surface elevation (+0% and +1%). However, for the UI-S and UI-SS sub-basins, cumulative ice discharge calibration results in increased CRPS values (88 % of the cases). These observed increases are likely indicative of overfitting, as evidenced by a reduction in the MAE in most cases and the STD in all cases.

In the case of the ice discharge (ID) calibration, it primarily improves CRPS for ice discharge itself but does not have a considerable impact on other observations, such as cumulative ice discharge, surface elevation, and velocity. For most instances, this improvement is accompanied by an increase in MAE, suggesting that the ice discharge calibration may not effectively identify the “best” members due to the presence of noisy or imprecise data.

Lastly, applying a weighting system based on surface elevation (ZS) or velocity (V) leads to improved CRPS for each type of observation on the UI-N and UI-C sub-basins, including cumulative ice discharge, ice discharge, surface elevation, and velocity. However, the degree of improvement is less pronounced compared to the weighting with the combined use of both variables (ZSxV), e.g., -29% and -20% for ZS and V calibrations for cumulative ice discharge CRPS on UI-C, as opposed to -39% for ZSxV. Notably, there is a reduction in MAE, primarily for surface elevation and velocity observations, and STD, though not as significant as when employing the combined data. Consequently, relying solely on velocity or surface elevation (ZS) for calibration assignment appears to result in an under-utilisation of data.

Influence of the form of the probability density on ZSxV

To assess the sensitivity of the calibration to the choice of probability density functions, we explore two distinct distributions : Gaussian (G) and Student’s (S). These distributions are combined with three different estimates for the parameter σ , which are based on the minimum (min), median (med), and maximum (max) values within the ensemble of RMSEs. In Figure VI.6, the first letter (G or S) denotes the distribution type, while the second part signifies the specific σ estimate employed.

Among the six different distribution shapes (G_min, G_max, G_med, S_min, S_max, S_med) used for calibration, the utilisation of the Student distribution leads to marginally lower CRPS compared to its Gaussian counterpart across all variables and basins, with an average reduction of -1.6% compared to -1.3%. In most cases, employing the Student’s distribution for weighting exhibits lower reduction for STD (-14% against -15% in average) but lower increase of MAE (+0.18% against +0.42% in average). However, based on these results, it remains inconclusive whether weighting using a Gaussian

distribution yields a poorer CRPS because it is less close to observations with the MAE, or whether it is due to being too confident with the STD, i.e., too low a sharpness.

Similarly, calibration using the median or the mean of RMSE as an estimate of σ demonstrates better CRPS in most cases compared to those using the minimum or maximum of RMSE as an estimate, which assigns respectively greater and lower weights to members that fit the data best. Thus, it leads to an average CRPS reduction of -1.8% for the median, versus -1.0% for the minimum and -1.2% for the maximum. Weighting with the maximum leads to a reduction in the Mean Absolute Error (MAE) by an average of -0.69%, whereas using the minimum and median weights results in an increase of +1.2% and +0.43%, respectively. However, when considering the STD, the values of the min-estimate are consistently lower, with reductions of -23% on average for the minimum compared to -15% and -6% for the median and maximum. Therefore, the relatively modest reduction in CRPS with the minimum estimate can be attributed to its overconfident nature, whereas the limited reduction in CRPS with the maximum estimate is indicative of its underconfident nature. The median RMSE estimate for σ appears to strike the best balance, with additional tests indicating that using the mean as an estimate of σ yields results similar to those obtained with the median.

Use of sub-periods

The Sub-period weighting SP_mean, using the following characteristics : Student's distribution, mean of RMSEs for the estimate of σ , and utilisation of surface elevation and velocity data (ZSxV) ; does not yield improvements in the CRPS for ice discharge, surface elevation, and velocity (+8%, -0.9%, and -2% respectively, against an average of +4.6%, -1.6%, and -2.4%). However, a reduction in CRPS is observed for cumulative ice discharge (-10.6% against an average of -7.7%). Despite this, SP_mean leads to a decrease in the MAE of the mean in 69% of the cases and a significant decrease in STD for these variables (-26% against an average of -14%). These findings indicate that the SP_mean weighting may be overconfident, as it excessively reduces the model's uncertainty.

To address the issue of overconfidence, alternative proxies for σ were tested. It was found that using the 75th percentile (SP_Q75) of the RMSE distribution as a estimate for σ resulted in better CRPS values for ice discharge, surface elevation, and velocity (+6.5%, -1.4%, -2.3% respectively, compared to +8%, -0.9%, and -2% for SP_mean previously). However, the CRPS for cumulative ice discharge becomes worse and closer to S_med (-9.3% versus -10.6% for SP_mean previously). Consequently, we decided to analyze the results of this calibration choice as the Sub-period weighting.

The Param weighting

To evaluate the effectiveness of an ensemble that assigns greater significance to the parameterisation developed in Jager et al. (currently under review in JOG), we conducted an analysis of the f_{param} weighting's performance in terms of CRPS, MAE, and STD. This also enables us to assess whether the intricacies of the validation analysis conducted in the initial study, which encompassed elements such as initial state maps and the temporal evolution of velocity and surface elevation, can be effectively captured within the broader scope of this global analysis.

The CRPS analysis reveals that the f_{param} weighting outperforms both the Full-period and Sub-period weightings for cumulative ice discharge and ice discharge, achieving reductions of -1.6% and -13% for P90, respectively. In contrast, the SP_Q75 weighting shows CRPS changes of +5.5% and

-7.7% for cumulative ice discharge and ice discharge, while the S_med weighting yields CRPS changes of +4.6% and -7.7% for the same variables, on average. However, for surface elevation and velocity, the f_{param} weighting results in slightly lower CRPS reduction (-0.6% and -0.8% for P90) compared to the CRPS reduction of -1.6% and -2.2% for SP_Q75, and -1.6% and -2.4% for S_med on average.

Consistent patterns are observed for the MAE of the mean and the STD. For cumulative ice discharge and ice discharge, the P90 weighting yields lower MAE values (-2% and +1.6% for P90, respectively) compared to the SP_Q75 weighting (+4.8% and +7%). Similarly, the P90 weighting leads to lower STD values for cumulative ice discharge and ice discharge (-19.6% and -23.4%, respectively) in contrast to the SP_Q75 weighting (-19.1% and -21.4%). However, for surface elevation and velocity, the P90 weighting results in higher MAE values (-1.7% and -2.1%, respectively) compared to the SP_Q75 weighting (-3% and -5.3%). Similarly, the P90 weighting leads to higher STD values for surface elevation and velocity (-8.4% and -11.2%, respectively) in contrast to the SP_Q75 weighting (-10.6% and -19.6%).

2.3.3.b. Parameter selection

After examining the impacts of calibration on the ensemble's performance, we will proceed to investigate its implications on the selection of ISM parameters on the Historical, the Predicted and the Control posterior Ensembles (Hpo, Ppo and Cpo). Presented in Figure VI.7, the distribution of the six ISM parameters, λ_{reg} , OBS_{inv} , f_{param} , f_{law} , m , and E , is depicted both for prior and after calibration applying Full-period weighting and Sub-period weighting. For Full-period weighting, we adopt a Student's distribution with the median as the estimate of σ , along with the integration of the combination of velocity and surface elevation data (ZSxV). In the case of Sub-period weighting, we maintain these characteristics, except for the σ estimate, which is determined by the 75th percentile (SP_Q75) of the RMSE distribution.

The Full-period weighting method used shows a clear preference for members for whom friction initialisation was done with data from the 1990s and 2000s, as shown by the weights assigned. This preference is attributed to the comparatively lower RMSE values observed for these members. Conversely, members with inversions conducted in 2010 or 2017 necessitate extrapolation in regions where the ice front has retreated, thereby introducing additional uncertainties in their performance assessment. Consequently, these later inversions exhibit poorer performance in ice-free areas before the retreat due to the need for extrapolation. Notably, the influence of the inversion year diminishes considerably after the retreat of the ice front. The fact that we faithfully reproduce the data when the front retreats gives greater confidence in the results of our predictions, as the front tends to retreat.

The presence or absence of the f_{param} emerges as the second prominent factor influencing the distribution shift between the prior and posterior in the Full-period weighting process, subsequent to OBS_{inv} . This finding aligns with the findings of Jager et al. (currently under review in JOG), where we demonstrated the crucial role of this parameterisation in enabling the model to accurately reproduce data spanning the period from 1985 to 2020.

Regarding the regularisation weight of the cost function, λ_{reg} , the distribution tends to shift towards lower values. This implies that excessively high λ_{reg} values result in elevated RMSEs due to an overly smooth friction field. This result is noteworthy, as it suggests that solutions with less

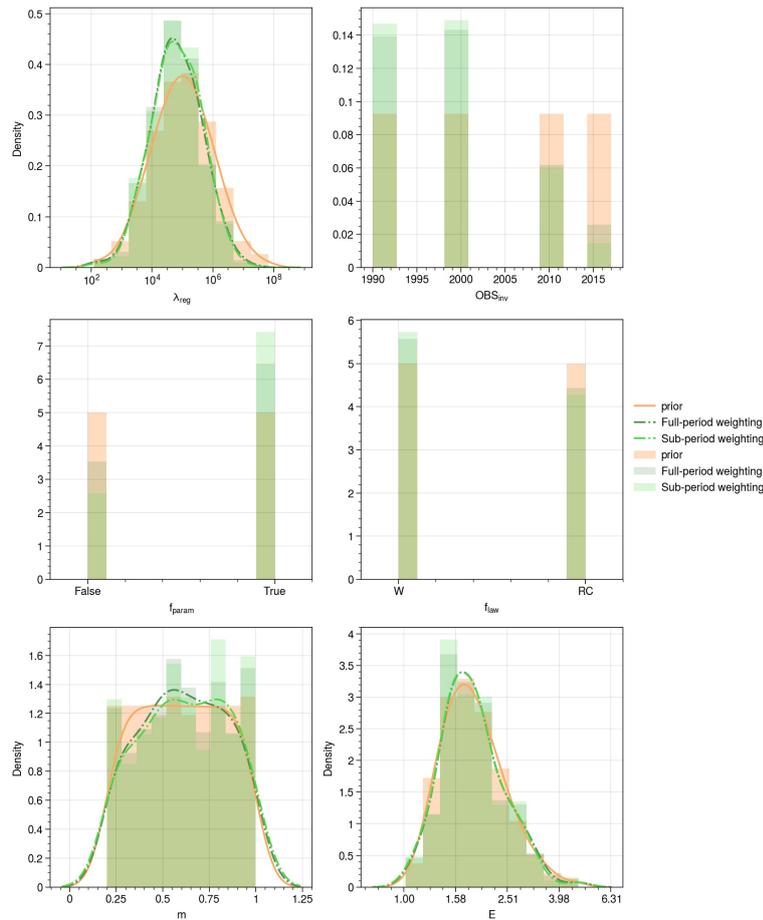


FIGURE VI.7 – Distribution of λ_{reg} , OBS_{inv} , f_{param} , f_{law} , m , and E for the prior ensembles (Hpr, Ppr and Cpr) and for the calibrated ensembles (Hpo, Ppo and Cpo) with Full-period and Sub-period weightings.

smoothness, potentially influenced by data noise, are not necessarily of inferior quality. This scenario is preferred over excessive regularization, highlighting the importance of striking a balance between regularization strength and model fidelity.

Regarding the parameters m , law , and E , there are no substantial trends in the difference between the prior and posterior distributions. However, for the parameter m , members with values exceeding 0.4 or approximately 0.25 exhibit higher weights, although this outcome could be attributed largely to the influence of λ_{reg} , OBS_{inv} , and f_{param} . Likewise, members characterized by an E value near 1.9 and $law = W$ demonstrate increased weights. In hindsight, our initial choice of distribution for these three parameters proves to be suitable due to the absence of significant changes observed in their posterior distributions.

In terms of Sub-period weighting (see Figure VI.7), the notable alteration is the amplification of the discrepancy in f_{param} selection. Specifically, the posterior probability rises from 6.4 to 7.4, indicating a greater likelihood for parameterised members to accurately replicate distinct periods. These findings provide further validation and support for the outcomes reported in Jager et al. (currently under review in JOG).

2.3.4. Posterior ensemble

Figure VI.8 illustrates the ice mass change relative to 2015 for various ensemble configurations and weightings. The depicted ensembles encompass observations (Obs), the historical prior Ensemble (Hpr), the Predicted prior Ensemble (Ppr), the Historical posterior Ensemble (Hpo), and the Predicted posterior Ensemble (Ppo). These posterior ensembles (Hpo and Ppo) are calibrated under different weightings, including the Full-period weighting, f_{param} weighting, Sub-period weighting, and SSP weighting. For Full-period weighting, we adopt a Student's distribution with the median as the estimate of σ , along with the integration of a combination of velocity and surface elevation data (ZSxV). In the case of Sub-period weighting, we maintain these characteristics, except for the σ estimate, which is determined by the 75th percentile (SP_Q75) of the RMSE distribution. Additionally, Figure VI.9 presents a similar representation for the combined Sub-period and SSP weightings, achieved by multiplying the weights of these two weightings.

Throughout the historical period, weightings based on ISM performance over the period 1985-2019, as the Full-period, f_{param} , and sub-period weightings, has considerably narrowed the mass loss distribution around the observations (Figure VI.8). This narrowing of the distribution is particularly pronounced for f_{param} weighting (-51% of the 95% confidence interval in 1985) and sub-period weighting (-61%), surpassing that achieved by Full-period weighting (-32%). For f_{param} weighting, the notable reduction in uncertainty mainly arises from adjusting the weights assigned to members with the greatest mass loss, rather than to members with the lowest mass loss. Conversely, the opposite trend is observed for the other two weighting methods. This second pattern is attributed to the selection of members based on the year of inversion (see Figure VI.7), rather than the presence or absence of f_{param} parameterisation. Specifically, members initialised before the retreat and not employing f_{param} show lower mass losses, which are less consistent with the observed data. Sub-period weighting emerges as a compromise between the other two weighting approaches. It incorporates the more precise selection criterion of f_{param} weighting while retaining the inclusion of lower members, similar to the members using inversion data before the retreat.

The results of the mass loss analysis of the posterior control set (Cpo), are not shown in this section, but these results present similar trends to those observed over the historical period. In particular, the reduction in uncertainty is greater for the f_{param} weighting and sub-period weighting approaches. In these cases, the main impact is the exclusion of ensemble members characterized by the lowest mass loss, leading to projected contributions in 2100 of 0.83 to 1.31 and 0.83 to 1.25 mmSLE, respectively. This contrasts with the prior ensemble (Cpr), which ranges from 0.56 to 1.31 mmSLE. For the full-period weighting approach, the uncertainty reduction is more symmetrical, affecting the ensemble members with the highest and lowest mass loss, resulting in a range of 0.64 to 1.26 mmSLE.

Regarding the prediction for the year 2050 and 2100, both the Full-period weighting and sub-period weighting methods exhibit minimal changes in the posterior ensemble, as depicted in Figure VI.8. The median contribution of Upernavik Isstrøm to sea level rise by the end of the century remains unchanged at 2.7 mm, consistent with the earlier ensemble. However, notable revisions are observed in the 95% confidence interval, which has been adjusted upwards from [1.5-7.2] to [1.6-7.4] for both weighting. Similar revisions can be observed for the 25th and 75th percentiles. For the Full-period weighting, it ranges from 2 to 4.3 mm, while for the sub-period weighting it ranges from 2.1 to 4.4

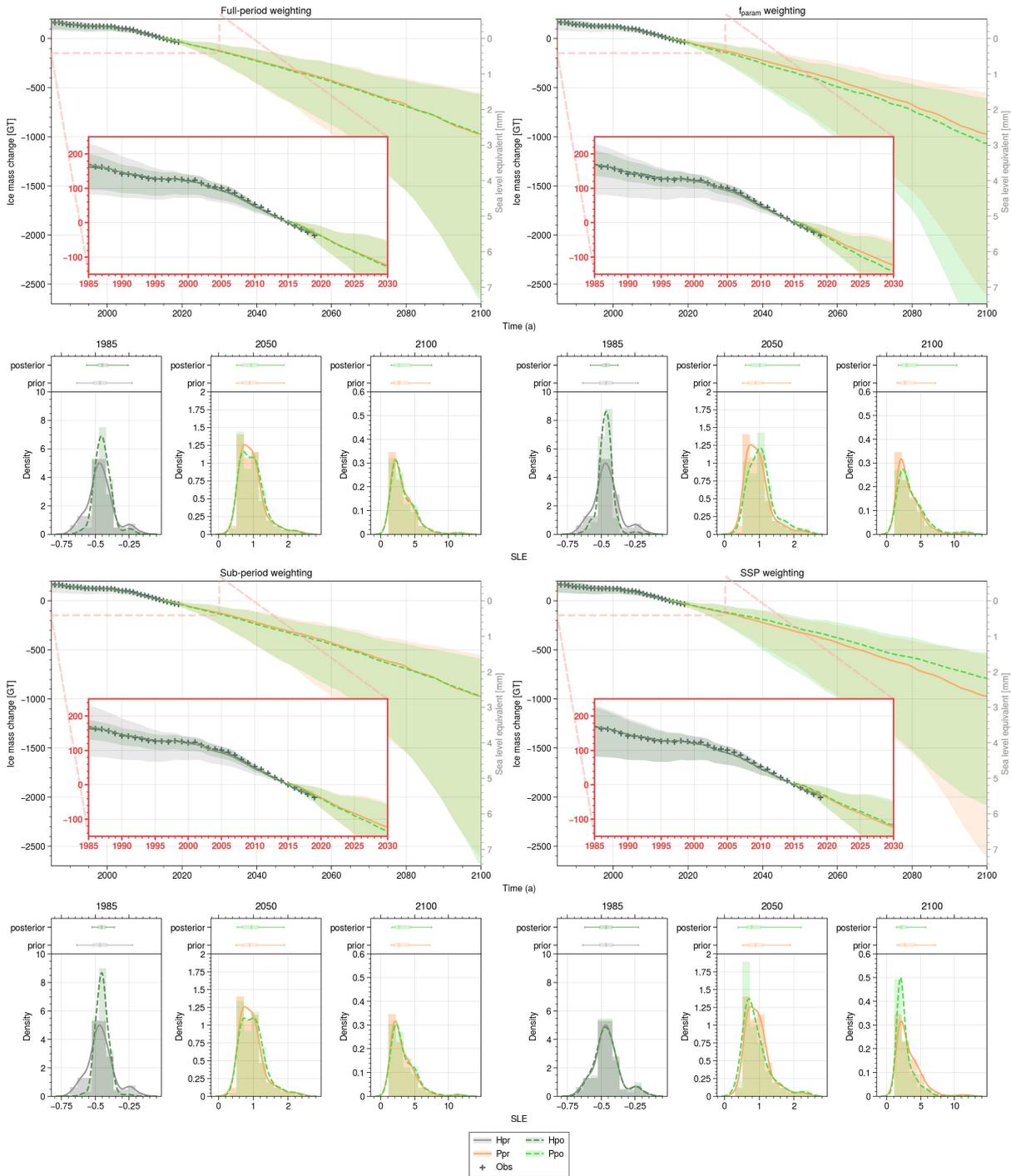


FIGURE VI.8 – Evolution of UI ice mass loss over the period 1985-2100 for the Hpr (grey), the Hpo (dark green), the Ppr (orange), and the Ppo (light green) prior for different weightings (Full-period weighting on top-left, Param weighting on top-right, Sub-period weighting on bottom-left, and SSP weighting on bottom-right). Each ensemble’s mean is represented by a solid line, and the shaded area encompasses 95% of ensemble members. Observations from the 1985-2019 period are indicated by the symbol +. The red box highlights a zoomed view of the period 1985-2050.

mm. In contrast, the prior ensemble had a [25th,75th] percentile range of 2.0 to 4.1. These distribution adjustments indicate a slight expansion of the confidence intervals, with increased consideration given to higher values. In the year 2050, both the Full-period weighting and Sub-period weighting methods result in an increase in the median estimate from 0.90 mm to 0.94 and 0.95 mm. The 95% confidence

interval shows a slight reduction, shifting from [0.52, 1.90] to [0.53, 1.86] and [0.57, 1.87]. Furthermore, the 25th and 75th percentiles shift from [0.70, 1.1] to [0.68, 1.13] and [0.70, 1.16].

In contrast, when using f_{param} weighting for weighting, significant changes are observed in the prediction of the posterior ensemble, leading to a larger projected loss of mass. The median SLR contribution in 2100 increases to 3.0 mm compared to 2.7 mm in the prior ensemble. Moreover, the 95% confidence interval expands significantly from [1.5-7.2] to [1.7-9.1], and the 50% interval widens from [2.0, 4.1] to [2.2, 4.4]. In the year 2050, the median contribution is also revised upwards from 0.90 mm to 1.02 mm. Similar patterns are observed for the 95% confidence interval, which shifts from [0.52, 1.90] to [0.60, 2.05], and the 50% one, which expands from [0.70, 1.1] to [0.77, 1.19].

The SSP weighting on the future projection has a very significant effect, reducing the median contribution of UI in 2100 from 2.7 mm to 2.2 mm. The 95% confidence interval is also revised downwards, from [1.5-7.2] to [1.5-5.7], as the 50% confidence interval, from [2.0,4.1] to [1.9,3.0]. In 2050, on the other hand, the range of the 95 % confidence interval becomes wider, going from [0.52-1.90] to [0.46-2.05], while the median is revised slightly downwards, from 0.90 to 0.79 mm.

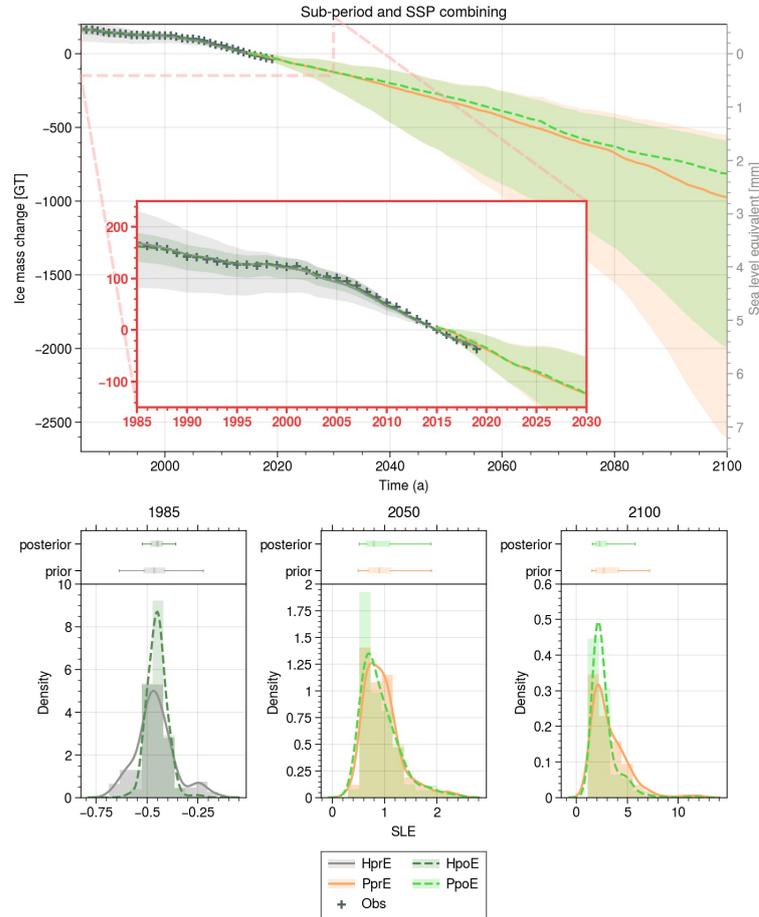


FIGURE VI.9 – Evolution of UI ice mass loss over the period 1985-2100 for the historical (grey), the predicted (orange) and the committed mass loss (blue) prior and posterior ensemble simulations (Weighting of SSP only on left, Weighting of SSP and mixing approach on right). For each ensemble, the mean is represented in solid line and the shading include 95% of the ensemble members. Observation from Mouginot and others (2019) of the 1985-2019 period are represented by +. The red box shows a zoom to 1985-2050 period.

Through the integration of dynamic performance-based weighting, specifically Sub-period weighting, with the existing SSP weighting (Figure VI.9), we are able to constrain the wider 95% interval in short-term predictions (2050). This combined approach results in a reduced interval of [0.53, 1.89], compared to the [0.46, 2.05] interval achieved by SSP weighting alone, and is slightly smaller than the prior interval of [0.52, 1.90]. Moreover, the combination leads to a slight upward shift in the median from 0.79 mm to 0.80 mm.

In the context of long-term predictions (2100), the combination with Sub-period weighting also results in an upward shift compared to SSP weighting alone. The 95% confidence interval shifts from [1.5, 5.7] to [1.6, 5.5], while the median experiences a slight increase from 2.18 mm to 2.25 mm.

By employing this weighting combination, we are able to capitalize on the long-term reduction achieved by SSP weighting, while simultaneously leveraging the uncertainty reduction facilitated by dynamic performance-based weighting in the short and medium term. Notably, dynamic performance-based weighting also contributes to the reduction of long-term uncertainty by excluding members that underestimate past mass loss and provide the lowest SLR contributions.

2.4. Discussion

2.4.1. Prior ensemble

The control run in the ISMIP context aims to address models' limitations in accurately replicating recent observed ice sheet changes due to artificial model drift, facilitating the evaluation of each projection's deviation from this drift [GOELZER et al., 2020; FETTWEIS et al., 2020; NOWICKI et al., 2020]. However, the control run represents the average state of the recent period, accounting for both model drift and climate change already experienced, such as a 0.5°C warming in 1990 compared to pre-industrial conditions [MASSON-DELMOTTE et al., 2021b]. Consequently, the results obtained by differentiating between a simulation with realistic forcing and a control simulation with constant forcing do not allow us to predict the future evolution of Sea Level Rise (SLR), as they do not take into account the mass loss already underway as a result of past global warming.

The initialisation method developed in Jager et al. (currently under review in JOG) effectively reproduces the past UI trend, negating the need for control run differentiation as practiced in the ISMIP6 framework. In our case, since we can successfully reproduce recent observations, the prediction (Ppr) offers a comprehensive SLR prediction encompassing this committed mass loss. Subtracting the control (Cpr) from the prediction from the prior ensemble (Ppr) would have underestimated UI's contribution to SLR by approximately 1 mm, almost 35% of the median value of Ppr. This implies also that stabilizing the forcing at present levels does not stabilize the ice sheet, which would continue to melt. However, it's important to note that in this study, we do not employ a constant forcing from the present day in the control experiment or "Cpr". Instead, we utilize a prescribed Surface Mass Balance (SMB) representative of the period between 1960 and 1990, along with a prescribed front characteristic of the year 2015. It's worth mentioning that using an SMB averaged over more recent years, such as those from the 2010 decade, would yield a higher estimate of melt for Cpr and consequently result in a even greater committed mass loss. Additionally, considering the current

climate conditions, it is more likely for the front to retreat than to advance, leading to increased discharge and more mass loss.

2.4.2. *Uncertainty of future prediction*

Our sensitivity study on the contribution of sea-level rise differs from previous studies [ASCHWANDEN et al., 2019; GOELZER et al., 2020; HILL et al., 2021] by incorporating the SSP into the parameters, rather than conducting separate analyses for each SSP. However, this approach is not unique and is similar to studies carried out for glaciers outside the Greenland and Antarctic ice sheets [MARZEION et al., 2020], as well as for global temperature and precipitation [HAWKINS & SUTTON, 2009]. As the SSP is included in our sensitivity analysis, in contrast to previous studies on the Greenland ice sheet up to at least 2100, such as GOELZER et al. [2020] and ASCHWANDEN et al. [2019], we have had to reassess the estimates of uncertainty associated with the SSP, the ISM, the RCM, and the AOGCM used in those studies. Herein, we delineate our approach to this reassessment process and demonstrate that these revised estimates yield results consistent with those obtained in our study.

Specifically, the ISMIP6 study highlights a substantial difference of approximately 58 mm of sea-level equivalent between the means of the RCP8.5 and RCP2.6 scenarios, with the combined uncertainty spanning 125 mm of sea-level equivalent, representing a variability of over 45%. Similarly, the variance between RCPs in ASCHWANDEN et al. [2019] accounts for nearly 35% of the overall uncertainty. In our study, which focuses on a single tidewater glacier in Greenland, we observe a comparable magnitude of uncertainty (40%). Notably, when examining the ISM, the uncertainty attributed to this factor is considerably lower in our study (15%) compared to ISMIP6 (35%). Conversely, the uncertainty associated with front parameterisation is higher in our study (20%) than in ISMIP6 (15%), because we are looking at uncertainty due to parametric differences in one model compared to different models in ISMIP6. The uncertainty of the RCM is not investigated in ISMIP6, preventing direct comparisons. Furthermore, our study reveals zero sensitivity of the AOGCM, in contrast to ISMIP6 where it accounts for almost 30% of the overall variability (36 mm of the 125 mm total uncertainty). This lack of influence can be attributed to a compensatory effect between ice discharge and surface mass balance, as explain with the figure VI.5. Finally, ROHMER et al. [2022] demonstrated that spatial resolution and front parameterisation were the two most influential parameters in the ISMIP6 framework, which notably does not account for RCM and SSP uncertainties. In this analysis, we have not factored in the uncertainty associated with spatial resolution within the global sensitivity assessment. However, we conducted mesh sensitivity tests during the historical period, increasing the resolution by factors of 2 and 4. These tests revealed that such modifications resulted in approximately a 30% alteration in local velocities at a given time, primarily driven by the high sensitivity to the front's resolution. Nevertheless, the overall mass loss across these varying meshes exhibited minimal variation, amounting to less than 5%. Indeed, at the front, one element more or less strongly changes the velocity field, but this is much less noticeable when we look at the total mass loss, which changes by 5 % between the simulations for the historical period. Regarding the significance of front retreat parameterisation, as highlighted by ROHMER et al. [2022], our study aligns with this observation, demonstrating its substantial influence. In fact, it emerges as the second most influential factor after SSP, which was not explored in the mentioned study.

Considering the constrained sensitivity of our study to the ISM, our calibration analysis reaffirms the limitation of reducing uncertainty solely through ISM calibration. Notably, our prior results indicate a considerable reduction in uncertainty compared to broader intercomparison studies like ISMIP6 when employing a single model. This discrepancy can be partly attributed to ISMIP6's more comprehensive consideration of structural uncertainties within the models. Additionally, the prior ensemble already demonstrates a high level of skill in reproducing past observations, as shown in Figure VI.2. However, it is important to acknowledge that all models must overcome this challenge before a future intercomparison study like ISMIP7, as suggested in ASCHWANDEN et al. [2021]. Once this hurdle has been successfully addressed by the dynamics modeling community, it will be essential to focus on reducing other sources of uncertainty. This task can be pursued concurrently with the initial task of improving dynamics modeling.

Our findings regarding the weighting of SSPs underscore the significant reduction in uncertainty, particularly for long-term predictions, that can be achieved through this approach. This opens up possibilities for similar studies aimed at assigning weights to other model assumptions, such as front parameterisation, the selection of RCMs, or AOGCMs. For short-term predictions, which are of great interest to some practitioners, it appears that the primary sources of uncertainty are associated with RCMs, AOGCMs, and front parameterisation. While there remains a substantial level of uncertainty associated with ice sheet dynamics, it appears that we are nearing the practical threshold for achievable reductions while maintaining the robustness of our results concerning these dynamic processes.

In the realm of RCMs, multiple studies have been conducted to compare these models with data obtained from the Greenland ice sheet [FETTWEIS et al., 2020 ; VERNON et al., 2013]. These comparative analyses serve to identify the biases inherent in different RCMs and guide efforts towards their correction in subsequent iterations. However, despite these endeavors, the various models continue to yield significantly divergent results, attributable in part to disparities in the underlying physics employed and the down-scaling techniques used. For example, in our previous study (Jager et al., currently under review in JOG), we demonstrated that members using RACMO, which employs a 1 km statistical down-scaling approach to the 5.5 km grid [NO EL et al., 2016], better reproduce past trends in surface elevation than the MAR model without statistical down-scaling [FETTWEIS et al., 2017]. One potential solution to address the disparities among RCMs is to incorporate multiple ensemble members from these models, accounting for their associated uncertainties. This presupposes that the RCMs themselves undertake uncertainty quantification to follow the bayesian approach proposed in ASCHWANDEN et al. [2021]. By doing so, it becomes possible to generate a range of forcing scenarios for both historical and future periods and evaluate their performance against past surface elevation observations. Efforts can also be directed towards reducing uncertainty by promoting convergence among different RCMs, contingent upon them duly accounting for their intrinsic uncertainties.

An assessment of AOGCMs for polar ice sheets was conducted within the ISMIP6 framework, with a focus on selecting models that exhibit good diversity [BARTHEL et al., 2020]. However, this evaluation was based on CMIP5 models. Notably, HadGEM2-ES, MIROC5, and NorESM1-M emerged as AOGCMs that performed well in representing the behavior of the Arctic, although they were not used in the present study. These results highlight the potential for future research and progress in assessing the performance of these AOGCMs, but require further investigation to effectively incorporate their weighting into ice sheet modeling frameworks.

In the context of front retreat parameterisation, despite its foundation in observational data, there remains significant room for reducing associated uncertainties. In our study, we have considered two sectors, the CW and NW, at three distinct sensitivity levels (low, medium, and high) to prevent unwarranted confidence in our findings. We compared the observed and parameterised retreat in these sectors over the historical period, with the CW sector demonstrating higher sensitivity, as indicated by its greater κ value for a given sensitivity level. Consequently, the high-level of sensitivity retreat in the CW sector resulted in a 6 km recession between 1985 and 2015, exceeding that observed in the UI-N by 0.3 km (Figure VI.1). In contrast, the UI-S branch exhibited the smallest retreat at 1.1 km, while the low-level of sensitivity from NW sector exhibited a retreat of 0.9 km. To improve the parameterisation, it will be necessary to take into account additional factors beyond currently considered runoff and far-field ocean temperature changes, which do not allow for the difference in ice dynamics between the different ice streams as shown here for Upernavik Isstrøm. Furthermore, given the significant influence of this front parameterisation, as revealed by the sensitivity analysis, it seems important for the scientific community to engage in further research aimed at improving this characterization of front retreat and introducing a more physics-based formulation of this parameterisation. Such efforts would require a comprehensive analysis of historical behavior, along the lines of previous studies [WOOD et al., 2021], followed by calibration efforts for an appropriate calving law [BONDZIO et al., 2018], and investigations into the complex interactions between ocean, atmosphere and outlet glaciers [SLATER et al., 2019].

Considering the substantial impact of the SSP on uncertainty, it would be valuable to conduct a more thorough examination of this uncertainty, particularly given that SSP2-4.5 and SSP1-2.6 exhibit similar outcomes in this study. Currently, many studies primarily focus on the SSP5-8.5 scenario, which yields striking results due to its high level of warming [HAUSFATHER & PETERS, 2020], and only a few include SSP1-2.6 or SSP2-4.5, as used in this study. However, considering the notable differences in results between SSP2-4.5 and SSP5-8.5, a more refined discretisation of future scenarios would provide a more comprehensive understanding of uncertainty in future sea-level rise projections. This will also help macro-studies such as MCKAY et al., 2022 to better identify at what level of warming the GrIS and AIS tipping points may be exceeded.

2.4.3. Calibration performance

To address the challenge of spatial and temporal correlation and its impact on model weighting, various approaches have been previously explored. We are discussing three examples here. The first approach involves the utilisation of aggregated data, such as volume and discharge changes, as it was used with a single global value in RITZ et al. [2015] for calibrating the future of Antarctic Ice sheet with the mean rate of change for each sub-basin. However, by using time-series, it does not effectively resolve the issue of temporal correlation as used in ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022] with the mass calibration. The second approach employs a performance metric, which can be interpreted as the distance between the observed and modeled fields, effectively treating multiple observations as a single observation (i.e., n_{obs} is then equal to one in Éq. VI.16). For example, in a different context focused on constraining a calving law, BONDZIO et al. [2018] proposed an approach to weight ensemble members using a metric that measures the distance between each member's front and the observed one. In other contexts of Antarctic Ice Sheet modeling, POLLARD

et al. [2016] and ALBRECHT et al. [2020] also proposed weighting methods based on a metric that measures the performance of each member. A third option is to use one observation for each mode (distinct group of ensemble members with similar characteristics) of the ensemble using principal component decomposition. In the domain of glaciology, WERNECKE et al. [2020] implemented the third approach by employing it in the context of the Amundsen Sea bay. The calibration process utilised two-dimensional satellite data reflecting surface elevation change. Notably, this investigation conducted a comparative analysis, by comparing this mode-based approach with both the first method (i.e., aggregated data approach) and an approach that kept all the information encapsulated in the field of view (Eq. VI.16). The study's results indicated that this mode-based approach succeeded in reducing uncertainty to a greater extent compared to the approach utilising aggregated data but not as effectively as an approach that harnessed the complete observation field. The study postulated that this second aspect could signify potential overconfidence in the retrieved parameter values or, conversely, a more efficient exploitation of the available information. However, it's worth noting that the study did not perform an evaluation of the calibrated ensemble's performance, leaving a distinction between these two possibilities uncharted.

The validation method employed in our study provided valuable insights into the calibration method, particularly regarding the risk of over-fitting. We found that the choice of probability density, both in terms of its formulation and the selection of a suitable estimate for its standard deviation σ , can rapidly lead to over-adjustment in the calibration process. Employing an excessively narrow distribution or favoring a Gaussian distribution instead of a Student distribution can result in over-fitting, where only a few high-performing members are selected, disregarding substantial amounts of important information. Consequently, the selection of the optimal calibration parameters is highly dependent on the specific case at hand, and it is possible that a larger ensemble size could yield different optimal parameters to mitigate over-fitting.

Regarding the selection of data, our analysis revealed a notable asymmetry between spatialized data, such as speeds and elevations, and global data, such as ice discharge and total mass loss. Specifically, when members were chosen based on their ability to accurately reproduce velocities and elevations, it resulted in an overall enhancement in the ensemble's performance for both spatialized data and global indicators like ice discharge and mass loss. However, the converse was not observed to hold true. This discrepancy can be attributed to potential compensatory effects, wherein a model that closely matches the observed discharge may exhibit excessively high velocities and disproportionately low elevations. Conversely, a model that accurately represents velocities and elevations will inherently yield a satisfactory discharge estimation. Additionally, selecting members based on spatialized data also facilitates improved reproduction of other phenomena that indirectly influence discharge, such as shear margins.

The most influential parameter within the ISM, regarding the reproduction of past Upernavik Isstr om behavior, is the choice of input data for the inverse method of the friction field. Weights are notably larger when using inversion data from the pre-retreat period (1990s and 2000s). This is because no extrapolation is needed in the ice-free areas during this period, in contrast to post-retreat inversions where extrapolation is necessary due to ice front retreat, introducing additional uncertainties in their performance assessment. Consequently, post-retreat inversions exhibit lower performance in ice-free areas before the retreat. The accurate reproduction of data when the front

retreats instills greater confidence in our predictions, aligning with the observed trend of front retreat. However, if one wishes to delve further back in time or undertake a paleo-climatic study, extrapolation becomes necessary (e.g. HAUBNER et al., 2018). Thus, the choice of friction field extrapolation will become a crucial issue as it significantly influences the result, as previously shown in Jager et al. (currently being revised in JOG).

Regarding the weighting approach that assigns higher weights to ensemble members utilizing a friction law that accounts for the sub-hydrology effect in a parameterised manner, our findings indicated a somewhat reduced overall performance compared to the Full-period weighting approach. However, it is noteworthy that the outcomes obtained through this approach align with the expectations outlined in Jager et al. (currently being revised in JOG). This prior study suggested that our parameterisation would likely lead to increased mass loss. Moreover, the findings related to parameter selection indicate that the role of parameterisation is more crucial than the specific choice of friction law formulation when it comes to reproducing the observed data. In JOUGHIN et al. [2019], reducing friction near the front probably contributed as much, if not more, to obtaining better agreement with observed data than using a regularized Coulomb law. This suggests that a Budd law, whose formulation is close to that used here for members using Weertman’s law and which takes subglacial hydrology into account in a parameterised way, would perform just as well as the regularized Coulomb law. For Greenland tidewater glaciers, CHOI et al., 2022 also showed that friction laws that include a parameterised dependence on the effective pressure better reproduce the observed acceleration and mass loss of the past decade in Northwest Greenland. However, despite the promising results from our previous paper, the predominance of inversion data had a moderating effect on the extent of the observed improvements. In the previous study, only front-end post-processing data were employed for the inversion process. In contrast, the current study incorporates data from both the pre- and post-retreat periods, which noticeably influenced the calibration due to the necessity for extrapolation. In the future, as the front continues to retreat, it is anticipated that this influence will diminish, rendering extrapolation unnecessary in ice-covered regions.

We conducted an analysis of the influence of sub-periods that characterize different phases, namely before, during, and after glacier retreat. Our findings indicate that the use of sub-periods results in a slightly improved selection of members using parameterisation compared to Full-period weighting, as the former exhibits better representation of glacier acceleration. This approach can be considered as an intermediate method between f_{param} weighting and Full-period weighting, particularly during the historical period. However, it should be noted that the selection process is still strongly influenced by the choice of inversion data, which becomes less influential in future predictions. A potential future approach could involve using only pre-retreat data to create a new ensemble, enabling a slightly more refined selection based on other model parameters. This calibration method also provides more relevant information, as it demonstrates the model’s ability to accurately reproduce past total mass change data, which aligns with our ultimate objective. Consequently, we place slightly more confidence in Sub-period weighting than in Full-period weighting.

2.4.4. *Cross-validation method for bayesian calibration*

Our validation method, despite its limitations, represents a significant advance in Bayesian calibration within model ensembles of ice sheet modelling. We used a cross-validation approach that allows

us to examine the diverse impacts of weighting choices and mitigate the risk of overfitting. However, it is important to acknowledge that the selection of hyperparameters (e.g., number of parameters taking into account for the ISM sensitivity analysis) itself may contribute to overfitting, and we have yet to identify an effective strategy to address this challenge.

While there is room for further improvement in our method, the unique characteristics of glaciology pose challenges in drawing inspiration from other scientific disciplines. In contrast to hydrology, meteorology, or oceanography, where a wealth of events can be used for weighting or calibration, glaciology often deals with a limited number of observed events. For instance, in hydrology, multiple flood events can be employed for weighting and calibration, with additional events available for validation [HALLOUIN et al., 2020]. In contrast, glaciology typically involves only a single observed retreat event per catchment, as demonstrated in our study of UI. Consequently, the application of such techniques becomes unfeasible in glaciology. Nonetheless, the notion of calibrating and validating parameters on a basin-specific basis holds great promise, as it would enable a more targeted parameter selection within individual basins rather than considering the entire ice sheet as a whole. To effectively validate the calibration of parameters on a per-basin basis, it is imperative to identify a glacier exhibiting dual events (e.g., two major retreats of the same front since the 1980s). Subsequently, the model ensemble can be calibrated using the initial retreat data, followed by a comparison of the calibrated model's CRPS performance against that of the non-calibrated model. Such a case study could also serve as a basis for comparing the calibration with weights as developed here, against other transient data assimilation methods as developed in GOLDBERG et al. [2015].

Furthermore, the validation approach employed in this study has demonstrated the additional benefits of calibration compared to inversion, particularly in scenarios where a front retreat occurs, as evident in the case of the substantial retreat of the UI-N and UI-C fronts. In contrast, when there are no significant front retreats (UI-S) or velocities are low, implying a limited role for dynamics (UI-SS), calibration does not seem to offer any discernible improvements. This observation is likely attributable to the fact that, in the absence of substantial changes in dynamics, all ensemble members can effectively reproduce these dynamics through inversion alone.

Our study underscores the substantial impact of calibrating with velocity and elevation data (Full-period weighting) in diminishing the uncertainty linked to historical ice mass loss in the UI region, especially when considering their temporal aspects (sub-period weighting). This reduction in uncertainty opens up possibilities for data assimilation of past velocity and elevation data inspired of GOLDBERG et al. [2015] or GILLET-CHAULET [2020], offering a way to reconstruct discharge with better-characterised uncertainties compared to the conventional input-output method. Using advanced transient data assimilation techniques can lead to enhanced performance in terms of cumulative ice discharge, moving beyond the limitations of the simplistic gate-based approach. By incorporating velocity and elevation data through data assimilation, uncertainties related to velocities, surface elevation, and bed elevation can be effectively addressed, making the use of gates unnecessary. This approach represents a promising advancement in improving the accuracy and reliability of ice discharge reconstructions.

2.5. Conclusion

In conclusion, we have shown that our initialisation method effectively captures trends and enhances the credibility of future tidewater glacier contributions, aligning with recommendations from ASCHWANDEN et al. [2021]. This approach not only characterizes model uncertainties but also reproduces past observations, akin to successful efforts with ISMs such as ISSM and PISM for Greenland [ASCHWANDEN & BRINKERHOFF, 2022; NIAS et al., 2023]. By addressing model drift, our study moves beyond conventional projections and sensitivity analyses [GOELZER et al., 2020; SEROUSSI et al., 2020], signaling a paradigm shift towards more localised and precise sea-level rise predictions, particularly for polar ice sheets.

Our sensitivity analysis emphasizes that, in 2100, the most significant factors affecting the future contribution of Upernavik Isstrøm to sea-level rise are the shared socio-economic pathways (SSP), followed by the front retreat parameterisation. Regional climate models (RCM) and ISM have a slightly lesser impact on sea level rise contribution at long term, while atmospheric ocean general circulation models (AOGCM) play a minor role. However, in the short and medium term, for results that may be of interest to public policy, the influence of the SSP is much less, with uncertainties coming mainly from the other 4 sources.

Furthermore, our ISM calibration with different weightings brings about marginal improvements in 2100 due to its relative low impact on the ice mass loss sensitivity. However, the combination of multiple weightings shows promise, suggesting that a more holistic approach may yield greater benefits. In addition, our calibration validation methodology has generated noteworthy findings of relevance to the scientific community : (i) Spatially-based weighting demonstrates enhanced robustness compared to globally-based weighting strategies. (ii) Temporal partitioning of the calibration period, particularly considering calving events (prior, during, and post-calving), significantly reduces overall uncertainty while preserving comparable model performance. (iii) The model initialisation using inverse methods exhibits robustness, particularly in scenarios involving glacier front retreat, with friction initialisations derived from pre-retreat data yielding superior performance. These insights contribute to advancing our understanding of ice sheet modeling and calibration techniques, offering avenues for further research and improvement in future studies.

Looking ahead, it would be interesting to extend our methodology to the scale of the Greenland ice sheet. This would involve creating frontal masks dating back to the 1980s, collecting velocity and elevation data over this historical period for the peripheral regions of the ice sheet, and running ensemble simulations for comprehensive comparisons. Such an undertaking could lead to a better understanding of ice sheet dynamics and improved forecasting capabilities.

Quatrième partie

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Conclusion

Mon travail a été guidé par la nécessité pressante de comprendre les conséquences du réchauffement climatique, causé par les émissions de gaz à effet de serre résultant de l'activité humaine. Les impacts de ce changement sont déjà visibles aujourd'hui et exigent des mesures immédiates qu'il est nécessaire de documenter pour choisir les plus adéquates. C'est dans cette perspective que ma recherche a apporté sa contribution en explorant l'un de ces impacts : l'élévation du niveau des mers. La principale source d'incertitude dans ce contexte résidant dans la future contribution des calottes polaires, ma thèse s'est consacrée à la résolution de deux problématiques essentielles : premièrement, améliorer la crédibilité d'un des modèles de calotte polaire (Elmer/Ice) en vérifiant sa capacité à reproduire la tendance des observations passées, et deuxièmement, prévoir la contribution future à l'élévation du niveau des mers en quantifiant les incertitudes liées au modèle, aux forçages atmosphérique et océanique ou encore aux émissions futures de gaz à effet de serre d'origine humaine. Pour ce faire, nous avons concentré nos efforts sur l'étude de cas d'Upernavik Isstrøm, un glacier groenlandais, afin de répondre à ces deux objectifs.

Dans cette conclusion, nous allons tout d'abord faire un bilan, avec une première section qui fera le point sur les avancées méthodologiques qui ont été réalisées durant cette thèse. Nous verrons notamment en quoi la méthode d'initialisation développée permet de répondre à l'objectif de crédibilité des modèles et une identification des sources d'incertitudes de ce dernier. Nous verrons ensuite qu'à travers cette thèse, nous avons montré les capacités d'un modèle calibré par méthode inverse à reproduire des tendances sur une période de temps de presque 35 ans et qu'il est également possible d'affiner cette calibration à l'aide d'approches bayésiennes. Nous terminerons ce récapitulatif méthodologique par le rôle des données d'observation et de la plus-value qu'ont montrée les données spatialisées par rapport à des données globales.

La seconde partie portera sur nos résultats principaux. Nous commencerons par évoquer nos résultats sur la paramétrisation de la friction, qui ont montré qu'une réduction de la friction près du front était nécessaire pour que notre modèle de glacier émissaire côtier reproduise correctement les données observées. De plus, nos analyses de sensibilité ont révélé l'importance cruciale des scénarii de trajectoire socio-économiques (SSP) et de la paramétrisation du front dans l'évaluation de l'incertitude future de la contribution d'Upernavik Isstrøm à l'élévation du niveau des mers. Enfin, notre approche de calibration bayésienne a apporté des améliorations marginales à nos prévisions pour

2100, en raison de l'impact relativement limité du modèle de calotte sur la sensibilité de la perte de masse de glace.

Nous évoquerons dans un troisième temps les pistes de recherche possibles à la suite de ce travail. Pour l'étude de cas d'Upernavik Isstrøm, les points qui me semblent les plus intéressants à développer concernent l'amélioration de la prise en compte des incertitudes liées à l'élévation du socle rocheux ainsi que le développement et la validation d'une loi de vèlage pour la configuration grande échelle d'Elmer/Ice. À l'échelle du Groenland, des développements supplémentaires sont nécessaires pour changer d'échelle et nous évoquerons dans cette partie les points bloquants et ceux facilement atteignables pour y arriver. Nous évoquerons également les pistes qu'ouvriraient une telle mise à l'échelle, à savoir une étude d'intercomparaison historique avec d'autres modèles de calotte et une version évoluée de l'exercice de comparaison des bilans de masse des calottes polaires (IMBIE) qui pourrait tirer parti des données spatialisées et les combiner à des modèles pour mieux caractériser les incertitudes passées.

Nous terminerons par une partie d'ouverture, dont le but est d'engager la discussion sur des sujets plus larges et qui feront écho aux différentes sections de ce manuscrit. Nous commencerons par évoquer une question centrale de ce manuscrit, la validation, et comment le questionnement du besoin de modélisation peut permettre de mieux identifier quel modèle utiliser parmi la multitude de ceux déjà existants. Dans un deuxième temps, je présenterai mes pistes de réflexion quant à la mise en place d'une approche bayésienne pour les services climatiques, qui aurait l'avantage de simplifier la prise de décision quant aux mesures liées à la future élévation du niveau des mers. Je terminerai par un point qui me tient à coeur, à savoir la communication de notre science au grand public, quels en sont les bénéfices et comment les maximiser afin de compenser l'impact, notamment environnemental, de notre recherche.

1. Apports méthodologiques

1.1. Méthode d'initialisation

Dans cette thèse, j'ai développé une nouvelle méthode d'initialisation du modèle de calotte polaire Elmer/Ice, qui pourrait être appliquée facilement à d'autres modèles complexes de dynamique glaciaire qui ne possèdent pas de loi de vèlage. Cette méthode consiste à, dans un premier temps, quantifier l'ensemble des incertitudes du modèle, des forçages et de l'état initial, ce dernier comportant l'initialisation de la géométrie et la calibration du modèle. Une fois toutes les incertitudes de la feuille de route identifiées, la seconde étape est de quantifier à travers des lois de probabilité ces incertitudes, puis de mettre en place un plan d'expérience afin d'échantillonner de manière représentative les différentes lois de probabilité de ces incertitudes. La troisième étape est de lancer les simulations de ces différents échantillons en 3 phases : une phase de calibration, qui concerne le champ de friction obtenu par méthode inverse dans notre cas, une phase de relaxation, afin d'obtenir un ensemble de géométries initiales réalistes qui permettent la prise en compte de l'incertitude liée

au manque de données d’observation, et enfin la phase de simulation, qui repart de cet état initial composé de paramètres calibrés et d’une géométrie réaliste et qui simule l’évolution passée du glacier en lui prescrivant des forçages, consistant en un bilan de masse de surface et une position du front dans notre cas.

Cette approche ensembliste proposée permet de renforcer la confiance dans les résultats que nous obtenons, que ce soit les changements passés ou futurs de la dynamique de la glace. De plus, la prise en compte des différentes incertitudes permet d’obtenir une incertitude globale du modèle. En effet, en n’étudiant l’impact des incertitudes une à une, l’incertitude finale du modèle ne permet pas d’explorer l’incertitude provenant d’une combinaison de paramètres incertains. Grâce à l’analyse de sensibilité globale telle qu’utilisée ici, il est alors possible d’analyser l’effet de ces différentes combinaisons. Cette incertitude globale est alors une information essentielle dans le cadre de l’élévation du niveau des mers afin de pouvoir prendre des mesures adéquates quant au risque comme nous l’avons vu en introduction.

De plus, la mise en place de cette méthode permet au modèle Elmer/Ice de cocher la première case des pistes d’amélioration à réaliser relevées par ASCHWANDEN et al. [2021] afin d’obtenir une feuille de route vers des prédictions probabilistes de la contribution des calottes polaires à l’élévation du niveau de la mer : une caractérisation complète des incertitudes dans la structure du modèle, ses paramètres, son état initial et ses forçages. Évidemment, étant donné qu’il est difficile de quantifier les incertitudes dans la structure du modèle avec un unique modèle¹, il sera nécessaire de réaliser des études d’intercomparaison pour arriver à cette caractérisation complète des incertitudes. Cependant, cela permet à notre modèle de rejoindre d’autres modèles ayant également déjà développé des méthodes de quantification de leurs incertitudes : PISM [ASCHWANDEN et al., 2019], Uà [HILL et al., 2021] ou encore ISSM [NIAS et al., 2023].

1.2. Calibration par méthode inverse

Dans cette thèse, j’ai également montré la capacité d’un modèle ensembliste initialisé et calibré par méthode inverse à reproduire les observations de vitesse, d’élévation, de décharge de glace et de changement de volume sur une période de presque 35 ans. Afin d’évaluer cet ensemble, nous avons notamment introduit des métriques ensemblistes peu (ou pas) utilisées en glaciologie, comme le CRPS (*Continuous Ranked Probability Score*). Le modèle ne reproduit pas parfaitement les observations², notamment ceux des élévations de surface, mais dans l’ensemble nos résultats sont encourageants quand à la robustesse des modèles utilisant des méthodes inverses. Cette bonne reproduction sur une période significative de 35 ans augmente la confiance que nous pouvons avoir dans ce type de modèle pour réaliser des prédictions futures de contribution à l’élévation du niveau des mers.

Un autre aspect renforçant notre confiance sur les simulations futures de modèles calibrés par méthode inverse est la plus grande performance de la calibration lorsque celle-ci est faite avec le maximum d’information possible, par exemple avant le recul du front plutôt qu’après. En effet,

1. Dans le chapitre V, nous avons tout de même montré que c’était partiellement possible avec notre prise en compte de différentes lois de friction.

2. RMSE de l’ordre de la centaine de mètres par an pour les vitesses contre une trentaine pour l’incertitude des observations, de l’ordre de la vingtaine de mètres pour les élévations contre quelques mètres pour l’incertitude des observations.

lorsque nous calibrons un modèle par méthode inverse avec des données d’observation actuelles, il est nécessaire d’extrapoler les informations dans les zones qui se sont déglacées entre la date de début et celle de la calibration afin d’obtenir un état initial complet. Nous avons montré dans le chapitre V¹ que le choix de cette extrapolation avait un impact significatif sur la bonne reproduction des élévations de la branche sud du glacier d’Upernavik Isstrøm (UI-S). De même, nous avons montré dans le chapitre VI que les membres calibrés avec des données d’observation datant d’avant le recul du front² de la branche nord du glacier d’Upernavik Isstrøm (UI-N) avaient de meilleures performances sur toute la période 1985-2019 que les membres calibrés avec des données d’observation datant du recul ou du post-recul du front³. Et cela alors que les données des années 80, 90 et 2000 sont beaucoup plus bruitées et incertaines que les données des années récentes (voir les figures IV.9 et IV.10). Or pour le futur, nous pouvons nous attendre à ce que le front recule [SLATER et al., 2020], ce qui rendrait robuste toutes les calibrations par méthode inverse réalisées avec des données actuelles ou passées.

Ces différents points permettent au modèle Elmer/Ice de cocher la deuxième case des pistes d’amélioration relevées par ASCHWANDEN et al. [2021] afin d’aller vers des prédictions crédibles des modèles de calotte : produire des simulations qui correspondent aux observations dans les limites de l’incertitude des observations. Notre modèle calibré par méthode inverse était déjà capable de reproduire les observations de vitesse ainsi que leur incertitude, puisque ces données étaient utilisées pour la calibration. Cependant, la question sur sa capacité à simuler les projections futures est encore en suspens. En effet, ce sont plutôt les tendances des observations, que ce soit des séries temporelles de vitesses et d’élévations ou encore les changements de décharge et de masse, qui sont intéressantes dans le cadre de la contribution à l’élévation du niveau des mers. Les résultats de ces travaux de thèse ont montré la possibilité du modèle Elmer/Ice calibré par méthode inverse à simuler les observations intéressantes dans le cadre de la contribution au niveau des mers, et rejoint ainsi d’autres modèles qui ont prouvé la capacité à reproduire les changements récents de la calotte groenlandaise : PISM [ASCHWANDEN et al., 2013], ISSM [HAUBNER et al., 2018; BONDZIO et al., 2017; BONDZIO et al., 2018; NIAS et al., 2023] et CISM [PRICE et al., 2017].

1.3. Validation de la calibration bayésienne

Dans cette thèse, j’ai également développé une procédure de validation d’une méthode de calibration largement utilisée en glaciologie : la calibration bayésienne. En effet, cette méthode de calibration est de plus en plus utilisée en glaciologie notamment du fait de sa relative simplicité de mise en pratique. Après avoir fait des simulations d’ensemble avec plusieurs membres ayant des paramètres différents, comme c’est le cas pour notre méthode d’initialisation, le principe est de donner des poids plus importants aux membres reproduisant le mieux les observations. En sortie est donc obtenu un nouvel ensemble pondéré, qui une fois projeté dans le futur donnera une plage de résultat différente de celle de l’ensemble non-calibré. Dans notre étude, le but intrinsèque de cette méthode est alors de réduire l’incertitude de la contribution à l’élévation du niveau des mers d’un glacier ou d’une calotte. Cependant, à notre connaissance, aucune étude n’avait auparavant vérifié si le nouvel ensemble calibré était plus performant que l’ensemble non-calibré sur des observations indépendantes

1. section 3.1.3 Front retreat dynamics (1985-2019) et discussion de la Fig. 7.
 2. La moyenne des observations de 1985 à 1995 ou celles de 1995 à 2005.
 3. La moyenne des observations de 2005 à 2015 ou celles de 2015 à 2019.

que celles utilisées lors de l'étape de calibration. Nous avons donc développé (voir chapitre VI) une nouvelle technique de validation de la calibration bayésienne garantissant une plus grande robustesse du nouvel ensemble pondéré.

Pour cette validation de la méthode de calibration bayésienne, j'ai utilisé une technique communément utilisée dans d'autres domaines (apprentissage machine, hydrologie, etc.) : la validation croisée. Le principe est de calibrer le modèle en n'utilisant qu'une partie des données, puis de valider le modèle sur la partie restante des données pour vérifier si le modèle calibré est plus performant que l'ancien modèle. Dans notre cas, nous évaluons des simulations d'ensemble de dynamique de calotte polaire avec des données d'observations spatialisées (vitesses, élévations) et globales (décharge de glace, changement de masse). Nous avons donc opté pour une validation croisée spatiale qui est permise par les quatre différents bassins versants d'Upernavik : nous utilisons les données spatiales ou globales de 3 des 4 bassins puis évaluons sur le dernier bassin le CRPS, une métrique évaluant la performance d'un modèle ensembliste. Nous regardons alors si le CRPS du modèle calibré est plus faible ou plus élevé que pour le modèle d'origine. Une autre possibilité aurait été de réaliser une validation croisée temporelle : une partie des données de la période est utilisée pour la calibration, puis le modèle est évalué sur le reste de la période (voir par exemple la figure 3 de HALLOUIN et al. [2020]). Cependant, cette seconde option semble moins justifiée pour les glaciers et les calottes polaires puisque que les données doivent être indépendantes dans cette méthode de validation croisée : une vitesse de l'écoulement d'un glacier à un instant donné a de fortes chances d'être corrélée à celle d'un autre instant si le glacier n'a pas subi un "événement" marquant comme un recul du front. Au contraire, la corrélation des vitesses entre les différents bassins semble moins importante.

J'ai ainsi montré que lorsque aucun recul de front était présent, comme pour les deux bassins sud d'Upernavik Isstrøm, cette méthode de calibration bayésienne n'apportait aucune plus-value au modèle ensembliste par rapport à la première calibration par méthode inverse. Cela vient de la même raison que ce que nous venons d'évoquer : si aucun recul de front n'est présent pour un bassin, réaliser une nouvelle calibration n'apportera aucune nouvelle information et n'améliore pas le modèle ensembliste voire pire, cela entraîne du sur-apprentissage qui dégrade les performances du modèle d'environ 5-10 %. Au contraire, lorsqu'un recul du front était présent comme pour les deux branches nord d'Upernavik Isstrøm (UI-N et UI-C), la calibration bayésienne à l'aide des trois autres branches permet d'améliorer la performance de l'ensemble sur la dernière branche d'environ 10-20%, en sélectionnant la gamme de paramètres qui permet le mieux de reproduire un recul de front. À l'échelle du Groenland, nous pouvons nous attendre à ce que l'intérêt d'une telle méthode de calibration bayésienne soit limité aux glaciers où des "événements forts" se produisent, comme par exemple un changement rapide de dynamique suite à un recul de front. C'est le cas pour les glaciers à terminaison marine comme celui d'Upernavik Isstrøm mais cela devrait peu concerner des glaciers à terminaison terrestre.

1.4. Données d'observation

Pour terminer sur les aspects méthodologiques, nous avons également créé dans le cadre de cette thèse un jeu d'observation unique, regroupant des données d'élévations et de vitesses allant de 1985 à 2019 pour le glacier émissaire d'Upernavik Isstrøm, et avons montré l'intérêt, pour les modèles de

calotte, de ces informations spatialisées (vitesses, élévations de surface) par rapport aux informations apportées par les données globales d'observation (décharge de glace, bilan de masse). Pour créer cet ensemble de données, une collecte de données en provenance de sources diverses a été faite puis une homogénéisation et une concaténation. Grâce à la méthode de validation de la calibration bayésienne, nous avons alors pu tester quelle différence il y avait entre calibrer grâce aux données spatialisées de vitesse et d'élévation et le faire avec des données globales comme les données de décharge de glace ou de changement de masse.

En regardant les résultats des ensembles calibrés par rapport à ceux d'origines, nous avons pu constater un comportement dissymétrique : alors que l'ensemble calibré avec les données spatialisées (vitesses, élévations de surface) améliorerait les performances aussi bien pour les données spatialisées que pour les globales (décharge de glace, bilan de masse), avec un CRPS diminuant en moyenne de 15% pour les données globales et de 3% pour les données spatialisées, l'ensemble calibré avec les données globales n'améliorait que les performances pour les données globales, le CRPS diminuant de 15 % pour les données globales et de moins d'1% pour les données spatialisées¹. Les raisons de ce comportement sont les suivantes : une décharge du modèle correcte, qui est le produit intégré des épaisseurs et des vitesses, peut très bien être obtenue avec une épaisseur sur-évaluée et une vitesse sous-évaluée (erreurs compensatoires), ou inversement. Au contraire, si nous reproduisons bien les données spatiales à travers les élévations et les vitesses, la décharge de glace et par conséquent les changements de masse du glacier sont mécaniquement bien reproduits. Les données spatiales ont alors comme avantage d'apporter plus d'information au modèle, car cela décompose les deux principales composantes de la décharge. Ces données spatiales ont également comme avantage d'apporter de l'information à travers leur motif², comme par exemple une vitesse élevée dans les fleuves de glace et une transition rapide dans les marges de cisaillement. Utiliser les variables globales comme la décharge ou les changements de masse fait alors perdre cette information, tout comme l'utilisation de métriques qui réduisent l'information à un chiffre.

De plus, nous avons également vu l'intérêt temporel des données à travers notre calibration bayésienne. En effet, en fractionnant la période totale (1985-2019) en plusieurs périodes durant lesquelles les données sont indépendantes (avant, pendant et après le recul par exemple), nous avons vu que l'incertitude de l'ensemble (sa dispersion) était plus fortement réduite que sans ce découpage tout en conservant des performances semblables en terme de CRPS. En d'autres termes, l'aspect temporel permet d'apporter des informations supplémentaires mais seulement lorsque la configuration ou la dynamique du glacier change, ce qui n'est pas toujours le cas.

Pour terminer cette partie sur les données, nous avons vu que pour faire de la validation, il est nécessaire de combiner un ensemble d'outils différents qui nous apportent chacun sa dose d'informations. Par exemple les métriques vont nous apporter des informations générales qui sont intéressantes pour comparer un grand nombre de simulations différentes, mais elles ne permettront pas d'analyser finement les phénomènes comme le permettent les cartes d'observations ou les figures d'évolutions temporelles. Avec cette seconde option, l'analyse est beaucoup plus exigeante et gourmande en temps, mais elle va permettre, comme nous l'avons fait, d'apporter des informations qui sont ca-

1. Remarque au lecteur : le CRPS des données spatialisées est beaucoup plus difficile à faire diminuer, étant donné qu'il y a beaucoup plus de données du fait des dimensions spatiales. La faible différence est alors bien significative.

2. Par motif, on entend un schéma ou une forme particulière

chées ou brouillées dans des données ou métriques globales : une mauvaise performance globale peut avoir plusieurs origines, et les métriques vont avoir du mal à distinguer les causes quand elles sont nombreuses.

2. Résultats principaux

2.1. Paramétrisation de la friction

Dans le chapitre V, nous avons observé que pour que le modèle de glacier émissaire côtier reproduise les données recueillies, ce dernier devait intégrer une réduction de la friction près du front dans le fleuve de glace, de manière similaire à ce que permet la paramétrisation qui dépend de la distance au front que nous avons élaborée. Cela permet alors de mieux reproduire (i) l'état initial des vitesses, (ii) l'évolution au cours du temps des vitesses ainsi que (iii) celle des décharges de glace et les changements de masse. Pour l'état initial en 1985 (i), notre paramétrisation a comme effet d'augmenter la contrainte à la base pour les branches (UI-N et UI-C) dont le front a reculé depuis car plus on est loin du front et plus le coefficient de friction est élevé. Cette paramétrisation donne alors une contrainte à la base du glacier plus importante pour ce front de 1985 que celle sans la paramétrisation. Ainsi, en 1985 à 10 km du front de la branche nord d'Upernavik, cette contrainte est de 30 kPa avec la nouvelle paramétrisation contre 10 kPa sans la paramétrisation, soit une différence de 20 kPa et de 200 %. Cela entraîne alors une vitesse plus faible en 1985, en meilleure cohérence avec les observations, par rapport à l'ensemble qui n'a pas cette paramétrisation et qui sur-évalue fortement les vitesses ($+1000 \text{ m.a}^{-1}$) dans les zones de fortes vitesses (plus de 3000 m.a^{-1}). En reculant (ii), les contraintes basales du modèle avec et sans paramétrisation se retrouvent au même niveau à 10 kPa, soit une diminution de 20 kPa dans le cas du modèle avec la paramétrisation. Cela entraîne alors une augmentation de la vitesse plus importante avec paramétrisation de 1900 m.a^{-1} contre 1500 m.a^{-1} sans paramétrisation, en meilleure concordance avec les observations dont l'augmentation est de 2000 m.a^{-1} . En terme de décharge de glace et de changement de volume (iii), ces meilleures reproductions des vitesses entraînent mécaniquement une meilleure reproduction des observations. En effet, le modèle sans paramétrisation sur-estime la décharge initiale d'environ 3 Gt/a, **ce qui entraîne finalement une forte différence avec les observations en terme de changement de masse total** (-320 Gt pour le modèle sans paramétrisation contre -220 Gt pour le modèle avec paramétrisation et les observations).

Dans le chapitre VI, nous avons pu voir que **pour reproduire les données d'observation, le plus important était le fait d'utiliser la paramétrisation en fonction de la distance au front plutôt que le choix de loi de friction** (loi de type Coulomb-régularisée simplifiée ou de type Weertman). Ces résultats confirment les analyses approfondies du chapitre V qui sont illustrées en Annexe (3). Ainsi, utiliser une loi de Weertman avec un coefficient de friction qui serait calculé avec notre paramétrisation, qui est alors une loi de Budd avec une prise en compte de la pression effective de manière paramétrée, permet également d'obtenir une bonne reproduction des observations par le modèle. Au contraire, sans utiliser la paramétrisation du coefficient de friction, que cela soit avec une loi de type Coulomb-régularisée simplifiée ou de type Weertman, le modèle est incapable de reproduire les observations de vitesse. Lors de la calibration bayésienne, cela se traduit par des poids plus importants pour les membres ayant la paramétrisation, alors que les poids des membres avec les deux différentes lois de friction sont

identiques. Cet effet d'augmentation de poids des membres avec la paramétrisation est encore plus prononcé lorsque la calibration bayésienne s'intéresse à la tendance globale des observations (vitesses, élévations, etc.), en regardant la capacité des membres à reproduire les observations avant, pendant et après le recul d'un front.

Pour le futur, cette **paramétrisation entraîne une perte de masse plus importante**. Ainsi, si l'on donne un poids de 0.9 aux membres ayant la paramétrisation et 0.1 aux membres n'ayant pas la paramétrisation, **la contribution du glacier à l'élévation du niveau des mers passe de 2.7 [1.5-7.2]¹ mm à 3.1 [1.7-9.1] mm**. Même si la valeur médiane ne change pas de manière remarquable, il devient beaucoup plus probable d'avoir une contribution élevée, le 97.5^e centile augmentant de 1.9 mm et moins probable d'avoir une contribution faible, le 2.5^e centile augmentant de 0.2 mm.

2.2. Analyse de sensibilité

J'ai pu déduire de l'analyse de sensibilité que, **pour des simulations historiques sur plusieurs dizaines d'années** (chapitre V), **l'incertitude du modèle et celle de sa calibration étaient celles qui avaient les plus fortes influences, alors que les sources d'incertitude liées au forçage et à la géométrie initiale étaient moins importantes**. Les paramètres du modèle étant aussi impliqués dans la calibration et la géométrie à travers la relaxation, il est alors difficile de discerner toutes les influences. Nous avons cependant vu que les paramètres influençant seulement la calibration représentent entre 13 et 40% de l'influence totale des différentes grandeurs analysées², alors que ceux influençant seulement la géométrie initiale représentent entre 2 et 18 % de l'incertitude totale³. Pour finir, l'incertitude liée au forçage influence peu le volume final (2 %), la perte de masse totale (1 %), la décharge de glace (3 %) ou encore la bonne reproduction des vitesses (4 %), mais elle est l'influence principale de la bonne reproduction des élévations de surface (41%). En effet, pour les zones à très faible vitesse où l'évolution de l'élévation de surface ne dépend que du bilan de masse de surface, une mauvaise représentation de ce dernier entraînera des résultats éloignés des observations.

En analysant les paramètres les plus influents du modèle et de la calibration de cette phase historique (chapitre V), nous avons pu réduire l'ensemble de nos paramètres pour notre seconde étude (chapitre VI) à prendre en compte (voir les notions de fixation et cartographie des facteurs de la section II.4.2.3 et figure II.28). Ainsi la cartographie des facteurs nous a appris que les observations de vitesse étaient moins bien reproduites quand le facteur d'amplification E était situé en dehors de la plage [1,3.5] et que les observations d'élévation de surface étaient moins bien reproduites quand nous utilisons le modèle MAR plutôt que RACMO. Nous avons également vu à l'aide de nos deux ensembles, l'un avec une paramétrisation prenant en compte l'hydrologie sous-glaciaire et l'autre sans, qu'il était impossible de reproduire les données avec le modèle sans la paramétrisation. Pour la fixation des facteurs, nous avons vu que les paramètres influençant seulement la géométrie initiale, comme la durée de la relaxation t_{relax} et le bilan de masse de surface utilisé pour cette dernière SMB_{date} , et que certains paramètres du modèle comme la vitesse de coupure u_0 de la loi de Coulomb-régularisée simplifiée ou de sa calibration comme le coefficient de pondération du terme de divergence de la fonc-

1. La valeur donnée est la médiane, les valeurs entre crochet correspondent à l'intervalle de confiance à 95%

2. RMSE vitesse : 29, RMSE élévation : 13, Volume final : 31, Perte de masse finale : 40, décharge de glace finale : 34

3. RMSE sur la vitesse : 4, RMSE sur l'élévation : 18, Volume final : 7, Perte de masse finale : 5, décharge de glace finale : 2

tion coût λ_{div} avaient peu d'influence. Nous avons alors choisi pour notre seconde étude de réduire cet espace de paramètre, en utilisant (i) une nouvelle distribution pour le facteur d'amplification E qui prenne des valeurs entre 1 et 4 avec un maximum de probabilité autour de 1.5, (ii) uniquement le forçage venant de RACMO, (iii) une valeur unique de la durée de relaxation de 5 années, (iv) une valeur unique du bilan de masse de surface pour la relaxation avec la moyenne de RACMO sur la période 1960-1990, (v) une valeur unique de 300 m.a⁻¹ pour la vitesse de coupure et (vi) une valeur unique du terme de divergence de la fonction coût déterminé par l'optimum de sa courbe en L (figure III.8). Nous avons décidé de garder la dépendance à la paramétrisation (dépendance de la friction à la distance au front) pour pouvoir analyser son influence sur les prédictions.

À long terme (2100), notre analyse de sensibilité a mis en évidence l'influence prépondérante des scénarii de trajectoires socio-économiques (SSP, 45%), suivie de la sensibilité de la paramétrisation du front (20%), sur l'incertitude future de la contribution d'Upernavik Isstrøm à l'élévation du niveau des mers. De leur côté, les modèles climatiques régionaux (RCM, 10%) et le modèle de calotte (ISM, 10%) ont un impact légèrement moindre, tandis que les modèles de circulation générale atmosphère-océan (AOGCM) jouent un rôle encore plus faible ($\approx 0\%$). Cependant, à court et moyen terme (2030 et 2050) l'influence des SSPs est presque nulle jusqu'en 2050, les incertitudes provenant principalement des 4 autres sources. À ces échelles de temps, le modèle climatique régional est déterminant avec l'explication de 35 % de l'incertitude en 2030 et 30 % en 2050, le modèle de calotte en second avec 20 % pour les deux échéances, la sensibilité de la paramétrisation du front en troisième avec 10 % en 2030 et 30 % en 2050 et en quatrième le modèle de circulation générale atmosphère-océan avec 15 % en 2030 et 10 % en 2050. En ce qui concerne la sensibilité du modèle de calotte c'est la paramétrisation de la friction f_{param} qui présente la plus grande importance à la fin de la période d'analyse avec en 2100 un tiers de l'incertitude totale de l'ISM. De plus, les observations utilisées pour la calibration de la friction OBS_{inv} ont un impact très important sur la reproduction historique des observations mais ont un impact quasi-négligeable sur les prédictions.

2.3. Calibration

Nous avons finalement pu voir que **notre calibration du modèle de calotte avec une approche bayésienne apporte des améliorations marginales pour l'incertitude de la contribution future à l'élévation du niveau des mers d'Upernavik Isstrøm en 2100** en raison de l'impact relativement faible du modèle de calotte sur la sensibilité de la perte de masse de glace (10%). En effet, la calibration bayésienne avec des données d'observation améliore effectivement les performances de l'ensemble grâce à notre méthode de validation, cependant nous trouvons que l'ensemble calibré a une médiane identique que l'ensemble d'origine avec une contribution à l'élévation du niveau des mers en 2100 de 2.7 mm. L'intervalle de confiance à 95 % change lui très légèrement de [1.5-7.2] à [1.6-7.4]. Nous avons également remarqué que le fractionnement temporel de la période de calibration en trois parties en fonction des événements de vêlage (avant, pendant et après le vêlage), permettait une réduction plus importante de l'incertitude globale tout en préservant des performances du modèle comparables. La médiane reste inchangée mais la valeur du 2.5^e centile passe de 1.5 à 1.6 mm et celle du 25^e centile de 2.0 mm à 2.1 mm, soit une augmentation d'au moins 5 %, ce qui pourrait avoir un impact assez significatif à l'échelle du Groenland.

D'un autre côté, nous avons trouvé que la combinaison de plusieurs pondérations montre des résultats encourageants, suggérant qu'une approche plus interdisciplinaire pourrait entraîner de plus grandes réductions de l'incertitude de la future contribution à l'élévation du niveau des mers. Ainsi, nous avons trouvé qu'**une pondération des différents scénarii de trajectoires socio-économiques (SSP) pouvait entraîner une réduction très significative de la contribution d'Upernavik Isstrøm à l'élévation du niveau des mers en 2100**, avec une médiane passant de 2.7 à 2.2 mm, **et de son incertitude**, avec l'intervalle de confiance à 95 % qui passe de [1.5-7.2] à [1.5-5.7]. Cependant, cela ne réduit pas l'incertitude à court terme, qui peut elle être réduite si nous ajoutons une calibration bayésienne du modèle de calotte polaire faite en utilisant des observations de vitesse et d'élévation.

3. Perspectives

À travers ce travail de thèse, j'ai pu relever plusieurs perspectives intéressantes, que je présente ici en 2 parties : celles qui relèvent du développement de méthode, comme nous l'avons principalement fait dans cette thèse, et qui resteraient donc focalisées sur Upernavik Isstrøm ou un autre glacier pour faciliter sa mise en place, et celles qui relèvent plutôt de la mise à l'échelle et les limites actuelles pour y arriver.

3.1. Étude du glacier Upernavik Isstrøm

3.1.1. Calibration et assimilation de donnée

Au cours de cette thèse, et notamment à travers le second article (chapitre VI), nous avons commencé à explorer les possibilités qu'offrait l'ensemble des observations collectées. Nous avons ainsi mis en oeuvre une méthode de calibration bayésienne, qui est simple à mettre en oeuvre *a posteriori* pour une simulation d'ensemble. Cependant, en tant que méthode d'échantillonnage, cette méthode n'est pas capable de gérer un grand nombre de paramètres et ne permet pas facilement d'assimiler les champs observés. Par exemple, pour prendre en compte la dépendance temporelle, nous avons dû séparer à la main les périodes que nous considérons indépendantes, ce qui peut avoir des limites de faisabilité selon le nombre de branches étudiées. Pour contourner cette difficulté, il existe aujourd'hui des méthodes d'assimilation transitoires plus complexes, qui seraient capables de prendre en compte la dynamique du modèle et des observations, sont en développement et semblent montrer des résultats prometteurs sur des cas analytiques en dynamique glaciaire (e.g. BONAN [2013]; GILLET-CHAULET [2020]; COOK et al. [2023]).

Ces méthodes sont principalement issues d'autres domaines géophysiques, comme l'océanographie ou la météorologie, où elles sont particulièrement bien développées. Mais leur problématique est fondamentalement différente de celle à laquelle nous nous intéressons ici. En effet, dans ces domaines, l'objectif principal est de trouver l'état optimal du système, c'est à dire l'état le plus proche de la réalité étant donné les incertitudes et les discontinuités des données ainsi que les limites du modèle. Cela est particulièrement crucial pour ces sciences en raison de la turbulence présente dans ces fluides. Cette caractéristique les rend fortement dépendantes de leurs conditions initiales : de légères variations dans les conditions atmosphériques de départ entre deux simulations peuvent engendrer des

changements substantiels en très peu de temps. Dans notre cas, la glace n'étant pas sujette à cette turbulence, notre but est plutôt d'estimer les paramètres du modèle, qui peuvent eux être très mal connus (friction, élévation du socle, rhéologie). Notre problématique est alors plus proche de la calibration de paramètres. Cependant, il y a alors plusieurs problématiques à résoudre avant de pouvoir appliquer ces méthodes d'assimilation de données. Tout d'abord, il est nécessaire de déterminer des ébauches des paramètres à contraindre, c'est à dire un *a priori*. Or pour la friction notamment, il est très difficile d'obtenir un *a priori* car plusieurs centaines de mètres de glace nous séparent du socle rocheux, rendant difficile son étude. Un autre défi crucial réside dans la paramétrisation des modèles, comme l'illustre notre travail sur la friction. En effet, lorsque même la forme des paramétrisations est mal connue, la tâche de calibration devient rapidement complexe, car elle implique de déterminer ce qui a une signification physique dans le modèle. Il est essentiel de se poser des questions telles que : quelles grandeurs peuvent varier et quelles sont celles qui doivent rester constantes ? Une fois que ces questions sont résolues, il devient possible de calibrer les grandeurs constantes (paramètres), tandis que les grandeurs variables (état ou variables) peuvent être estimées à partir de paramétrisations appropriées. Par exemple, dans notre cas, nous avons estimé la pression effective en utilisant la distance au front comme paramètre d'entrée.

Nous pouvons maintenant exposer les perspectives de calibration qu'offre notre ensemble de données pour deux caractéristiques importantes des calottes : la rhéologie et l'élévation du socle. Dans notre étude, nous n'avons pris en compte l'incertitude sur la rhéologie uniquement via un seul paramètre (E) et négligé la dépendance spatiale de la rhéologie. Pourtant il existe plusieurs processus qui pourraient faire varier dans l'espace cette rhéologie (couplage thermo-mécanique, anisotropie, endommagement) et avoir de l'importance. Nos résultats sur ce paramètre de rhéologie et le fait que nous ayons pu réduire sa gamme grâce aux observations transitoires collectées ouvrent donc une voie intéressante pour résoudre le problème d'équifinalité entre la friction et la rhéologie. De plus, nos tests supplémentaires sur l'élévation du socle rocheux semblent indiquer un potentiel intéressant. En jouant légèrement sur l'élévation du socle, que cela soit avec notre ensemble de socles ou le socle plus profond, plusieurs limites semblent pouvoir être levées (mauvaise reconstruction des épaisseurs, problème des ondulations observées pour l'élévation de surface). Pour résumer, une première application d'assimilation de données transitoires pourrait utiliser les vitesses, pour améliorer la calibration par méthode inverse et déterminer à la fois les paramètres de rhéologie et de friction, et une seconde pourrait utiliser la série temporelle d'élévation de surface pour cette fois calibrer l'élévation du socle rocheux.

Cependant, la deuxième option semble plus pratique à appliquer, principalement en raison de la complexité liée à la calibration de la rhéologie. En effet, dans le cas de la friction ou du socle rocheux, certains paramètres géologiques demeurent stables à l'échelle du centenaire, ce qui permet de les fixer au début de la simulation. En revanche, les variations de la rhéologie sont davantage influencées par des phénomènes transitoires (e.g. endommagement, production de chaleur dans les zones de cisaillement) ce qui complique la détermination des paramètres à contraindre. En ce qui concerne la calibration de l'élévation du socle (la rhéologie étant également concernée par cette limite), le défi semble plutôt résider dans la question précédemment soulevée concernant l'estimation de l'ébauche, c'est-à-dire l'*a priori*. En effet, cela nécessite de bien contraindre l'erreur sur le socle ainsi que la

corrélation spatiale. Toutefois, contrairement à la rhéologie, il est possible d'utiliser des informations externes, telles que les zones déglacées, pour caractériser ces aspects du socle.

3.1.2. Loi de vèlage

Comme nous l'avons vu avec l'analyse de sensibilité, la sensibilité de la paramétrisation du front est l'une des sources d'incertitude parmi les plus impactantes concernant la future contribution d'Upernavik Isstrøm au niveau des mers. Cette sensibilité dépend évidemment des conditions océaniques (une température plus élevée augmente la fonte) ainsi que des conditions atmosphériques (un écoulement d'eau sous-glaciaire plus important augmente l'apport de chaleur depuis l'océan au contact du front à cause de la turbulence), mais elle dépend également de l'écoulement de la glace à travers la loi de vèlage. Tous les modèles ne possédant pas une loi de vèlage, comme c'est le cas de la configuration grande échelle d'Elmer/Ice, le travail d'intercomparaison ISMIP6 a alors laissé aux modèles participants deux possibilités : soit forcer le modèle avec la position du front comme nous l'avons fait, soit forcer le modèle avec la fonte au niveau du front pour les modèles ayant une loi de vèlage. Or, forcer seulement la position du front ne permet pas d'expliquer la différence de variabilité passée des différents fronts d'Upernavik Isstrøm dû à l'absence de *feedback*. Il me semble donc essentiel d'implémenter une loi de vèlage dans notre configuration pour mieux prendre en compte le rôle de l'écoulement dans les changements de front et comprendre l'origine de ces différences.

De plus, cette paramétrisation de retrait du front est critiquée par WOOD et al. [2021] en raison de sa linéarité qui ne capture pas pleinement la relation entre le retrait du front et la température de l'océan, notamment en ce qui concerne le phénomène d'*undercutting*¹. Ainsi, lorsque les glaciers sont perturbés à leur terminaison par de l'*undercutting*, les glaciers accélèrent et s'amincissent, ce qui favorise davantage le recul. Selon WOOD et al. [2021], l'augmentation de la température devrait donc plutôt être considérée comme un déclencheur du retrait du front, et lorsque la température diminue à nouveau, la situation antérieure au réchauffement ne serait pas rétablie. Il semble donc important de mieux comprendre le rôle des différentes composantes (température de l'océan au niveau du front, influence des eaux sous-glaciaires, rôle de l'écoulement) pour améliorer cette paramétrisation.

Ce fut notamment l'objectif de BONDZIO et al. [2018], qui a étudié ces différentes composantes sur l'évolution de la position du front de Jakobshavn Isbrae, un glacier émissaire côtier du secteur Centre-Ouest du Groenland. Il a alors démontré que les différents forçages sont plus influents pour la bonne reconstruction de la position du front que ceux dépendants de l'écoulement comme les paramètres de la loi de vèlage. Cependant cette étude se limite à un seul glacier émissaire côtier et les résultats pourraient gagner en confiance si nous faisons la même expérience pour Upernavik Isstrøm. Je pense que notre cas d'étude garantirait plus de robustesse grâce aux différents fronts que possède ce bassin versant par rapport à Jakobshavn Isbrae qui possède un front unique, et nous pourrions réaliser un travail similaire que celui fait avec la loi de friction dans cette thèse en validant et calibrant une loi de vèlage.

1. Le phénomène d'*undercutting* est le fait que la fonte au niveau du front se fasse principalement au niveau de sa base.

3.2. Changement d'échelle spatiale : la calotte Groenlandaise

Mettre à l'échelle du Groenland la méthode et la feuille de route que nous avons développées serait également une perspective que je trouverais intéressante, peut-être la plus intéressante de toutes celles que je présente ici. Par rapport aux résultats du chapitre V, cela permettrait de montrer la robustesse de notre paramétrisation et la capacité de notre modèle à reproduire les observations pour l'ensemble de la calotte. Cependant, je pense que la perspective la plus intéressante est celle qu'ouvre le second papier VI et l'analyse de sensibilité afin de mieux quantifier l'incertitude future de l'élévation du niveau des mers. Upernavik Isstrøm étant un glacier émissaire côtier, je m'attends à ce que la sensibilité au modèle de calotte de la contribution de l'ensemble de la calotte du Groenland soit moins importante, étant donné que des glaciers à terminaison terrestre seront ajoutés. Par conséquent, je m'attends également à ce que la calibration du modèle ne réduise que partiellement la future incertitude à la contribution du Groenland à l'élévation du niveau des mers étant donné que l'incertitude serait principalement reliée au bilan de masse de surface qui dépend fortement du scénario futur d'émission (SSP).

3.2.1. Développements nécessaires

Plusieurs développements sont aujourd'hui nécessaires pour appliquer la méthode développée à l'échelle du Groenland. Nous présentons ici les développements nécessaires pour une reconstruction de la période historique¹ comme réalisé dans cette thèse, que ce soit du point de vue du modèle, des observations ou encore ceux liés aux simulations futures.

Examinons tout d'abord les limites concernant la méthode d'initialisation élaborée au cours de cette thèse. Pour cette dernière, il est dans un premier temps nécessaire de réaliser un ensemble d'inversion. Cette étape et le montage associé sont déjà en place aujourd'hui et ce depuis le début de ma thèse. Après cette calibration, il sera nécessaire de construire un ensemble de masque à partir des observations de WOOD et al. [2021] pour suivre l'évolution des fronts glaciaires dans le passé. Cette tâche ne me semble pas insurmontable mais serait chronophage. Dans un second temps, il serait nécessaire d'utiliser la configuration grande échelle d'Elmer/Ice, qui possède un maillage moins bien résolu que celui utilisé dans cette thèse (150 m au minimum ici contre 500 m au minimum pour la configuration Groenland). Cependant, cela ne me semble être une limite si importante, nos tests de maillage ayant montrés qu'un maillage 2 fois moins bien résolu n'obtenait pas des résultats si différents. La principale limite de développement semble alors l'intégration de la paramétrisation de l'hydrologie sous-glaciaire que j'ai développée dans cette configuration grande échelle.

Les ensembles de données d'observations tels qu'utilisés dans cette thèse ne sont aujourd'hui pas disponibles pour d'autres glaciers. La mise au point d'un jeu de données spatiales aussi complet que celui créé pour Upernavik Isstrøm me semble aujourd'hui faisable mais demanderait des efforts considérables. Pour cette question, le mieux est de continuer à travailler avec les personnes concernées, comme nous l'avons fait dans cette thèse avec une belle collaboration entre modélisateurs et télédéTECTEURS. Cela prolongera la convergence entre les besoins de modélisation et la production d'observation.

1. Par période historique, nous entendons du moyen terme comme dans le cadre de cette thèse, c'est à dire depuis le début de l'ère satellitaire dans les années 1980 jusqu'à nos jours.

Une fois ces deux tâches réalisées, je pense que l'exportation de mes techniques de post-traitements à cette échelle semble réalisable grâce à l'utilisation des cubes pour réduire le volume des données. Il y aura sûrement quelques ajustement de ces codes à faire mais rien d'insurmontable du côté technique à mon avis. Le problème se situera plutôt dans l'analyse de données, qui sera beaucoup moins poussée que ce que nous avons fait. En effet, nous pourrions tout à fait étudier les variables globales ou encore les métriques et l'influence des paramètres sur ces dernières, mais tout ce qui est plus subtil ne sera pas possible. Par là j'entends principalement l'analyse plus poussée à l'aide de cartes ou de figures d'évolution temporelle qui permettent de distinguer les différences de motifs qu'il peut y avoir entre les observations et les différents membres, que cela soit des motifs spatiaux ou temporels.

Je suis assez confiant sur les faits que la dépendance de la friction à la distance au front et que les membres qui l'utilisent reproduisent mieux les observations soient également valables à grande échelle. La figure VII.1 montre en effet que la relation entre les coefficients de friction et la distance au front semble également valable pour d'autres glaciers émissaires du Groenland. Bien que variable, nous retrouvons bien les deux asymptotes de la paramétrisation de la friction, avec une augmentation du coefficient de friction avec la distance au front jusqu'à une distance limite à partir de laquelle le coefficient de friction varie autour d'une constante. Cependant, il faudrait réfléchir quelle distance limite appliquer selon le glacier. En effet, je pense qu'il faudrait prendre en compte l'effet du bilan de masse de surface sur cette distance limite : comme le montre la figure VII.1, cette distance est beaucoup plus faible, entraînant une pente plus élevée, pour le glacier le plus au nord, Newman, probablement dû au fait que le bilan de masse de surface est négatif sur une faible marge de la calotte et donc que le débit sous-glaciaire s'étend moins en profondeur de la calotte. Cela rejoindrait les résultats de MAIER et al. [2022] qui montre un lien entre bilan de masse de surface et friction pour les glaciers émissaires côtiers. De plus, comme relevé dans la section IV.3.2.5, de légères modifications de notre paramétrisation pourraient permettre de mieux reproduire la relation entre distance au front et coefficient de friction. Pour terminer, il est à noter que notre paramétrisation ne devrait avoir aucun effet sur les glaciers à terminaison terrestre, simplifiant sa mise à l'échelle du Groenland.

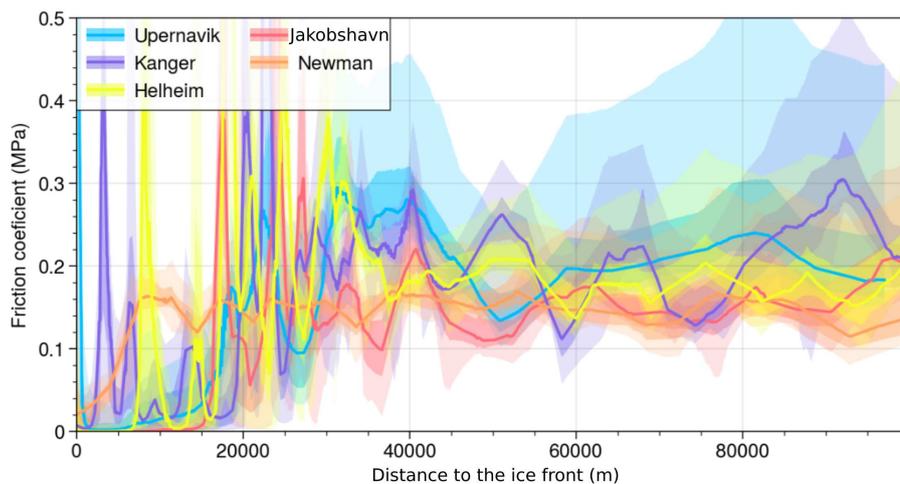


FIGURE VII.1 – Relation entre le coefficient de friction à la base en MPa et la distance au front en m pour les lignes de flux de plusieurs glaciers du Groenland pour l'ensemble d'inversion que j'ai réalisé à l'échelle du Groenland. En ligne pleine est représentée la médiane alors qu'en ombragé est représenté l'intervalle de confiance à 95%.

Pour ce qui est de la propagation des membres dans le futur, la configuration Groenland avec un recul de front selon la paramétrisation utilisée dans ISMIP6 est déjà implémentée. De même, je pense que les algorithmes pour les retraits de front que j'ai adapté de l'étude ISMIP seront également applicables à cette grande échelle, permettant d'explorer au moins autant de combinaisons de forçages que pour Upernavik Isstrøm. Je pense que le principal défi de cette configuration grande échelle serait le coût de calcul supplémentaire que cela peut entraîner pour faire de l'analyse de sensibilité globale. Dans ce cadre, notre réduction de l'espace de paramètres du modèle que nous avons réalisé peut permettre de limiter le nombre de simulations à réaliser pour être représentatif de cet espace, limitant la représentativité pour la reconstruction historique. Cependant pour le futur où les incertitudes liées aux forçages s'ajoutent, nous pourrions difficilement faire mieux que la centaine de membres comme pour notre chapitre VI. L'utilisation de techniques d'apprentissage machine peuvent alors être une alternative intéressante dans ce cas, à l'aide d'émulateurs notamment (voir par exemple HILL et al. [2021]). Nous pourrions également prolonger notre cartographie et fixation de facteurs. La cartographie de facteurs nous ferait enlever la paramétrisation de notre ensemble de paramètres en utilisant pour tous les membres la paramétrisation étant donné ses meilleures performances ainsi que le choix des données d'observation utilisées pour la calibration vu la meilleure performance des données d'observation d'avant retrait du front. La fixation de facteur nous pousserait elle à enlever le choix de loi de friction entre Weertman et Coulomb-régularisé simplifié et le facteur d'amplification à la vue de leurs faibles influences. Il ne nous resterait alors plus que le terme de régularisation, les deux champs d'observation pré-retrait ainsi que l'exposant de la loi de friction m . En faisant cela, nous risquons tout de même d'enlever une part significative de l'influence du modèle sur l'incertitude de contribution à l'élévation du niveau des mers, notamment car nous avons négligé la sensibilité aux combinaisons de paramètres.

3.2.2. Étude d'intercomparaison

Une fois notre méthode mise à l'échelle du Groenland, il serait possible de répondre complètement aux pistes d'amélioration du travail d'intercomparaison ISMIP6 proposées par ASCHWANDEN et al. [2021] qui concerne évidemment la crédibilité de la contribution à l'élévation du niveau des mers de la calotte entière et non le simple glacier d'Upernavik Isstrøm. Nous aurons ainsi l'opportunité de conduire une vaste intercomparaison en collaboration avec d'autres modèles ayant également répondu à ces perspectives d'amélioration. Cette analyse nous permettra non seulement de caractériser les incertitudes liées aux paramètres des différents modèles, mais elle nous permettra également de prendre en considération les incertitudes structurelles au contraire de notre approche qui utilise uniquement un modèle isolé. En comparant également les différentes techniques d'initialisation à reproduire des données d'observation transitoires, et non des données instantanées comme GOELZER et al. [2018] et SEROUSSI et al. [2019], nous aurions alors un exercice d'intercomparaison historique beaucoup plus robuste. Évidemment, les défis sont encore nombreux pour aller vers une telle tâche, mais elle me semble réalisable vu les promesses engendrées par d'autres modèles poussant dans la même direction que cette thèse comme PISM [ASCHWANDEN et al., 2013 ; ASCHWANDEN et al., 2019], Uà [HILL et al., 2021], ISSM [HAUBNER et al., 2018 ; BONDZIO et al., 2017 ; BONDZIO et al., 2018 ; NIAS et al., 2023] ou encore CISM [PRICE et al., 2017].

3.2.3. Nouvelle version de la méthode input-output

Pour terminer, cet exercice d'intercomparaison pourrait également conduire à une nouvelle version de la méthode input-output grâce aux données spatialisées d'élévation et de vitesse, à l'image de notre méthode de calibration bayésienne. L'idée serait alors de combiner les observations de vitesses et d'élévations que nous possédons pour pouvoir évaluer les différents modèles à l'aide d'une métrique comme la RMSE. Par la suite, de manière similaire à notre calibration bayésienne, des poids différenciés seraient attribués à chaque membre de l'intercomparaison en fonction de cette métrique d'évaluation. Le résultat final se rapprocherait de ce que nous avons présenté dans le chapitre VI, avec un ensemble de données plus affiné, notamment en ce qui concerne les données globales, tout en conservant une distribution de probabilité et donc une estimation des incertitudes passées. Cette réduction serait d'autant plus grande si la métrique d'évaluation est décomposée par période (avant, pendant et après le recul) comme nous l'avons suggéré.

Une autre piste parallèle serait également de reconstruire un historique de bilan de masse qui remonterait plus loin dans le passé. Dans HAUBNER et al. [2018], un modèle est utilisé pour regarder l'évolution d'Upernavik Isstrøm depuis l'ère préindustrielle (1850) et permet de reconstruire l'historique de bilan de masse de ce glacier. Nous pourrions réaliser une étude similaire à l'échelle du Groenland, pour reconstruire un historique de la calotte depuis cette ère préindustrielle. Plusieurs limites semblent cependant advenir pour une telle étude. Tout d'abord, l'étude de HAUBNER et al. [2018] a la chance d'avoir un historique de position du front conséquent pour Upernavik Isstrøm, ce qui n'est pas le cas pour beaucoup d'autres glaciers, posant la question des positions de front à utiliser. Ce problème pourrait cependant être résolu en implémentant et en validant une loi de vèlage, comme mentionné plus haut. La seconde limite concernerait plutôt l'extrapolation des coefficients de friction dans les zones libres de glace aujourd'hui. Comme nous l'avons vu dans cette thèse (chapitre V et VI), cette extrapolation a un rôle prépondérant sur la performance du modèle. De mauvais choix pourraient ainsi grandement amoindrir la qualité des résultats obtenus.

4. Ouverture

Je vais finir ce manuscrit par une ouverture générale afin de retourner sur les questions globales soulevées dans l'introduction. Je présenterai plusieurs points, que j'ai essayé d'enchaîner pour partir du point le plus proche de ce travail de thèse pour aller vers des questions plus générales sur la glaciologie, la montée du niveau des mers et les sciences du climat.

Cette discussion est évidemment un mélange de ressentis personnels ainsi que d'opinions forgées au cours de ces trois années en étant plongé dans le monde de la glaciologie tout en restant à l'affût des questions plus globales sur les enjeux climatiques. Elle n'est donc pas figée dans le marbre et doit donc se lire sous forme de proposition, certe argumentée, qui a pour but d'entraîner une discussion sur ces différents aspects. Je développe quelques idées qui me semblent intéressantes, mais que je n'ai pas pu explorer plus en profondeur. Il est fort possible qu'une bonne partie soit irréalisable ou saugrenue et je resterai donc ouvert aux critiques, comme pour l'ensemble de ce manuscrit.

Cette partie ne va donc pas chercher à conclure, ou à répondre à des questions, mais invite le lecteur à s'en poser. Elle est potentiellement difficile à suivre pour un lecteur non-averti, car plusieurs concepts ont été défini de manière mathématique dans ce manuscrit, et j'essaierai donc de pointer vers ces différentes parties lorsque c'est le cas.

4.1. Questionnement du besoin

“Bientôt nous aurons tous à choisir entre le bien... et la facilité.” Dumbledore.

Nous avons vu au cours de cette thèse, à travers les sections III.5, IV.3.1 et la figure VII.2¹, qu'il existait une large gamme de modèles et d'observations en glaciologie. Après avoir rappelé quelques points importants, je propose quelques recommandations afin d'aller vers une meilleure utilisation de ces modèles et observations en fonction de leur caractéristiques.

4.1.1. Rappels

Comme mentionné précédemment dans la section II.5.1 consacrée à la validation, l'objectif qui doit guider notre réflexion est de trouver les outils les plus adaptés à notre cas d'étude. Ainsi, nous n'utilisons pas directement des données expérimentales sur la rhéologie de la glace pour valider nos modèles grande échelle (SSA/SIA sur la figure VII.2), tout comme inversement nous n'utilisons pas de données sur l'élévation du niveau des mers pour valider les lois de comportement de la glace. Cela ne signifie évidemment pas qu'il n'y ait aucun lien entre ces différents types de données. Dans cette thèse nous avons montré qu'il est possible de valider les lois de friction issues d'une échelle plus petite avec des données grande échelle comme les champs de vitesse et d'élévation. Mais il aurait été difficile de créer de toute pièce une loi de friction à partir de ces données grande échelle, étant donné la multitude d'erreurs compensatoires qui peuvent se cacher entre ces différents niveaux.

Ainsi, 4 types principaux de modèles ont été développés en fonction du phénomène étudié, et chacun utilise des observations différentes pour être validé (figure VII.2) :

- les **modèles paléo-climatiques**, dont le but initial était de simuler le climat sur le long terme.
- les **modèles complexes**, dont le but initial était de mieux représenter les observations satellites récentes.
- les **modèles de grande échelle**, qui est un type de modèle complexe dont le but est de simuler la calotte dans sa globalité sur plusieurs dizaines à centaines d'années.
- les **modèles de moyenne échelle**, qui est un type de modèle complexe dont le but est de représenter précisément des processus à petite échelle et la variabilité saisonnière sur quelques années.

Il faut donc, pour chaque phénomène auquel on s'intéresse, réfléchir à deux questions : Quelles observations et quels modèles utiliser ? Nous proposons ici plusieurs recommandations selon le cas d'application.

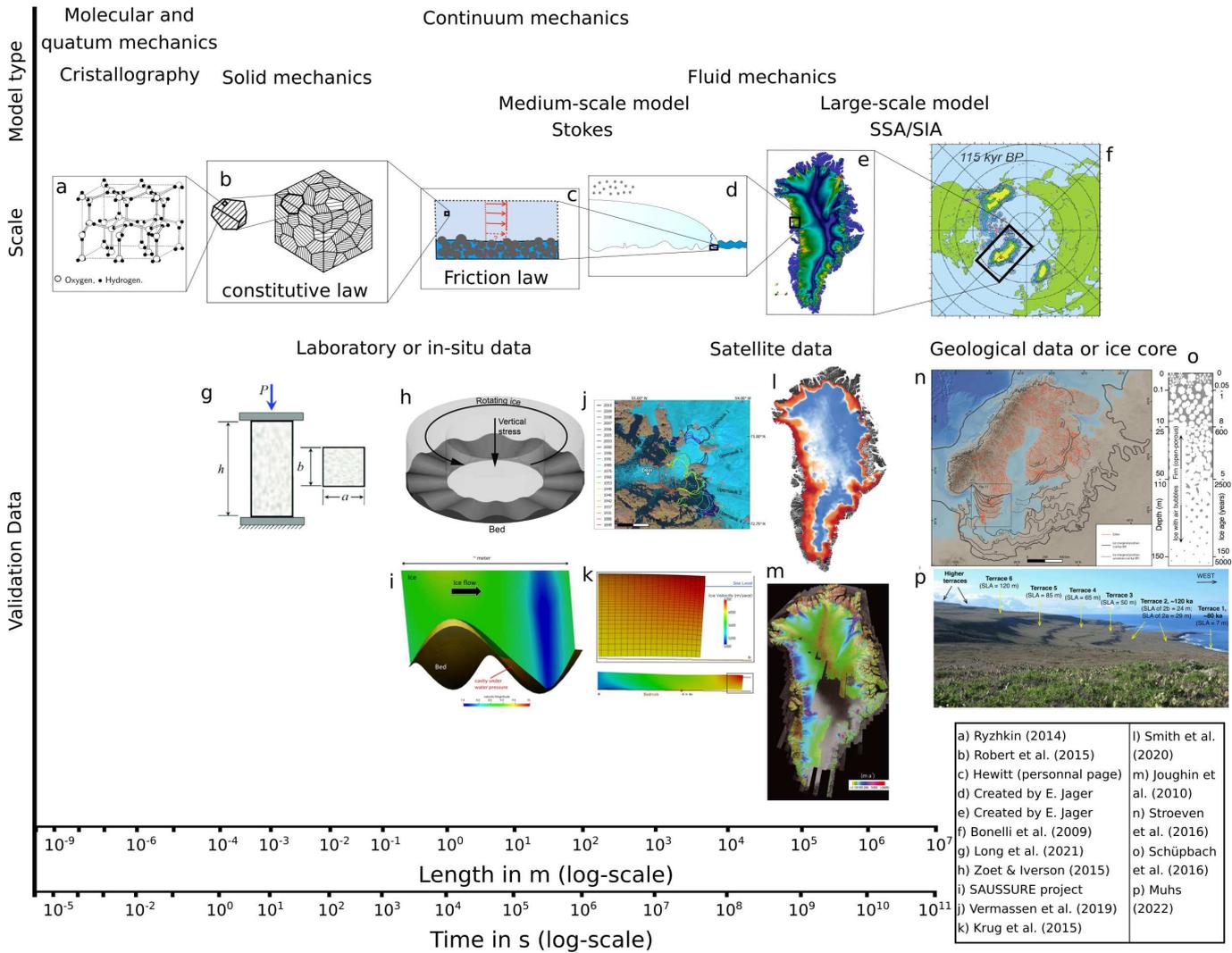


FIGURE VII.2 – Exemple des différentes étapes possibles d’*upscaling* en glaciologie avec les différents modèles : à l’échelle moléculaire (*Molecular mechanics*), on retrouve les modèles quantiques (*quantum mechanics*) et la cristallographie (*Cristallography*, a) ; à l’échelle macroscopique, on peut utiliser les modèles de la mécanique des milieux continus (*Continuum mechanics*), soit les équations de base de la mécanique des solides déformables (*Solid mechanics*), celles de la mécanique des fluides (*Fluid mechanics*) avec les modèles moyenne échelle (*Medium-scale model* : Stokes) ou alors des approximations adaptées pour les modèles grande échelle (*Large-scale Model* : SSA/SIA). La loi de comportement (*constitutive law*, b) permet de décrire le comportement macroscopique de la glace afin d’utiliser les lois de la mécanique des solides déformables (*Solid mechanics*) et est validée en utilisant des données expérimentale (g) regardant comment la glace se déforme lorsque une contrainte (ici pression par le haut) est appliquée. La loi de friction (*Friction law*, c) permet de décrire le comportement du contact entre le socle rocheux et la glace à grande échelle (plus de détail figure II.24) et est validé en reproduisant expérimentalement (h) ou numériquement (i) le contact entre la glace et le socle pour analyser l’évolution de la contrainte en fonction de la vitesse. La loi de vêlage (d) permet de décrire l’évolution du front et utilise des données d’observation de la position du front (j) ou un jumeau numérique (k). Enfin pour valider les modèles à grandes échelles (e,f), il est possible d’utiliser des données satellitaires comme les changements d’élévation (l) et de vitesse (m) ou des données géologiques comme les moraines (n), les carottes de glaces (o) ou les changements d’élévation du niveau des mers (p). Schéma inspiré de ZHANG et al. [2021].

4.1.2. Recommendations

La première recommandation est évidemment le fait que pour faire converger les besoins de modélisation et la production d'observation selon l'étude de cas, il est nécessaire de renforcer les collaborations entre ces deux communautés. Cette thèse est, je l'espère, un exemple de plus que de telles collaborations peuvent aboutir à des résultats importants pour l'étude des calottes polaires. Ce n'est évidemment pas le seul, et les avancées récentes en modélisation des calottes polaires comme le développement des méthodes inverses pour la friction ou la reconstruction de l'élévation du socle sont les conséquences directes de l'augmentation du nombre de données. Les données sont essentielles pour la modélisation tout comme en apprentissage machine, et permettent de challenger les modèles pour les faire gagner en robustesse en résolvant des problèmes identifiés (*Identifiability problems* sur la figure VII.3). Cependant, si la disponibilité de données augmente trop vite et ne laisse pas aux modèles le temps de s'adapter, il y a le risque que ces derniers soient incapables d'utiliser toute la quantité de données disponibles (*Model unable to exploit data*). Pour pouvoir maximiser les performances des modèles, la meilleure voie à suivre est donc l'itération progressive entre modèle et observation pour suivre la crête de la figure VII.3, et la collaboration directe est pour cela le moyen le plus efficace : Cela permet aux modélisateurs de décrire directement leur besoin et aux producteurs de données de suggérer des améliorations aux modèles.

Voyons maintenant les différents types de données d'observation à développer et de modèles à utiliser selon plusieurs cas d'études classiques dans l'étude des calottes polaires. Nous découpons ces derniers en 3 grandes catégories, de la plus petite à la plus grande échelle de temps et d'espace : l'étude des processus, l'étude de l'élévation du niveau des mers et l'étude des points de bascule.

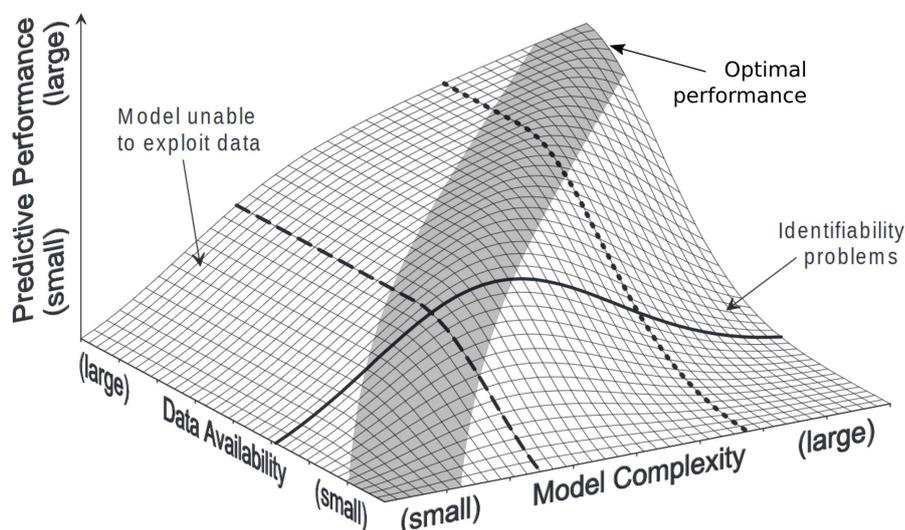


FIGURE VII.3 – Relation théorique entre la performance de prévision d'un modèle, sa complexité et les données disponibles. Si votre modèle est peu complexe et dispose de peu de données, il sera peu performant. Si votre modèle est complexe mais dispose de peu de données (*Identifiability problems*), il sera également peu performant, voir moins bon car il y a de nombreuses manière de reproduire ces données sans pouvoir distinguer ces possibilités : on appelle cela l'équifinalité. Enfin, si vous disposez de beaucoup de données mais d'un modèle peu complexe, votre modèle sera incapable d'exploiter toutes les données (*Model unable to exploit data*). Image adaptée de GRAYSON & BLÖSCHL [2001]

1. Voir discussion de la figure II.29.

4.1.2.a. Étude des processus

Pour ce type d'étude, les modèles de type moyenne échelle se présentent comme le choix que je privilégierais vu qu'ils ont été spécialement élaborés pour approfondir notre compréhension des processus en jeu. Ce type de modèles pourrait s'apparenter à des modèles météorologiques alors que les modèles de grande échelle correspondraient aux modèles climatiques : les premiers ont une grande résolution spatiale et temporelle et s'intéressent à de nombreux processus rapides alors que les seconds ont une résolution temporelle et spatiale plus faible et simplifient les processus pour s'intéresser à des questions plus long terme. Ainsi, contrairement aux premiers, les seconds se trouvent dans l'incapacité de représenter de manière exhaustive les interactions complexes liées à la dynamique de la glace, notamment les phénomènes rapides comme la fonte, l'hydrologie sous-glaciaire, ainsi que les interactions avec l'océan et les mécanismes de vèlage. Comme pour les modèles climatiques, qui ne sont pas capables de simuler le comportement des nuages ou de la convection, il est alors nécessaire d'utiliser des paramétrisations pour représenter les processus les plus impactants de la petite échelle dans les modèles grande échelle.

En ce qui concerne les observations nécessaires pour alimenter et valider ces modèles s'intéressant aux processus, il est essentiel de disposer de séries temporelles à haute résolution, généralement de l'ordre du jour à la dizaine de jours. Ces données doivent fournir des informations détaillées sur les processus saisonniers, voire journaliers, qui interviennent dans la dynamique glaciaire, comme les mesures de vitesse des glaciers, les débits d'eau sous-glaciaire, les données atmosphériques et océaniques ou encore la fonte sous les plateformes. L'objectif d'un point de vue observation n'est alors pas spécialement d'obtenir des données sur de grands espaces ou de grandes périodes de temps, mais plutôt d'obtenir une résolution élevée, comme les produits développés dans la thèse de DERKACHEVA [2021].

4.1.2.b. Étude de l'élévation du niveau des mers

Pour ce qui concerne cette question cruciale de l'élévation du niveau des mers jusqu'en 2100, je privilégierais les modèles de grande échelle, en particulier les modèles complexes plutôt que les modèles paléo-climatiques. Pour aller vers de la prévision à court terme, c'est à dire à horizon 2050 ou 2100, le couplage avec l'océan et l'atmosphère ne me semble pas indispensable, ce qui pourrait profiter aux modèles complexes. À ces échelles de temps, utiliser les autres composantes climatiques comme l'atmosphère et océan comme forçage a du sens, comme cela a été fait dans l'exercice d'inter-comparaison ISMIP6 [GOELZER et al., 2018 ; SEROUSSI et al., 2019 ; GOELZER et al., 2020 ; SEROUSSI et al., 2020 ; NOWICKI et al., 2020]. Cela suppose quand même de bien caractériser les incertitudes des interactions et celles à l'intérieur des différents modèles comme relevé par ASCHWANDEN et al. [2021]. Mais tout cela semble à portée de main pour pouvoir aller vers une vraie prévision de la future élévation du niveau des mers et de son incertitude. À ce jeu, les modèles complexes sont sûrement plus intéressants, car plus proche de l'état actuel de la calotte, les modèles paléo-climatiques n'arrivant pas à reproduire soit la géométrie, soit les vitesses des calottes et leur zones rapides [GOELZER et al., 2018]. En effet, les modèles complexes ont été développés dans le but de simuler les processus et les variations récentes des glaciers et calottes polaires, ce qui les rend vraisemblablement mieux adaptés pour aborder les problématiques associées aux réponses rapides aux perturbations climatiques, du moins à court terme.

Pour l'étude de l'élévation du niveau des mers à moyen terme, les données nécessaires me semblent être des observations d'une résolution temporelle de quelques années et qui s'étendent sur la période la plus longue possible. Cela concerne ainsi les différents types de données utilisés dans cette thèse avec des données globales (décharge de glace ou changement de masse) et si possible des données spatialisées (vitesses, élévations, changements d'épaisseur, taux de fonte sous les plateformes) qui apportent plus d'information et permettent une meilleure performance du modèle comme nous l'avons montré dans cette thèse. Il me semble que ce type de données est limité en terme de période couverte, de l'ordre de quelques dizaines d'années, et l'extension de ces données dans le passé¹ pourrait grandement aider les modélisateurs s'intéressant à cette question d'élévation du niveau des mers.

4.1.2.c. Étude des points de bascule

Pour conclure sur les différents cas d'étude, l'exploration des points de bascule des calottes polaires semble mieux adaptée aux modèles paléo-climatiques. Ce domaine d'étude, qui suscite un intérêt croissant², vise à déterminer à partir de quel niveau de réchauffement climatique les calottes polaires basculent³, avec des conséquences considérables à long terme. Cette problématique s'inscrit dans un cadre temporel étendu : avons-nous déjà franchi un point de bascule ? Si ce n'est pas le cas, à quel niveau de réchauffement atteindrons-nous ce seuil critique ? Pour répondre à de telles questions, il est évident que la dynamique glaciaire joue un rôle central, de même que d'autres composantes du système climatique telles que l'atmosphère et l'océan. Par exemple, l'étude menée par REESE et al. [2023] montre qu'avec le climat actuel, la déstabilisation de l'Antarctique de l'Ouest pour les prochains siècles ne peut être exclue. À cet effet, cette recherche utilise un modèle paléo-climatique, en l'occurrence PISM, qui est désormais capable de simuler les interactions avec d'autres composantes, qu'il s'agisse de l'atmosphère (voir par exemple DELHASSE et al. [2023]; LE CLEC'H et al. [2019] pour PISM ou LE CLEC'H et al. [2019] pour GRISLI) ou l'océan (voir KREUZER et al. [2021]). En revanche, les modèles complexes ne sont actuellement pas en mesure d'atteindre de telles prouesses, leur couplage avec d'autres composantes étant souvent limité et ne permettant pas de simuler des échelles de temps prolongées.

Dans le cadre de cette étude sur les points de bascule, il apparaît nécessaire de recueillir des données à très long terme, même si leurs résolutions peuvent être limitées. Les données essentielles comprennent alors des données sur l'élévation du niveau des mers, des données géomorphologiques, ou encore des carottes de glace. Ces données sont les seules à pouvoir couvrir des périodes assez vastes afin de pouvoir retracer l'histoire et comprendre les réponses des calottes polaires à ces échelles de temps. Un autre type de données pourrait également provenir non pas d'observation, mais de résultats de modèles complexes comme nous allons le montrer.

4.1.3. Convergence des modèles grandes échelle

Évidemment, le monde n'est pas noir ou blanc et de nombreuses passerelles sont possibles entre ces deux derniers mondes. Comme relevé par GOELZER et al. [2018], il est difficile de savoir à quelle

1. Voir le travail d'Amaury Dehecq, DEHECQ et al. [2020] par exemple

2. Voir par exemple le dernier exemple en date avec les études de HILL et al. [2023]; REESE et al. [2023] reprise par Reporterre : <https://reporterre.net/En-Antarctique-les-glaciers-au-bord-du-gouffre>

3. Évidemment, il n'existe pas "un" point de bascule, mais une multitude de points de bascule. De plus, différentes définitions existent. Ici, cela reste une discussion générale et je garde le sens commun de point de bascule, qui est un point de non retour

échelle de temps il faut passer d'un modèle complexe à un modèle paléo-climatique. De plus, ces deux types de modèles convergent petit à petit l'un vers l'autre. Ainsi, certains modèles paléo-climatiques commencent à se rapprocher de la reproduction de la géométrie et des vitesses actuelles des calottes, comme par exemple ASCHWANDEN et al. [2016], même si le champ de vitesse ne reproduit pas les différents motifs des observations (vitesses souvent trop faibles dans les fleuves de glace et trop élevées pour les zones quasi-immobiles). Dans l'autre sens, certains modèles complexes commencent à être intégrés dans des modèles couplés, comme par exemple SMITH et al. [2021] où le modèle BISICLES est couplé dans un Earth System Model (ESM¹). De même, l'ANR Elmer/Ice Sheet² avait pour but d'appliquer le modèle Elmer/Ice à des études paléo-climatiques alors qu'ISSM a déjà réussi de telles prouesses [CUZZONE et al., 2019; KAJANTO et al., 2020].

Cependant, cette convergence se fera sûrement au coût habituel : une gourmandise en calcul toujours plus grande. Aujourd'hui, le numérique en France représente 2 % du total des émissions en 2019³ et pourrait atteindre près de 7 % (6,7 %) en 2040 si aucune mesure de sobriété n'est prise. Le rapport relève que cette croissance serait stimulée par le développement de l'Internet des objets (IoT) ainsi que par les émissions générées par les *data centers*, parmi lesquels figurent nos supercalculateurs. Il faut donc se poser la question de la précision à laquelle nous voulons modéliser les changements que nous provoquons et si nous voulons poser une limite à la consommation que cela engendre.

Pour cela, il serait possible de se limiter au domaine de prédilection de chacun des deux types de modèles et d'utiliser des passerelles entre ces derniers pour améliorer leur qualité dans leur domaine. Ainsi, les modèles complexes pourraient être utilisés pour exporter l'information des petites échelles aux échelles paléo-climatiques : il serait ainsi possible d'utiliser des simulations de modèles complexes, des années 1800 à 2100 par exemple, pour "calibrer" les modèles paléo-climatiques, ou du moins ces derniers pourraient utiliser ces informations pour s'améliorer. En effet, dans cette thèse nous avons montré que notre modèle complexe, Elmer/Ice, était capable de reproduire des données transitoires d'élévation de surface et de vitesse sur 35 ans, ce qui nous donne confiance dans le fait qu'il puisse reproduire une période plus longue. Je l'estimerais à une période de 150 ans dans le passé et d'une centaine d'années dans le futur⁴. Il pourrait ainsi servir de lien entre l'échelle multi-décennale et l'échelle centennale, qui serait elle simulée par les modèles paléo-climatiques (voir figure VII.4), un peu comme lorsque nous utilisons des expériences numériques pour faire des paramétrisations pour la grande échelle (voir figure VII.2).

4.2. Vers une approche bayésienne pour les services climatiques

"Même les montagnes changent avec le vent." Tête à cœur. Médine feat Bigflo et Oli

L'idée de la discussion qui suit est née après avoir lu les articles de ASCHWANDEN et al. [2021] et ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022], que j'ai beaucoup appréciés. Ces articles caractérisent toutes les incertitudes liées au modèle, aux forçages extérieurs et aux conditions initiales. Cependant,

1. Un ESM est un modèle essayant de coupler les différentes composantes du système climatique : océan, atmosphère, calottes, biosphère, etc.

2. <https://elmer-ice-sheet.osug.fr/Objectives>

3. Rapport du sénat sur le numérique : <https://www.senat.fr/rap/r19-555/r19-5550.html>

4. Chiffres difficiles à justifier, mais la différence entre le passé et le futur vient du fait que les contraintes sur les conditions climatiques passées sont tout de même mieux établies.

un aspect en particulier m'a interpellé : le fait de ne pas inclure les scénarii d'émission dans cette analyse de sensibilité et de les considérer comme exogènes¹. Cette section vise donc à discuter des raisons qui m'ont poussé à modifier ce point spécifique de l'analyse de sensibilité de ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022], en intégrant cette incertitude dans notre analyse globale (voir chapitre VI). Bien sûr, l'étude de ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022] n'est pas la seule à avoir adopté cette approche, et cela découle principalement d'un choix philosophique (possibilisme contre probabilisme), qui me semble moins pertinent que celui que j'ai adopté et qui suit les recommandations de DETHIER [2023].

Pour formuler les recommandations que je présente à la communauté de la modélisation des calottes polaires, il est essentiel d'aborder ces questions philosophiques de possibilisme et de probabilisme, tout comme celles de l'adaptation et de l'atténuation du changement climatique. Je commence donc par discuter en quoi notre approche semble plus pertinente, en particulier en ce qui concerne l'adaptation et le développement de services climatiques. Cela fait écho à notre introduction où nous avons souligné la nécessité de s'adapter à l'élévation du niveau de la mer et avons identifié les principales étapes à cet égard (section I.2). Ensuite, nous examinerons la principale limite de notre approche, qui réside dans la représentation probabiliste des différents scénarii climatiques. Cela fournira une justification du choix

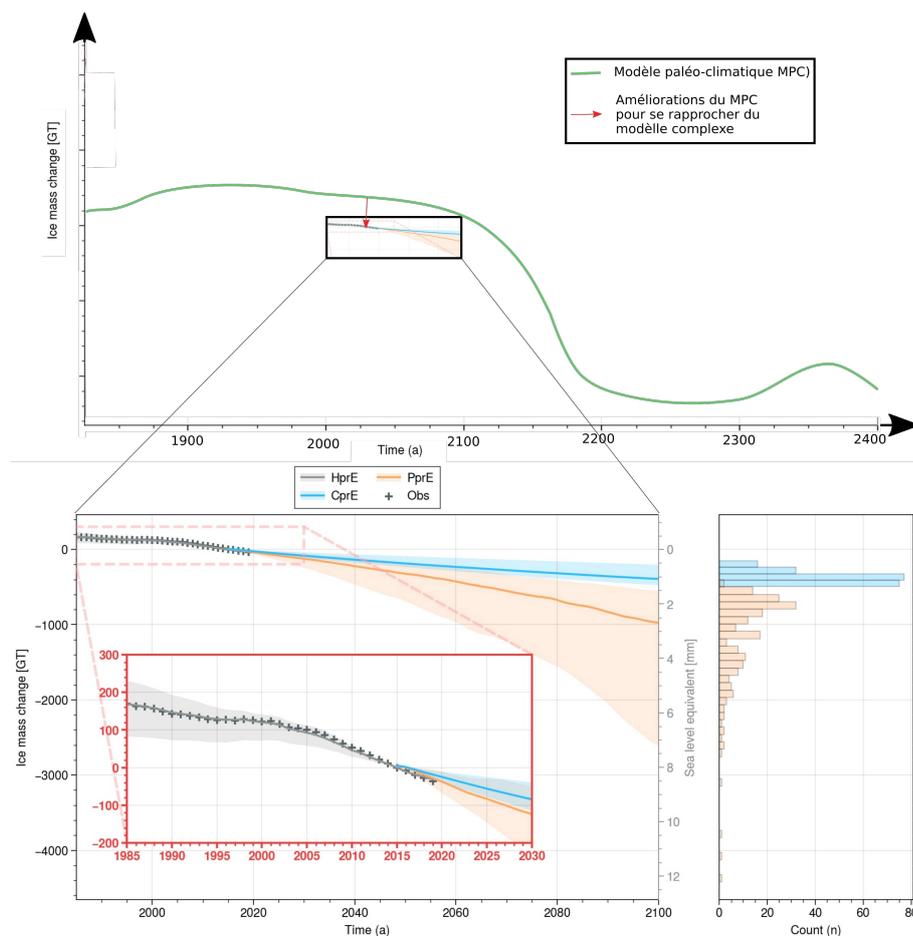


FIGURE VII.4 – Schéma idéalisé illustrant l'utilisation des modèles complexes afin d'améliorer la précision des modèles paléo-climatiques (la courbe verte ne représente rien de réel).

1. Extérieur au système, ou plutôt au problème ici.

des probabilités effectués lors de l'étalonnage des SSPs dans le chapitre VI. Enfin, nous concluons en présentant les recommandations découlant de ces différents aspects pour la communauté.

4.2.1. Vers les services climatiques

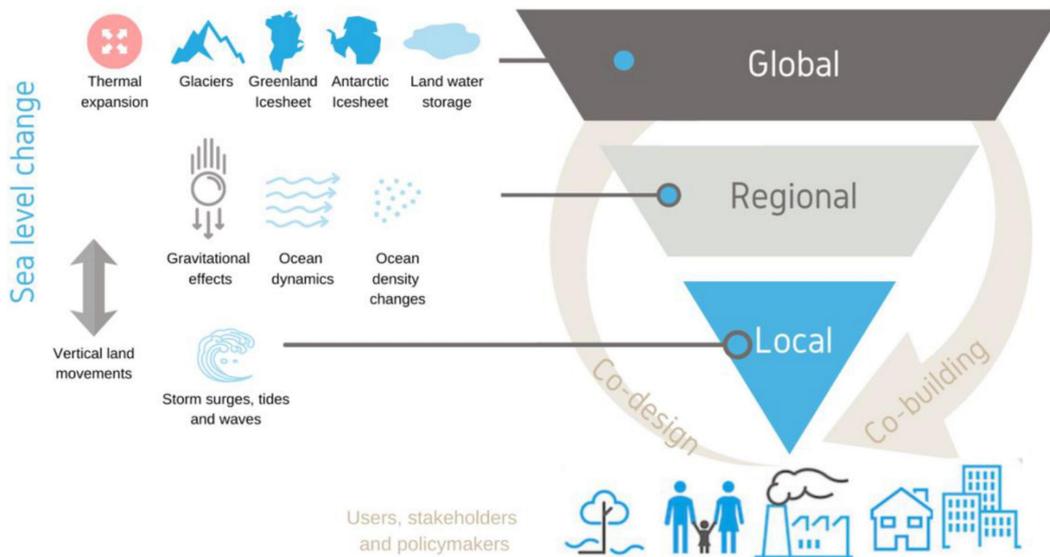


FIGURE VII.5 – Pour fournir des services d'adaptation côtière fiables, il faut tenir compte d'une grande variété de processus à des échelles très diverses. Ils doivent être conçus et construits de manière itérative avec les utilisateurs locaux, les parties prenantes et les décideurs politiques. Source : DURAND et al. [2022]

Nous l'avons vu en introduction, l'adaptation à l'élévation du niveau des mers nécessite de prévoir les futures possibilités (section I.2), qui dépendent de nombreux phénomènes physiques ainsi que des futures émissions de gaz à effet de serre. Alors, est-il possible de fournir des éléments clés en main aux différentes parties prenantes ? C'est l'objectif des services climatiques, avec en France le PEPR TRACCS¹ qui va chercher à combiner les efforts des communautés scientifiques. Ils définissent les services climatiques comme "l'ensemble des informations et prestations qui permettent d'évaluer et de qualifier le climat passé, présent ou futur, d'apprécier la vulnérabilité des activités économiques, de l'environnement et de la société au changement climatique, et de fournir des éléments pour entreprendre des mesures d'atténuation et d'adaptation"².

Dans le cas de l'élévation du niveau des mers, ces services climatiques vont permettre à des acteurs côtiers (industriel, politique, ...) de prendre des mesures d'adaptation, selon les différentes possibilités d'élévation du niveau des mers pour leur ville ou leur site industriel en prenant l'ensemble des processus globaux et régionaux qui influencent cette élévation régionale. Dans DURAND et al. [2022], il est proposé une démarche à suivre pour aligner ces services climatiques avec la demande des différents acteurs côtiers. Il est surligné le fait qu'à la vue de la multitude de situations locales, d'un point de vue temporel et spatial, il faut mettre en place une démarche itérative (figure VII.5) : en amont des études scientifiques, il est nécessaire de comprendre les besoins des parties prenantes, et ces dernières peuvent ensuite adapter leurs mesures en conséquence.

1. À retrouver ici : <https://climeri-france.fr/pepr-traccs/>

2. Voir également la section 10.5.4 du chapitre 10 du dernier rapport du GIEC pour de superbes explications <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/chapter/chapter-10/>

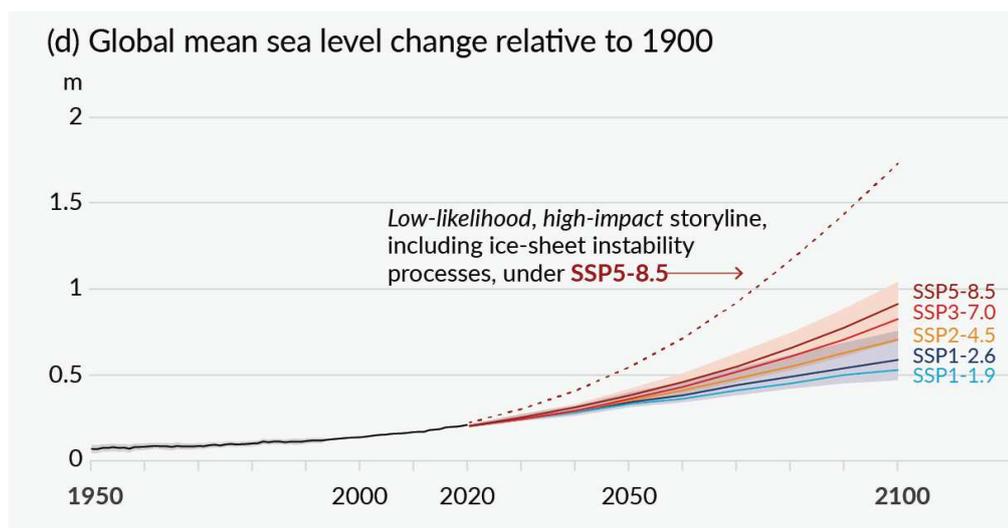


FIGURE VII.6 – Niveau moyen des océan relatif à 1900, avec des observations de 1950 à 2020 et des prévisions de 2020 à 2100 pour différents futurs possibles (SSP pour *Shared Socio-economic Pathways*, soit trajectoires socio-économiques partagées), le rouge foncé étant un futur où le rythme d’émission de gaz à effet de serre ne fait qu’augmenter jusqu’en 2100, le orange étant le plus proche de ce vers quoi les politiques actuelles nous amènent et les deux bleus étant ceux de l’accord de Paris (respectivement +1.5°C et +2°C). Plus de détails sur les SSPs au niveau de la figure VII.8). La courbe en pointillé correspond elle à des mécanismes d’instabilité des calottes polaires¹. Source : MASSON-DELMOTTE et al. [2021a].

4.2.1.a. Mise en place d’un outil unique

La première question à laquelle les parties prenantes doivent répondre est quel type d’information les intéresse. Deux grandes approches sont possibles : l’approche probabiliste, où le résultat nous renseigne sur la probabilité que P se réalise dans le monde réel, et l’approche possibiliste, où le résultat nous indique seulement que P est une “possibilité réelle” (définitions de DETHIER [2023]). Sur l’exemple de la figure VII.6, les deux approches sont illustrées : plusieurs possibilités de SSP sont proposées, et pour chacun des SSP une probabilité est associée avec une enveloppe qui représente 66 % de la probabilité : si nous suivons tel SSP, il y a 2 chances sur 3 pour que le futur se passe comme cela.

HINKEL et al. [2019] a justement comme but de synthétiser les besoins de ces parties prenantes, et quatre cas différents sont relevés : (i) à court terme et lorsque les utilisateurs sont tolérants à l’incertitude, des prévisions probabilistes sont requises pour les décisions ; (ii) pour différents niveaux de tolérance à l’incertitude, des scénarii de SLR haut de gamme et bas de gamme sont nécessaires ; (iii) pour les utilisateurs ayant une faible tolérance à l’incertitude, des limites supérieures de SLR sont nécessaires ; et (iv) pour les décideurs nécessitant une flexibilité au cours du temps, des scénarii d’apprentissage dérivés de l’estimation des connaissances qui émergeront de manière plausible au sujet de SLR au fil du temps sont nécessaires (voir VÖLZ & HINKEL [2023a] ; VÖLZ & HINKEL [2023b] pour comprendre le principe de ces scénarii d’apprentissage).

1. Pour tout comprendre à ces instabilités, vous pouvez lire la “FAQ 9.1 : Est-ce possible d’inverser la poursuite de la fonte des calottes polaires du Groenland et de l’Antarctique ? Combien de temps faudrait-il pour qu’elles se reconstituent ?” de FOX-KEMPER et al. [2021]. Ici en français : https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_FAQ_French.pdf. Vous pouvez également aller lire la thèse de URRUTY [2023] qui traite des instabilités en Antarctique.

Je vais maintenant argumenter qu'il serait possible de rassembler ces quatre cas afin de simplifier l'utilisation future des services climatiques, en adoptant une approche probabiliste et bayésienne. Cette partie a en partie été inspirée par l'article de DETHIER [2023]¹, qui traite des avantages du probabilisme par rapport au possibilisme. Si le lecteur en a le courage, je lui conseille vivement la lecture complète de cet article. Pour mieux comprendre cette section, je conseille également au lecteur les explications sur la modélisation en sciences climatiques (section II.3), sur leurs incertitudes (section II.4.2) et sur la validation et calibration de ces modèles (section II.5).

Le but d'adopter une approche entièrement bayésienne est de simplifier l'utilisation des services climatiques pour l'utilisateur voulant faire de l'adaptation. En effet, aujourd'hui l'utilisateur peut vite être perdu dans la manière d'utiliser les informations provenant de la littérature. Il existe ainsi une multitude d'études qui diffèrent, avec souvent seulement les plus préoccupantes qui atteignent les médias traditionnels, et même le résumé aux décideurs du rapport du GIEC ne fournit pas une information clairement lisible : plusieurs SSPs sont possibles avec une ligne seule indiquant un événement peu plausible mais pas improbable (Figure VII.6).

L'idée a commencé à être présentée dans ce manuscrit (voir méthodologie du chapitre VI et la figure VI.2) : le produit final pourrait consister à une seule densité de probabilité qui masquerait toutes les informations afin de simplifier l'utilisation. Cela n'empêcherait alors pas la partie prenante d'utiliser un des différents SSP, mais si elle ne souhaite pas s'en préoccuper, cela simplifierait grandement le message. Selon l'application la partie prenante n'aurait plus qu'à choisir à quel niveau de risque elle souhaite se placer, au sens probabiliste. Par exemple, pour une centrale nucléaire, dont les impacts sont élevés en cas d'inondation, on peut décider de minimiser la vulnérabilité en choisissant de s'adapter à un aléa qui a une chance sur mille ou un million de se produire alors que pour une ville s'adapter à un aléa d'une chance sur dix pourrait suffire.

4.2.1.b. Présentation de la cascade complète

L'idée serait alors de repartir des propositions faites dans ASCHWANDEN et al. [2021] qui établit une feuille de route pour aller vers des prédictions crédibles d'élévation du niveau des mers et pointe deux limites principales actuellement des travaux d'intercomparaison (plus de détail sur ISMIP6 dans la section III.5) :

- i. Les incertitudes de la feuille de route d'ISMIP6 ne sont pas totalement quantifiées : les incertitudes des forçages ne sont pas toutes quantifiées, avec par exemple un seul RCM utilisé, et les incertitudes des paramètres physiques des modèles ne sont pas quantifiées.
- ii. Les modèles utilisés dans ce travail d'intercomparaison sont biaisés et ne reproduisent pas les tendances des observations passées.

Nous avons vu dans cette thèse qu'il était possible pour un modèle de quantifier ses incertitudes et d'être non-biaisé dans le passé comme d'autres modèles l'ont fait avant nous (voir par exemple ASCHWANDEN & BRINKERHOFF [2022] ou NIAS et al. [2023]). En quantifiant mieux les incertitudes des forçages, nous avons montré que lever cette barrière était accessible. Nous avons en quelques sortes relevé le premier niveau de la figure VII.5, le niveau Global.

1. Je remercie chaleureusement Guillaume Chagnaud d'avoir trouvé cette pépite.

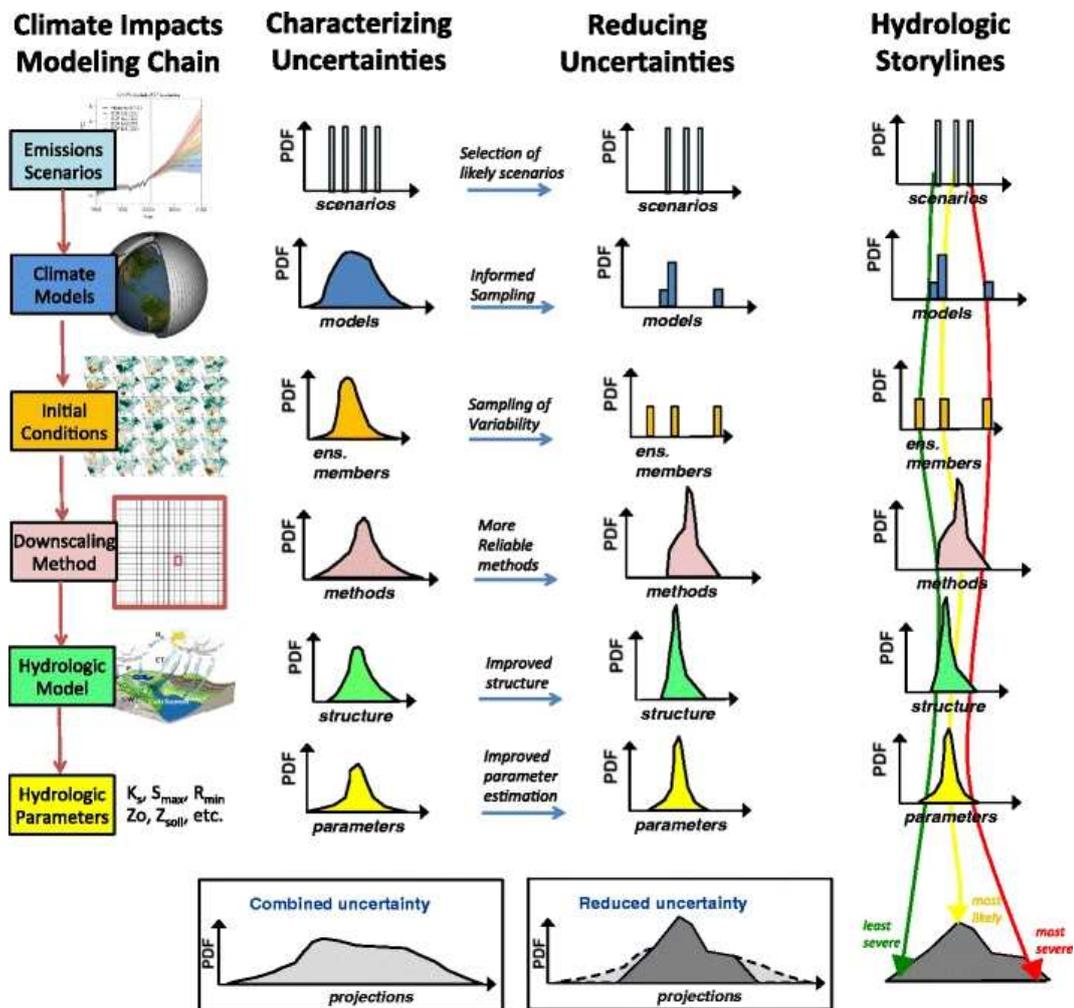


FIGURE VII.7 – Illustration de la cascade de propagation, une approche *top-down* pouvant correspondre au *co-building* de la figure VII.5. Le principe est de caractériser les incertitudes de chaque étape de la cascade allant du global au local pour obtenir une incertitude combinée (*Combined uncertainty*). Après cela, une analyse de sensibilité (section II.4.2) est possible pour identifier les sources d'incertitudes les plus impactantes et auxquelles il faut s'intéresser en priorité pour réduire l'incertitude finale (*Reduced uncertainty*). Source : CLARK et al. [2016]

Pour continuer, il est nécessaire de déterminer à quel niveau de précision nous souhaitons aller, en collaboration avec les parties prenantes. En effet, pour passer de l'échelle globale à l'échelle locale, il est commun d'utiliser la propagation en cascade, comme illustré par la figure VII.7. Le principe est de d'abord quantifier l'ensemble des incertitudes à l'échelle globale, comme proposé par ASCHWANDEN et al. [2021] : scénarii d'émission, modèles de climat, conditions initiales, méthodes de *downscaling*, structure du modèle glaciologique (hydrologique sur la figure) et enfin paramètres du modèle. Une fois cela réalisé, nous pouvons continuer ce processus à l'échelle régionale : nous donnons la distribution de probabilité de la future élévation du niveau des mers à un modèle océanique, qui va alors modéliser dans l'espace la répartition de cette incertitude en y ajoutant les incertitudes de son propre modèle. Puis pour finir à l'échelle locale, les incertitudes liées au processus de cette échelle seront pris en compte pour obtenir l'incertitude finale de l'aléa (voir par exemple TOIMIL et al. [2021] qui s'intéresse au risque d'érosion).

Plus le niveau se rapprochera du local, et plus la construction de ce dernier sera complexe à mettre en place car il devra prendre en compte plus de phénomènes. Aujourd'hui, à la vue des différents modèles et de leur maillage spatial, je pense qu'il est raisonnable de rester sur une échelle régionale comme cela a été proposé dans l'atlas interactif du dernier rapport du GIEC¹.

Pour aller vers cette approche totalement probabiliste, il reste principalement aujourd'hui un levier à lever : la quantification de l'incertitude des SSPs.

4.2.2. Quantification de l'incertitude des SSPs

Dans le chapitre VI, nous avons montré que plusieurs choix de distributions de probabilité étaient possibles. Au début, nous avons créé un ensemble de prédictions en supposant que les 3 scénarii utilisés, le SSP1-2.6, le SSP2-4.5 et le SSP5-8.5, étaient équi-probables². Le second choix fut de se baser sur les résultats de la littérature existante pour estimer d'autres probabilités qui prendraient en compte les connaissances existantes. Cette partie peut ainsi être vue comme une justification plus poussée de ces différents choix.

Aujourd'hui, en adoptant une approche possibiliste pour les scénarii, la communauté des sciences du climat suppose que tous les scénarii sont possibles, et donc équiprobables. Mais est-ce vrai que ces scénarii sont équiprobable ? Est-ce vraiment le meilleur choix aujourd'hui en se basant sur nos connaissances ?

4.2.2.a. Tour d'horizon

Cette sous-section cherche à apporter des éléments plus que des réponses à l'épineuse question : À quels futurs peut-on s'attendre ?

Aujourd'hui, nous pouvons nous satisfaire que notre avenir est totalement entre nos mains, le réchauffement futur ne dépendant que de ce que nous allons faire prochainement en terme d'émission de gaz à effet de serre. Un des messages importants de la dernière version du rapport du GIEC est le fait qu'il n'y a pas d'inertie climatique, au sens de la température, mais seulement une inertie sociétale. Pour résumer la superbe vidéo du réveilleur Inertie climatique [2022]³ sur la question, si nous arrêtons demain les émissions de CO₂, la température se stabiliserait⁴. En revanche, il existe bien une inertie sociétale qui explique le peu de différence qu'on observe entre les prédictions de température des différents SSPs jusqu'en 2040 sur la figure VII.8. Cette inertie sociétale est dû au fait qu'il est impossible d'arrêter totalement les émissions anthropiques (GES et aérosols) du jour au lendemain sauf en cas d'effondrement total de la société thermo-industrielle. Pour transformer le système, il faut changer les machines ou les habitudes et cela prend un certain temps.

1. à retrouver ici : <https://interactive-atlas.ipcc.ch/regional-information>

2. En réalité, il y a une légère différence avec une probabilité de 7/24 pour le SSP1-2.6, une probabilité de 8/24 pour le SSP2-4.5 et une probabilité de 9/24 pour le SSP5-8.5.

3. À retrouver ici : <https://www.lereveilleur.com/inertie-climatique/>

4. En prenant en compte les effets liées aux autres GES et aux aérosols, il y aurait cette fois une augmentation de quelques dixièmes de degrés avant une baisse importante.

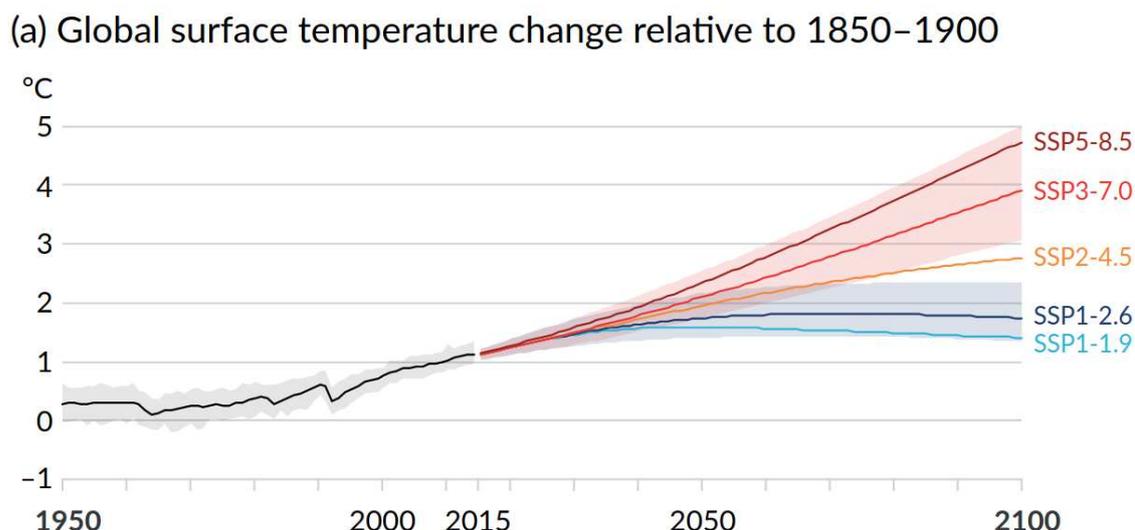


FIGURE VII.8 – Projections futures des températures selon différents SSPs MASSON-DELMOTTE et al. [2021a]

Mais du coup, comment cette dépendance socio-économique est prise en compte ? C’est tout l’enjeu des fameux scénarii socio-économiques, les SSPs. Pour plus de détails, le lecteur peut se référer au superbe article de GIACCONE¹.

Voici la définition donnée au terme “scénario”, qui concerne uniquement ces SSPs en science du climat, dans le glossaire du GIEC [GIEC, 2021] : “description plausible d’un développement futur, fondé sur un ensemble cohérent et intrinsèquement homogène d’hypothèses concernant les principales forces motrices (rythme de l’évolution technologique, prix, etc.) et les relations en jeu. Il convient de noter que les scénarii ne sont ni des prédictions ni des prévisions, mais permettent de mieux cerner les conséquences de différentes évolutions et actions”. L’objectif de ces scénarii est donc d’examiner les conséquences de différentes trajectoires en répondant à la question “que se passerait-il si”, afin de faciliter la prise de décision, plutôt que de tenter de prédire l’avenir. C’est pourquoi il existe cinq narratifs de scénarii (le premier chiffre du SSP), dans le but de couvrir autant que possible les différentes possibilités, en particulier pour l’évaluation des risques.

Cependant, comme nous l’avons déjà expliqué précédemment, ce choix de l’approche possibiliste ne simplifie pas la prise de décision dans le contexte de l’adaptation, qui se penche précisément sur des questions de risque. Les parties prenantes doivent actuellement faire la distinction entre différents cas, selon si elles s’intéressent à des questions à court ou long-terme : à court terme, pas besoin de sélectionner un scénario vu que tous amènent aux mêmes résultats (voir chapitre VI ou HINKEL et al. [2019]), mais à long terme tout se complexifie avec des résultats très dépendants du scénario. De plus, cette définition met en lumière le fait qu’il existe une composante délicate, voire subjective, dans l’élaboration des scénarii : comment déterminer ce qui est considéré comme “plausible” ou non, ou ce qui constitue un “ensemble cohérent” ? En effet, à la vue de la difficulté pour les modèles climatiques de simuler l’ensemble des scénarii proposés, un certain nombre de scénarii doivent être sélectionnés. Au final, décider de ne pas choisir en gardant une approche possibiliste c’est faire reposer la responsabilité à l’utilisateur final, qui est loin d’avoir autant de cartes en main que les spécialistes

1. À retrouver ici :

<https://climatanthropocene.com/2023/09/18/scenarios-climatiques-croissance-economique-et-decroissance/>

de ces questions. Comme faire demain si nous réfléchissons de manière semblable pour la dynamique de la glace ? Nous laisserions l'utilisateur choisir entre telle et telle loi de friction ? Cela peut-être une solution, mais soyons cohérent.

Dans le dernier rapport du GIEC, le groupe 3 a ainsi fait une entorse à sa propre règle, pouvant peut-être enclencher une nouvelle vision de ces scénarii qui serait à mon sens préférable. Ainsi, la Box3.3 traite de ces questions de probabilité des scénarii, notamment ceux concernant de fortes émissions [RIAHN et al., 2022]. La box conclut alors que dans l'ensemble, les scénarii à forte émission, SSP5-8.5 en tête, sont devenus considérablement moins probables depuis le AR5 mais ne peuvent pas être exclus¹. Aucun chiffre n'est donné, mais l'idée est là : il n'y a pas de raison de donner un poids aussi fort aux différents scénarii. Et ce n'est pas en ignorant la question que nous pourrions résoudre cette interrogation, mais bien en s'y intéressant qu'une quantification de cette incertitude profonde sera possible.

Dans le chapitre VI, nous avons proposé une quantification de cette probabilité, qui ne doit pas forcément être vue comme des valeurs précises mais plutôt comme un intermédiaire entre l'exercice de pensée et une quantification précise. En effet, l'intérêt premier est de voir quel est l'effet si nous ne donnons pas les mêmes probabilités aux différents scénarii. Au contraire de la figure VII.7 où seulement un sous-ensemble de scénarii probables est sélectionné, nous sommes restés dans une approche probabiliste en affectant des poids différents selon la "probabilité" des scénarii. Nous justifions ici un

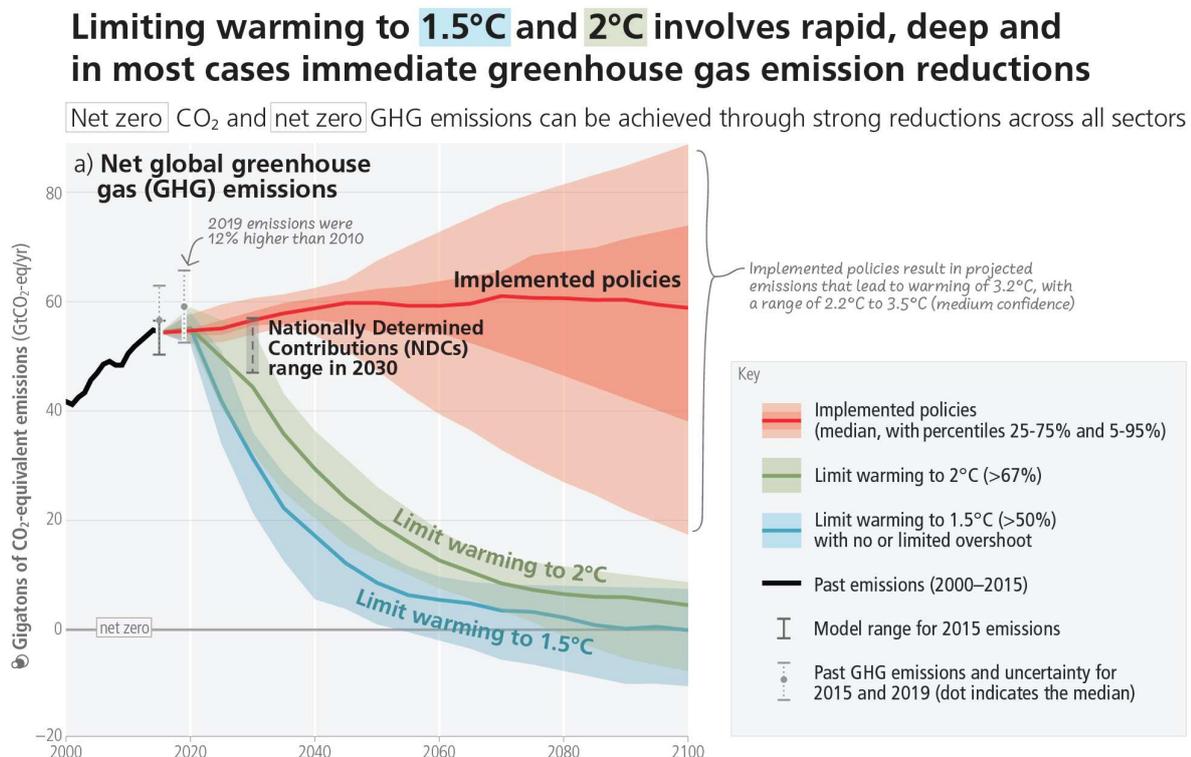


FIGURE VII.9 – Évolutions mondiales des émissions de CO₂ conformes aux politiques mises en œuvre et aux stratégies d'atténuation. Les plages colorées représentent les intervalles de confiance à 90%² des trajectoires mondiales modélisées. Source : IPCC CORE WRITING TEAM [2023]

1. Pour explorer ces questions de scénarii qui ne sont pas tous aussi probables, je conseille cette vidéo : <https://youtu.be/5ZXYSuSsRw>

2. Un intervalle de confiance à 90 % signifie que selon les hypothèses du modèle, la confiance que le futur soit dans cet intervalle est de 9 chances sur 10.

peu plus en détail ce choix de probabilité, qui consiste à donner une probabilité plus importante au scénario intermédiaire, le SSP2-4.5, par rapport aux deux autres scénarii utilisés, le SSP5-8.5 qui est le scénario extrême supérieur et le SSP1-2.6, un scénario à faible émission de CO₂ qui nous emmènerait vers l'accord de +2°C de l'accord de Paris.

Nous justifions de donner la probabilité la plus faible des trois au SSP5-8.5 en se basant sur la phrase précédente du rapport du GIEC qui dit que les scénarii à très forte émission sont moins probables aujourd'hui. Cela rejoint notamment les recommandations de HAUSFATHER & PETERS [2020], qui conseille d'arrêter d'utiliser ce scénario comme le plus probable, ce qui est fortement trompeur. Cela rejoint également le travail réalisé par le Climate Action Tracker¹.

Ainsi, nous pouvons voir sur la figure VII.9 que selon les politiques implémentées aujourd'hui, aucun scénario n'entraînent une accélération du rythme des émissions de gaz à effet de serre, alors que le SSP5-8.5 montre une accélération jusqu'en 2060 (voir par exemple la figure VII.10). En effet, le dernier rapport du GIEC a montré que nous avons possiblement passé un point d'inflexion au niveau des émissions de CO₂, ces dernières ayant augmenté moins vite sur la période 2010-2020 que sur la période 2000-2010 (+1.3%.yr⁻¹ contre +2.1%.yr⁻¹ d'après SHUKLA et al. [2022]). Cet effet est la conséquence des politiques² menées par le passé, qui ont permis une croissance exponentielle de l'adoption des technologies bas-carbone [SHUKLA et al., 2022] : éoliennes terrestres et maritimes, panneaux solaires photo-voltaïques, centrales solaires à concentration, batteries pour les véhicules électriques. C'est pour partie le résultat de la chute de prix de ces technologies, qui arrivent à des prix similaires aux alternatives fossiles [SHUKLA et al., 2022], que ces scénarii à très fortes émissions deviennent de moins en moins probables. C'est également le résultat des mesures de sobriété (*demand-*

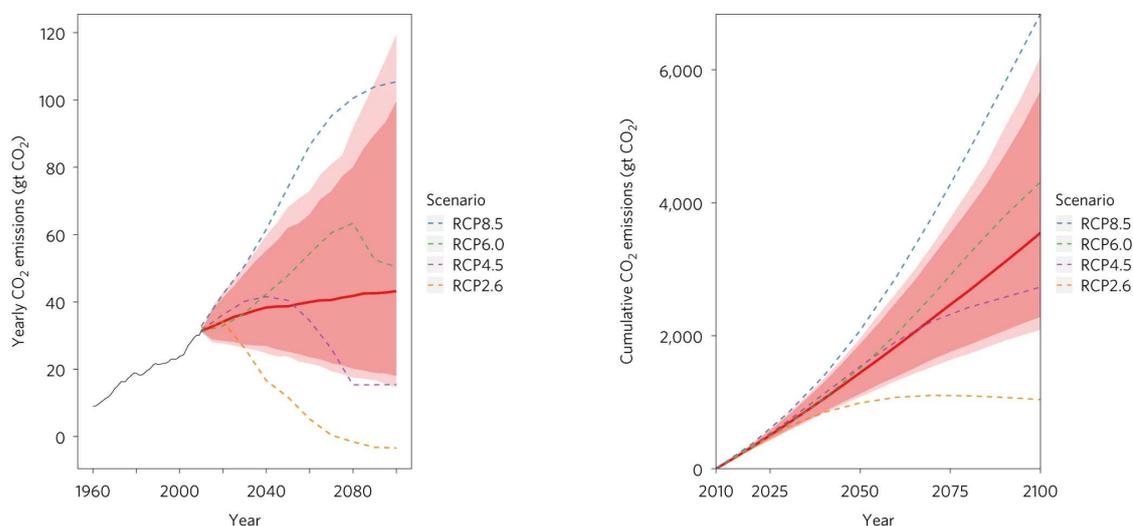


FIGURE VII.10 – Émissions de CO₂ futures par année (à gauche) et cumulées de CO₂ (à droite). La ligne rouge continue est la médiane de leur ensemble, la région fortement ombrée est l'intervalle de confiance à 90 %, la région légèrement ombrée l'intervalle de confiance à 95 % et les lignes en pointillées sont les anciens scénarii RCP du GIEC (le RCP2.6 est semblable au SSP1-2.6, le RCP4.5 au SSP2-4.5, le RCP6.5 au SSP4-6.0 et le RCP8.5 au SSP5-8.5). Source : RAFTERY et al. [2017]

1. À retrouver ici : <https://climateactiontracker.org/global/cat-thermometer/>

2. Ici, le terme de politique doit s'entendre au sens large, qui est celui de l'organisation sociétale.

side en anglais) mises en place, et dont le potentiel est encore sous-exploité [IPCC CORE WRITING TEAM, 2023].

Le fait de donner une probabilité un peu plus élevée au SSP2-4.5 par rapport au SSP1-2.6 vient des résultats de l'étude de RAFTERY et al. [2017]. Cette étude utilise l'identité de Kaya qui identifie que le CO₂ est égal au produit de la population mondiale, du PIB par habitant et de l'intensité carbone de l'économie, soit le nombre de tonnes de CO₂ émis par unité de PIB. En quantifiant l'incertitude future de ces différents termes dans le futur, ils sont alors capables d'évaluer l'incertitude de l'évolution future du CO₂ à l'aide d'un ensemble, comme illustré sur la figure VII.10. Cette figure illustre alors le fait qu'à tendances actuelles, les scénarii les plus probables sont les scénarii intermédiaires SSP2-4.5 et SSP4-6.0.

“J’ai raté, mais je veux pas qu’on dise que j’ai rien foutu, parce que c’est pas vrai.” Le roi Arthur, Kaamelott.

4.2.2.b. Limites de cette approche probabiliste

Nous pouvons maintenant aborder les principales limites de cette approche probabiliste et ainsi voir par quels moyens elle pourrait être améliorée. Commençons en préambule par voir s'il ne serait pas possible de faire une unification en utilisant plutôt une approche possibiliste.

Nous pouvons facilement évacuer cette alternative hasardeuse comme le montre DETHIER [2023] : cela demanderait de repenser en profondeur le fonctionnement des sciences du climat et les rapports du GIEC qui sont plutôt orientés probabilistes en utilisant les termes probables (*likely*), etc. Cela remettrait également en cause le fonctionnement des exercices d'intercomparaison ou l'approche d'analyse de sensibilité que nous avons adopté dans cette thèse, qui constitue une base solide de ces rapports. Aujourd'hui, seuls les SSPs échappent à cette vision probabiliste, et je pense qu'il serait préférable d'essayer de dépasser cette limite comme nous venons de le faire. De plus, cela ne résoudrait pas la principale limite de cette approche probabiliste qui est que certaines possibilités peuvent être oubliées entraînant un risque de sur-confiance dans les résultats. En effet, le fait d'oublier des possibilités relève du cas d'incertitude ontologique que nous avons relevé section II.4.2, qui est par définition inconnue. L'approche possibiliste ne résoudrait pas ce problème.

Le risque de sur-confiance est pour le coup une critique qui semble tout à fait justifiée. Nous avons beaucoup abordé cette question au travers de ce manuscrit, en développant l'importance de la validation pour tout modèle. Pour tout ce qui concerne le domaine des sciences du climat pur et dur, cela semble déjà être appliqué et l'arrivée massive de l'apprentissage machine qui repose sur ces aspects de calibration et validation devrait encore améliorer la capacité prédictive des modèles. Cette critique concerne alors plutôt l'estimation de la probabilité des scénarii, comme nous l'avons fait ou telle que réalisée par RAFTERY et al. [2017] (voir figure VII.10). En effet, comment garantir que son identité de Kaya ne cache pas d'erreurs compensatoires, à l'intérieur de ses différents termes, et de fortes non-linéarités ? De plus, n'y a-t-il pas de risques que ces prophéties deviennent auto-réalisatrices et choisir des probabilités ne pourrait-il pas entraîner des conséquences non-prévues ? Il est bien sûr impossible de garantir tout cela, comme pour n'importe quel modèle. Cela ne signifie pas que ces modèles sont à jeter, mais il doivent être améliorés afin d'identifier ces différentes possibilités, pour ensuite faire des études spécifiques sur ces aspects, comme en glaciologie avec l'étude de la rhéologie

ou de la friction qui ont permis dans le temps de mieux comprendre le comportement des calottes et améliorer les modèles qui se sont construits par la suite. Pour identifier ces priorités, nous avons vu que l'analyse de sensibilité pouvait être une solution intéressante (section II.4.2). Mais aujourd'hui, faute de mieux, je pense qu'il faut accepter ces modèles tels qu'ils sont.

La seconde principale limite de cette approche probabiliste concerne plutôt la cascade d'effet (figure VII.7). En effet, pour garantir que la probabilité finale soit représentative de l'incertitude totale, il est essentiel que l'information ne se perde pas au cours des différentes étapes. Ce phénomène concerne principalement les extrêmes et les queues de distribution, qui ont souvent des valeurs plus faibles. Cette limite vient principalement d'une limite de ressource de calcul. Pour y remédier, il suffirait de bien représenter les densités de probabilité de chaque étape, mais cela risque de multiplier les coûts de calcul. Par exemple sur la figure VII.7, cela suppose d'identifier les incertitudes de chaque étape, avec par exemple 1 paramètre incertain pour les scénarii d'émission, 5 paramètres pour les modèles de climat, 3 pour les conditions initiales, 4 pour le *downscaling*. Pour que la sortie du *downscaling*, il faut alors que l'incertitude des 13 paramètres soit parcourue de façon représentative, ce qui demanderait une quantité de calcul faramineuse. Par exemple dans cette thèse, avec moins d'une dizaine de paramètres, il a fallu plus d'une centaine d'échantillons, et donc de calculs pour bien représenter les incertitudes. Afin de contourner cette limite, l'utilisation de technique d'apprentissage machine semble essentielle, comme c'est déjà le cas en sciences du climat, des émulateurs ayant fournis les projections d'élévation du niveau des mers [FOX-KEMPER et al., 2021].

4.2.3. Recommendations

Après cette digression de 10 pages, j'en arrive enfin aux points que je recommande aux modélisateurs de calottes polaires. Tout d'abord, il est important de noter que la communauté accorde peu d'attention à ces questions de scénarii, et c'est dans ce cadre que j'ai voulu tenter d'examiner cette dimension. Je pense qu'il faut que la communauté ne prenne plus ces scénarii comme argent comptant mais bien comme une hypothèse du modèle. Cela ne nécessite pas à chaque fois une discussion exhaustive telle qu'ici, mais tout comme les choix de forçages ou de modélisation sont discutés, il est essentiel d'aborder le choix du scénario. Il convient d'analyser les raisons sous-jacentes à ce choix, qu'il soit motivé par la simplicité, l'absence d'autres options, ou la pertinence par rapport à l'objet d'étude (qu'il s'agisse de points de bascule, d'analyses de sensibilité, etc.).

Il est crucial de souligner que le choix du scénario revêt une importance significative en fonction de la nature de l'étude. Comme démontré au chapitre VI, les résultats obtenus avec un scénario comme le SSP-8.5 peuvent différer sensiblement de ceux obtenus avec un scénario comme le SSP1-2.6. Par conséquent, pour les études qui ne se penchent pas spécifiquement sur la sensibilité au scénario, je recommande d'opter pour un scénario de niveau intermédiaire, tel que le SSP2-4.5. Au contraire, pour une étude portant sur les points de bascule, cela a du sens d'utiliser des scénarii extrêmes pour étudier les fameuses queues de distribution afin de documenter ces aspects. Il peut également être intéressant de tester plusieurs scénarii afin de tester à partir duquel un point de bascule opère, tout comme des scénarii avec des dynamiques de température non-linéaires : atteinte d'un palier, *overshoot*, etc. À la vue du temps de réaction lent des calottes, deux scénarii arrivant à la même température en 2300 mais à la dynamique différente pour arriver à ce point pourraient entraîner des réponses bien différentes.

Pour terminer, je souhaite revenir à la source initiale qui m'a suscité cette discussion, à savoir l'article de ASCHWANDEN et al. [2021]. Leur article est tout à fait pertinent et nous avons pu voir dans cette thèse que nous avons cherché à répondre aux mêmes problématiques que celles soulevées par cet article (quantification d'incertitude et validation de modèle), même si l'article est apparu après le début de cette thèse. Je suis ainsi tout en fait en accord avec le développement de l'article, qui suggère que les efforts pour atteindre ces deux points sont essentiels et à portée de main à condition d'y mettre les moyens. À la vue des impacts potentiels de l'élévation du niveau de la mer d'un strict point de vue monétaire, qui ne prends évidemment pas tous les coûts sociétaux en compte, ils concluent que la projection du niveau de la mer futur est un effort trop gravement sous-financé pour atteindre sa mission, alors que des millions de vies et des milliers de milliards de dollars américains dépendent d'une réponse précise et fiable.

Je souscris à l'ensemble de ces points, et j'irai plus loin pour dire que ce problème dépend de notre communauté, comme la base de la pyramide illustrée par la figure VII.5, mais que nous sommes loin d'être les seuls à avoir besoin de ces financements. Afin d'évaluer les impacts potentiels de l'élévation du niveau de la mer, nous avons un besoin urgent de pouvoir quantifier délibérément, puis réduire systématiquement les incertitudes de chaque étape comme illustré par la figure VII.7. Et parmi ces différentes incertitudes, il me semble que la question de l'incertitude des scénarii est particulièrement sous-documentée à la vue de l'incertitude finale qu'elle entraîne, que nous pouvons caractériser dans la catégorie d'incertitude profonde et qu'en conséquence, ce domaine devrait nous intéresser en premier plan. Par exemple, un super projet européen interdisciplinaire comme PROTECT ne fait pas figurer cet aspect¹, même si l'interaction avec les parties prenantes permet de faire remonter leurs besoins. Afin de pouvoir faire remonter ces sujets au niveau qu'ils méritent, la première étape pour notre communauté est de les considérer en incluant les hypothèses sur ces scénarii dans les analyses de sensibilité comme nous avons essayé de le faire, ainsi qu'en échantillonnant plus précisément cette source d'incertitude, ce que nous n'avons pas pu faire par manque de données nous précédant dans la cascade (Modèle de climat et techniques de *downscaling* sur la figure VII.7).

La seconde étape serait alors évidemment la question du financement de ces aspects, qui dans un monde idéal prioriserait les questions où le risque est le plus important selon la combinaison de la vulnérabilité, de l'exposition et de l'aléa (figure I.9), caractérisé par la probabilité dans l'approche proposée. C'est également le point de vue proposé par ASCHWANDEN et al. [2021], qui montre que le financement de la crise du covid a été très important et que le risque de l'élévation du niveau des mers est en comparaison sous-financé à la vue du risque encouru. Sans prendre mieux en compte l'incertitude des différents scénarii, il sera difficile de bien caractériser l'aléa de chaque risque et donc de bien orienter ces financements pour maximiser leur efficacité.

4.3. Le potentiel de communication

“Que la force me soit donnée de supporter ce qui ne peut être changé et le courage de changer ce qui peut l'être mais aussi la sagesse de distinguer l'un de l'autre.” Marc-Aurèle.

Nous allons maintenant finir par une partie de discussion faisant écho à la toute première de l'introduction qui traite du changement climatique (section I.1). Cela pourra également aider le lecteur

1. Voir <https://protect-sl.r.eu/objectives/structure-of-the-work/>

à la compréhension de mon besoin de rendre accessible au maximum ce manuscrit, au prix de quelques détours, et fera écho à mon préambule où je me présente comme utilitariste et conséquentialiste, qui me conduit à raisonner en termes de coût par rapport aux bénéfices. Cela reste évidemment une partie encore subjective, étant donné qu'il est impossible d'évaluer la totalité de ces coûts et bénéfices. Je propose donc de d'abord présenter les coûts de la recherche aujourd'hui et les bénéfices que nous pouvons avoir. Cela aboutira sur mes recommandations pour maximiser ce rapport coût-bénéfice.

4.3.1. Coûts

Aujourd'hui la recherche a un coût pour la société, évidemment monétaire représentant 4 % du budget de l'état¹, mais tout ne se compte pas en euros, et la recherche a également un impact carbone chiffrable ainsi qu'un impact social (communication par exemple) et environnemental (biodiversité par exemple) qui sont plus difficilement chiffrables. Aujourd'hui en France, chaque habitant émet en moyenne 9.9 t eCO₂/an^{2,3} ce qui cache de grandes disparités selon les revenus ou encore les efforts personnels engagés. Afin de respecter l'accord de Paris, le chiffre de 2 t eCO₂ est souvent avancé comme objectif en 2050 pour un français, même si il est fortement critiquable et peut sous-estimer les efforts à faire en France (voir BON POTE ou la discussion du chapitre I section 1.3 de CHAGNAUD [2022]). Les efforts à fournir sont donc considérables pour chacun d'entre nous, et ne se limitent évidemment pas à l'individu mais également à la responsabilité de l'état et des entreprises ainsi que les capacités de chacun. Cependant, une part est commune à tous et irréductible d'un point de vue personnel : la part des services publics, qui représentent 1.4 t eCO₂ par personne⁴. Je propose maintenant un petit exemple pour illustrer d'où proviennent ces émissions en ce qui concerne notre communauté, qui se décompose ainsi en quatre postes : le déplacement, l'alimentation, le logement et la consommation.⁵

J'ai ainsi chiffré mon propre bilan carbone de mes 3 années de thèse (figure VII.11) en m'intéressant à trois des 4 postes précédents, le déplacement à travers mes trajets pour aller au laboratoire et en conférence, mon alimentation à travers les repas que j'ai pris au laboratoire pendant ma pause de midi et ma consommation qui concerne exclusivement le numérique⁶. Évidemment, ces résultats ne sont pas forcément représentatifs, étant donné que j'avais déjà fait des bilans carbones à titre personnel afin de réduire mon empreinte carbone, ce qui joue sur mon impact au travail (diminution de la consommation de viande ou limitation de l'utilisation de l'avion par exemple)⁷. Ainsi, j'ai émis au total 3078 kg eCO₂ au cours de cette thèse. Ce qui ressort est le fort impact du numérique (81 % et presque 2500 kg eCO₂) par rapport aux deux autres sources. Cela est principalement dû à l'impact de

1. Voir le rapport du Sénat : <https://www.senat.fr/rap/121-163-324/121-163-3247.html>

2. Rappel : la mesure en kg eCO₂ permet de regrouper l'ensemble de l'effet réchauffant dû aux émissions de GES qu'on exprime en équivalent CO₂. Par exemple, 1 kg de méthane réchauffe 25 fois plus que le CO₂ et vaut donc 25 kg eCO₂

3. Chiffre tiré de l'estimateur d'empreinte Carbone MyCO₂ de carbone 4 : <https://www.myco2.fr/actualites/empreinte-carbone-francaise-moyenne-comment-est-elle-calculée>

4. Chiffre de MyCO₂ pour être cohérent, mais d'autres chiffres existent, récapitulés dans cet article de BonPote : <https://bonpote.com/empreinte-carbone-des-services-publics/>

5. Pour aller plus loin sur l'impact de la recherche : voir l'enquête de de labo1point5 sur l'impact de la recherche (<https://labos1point5.org/les-enquetes>) et l'article sur l'outil GES1point5 (<https://apps.labos1point5.org/ges-1point5>)

6. D'autres sources d'émissions sont à l'évidence ignorées ici par simplicité : empreinte du bâtiment, le chauffage, achat de matériel pour le fonctionnement du laboratoire, satellite, etc.

7. Voir par exemple MyCO₂ que je conseille fortement pour son côté interactif (<https://www.myco2.fr/>). Sinon voir Nos Gestes Climat : <https://nosgestesclimat.fr/>

ma consommation plutôt que de l'achat, avec 1020 ∓ 166 kg eCO₂ pour le stockage de mes données¹ et 1037 ∓ 316 kg eCO₂ pour le calcul² alors que l'achat représente 430 kg eCO₂³. En opposition, les impacts de mes repas (13 % et 393 kg eCO₂⁴) et de mes trajets (6 % et 198 kg eCO₂⁵) sont beaucoup plus faibles.

4.3.2. Bénéfices de la communication de notre recherche

D'un autre côté, la recherche que nous réalisons a des impacts bénéfiques pour la société, qui sont difficilement chiffrables. Je vais donc aborder un de ces aspects qui me tient à coeur, qui est la possible sensibilisation du public grâce à nos sujets de recherche, qui peuvent permettre d'engager des changements importants. Cette part n'est pas quantifiable, mais nous avons vu précédemment que le scénario aujourd'hui le plus probable est un scénario intermédiaire, autour du SSP2-4.5, nous emmenant entre une augmentation de 2.2°C et de 3.5°C par rapport à l'ère préindustrielle. Au contraire, au moment du cinquième rapport d'évaluation du rapport du GIEC, le scénario le plus extrême (RCP8.5 à l'époque) n'était pas considéré comme moins probable que les autres [CORE WRITING TEAM, R.K. PACHAURI AND L.A. MEYER (EDS.), 2014]. Cela vient notamment de la réduction de prix d'énergies bas-carbone ou encore de mesures de sobriétés [SHUKLA et al., 2022].

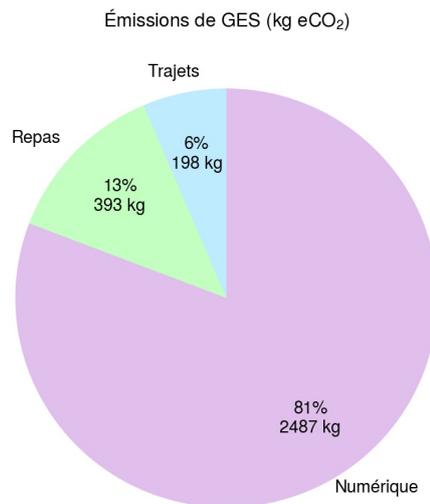


FIGURE VII.11 – Bilan carbone sur mes 3 années de thèse et répartition des émissions selon 3 postes principaux : les trajets, les repas et le numérique.

1. Estimation du stockage sur notre serveur : 41 To (41984 Go) en dernière année, 30 (30720 Go) en 2ème année, 10 (10240 Go) en première année ; Coût carbone du stockage sur Bettik de GRICAD de 12.3 ∓ 2.0 g eCO₂.Go⁻¹.a⁻¹ d'après CHARRET et al. [2020].

2. Estimation des heures de calculs : 40 ensembles avec 30 coeurs prenant 10 jours de 24 heures, soit 288000 heures de calcul ; Coût carbone d'une heure de calcul sur un support de GRICAD de 3.6 ∓ 1.1 g eCO₂/heure d'après BERTHOUD et al. [2020].

3. 162 kg eCO₂ pour 1 ordinateur et 268 kg eCO₂ pour 1 écran. Chiffres de <https://impactco2.fr/>

4. Hypothèses de calcul : 215 jours par année au laboratoire durant 3 ans ; 9 repas sur 10 végétariens (0.5 kg eCO₂ par repas) et 1 sur 10 incluant de la volaille (1.6 kg eCO₂ par repas), chiffres de <https://impactco2.fr/>

5. Chiffres calculés à partir de 4 trajets (conférence à l'EGU à Vienne (Autriche) : 77 ∓ 44 kg eCO₂ ; missions en France : 36 ∓ 11 kg eCO₂ ; École d'été à Karthaus (Italie) : 63 ∓ 23 kg eCO₂ ; Conférence à Utrecht (Pays-Bas) : 22 ∓ 9 kg eCO₂) et le calculateur de <https://apps.labos1point5.org/travels-simulator>

Or, je pense que sans les rapports du GIEC, les COPs et la sensibilisation autour de ces sujets, nous n'aurions pas pris ces mesures. Voyons donc comment nos sujets de recherche permettent de surfer sur cette communication de sensibilisation avec comme exemple la disparition des glaciers.

Les glaciers ont ainsi un aspect affectif auprès des personnes qui ont un contact privilégié avec la montagne [BRUGGER et al., 2013]. Ils représentent des souvenirs et leur disparition peuvent entraîner de fortes réactions émotionnelles, tout cela étant amplifié ou amoindri par les expériences ponctuelles : un été chaud qui accentue la fonte, un hiver avec de fortes chutes de neige. Cette expérience et ce vécu émotionnel a alors tendance à entraîner des intentions de changements de comportements ainsi que des changements de comportements concrets [EMMANUEL SALIM & DELINE, 2023]. Cette relation doit être mieux comprise dans le futur pour contribuer à accélérer ces changements. Nous nous devons également de nous poser la question de la voie à suivre : devons-nous utiliser l'impact du changement climatique sur les glaciers pour sensibiliser, ou plutôt d'autres conséquences (sécheresses, crues, canicules, etc.) ? Laquelle est la plus efficace ? Faut-il plutôt les combiner ?



FIGURE VII.12 – Évolution du front du Glacier Blanc dans le massif des Écrins (Hautes Alpes). Adaptée de PARC NATIONAL DES ÉCRINS¹.

L'avantage d'utiliser le recul des glaciers pour sensibiliser à la question environnementale est la forte visibilité de ce phénomène (figure VII.12) ainsi que la responsabilité humaine dans ce recul. Cela le rend très palpable, notamment dans les Alpes où les glaciers perdent presque chaque année de la masse [SIX et al., 2023]. En comparaison avec d'autres impacts du changement climatique comme les canicules, il y aura des étés où il fera moins chaud que l'année d'avant bien que le nombre et l'intensité des canicules va augmenter [MASSON-DELMOTTE et al., 2021a]. Un autre avantage est le fait que la responsabilité humaine dans cette fonte commence à être fortement perceptible : CLAUZEL et al. [2023] a montré que la fonte du glacier d'Argentière depuis 1850 était due à 66 %² aux activités humaines.

Il y a cependant des désavantages, le principal étant d'un point de vue social : l'image des glaciers ne parle pas à tout le monde. En effet, peu de personnes ont la chance de pouvoir accéder à ces derniers, avec une forte inégalité d'accès aux sports d'hiver [OBSERVATOIRE DES INÉGALITÉS]. Un moyen d'y remédier serait donc de promouvoir, à l'école par exemple, des voyages si possible bas-carbone afin de voir l'impact concret de nos émissions de CO₂ sur ces glaciers. Comme expliqué dans l'étude de EMMANUEL SALIM & DELINE [2023], il faut que la communication lors de ces visites comprennent des aspects éducatifs, expérimentaux et émotionnels. De plus, BRUGGER et al. [2013]

1. Disponible ici :

<https://www.ecrins-parcnational.fr/actualite/le-glacier-blanc-abandonne-le-bout-de-sa-langue>

2. Forte incertitude avec une gamme entre 21% et 111%.

explique que l'augmentation de la perception d'un risque entraîne une moins forte préoccupation d'autres risques. En choisissant de mettre nos efforts sur la communication d'un risque plutôt qu'un autre, il est possible de produire des effets contre-productifs. Dans le cas des glaciers, cela peut être d'adapter les villages de montagne à du tourisme post-glacier, par exemple avec le développement de la randonnée et du vélo en remplacement de l'alpinisme, tout en oubliant le risque que présente la perte des glaciers sur l'agriculture (voir figure I.8).

Le dernier point, qui concerne la forte inertie des glaciers, peut se présenter comme un avantage ou un désavantage en fonction de la façon dont on le présente. Il y a un risque de fatalisme : quoique l'on fasse, les glaciers vont continuer à fondre dans les prochaines décennies. Mais pour remédier à cela, il est encore question de communication : il faut montrer aux personnes l'impact de leur gestes, plus ou moins grand, par exemple en utilisant le chiffre de l'étude de MARZEION et al. [2018], qui a montré que chaque kg de CO₂ émis entraîne la future fonte de 12 kg de glacier¹. Cela correspond aux émissions de la consommation d'un steak haché (150g de boeuf) ou de 5 à 10 km de voiture. Si nous changeons d'échelle, l'empreinte carbone de la France fait fondre l'équivalent de la mer de glace en moins de 3 mois².

4.3.3. Recommandations

À partir de ces différents éléments, je pense que plusieurs leviers sont accessibles pour maximiser ce rapport coût-bénéfice, en réduisant le coût et en augmentant le bénéfice.

4.3.3.a. Réduction du coût

Afin de diminuer le coût carbone, le rapport du Shift Project sur l'administration publique³ présente 5 leviers prioritaires, qui doivent déboucher sur des actions qui peuvent et doivent commencer immédiatement et aboutir à l'arrivée à une administration décarbonée qui fait envie :

- **faire des bilans carbone** complets dans toutes les administrations.
- **assurer la transparence** des actions menées pour faire de la décarbonation des services publics un enjeu électoral.
- **former** tous les agents et les élus.
- **rendre la décarbonation prioritaire** : intégrer l'impact carbone, la résilience et la sobriété à tous les niveaux, du numérique aux déplacements professionnels.
- **renforcer les objectifs** avec l'électrification des véhicules, un plafond carbone des repas, etc.

Je suis très heureux de voir que ces différentes pistes sont déjà en place dans notre laboratoire, avec un groupe de réflexion sur ces questions ce qui a permis de prendre des mesures pour limiter l'impact

1. C'est le chiffre pour un réchauffement de +1.125°C par rapport à l'ère pré-industrielle, l'incertitude allant de 10 à 19 kg par kg de CO₂ émis

2. Détails du calcul : 2500 Mt pour la masse de la mer de glace; empreinte carbone annuelle : 666 Mt (voir <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/edition-numerique/chiffres-cles-du-climat/5-empreinte-carbone-et-emissions-territoriales>); Glace fondue par année : 666x16 ≈ 10.000 Mt, soit 4 fois le volume de la Mer de Glace.

3. Les différents niveaux du rapport **Plan de transformation de l'économie : focus sur l'administration publique** (rapport complet, synthèse, tableur utilisé pour le chiffrage, la conférence du rapport intermédiaire) sont disponibles ici : <https://theshiftproject.org/plan-de-transformation-de-leconomie-focus-sur-ladministration-publique/>

carbone de notre recherche (bilan carbone annuel, réduction de l'utilisation de l'avion, etc.)¹. Les principales limites actuelles restent qu'il manque une formation aux enjeux climatique mais également de biodiversité à notre arrivée, ou encore la question des repas et du numérique qui ne sont que peu intégrées.

Pour la communauté des modélisateurs au sens plus général, je pense que mon bilan carbone personnel (figure VII.11) montre assez clairement les interrogations que nous devons nous poser : comment minimiser le nombre de simulations et de données obtenues tout en améliorant notre connaissance sur notre science? Jusqu'à quelle précision devons nous aller? Je n'ai pas la réponse à ces questions, et chacun est libre d'y répondre tel qu'il le souhaite selon sa propre sensibilité, mais cela me semble tout de même important d'avoir conscience de cet impact non négligeable. Voyons ce défi comme une stimulation positive plutôt qu'une contrainte, comme nous avons essayé de le faire dans cette thèse avec l'analyse de sensibilité (fixation de facteur, cartographie de facteur), ce qui peut permettre de réduire les coûts numériques.

4.3.3.b. Augmentation du bénéfice

Dans les 5 leviers du rapport du Shift Project, il y en a un qui devrait nous permettre d'augmenter considérablement notre impact bénéfique sur la société : la formation et la sensibilisation. Nous avons vu précédemment avec l'exemple des glaciers qu'il existait plusieurs avantages et des écueils à éviter pour aller vers une communication efficace. De plus, en ce qui concerne l'élévation du niveau des mers, cet enjeu de communication commence à être pris en compte de mieux en mieux comme par exemple un groupe de travail de PROTECT consacré à la communication². Je pense qu'il faut donc prolonger ces efforts, et que nous essayions de les promulguer. C'est ce que j'ai essayé dans cette thèse en essayant de rendre accessible une bonne partie de ce manuscrit au grand public. Je pense également qu'il faut éviter d'adopter des approches trop verticales, de haut en bas, et par conséquent s'intéresser d'avantage aux besoins des parties prenantes. C'est également de que j'essaie de faire au travers de mon implication dans des associations qui promeuvent cette transmission du savoir au grand public de façon collaborative. Je conseille ainsi au lecteur les nombreux ateliers de sensibilisation collaboratifs inspirés de la Fresque du climat³. Voici également une liste non exhaustive de ressources pédagogiques concernant notre domaine :

- Sur les aspects d'élévation du niveau des mers d'un point de vue global, sur le site de PROTECT : <https://protect-slr.eu/dissemination-materials/>
- Sur les aspects de point de bascule de la calotte Antarctique : <https://view.genial.ly/64198f9a9c9ffc0019624c22>
- Un jeu pour expliquer les principaux forçages qui influencent les glaciers : <http://www.iceflowsgame.com/>

De plus, le principal écueil est de communiquer de façon bancale en présentant notre risque comme supérieur aux autres conséquences du changement climatique ou encore de la perte de biodiversité. Comme relevé par BRUGGER et al. [2013], la perception importante d'un risque peut diminuer notre

1. Pour réfléchir à ces différentes questions, je conseille notamment l'atelier Ma Terre en 180 Minutes, un atelier interactif pour voir les pistes de réduction de l'impact CO₂ de la recherche : <https://materre.osug.fr/>

2. Voir le lot de travail 8 : <https://protect-slr.eu/objectives/structure-of-the-work/>

3. <https://fresqueduclimat.org/>

perception des autres risques. Il faut donc être attentif à ce point là, pour que la communication sur l'élévation du niveau de mers soit une porte d'ouverture vers les enjeux climatiques et non un point final. Ce risque d'élévation du niveau des mers peut alors s'avérer pertinent pour s'adresser aux parties prenantes proche des côtes, comme les glaciers pour celles des montagnes. Pour atteindre cet objectif d'ouverture et non de fermeture, il est ensuite nécessaire d'insérer la montée du niveau de la mer et des enjeux liés aux calottes dans un contexte plus large, comme j'ai tenté de le faire dans les sections I.1 et I.2. Cela requiert sûrement plus d'échanges interdisciplinaires, ainsi que de l'ouverture vers les autres domaines de recherche (économie, sociologie, etc.) et la société (entreprises, collectivités publiques, citoyens, etc.) afin d'éviter de s'enfermer dans une vision trop spécialisée qui diminue le bénéfice sociétal de la recherche (voir la discussion de PARK et al. [2023]).

Pour terminer, il est essentiel de ne pas succomber au pessimisme et au fatalisme que de tels sujets, porteurs d'anxiété, peuvent naturellement susciter. En effet, je suis convaincu qu'il serait préférable de mettre en avant les solutions existantes, telles que celles présentées par le GIEC et le Groupe III (sobriété, initiatives locales, énergies bas-carbone, etc.), dès que nous communiquons sur les impacts, tels que ceux liés à l'élévation du niveau de la mer. Sans cela, l'interlocuteur peut se sentir submergé par la difficulté et facilement tomber dans le déni en niant le changement climatique ou dans le fatalisme en se demandant à quoi bon changer si tout est déjà foutu. Communiquons sur le fait que le futur climatique dépend principalement des choix de sociétés (SSPs) et les efforts que nous faisons dès aujourd'hui. Oui la situation s'améliore mais non, ce n'est pas suffisant. La situation est grave, mais les solutions existent.

“Chaque demi-degré compte, chaque année compte, chaque choix compte.” Valérie Masson Delmotte

Références Bibliographiques

- ABIDIN, Hasanuddin Z., ANDREAS, Heri, GUMILAR, Irwan, FUKUDA, Yoichi, POHAN, Yusuf E. & DEGUCHI, T. (2011). "Land subsidence of Jakarta (Indonesia) and its relation with urban development". *Natural Hazards*. Vol. 59 (3), p. 1753-1771.
- ALBRECHT, T., WINKELMANN, R. & LEVERMANN, A. (2020). "Glacial-cycle simulations of the Antarctic Ice Sheet with the Parallel Ice Sheet Model (PISM) – Part 2 : Parameter ensemble analysis". *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 2, p. 633-656. <https://tc.copernicus.org/articles/14/633/2020/>.
- ALLEY, R.B., CUFFEY, K.M., BASSIS, J.N., ALLEY, K.E., WANG, S., PARIZEK, B.R., ANANDAKRISHNAN, S., CHRISTIANSON, K. & DECONTO, R.M. (2023). "Iceberg Calving : Regimes and Transitions". *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*. Vol. 51. no. 1, p. 189-215. eprint : <https://doi.org/10.1146/annurev-earth-032320-110916>. <https://doi.org/10.1146/annurev-earth-032320-110916>.
- APPLEGATE, P. J., KIRCHNER, N., STONE, E. J., KELLER, K. & GREVE, R. (2012). "An assessment of key model parametric uncertainties in projections of Greenland Ice Sheet behavior". *The Cryosphere*. Vol. 6. no. 3, p. 589-606.
- ARTHERN, Robert J. & GUDMUNDSSON, G. Hilmar (2010). "Initialization of ice-sheet forecasts viewed as an inverse Robin problem". *Journal of Glaciology*. Vol. 56. no. 197, 527-533.
- ASCHWANDEN, A., AALGEIRSDÓTTIR, G. & KHROULEV, C. (2013). "Hindcasting to measure ice sheet model sensitivity to initial states". *The Cryosphere*. Vol. 7. no. 4, p. 1083-1093. <https://tc.copernicus.org/articles/7/1083/2013/>.
- ASCHWANDEN, A., BARTHOLOMAUS, T. C., BRINKERHOFF, D. J. & TRUFFER, M. (2021). "Brief communication : A roadmap towards credible projections of ice sheet contribution to sea level". *The Cryosphere*. Vol. 15. no. 12, p. 5705-5715. <https://tc.copernicus.org/articles/15/5705/2021/>.
- ASCHWANDEN, A. & BRINKERHOFF, D. J. (2022). "Calibrated Mass Loss Predictions for the Greenland Ice Sheet". *Geophysical Research Letters*. Vol. 49. no. 19. [e2022GL099058](https://doi.org/10.1029/2022GL099058), [e2022GL099058](https://doi.org/10.1029/2022GL099058). eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2022GL099058>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2022GL099058>.
- ASCHWANDEN, Andy, FAHNESTOCK, Mark A. & TRUFFER, Martin (2016). "Complex Greenland outlet glacier flow captured". *Nature Communications*. Vol. 7. no. 1, p. 10524. <https://doi.org/10.1038/ncomms10524>.
- ASCHWANDEN, Andy, FAHNESTOCK, Mark A., TRUFFER, Martin, BRINKERHOFF, Douglas J., HOCK, Regine, KHROULEV, Constantine, MOTTRAM, Ruth & KHAN, S. Abbas (2019). "Contribution of the Greenland Ice Sheet to sea level over the next millennium". *Science Advances*. Vol. 5. no. 6, eaav9396. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/sciadv.aav9396>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/sciadv.aav9396>.

- “Atlas interactif du GIEC”. <https://interactive-atlas.ipcc.ch/regional-information>.
- ADALGEIRSDÓTTIR, G., ASCHWANDEN, A., KHROULEV, C., BOBERG, F., MOTTRAM, R., LUCAS-PICHER, P. & CHRISTENSEN, J.H. (2014). “Role of model initialization for projections of 21st-century Greenland ice sheet mass loss”. *Journal of Glaciology*. Vol. 60. no. 222, 782–794.
- BABANIYI, O., NICHOLSON, R., VILLA, U. & PETRA, N. (2021). “Inferring the basal sliding coefficient field for the Stokes ice sheet model under rheological uncertainty”. *The Cryosphere*. Vol. 15. no. 4, p. 1731-1750. <https://tc.copernicus.org/articles/15/1731/2021/>.
- BAMBER, J. L., LAYBERRY, R. L. & GOGINENI, S. P. (2001). “A new ice thickness and bed data set for the Greenland ice sheet : 1. Measurement, data reduction, and errors”. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 106. no. D24, p. 33773-33780. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2001JD900054>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2001JD900054>.
- BARANIUK, Richard, DONOHO, David & GAVISH, Matan (2020). “The science of deep learning”. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 117. no. 48, p. 30029-30032. eprint : <https://www.pnas.org/doi/pdf/10.1073/pnas.2020596117>. <https://www.pnas.org/doi/abs/10.1073/pnas.2020596117>.
- BARNES, J. M., SANTOS, T. Dias dos, GOLDBERG, D., GUDMUNDSSON, G. H., MORLIGHEM, M. & DE RYDT, J. (2021). “The transferability of adjoint inversion products between different ice flow models”. *The Cryosphere*. Vol. 15. no. 4, p. 1975-2000. <https://tc.copernicus.org/articles/15/1975/2021/>.
- BARTH, A., BECKERS, J.-M., TROUPIN, C., ALVERA-AZCÁRATE, A. & VANDENBULCKE, L. (2014). “divand-1.0 : n-dimensional variational data analysis for ocean observations”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 7. no. 1, p. 225-241. <https://gmd.copernicus.org/articles/7/225/2014/>.
- BARTHEL, A., AGOSTA, C., LITTLE, C. M., HATTERMANN, T., JOURDAIN, N. C., GOELZER, H., NOWICKI, S., SEROUSSI, H., STRANEO, F. & BRACEGIRDLE, T. J. (2020). “CMIP5 model selection for ISMIP6 ice sheet model forcing : Greenland and Antarctica”. *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 3, p. 855-879. <https://tc.copernicus.org/articles/14/855/2020/>.
- BAZILE, R., BOUCHER, M.-A., PERREAULT, L. & LECONTE, R. (2017). “Verification of ECMWF System 4 for seasonal hydrological forecasting in a northern climate”. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 21. no. 11, p. 5747-5762. <https://hess.copernicus.org/articles/21/5747/2017/>.
- BEAUD, F., AATI, S., DELANEY, I., ADHIKARI, S. & AVOUAC, J.-P. (2022). “Surge dynamics of Shisper Glacier revealed by time-series correlation of optical satellite images and their utility to substantiate a generalized sliding law”. *The Cryosphere*. Vol. 16. no. 8, p. 3123-3148. <https://tc.copernicus.org/articles/16/3123/2022/>.
- BEDNAR-FRIEDL, B., BIESBROEK, R., SCHMIDT, D.N., ALEXANDER, P., BØRSHEIM, K.Y., CARNICER, J., GEORGOPOULOU, E., HAASNOOT, M., COZANNET, G. Le, LIONELLO, P., LIPKA, O., MÖLLMANN, C., MUCCIONE, V., MUSTONEN, T., PIEPENBURG, D. & WHITMARSH, L. (2022). “Europe”. *Climate Change 2022 : Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Sous la dir. de H. O. PÖRTNER, D. C. ROBERTS, M. TIGNOR, E. S. POLOCZANSKA, K. MINTENBECK, A. ALEGRÍA, M. CRAIG, S. LANGSDORF, S. LÖSCHKE, V. MÖLLER, A. OKEM & B. RAMA. Cambridge, UK & New York, USA : Cambridge University Press, p. 1817-1927.
- BENN, Douglas I. & ÅSTRÖM, Jan A. (2018). “Calving glaciers and ice shelves”. *Advances in Physics : X*. Vol. 3. no. 1, p. 1513819. eprint : <https://doi.org/10.1080/23746149.2018.1513819>. <https://doi.org/10.1080/23746149.2018.1513819>.
- BERTHIER, Etienne, FLORICIOU, Dana, GARDNER, Alex S, GOURMELEN, Noel, JAKOB, Livia, PAUL, Frank, TREICHLER, Désirée, WOUTERS, Bert, BELART, Joaquín M.C., DEHECQ, Amaury, DUSSAILLANT, Ines, HUGONNET, Romain, KÄÄB, Andreas, KRIEGER, Lukas, PÁLSSON, Finnur & ZEMP, Michael (2023). “Measuring glacier mass changes from space - a review”. *Reports on Progress in Physics*. Vol. 86. no. 3, p. 036801. <https://hal.science/hal-03984061>.

- BERTHOUD, Françoise, BZEZNIK, Bruno, GIBELIN, Nicolas, LAURENS, Myriam, BONAMY, Cyrille, MOREL, Maxence & SCHWINDENHAMMER, Xavier (2020). “Estimation de l’empreinte carbone d’une heure.coeur de calcul”. Research Report. UGA - Université Grenoble Alpes; CNRS; INP Grenoble; INRIA. <https://hal.science/hal-02549565>.
- BLATTER, H. (1995). “Velocity and stress-fields in grounded glaciers : A simple algorithm for including deviatoric stress gradients”. *Journal of Glaciology*. Vol. 41. no. 138. pages39,44, p. 333-344.
- BON POTE. “Objectif 2 tonnes : vrai défi ou mauvaise cible?” <https://bonpote.com/objectif-2-tonnes-vrai-defi-ou-mauvaise-cible/>.
- BONAN, Bertrand (2013). “Assimilation de données pour l’initialisation et l’estimation de paramètres d’un modèle d’évolution de calotte polaire”. Theses. Université de Grenoble. <https://theses.hal.science/tel-00930097>.
- BONDZIO, Johannes H., MORLIGHEM, Mathieu, SEROUSSI, Hélène, KLEINER, Thomas, RÜCKAMP, Martin, MOUGINOT, Jeremie, MOON, Twila, LAROUR, Eric Y. & HUMBERT, Angelika (2017). “The mechanisms behind Jakobshavn Isbræ’s acceleration and mass loss : A 3-D thermomechanical model study”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 44. no. 12, p. 6252-6260. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2017GL073309>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2017GL073309>.
- BONDZIO, Johannes H., MORLIGHEM, Mathieu, SEROUSSI, Hélène, WOOD, Michael H. & MOUGINOT, Jérémie (2018). “Control of Ocean Temperature on Jakobshavn Isbr’s Present and Future Mass Loss”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 45. no. 23, p. 12,912-12,921. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2018GL079827>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2018GL079827>.
- BOON-FALLEUR, Marine, GRANDIN, Angélique, BAUMARD, Nicolas et al. (2022). “Leveraging social cognition to promote effective climate change mitigation”. *Nature Climate Change*. Vol. 12. no. 4, p. 332-338.
- BOUTTIER, F. (1994). “Sur la prévision de la qualité des prévisions météorologiques”. [AvailablefromLibrary, Université Paul Sabatier, routedeNarbonne, Toulouse, France.]. Thèse de doct. Toulouse, France : Université Paul Sabatier, p. 240.
- BREVAULT, Loïc, BALESDENT, Mathieu, BÉREND, Nicolas & LE RICHE, Rodolphe (2013). “Comparison of different global sensitivity analysis methods for aerospace vehicle optimal design”.
- BRGM. “Zones exposées à l’élévation du niveau de la mer à marée haute”. <https://sealevelrise.brgm.fr/slr/>.
- BROEKE, M. R. van den, ENDERLIN, E. M., HOWAT, I. M., KUIPERS MUNNEKE, P., NOËL, B. P. Y., BERG, W. J. van de, MEIJGAARD, E. van & WOUTERS, B. (2016). “On the recent contribution of the Greenland ice sheet to sea level change”. *The Cryosphere*. Vol. 10. no. 5, p. 1933-1946. <https://tc.copernicus.org/articles/10/1933/2016/>.
- BRONDEX, Julien (2017). “Influence de l’endommagement et du frottement basal sur la dynamique de la ligne d’échouage”. Theses. Université Grenoble Alpes. <https://theses.hal.science/tel-01730867>.
- BROWN, T.A. (1974). “Admissible scoring systems for continuous distributions”. Manuscript no. P-5235. [AvailablefromTheRandCorporation, 1700MainSt., SantaMonica, CA90407-2138.]. Santa Monica, CA : The Rand Corporation, p. 22.
- BRUGGER, Julie, DUNBAR, K.W., JURT, Christine & ORLOVE, Ben (2013). “Climates of anxiety : Comparing experience of glacier retreat across three mountain regions”. *Emotion, Space and Society*. Vol. 6. [EmotionandEcology](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1755458612000461), p. 4-13. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1755458612000461>.
- BUDD, W. F., KEAGE, P. L. & BLUNDY, N. A. (1979). “Empirical Studies of Ice Sliding”. *Journal of Glaciology*. Vol. 23. no. 89, 157-170.
- BUELER, Ed & BROWN, Jed (2009). “Shallow shelf approximation as a “sliding law” in a thermomechanically coupled ice sheet model”. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 114. no. F3. eprint :

- <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2008JF001179>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2008JF001179>.
- BUIZZA, Roberto. “Chaos and Weather Prediction”. <https://www.ecmwf.int/en/elibrary/79859-chaos-and-weather-prediction>.
- CAWCR. “Forecast verification by Collaboration for Australian Weather and Climate Research”. <https://www.cawcr.gov.au/projects/verification/>.
- CHAGNAUD, Guillaume (2022). “Évolutions du régime pluviométrique au Sahel Ouest-Africain : détection, éléments d’attribution et projections”. Theses. Université Grenoble Alpes [2020-....] <https://theses.hal.science/tel-04125608>.
- CHANG, W., APPEGATE, P. J., HARAN, M. & KELLER, K. (2014). “Probabilistic calibration of a Greenland Ice Sheet model using spatially resolved synthetic observations : Toward projections of ice mass loss with uncertainties”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 7. no. 5, p. 1933-1943.
- CHARRET, Guillaume, ARNAUD, Alexis, BERTHOUD, Françoise, BZEZNIK, Bruno, DEFIZE, Anthony, DELAY, Yves, DRAGO, Fabien, FELTIN, Gabrielle, GIBELIN, Nicolas, GUENNEBAUD, Gaël & MARCHAL, William (2020). “Estimation de l’empreinte carbone du stockage de données”. Research Report. CNRS - GRICAD. <https://cnrs.hal.science/hal-03573790>.
- CHOI, Youngmin, SEROUSSI, Helene, GARDNER, Alex & SCHLEGEL, Nicole-Jeanne (2022). “Uncovering Basal Friction in Northwest Greenland Using an Ice Flow Model and Observations of the Past Decade”. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 127. no. 10. [e2022JF006710](https://doi.org/10.1029/2022JF006710), [e2022JF006710](https://doi.org/10.1029/2022JF006710). eprint : <https://agupubs-onlinelibrary-wiley-com.insu.bib.cnrs.fr/doi/pdf/10.1029/2022JF006710>. <https://agupubs-onlinelibrary-wiley-com.insu.bib.cnrs.fr/doi/abs/10.1029/2022JF006710>.
- CHURCH, John A., CLARK, Peter U., CAZENAVE, Anny, GREGORY, Jonathan M., JEVREJEVA, Svetlana, LEVERMANN, Anders, MERRIFIELD, Mark A., MILNE, Glenn A., NEREM, R. Steven, NUNN, Patrick D., PAYNE, Antony J., PFEFFER, W. Tad, STAMMER, Detlef & UNNIKRISHNAN, Alakkat S. (2013). “Sea level change”. *Climate Change 2013 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Sous la dir. de Thomas F. STOCKER, Dahe QIN, Gian-Kasper PLATTNER & Paul M. MIDGLEY. Cambridge, United Kingdom & New York, NY, USA : Cambridge University Press, p. 1159-1221.
- CLARK, Martyn P., WILBY, Robert L., GUTMANN, Ethan D., VANO, Julie A., GANGOPADHYAY, Subhrendu, WOOD, Andrew W., FOWLER, Hayley J., PRUDHOMME, Christel, ARNOLD, Jeffrey R. & BREKKE, Levi D. (2016). “Characterizing Uncertainty of the Hydrologic Impacts of Climate Change”. *Current Climate Change Reports*. Vol. 2. no. 2, p. 55-64. <https://doi.org/10.1007/s40641-016-0034-x>.
- CLAUZEL, Léo, MÉNÉGOZ, Martin, GILBERT, Adrien, GAGLIARDINI, Olivier, SIX, Delphine, GASTINEAU, Guillaume & VINCENT, Christian (2023). “Sensitivity of Glaciers in the European Alps to Anthropogenic Atmospheric Forcings : Case Study of the Argentière Glacier”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 50. no. 13. [e2022GL100363](https://doi.org/10.1029/2022GL100363), [e2022GL100363](https://doi.org/10.1029/2022GL100363). eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2022GL100363>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2022GL100363>.
- CLIMERI-FRANCE. “TRACCS : Objectifs et enjeux”. <https://climeri-france.fr/traccs-objectifs/>.
- CNRTL. “Incertitude : définitions”. <https://www.cnrtl.fr/definition/incertitude>.
- CNRTL. “Prévision : définitions”. <https://www.cnrtl.fr/definition/pr%C3%A9vision>.
- COOK, Samuel, GILLET-CHAULET, Fabien & FÜRST, Johannes (2023). “Robust reconstruction of glacier beds using transient 2D assimilation with Stokes”. *Journal of Glaciology*. 1–10.
- COOK, Samuel J., CHRISTOFFERSEN, Poul & TODD, Joe (2022). “A fully-coupled 3D model of a large Greenlandic outlet glacier with evolving subglacial hydrology, frontal plume melting and calving”. *Journal of Glaciology*. Vol. 68. no. 269, 486–502.

- COOLEY, S., SCHOEMAN, D., BOPP, L., BOYD, P., DONNER, S., GHEBREHIWET, D. Y., ITO, S.-I., KIESSLING, W., MARTINETTO, P., OJEA, E., RACAULT, M.-F., ROST, B. & SKERN-MAURITZEN, M. (2022). “Oceans and Coastal Ecosystems and Their Services”. *Climate Change 2022 : Impacts, Adaptation and Vulnerability*. Sous la dir. de H.-O. PÖRTNER, D.C. ROBERTS, M. TIGNOR, E.S. POLOCZANSKA, K. MINTENBECK, A. ALEGRÍA, M. CRAIG, S. LANGSDORF, S. LÖSCHKE, V. MÖLLER, A. OKEM & B. RAMA. Cambridge, UK & New York, NY, USA : Cambridge University Press, p. 379-550.
- CORE WRITING TEAM, R.K. PACHAURI AND L.A. MEYER (EDS.) (2014). “Climate Change 2014 : Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change”. Geneva, Switzerland : IPCC, p. 151.
- CORNFORD, S. L., SEROUSSI, H., ASAY-DAVIS, X. S., GUDMUNDSSON, G. H., ARTHERN, R., BORSTAD, C., CHRISTMANN, J., SANTOS, T. Dias dos, FELDMANN, J., GOLDBERG, D., HOFFMAN, M. J., HUMBERT, A., KLEINER, T., LEGUY, G., LIPSCOMB, W. H., MERINO, N., DURAND, G., MORLIGHEM, M., POLLARD, D., RÜCKAMP, M., WILLIAMS, C. R. & YU, H. (2020). “Results of the third Marine Ice Sheet Model Intercomparison Project (MISMIP+)”. *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 7, p. 2283-2301. <https://tc.copernicus.org/articles/14/2283/2020/>.
- CORNFORD, Stephen L., MARTIN, Daniel F., GRAVES, Daniel T., RANKEN, Douglas F., LE BROCCQ, Anne M., GLADSTONE, Rupert M., PAYNE, Antony J., NG, Esmond G. & LIPSCOMB, William H. (2013). “Adaptive mesh, finite volume modeling of marine ice sheets”. *Journal of Computational Physics*. Vol. 232. no. 1, p. 529-549. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021999112005050>.
- CORNWALL, Warren (2018). “As sea levels rise, Bangladeshi islanders must decide between keeping the water out—or letting it in”. *Science*.
- CSATHO, Beata, BOLZAN, J., VEEN, C. & SCHENK, Anton (1999). “Surface velocities of a Greenland outlet glacier from high-resolution visible satellite imagery”. *Polar Geography*. Vol. 23, p. 71-82.
- CUFFEY, K. & PATERSON, W. (2010a). “The physics of Glaciers”. *Elsevier*.
- CUFFEY, Kurt M. & PATERSON, W. S. B. (2010b). “The Physics of Glaciers”. 4th. Amsterdam, The Netherlands : Elsevier.
- CUZZONE, J. K., SCHLEGEL, N.-J., MORLIGHEM, M., LAROUR, E., BRINER, J. P., SEROUSSI, H. & CARON, L. (2019). “The impact of model resolution on the simulated Holocene retreat of the southwestern Greenland ice sheet using the Ice Sheet System Model (ISSM)”. *The Cryosphere*. Vol. 13. no. 3, p. 879-893. <https://tc.copernicus.org/articles/13/879/2019/>.
- DECONTO, Robert & POLLARD, David (2016). “Contribution of Antarctica to past and future sea-level rise”. *Nature*. Vol. 531. no. 7596, p. 591-597.
- DEHECQ, Amaury, GARDNER, Alex S., ALEXANDROV, Oleg, McMICHAEL, Scott, HUGONNET, Romain, SHEAN, David & MARTY, Mauro (2020). “Automated Processing of Declassified KH-9 Hexagon Satellite Images for Global Elevation Change Analysis Since the 1970s”. *Frontiers in Earth Science*. Vol. 8. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/feart.2020.566802>.
- DELHASSE, A., BECKMANN, J., KITTEL, C. & FETTWEIS, X. (2023). “Coupling the regional climate MAR model with the ice sheet model PISM mitigates the melt-elevation positive feedback”. *The Cryosphere Discussions*. Vol. 2023, p. 1-21. <https://tc.copernicus.org/preprints/tc-2023-15/>.
- DERKACHEVA, A., GILLET-CHAULET, F., MOUGINOT, J., JAGER, E., MAIER, N. & COOK, S. (2021). “Seasonal evolution of basal environment conditions of Russell sector, West Greenland, inverted from satellite observation of surface flow”. *The Cryosphere*. Vol. 15. no. 12, p. 5675-5704. <https://tc.copernicus.org/articles/15/5675/2021/>.
- DERKACHEVA, Anna (2021). “Seasonal flow variability of Greenlandic glaciers : satellite observations and numerical modeling to study driving processes”. Theses. Université Grenoble Alpes [2020-....] <https://theses.hal.science/tel-03508093>.
- DERKACHEVA, Anna, MOUGINOT, Jeremie, MILLAN, Romain, MAIER, Nathan & GILLET-CHAULET, Fabien (2020). “Data Reduction Using Statistical and Regression Approaches for Ice Velocity Derived by Landsat-

- 8, Sentinel-1 and Sentinel-2". *Remote Sensing*. Vol. 12. no. 12. <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/12/1935>.
- DETHIER, Corey (2023). "Against "Possibilist" Interpretations of Climate Models". *Philosophy of Science*. 1–10.
- DIMET, F.-X. Le (1980). "Une Étude Générale d'Analyse Objective Variationnelle des Champs Météorologiques". Rapport scientifique no. LAMP 28. Université Clermont II.
- DIRECTION DE L'EXPERTISE HYDRIQUE (2018). "Document d'accompagnement de l'Atlas hydroclimatique du Québec méridional". Québec, ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques. <https://www.cehq.gouv.qc.ca/atlas-hydroclimatique/doc-accompagnement.pdf>.
- DURAND, Gaël, BROEKE, Michiel R. van den, LE COZANNET, Goneri, EDWARDS, Tamsin L., HOLLAND, Paul R., JOURDAIN, Nicolas C., MARZEION, Ben, MOTTRAM, Ruth, NICHOLLS, Robert J., PATTYN, Frank, PAUL, Frank, SLANGEN, Aimée B. A., WINKELMANN, Ricarda, BURGARD, Clara, CALCAR, Caroline J. van, BARRÉ, Jean-Baptiste, BATAILLE, Amélie & CHAPUIS, Anne (2022). "Sea-Level Rise : From Global Perspectives to Local Services". *Frontiers in Marine Science*. Vol. 8. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fmars.2021.709595>.
- EDWARDS, T. L., BRANDON, M. A., DURAND, G., EDWARDS, N. R., GOLLEDGE, N. R., HOLDEN, P. B., NIAS, I. J., PAYNE, A. J., RITZ, C. & WERNECKE, A. (2019). "Revisiting Antarctic ice loss due to marine ice-cliff instability". *Nature*. Vol. 566. no. 7742, p. 58-64.
- EDWARDS, Tamsin L., NOWICKI, Sophie, MARZEION, Ben, HOCK, Regine, GOELZER, Heiko, SEROUSSI, Hélène, JOURDAIN, Nicolas C., SLATER, Donald A., TURNER, Fiona E., SMITH, Christopher J., MCKENNA, Christine M., SIMON, Erika, ABE-OUCHI, Ayako, GREGORY, Jonathan M., LAROUR, Eric, LIPSCOMB, William H., PAYNE, Antony J., SHEPHERD, Andrew, AGOSTA, Cécile, ALEXANDER, Patrick, ALBRECHT, Torsten, ANDERSON, Brian, ASAY-DAVIS, Xylar, ASCHWANDEN, Andy, BARTHEL, Alice, BLISS, Andrew, CALOV, Reinhard, CHAMBERS, Christopher, CHAMPOLLION, Nicolas, CHOI, Youngmin, CULLATHER, Richard, CUZZONE, Joshua, DUMAS, Christophe, FELIKSON, Denis, FETTWEIS, Xavier, FUJITA, Koji, GALTON-FENZI, Benjamin K., GLADSTONE, Rupert, GOLLEDGE, Nicholas R., GREVE, Ralf, HATTERMANN, Tore, HOFFMAN, Matthew J., HUMBERT, Angelika, HUSS, Matthias, HUYBRECHTS, Philippe, IMMERZEEL, Walter, KLEINER, Thomas, KRAAIJENBRINK, Philip, LE CLEC'H, Sébastien, LEE, Victoria, LEGUY, Gunter R., LITTLE, Christopher M., LOWRY, Daniel P., MALLES, Jan-Hendrik, MARTIN, Daniel F., MAUSSION, Fabien, MORLIGHEM, Mathieu, O'NEILL, James F., NIAS, Isabel, PATTYN, Frank, PELLE, Tyler, PRICE, Stephen F., QUIQUET, Aurélien, RADIĆ, Valentina, REESE, Ronja, ROUNCE, David R., RÜCKAMP, Martin, SAKAI, Akiko, SHAFER, Courtney, SCHLEGEL, Nicole-Jeanne, SHANNON, Sarah, SMITH, Robin S., STRANEO, Fiammetta, SUN, Sainan, TARASOV, Lev, TRUSEL, Luke D., VAN BREEDAM, Jonas, WALTER, Roderik van de, BROEKE, Michiel van den, WINKELMANN, Ricarda, ZEKOLLARI, Harry, ZHAO, Chen, ZHANG, Tong & ZWINGER, Thomas (2021). "Projected land ice contributions to twenty-first-century sea level rise". *Nature*. Vol. 593. no. 7857, p. 74-82. <https://www.nature.com/articles/s41586-021-03302-y>.
- EMMANUEL SALIM, Ludovic Ravel & DELINE, Philip (2023). "Does witnessing the effects of climate change on glacial landscapes increase pro-environmental behaviour intentions? An empirical study of a last-chance destination." *Current Issues in Tourism*. Vol. 26. no. 6, p. 922-940. eprint : <https://doi.org/10.1080/13683500.2022.2044291>. <https://doi.org/10.1080/13683500.2022.2044291>.
- EYRING, V., BONY, S., MEEHL, G. A., SENIOR, C. A., STEVENS, B., STOUFFER, R. J. & TAYLOR, K. E. (2016). "Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization". *Geoscientific Model Development*. Vol. 9. no. 5, p. 1937-1958. <https://gmd.copernicus.org/articles/9/1937/2016/>.
- FABULUS, Homo. "Climat : comment faire pour que les gens se bougent (une fois qu'ils ont été bien informés)". <https://youtu.be/ZdEVVdk48L4>.

- FENTY, I., WILLIS, J. K., KHAZENDAR, A., DINARDO, S., FORSBERG, R., FUKUMORI, I., HOLLAND, D., JAKOBSSON, M., MOLLER, D., MORISON, J., MEUNCHOW, A., RIGNOT, E., SCHODLOCK, M., THOMPSON, A. F., TINO, K., RUTHERFORD, M. & N., Trenholm (2016). “Oceans Melting Greenland : Early results from NASA’s ocean-ice mission in Greenland”. *Oceanography*. Vol. 29(4), p. 72-83.
- FETTWEIS, X., BOX, J. E., AGOSTA, C., AMORY, C., KITTEL, C., LANG, C., AS, D. van, MACHGUTH, H. & GALLÉE, H. (2017). “Reconstructions of the 1900–2015 Greenland ice sheet surface mass balance using the regional climate MAR model”. *The Cryosphere*. Vol. 11. no. 2, p. 1015-1033. <https://tc.copernicus.org/articles/11/1015/2017/>.
- FETTWEIS, X., HOFER, S., KREBS-KANZOW, U., AMORY, C., AOKI, T., BERENDS, C. J., BORN, A., BOX, J. E., DELHASSE, A., FUJITA, K., GIERZ, P., GOELZER, H., HANNA, E., HASHIMOTO, A., HUYBRECHTS, P., KAPSCH, M.-L., KING, M. D., KITTEL, C., LANG, C., LANGEN, P. L., LENAERTS, J. T. M., LISTON, G. E., LOHMANN, G., MERNILD, S. H., MIKOLAJEWICZ, U., MODALI, K., MOTTRAM, R. H., NIWANO, M., NOËL, B., RYAN, J. C., SMITH, A., STREFFING, J., TEDESCO, M., BERG, W. J. van de, BROEKE, M. van den, WAL, R. S. W. van de, KAMPENHOUT, L. van, WILTON, D., WOUTERS, B., ZIEMEN, F. & ZOLLES, T. (2020). “GrSMBMIP : intercomparison of the modelled 1980–2012 surface mass balance over the Greenland Ice Sheet”. *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 11, p. 3935-3958. <https://tc.copernicus.org/articles/14/3935/2020/>.
- FLEURIAN, Basile de, WERDER, Mauro A., BEYER, Sebastian, BRINKERHOFF, Douglas J., DELANEY, Ian, DOW, Christine F., DOWNS, Jacob, GAGLIARDINI, Olivier, HOFFMAN, Matthew J. & HOOKE, Roger LeB (2018). “SHMIP The subglacial hydrology model intercomparison Project”. *Journal of Glaciology*. Vol. 64. no. 248, 897–916.
- FOX-KEMPER, B., HEWITT, H.T., XIAO, C., ALGEIRSDÓTTIR, G., DRIJFHOUT, S.S., EDWARDS, T.L., GOLLEDGE, N.R., HEMER, M., KOPP, R.E., KRINNER, G., MIX, A., NOTZ, D., NOWICKI, S., NURHATI, I.S., RUIZ, L., SALLÉE, J.-B., SLANGEN, A.B.A. & YU, Y. (2021). “Chapter 9 : Ocean, Cryosphere and Sea Level Change”. *Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Sous la dir. de V. MASSON-DELMOTTE, P. ZHAI, A. PIRANI, S.L. CONNORS, C. PÉAN, S. BERGER, N. CAUD, Y. CHEN, L. GOLDFARB, M.I. GOMIS, M. HUANG, K. LEITZELL, E. LONNOY, J.B.R. MATTHEWS, T.K. MAYCOCK, T. WATERFIELD, O. YELEKÇI, R. YU & B. ZHOU. Cambridge, United Kingdom & New York, NY, USA : Cambridge University Press, 1211–1362.
- FRÉMAND, A. C., FRETWELL, P., BODART, J. A., PRITCHARD, H. D., AITKEN, A., BAMBER, J. L., BELL, R., BIANCHI, C., BINGHAM, R. G., BLANKENSHIP, D. D., CASASSA, G., CATANIA, G., CHRISTIANSON, K., CONWAY, H., CORR, H. F. J., CUI, X., DAMASKE, D., DAMM, V., DREWS, R., EAGLES, G., EISEN, O., EISERMANN, H., FERRACCIOLI, F., FIELD, E., FORSBERG, R., FRANKE, S., FUJITA, S., GIM, Y., GOEL, V., GOGINENI, S. P., GREENBAUM, J., HILLS, B., HINDMARSH, R. C. A., HOFFMAN, A. O., HOLMLUND, P., HOLSCHUH, N., HOLT, J. W., HORLINGS, A. N., HUMBERT, A., JACOBEL, R. W., JANSEN, D., JENKINS, A., JOKAT, W., JORDAN, T., KING, E., KOHLER, J., KRABILL, W., KUSK GILLESPIE, M., LANGLEY, K., LEE, J., LEITCHENKOV, G., LEUSCHEN, C., LUYENDYK, B., MACGREGOR, J., MACKIE, E., MATSUOKA, K., MORLIGHEM, M., MOUGINOT, J., NITSCHKE, F. O., NOGI, Y., NOST, O. A., PADEN, J., PATTYN, F., POPOV, S. V., RIGNOT, E., RIPPIN, D. M., RIVERA, A., ROBERTS, J., ROSS, N., RUPPEL, A., SCHROEDER, D. M., SIEGERT, M. J., SMITH, A. M., STEINHAGE, D., STUDINGER, M., SUN, B., TABACCO, I., TINTO, K., URBINI, S., VAUGHAN, D., WELCH, B. C., WILSON, D. S., YOUNG, D. A. & ZIRIZZOTTI, A. (2023). “Antarctic Bedmap data : Findable, Accessible, Interoperable, and Reusable (FAIR) sharing of 60 years of ice bed, surface, and thickness data”. *Earth System Science Data*. Vol. 15. no. 7, p. 2695-2710. <https://essd.copernicus.org/articles/15/2695/2023/>.
- FREY, P.J. & ALAUZET, F. (2005). “Anisotropic mesh adaptation for CFD computations”. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. Vol. 194. no. 48. **UnstructuredMeshGeneration**, p. 5068-5082. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045782505000794>.

- GAGLIARDINI, O., COHEN, D., RÅBACK, P. & ZWINGER, T. (2007). “Finite-element modeling of subglacial cavities and related friction law”. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 112. no. F2. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2006JF000576>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2006JF000576>.
- GAGLIARDINI, O., GILLET-CHAULET, F., DURAND, G., VINCENT, C. & DUVAL, P. (2011). “Estimating the risk of glacier cavity collapse during artificial drainage : The case of Tête Rousse Glacier”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 38. no. 10. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2011GL047536>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2011GL047536>.
- GAGLIARDINI, O., ZWINGER, T., GILLET-CHAULET, F., DURAND, G., FAVIER, L., FLEURIAN, B. de, GREVE, R., MALINEN, M., MARTÍN, C., RÅBACK, P., RUOKOLAINEN, J., SACCHETTINI, M., SCHÄFER, M., SEDDIK, H. & THIES, J. (2013). “Capabilities and performance of Elmer/Ice, a new-generation ice sheet model”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 6. no. 4, p. 1299-1318. <https://gmd.copernicus.org/articles/6/1299/2013/>.
- GAGLIARDINI, Olivier & WERDER, Mauro A. (2018). “Influence of increasing surface melt over decadal timescales on land-terminating Greenland-type outlet glaciers”. *Journal of Glaciology*. Vol. 64. no. 247, 700–710.
- GANDY, Niall, GREGOIRE, Lauren J., ELY, Jeremy C., CORNFORD, Stephen L., CLARK, Christopher D. & HODGSON, David M. (2019). “Exploring the ingredients required to successfully model the placement, generation, and evolution of ice streams in the British-Irish Ice Sheet”. *Quaternary Science Reviews*. Vol. 223, p. 105915. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0277379119304962>.
- GIACCONE, Loic. “Scénarios climatiques, croissance économique et décroissance”. <https://climatanthropocene.com/2023/09/18/scenarios-climatiques-croissance-economique-et-decroissance/>.
- GIEC (1992). “Changement climatique : Les évaluations du GIEC de 1990 et 1992”. *IPCC*.
- GIEC (2021). “Annexe VII – Glossaire”. *Changements climatiques 2021 : Les éléments scientifiques. Contribution du Groupe de travail I au sixième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat*. Sous la dir. de V. MASSON-DELMOTTE, P. ZHAI, A. PIRANI, S.L. CONNORS, C. PÉAN, S. BERGER, N. CAUD, Y. CHEN, L. GOLDFARB, M.I. GOMIS, M. HUANG, K. LEITZELL, E. LONNOY, J.B.R. MATTHEWS, T.K. MAYCOCK, T. WATERFIELD, O. YELEKÇI, R. YU & B. ZHOU. Cambridge University Press.
- GILBERT, A., GIMBERT, F., GAGLIARDINI, O. & VINCENT, C. (2023). “Inferring the Basal Friction Law From Long Term Changes of Glacier Length, Thickness and Velocity on an Alpine Glacier”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 50. no. 16. [e2023GL1045032023GL104503](https://doi.org/10.1029/2023GL104503), e2023GL104503. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2023GL104503>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2023GL104503>.
- GILBERT, A., LEINSS, S., KARGEL, J., KÄÄB, A., GASCOIN, S., LEONARD, G., BERTHIER, E., KARKI, A. & YAO, T. (2018). “Mechanisms leading to the 2016 giant twin glacier collapses, Aru Range, Tibet”. *The Cryosphere*. Vol. 12. no. 9, p. 2883-2900. <https://tc.copernicus.org/articles/12/2883/2018/>.
- GILBERT, Jean Charles & LEMARÉCHAL, Claude (1989). “Some numerical experiments with variable-storage quasi-Newton algorithms”. *Mathematical Programming*. Vol. 45. no. 1, p. 407-435. <https://doi.org/10.1007/BF01589113>.
- GILFORD, Daniel M., ASHE, Erica L., DECONTO, Robert M., KOPP, Robert E., POLLARD, David & ROVERE, Alessio (2020). “Could the last interglacial constrain projections of future Antarctic Ice mass loss and sea-level rise?” : *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 125. no. 10.
- GILLET-CHAULET, F. (2020). “Assimilation of surface observations in a transient marine ice sheet model using an ensemble Kalman filter”. *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 3, p. 811-832. <https://tc.copernicus.org/articles/14/811/2020/>.
- GILLET-CHAULET, F., DURAND, G., GAGLIARDINI, O., MOSBEUX, C., MOUGINOT, J., RÉMY, F. & RITZ, C. (2016). “Assimilation of surface velocities acquired between 1996 and 2010 to constrain the form of the

- basal friction law under Pine Island Glacier”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 43. no. 19, p. 10,311-10,321. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2016GL069937>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2016GL069937>.
- GILLET-CHAULET, F., GAGLIARDINI, O., SEDDIK, H., NODET, M., DURAND, G., RITZ, C., ZWINGER, T., GREVE, R. & VAUGHAN, D. G. (2012). “Greenland ice sheet contribution to sea-level rise from a new-generation ice-sheet model”. *The Cryosphere*. Vol. 6. no. 6, p. 1561-1576. <https://tc.copernicus.org/articles/6/1561/2012/>.
- GIORGI, Filippo (2019). “Thirty Years of Regional Climate Modeling : Where Are We and Where Are We Going next?” : *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*. Vol. 124. no. 11, p. 5696-5723. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2018JD030094>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2018JD030094>.
- GLADSTONE, Rupert M., LEE, Victoria, ROUGIER, Jonathan, PAYNE, Antony J., HELLMER, Hartmut, LE BROCCQ, Anne & AL., et (2012). “Calibrated prediction of Pine Island Glacier Retreat during the 21st and 22nd centuries with a coupled flowline model”. *Earth and Planetary Science Letters*. Vol. 333, p. 191-199.
- GLEN, J. W. & PERUTZ, Max Ferdinand (1955). “The creep of polycrystalline ice”. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences*. Vol. 228. no. 1175, p. 519-538. eprint : <https://royalsocietypublishing.org/doi/pdf/10.1098/rspa.1955.0066>. <https://royalsocietypublishing.org/doi/abs/10.1098/rspa.1955.0066>.
- GNEITING, Tilmann, RAFTERY, Adrian E., WESTVELD, Anton H. & GOLDMAN, Tom (2005). “Calibrated Probabilistic Forecasting Using Ensemble Model Output Statistics and Minimum CRPS Estimation”. *Monthly Weather Review*. Vol. 133. no. 5, p. 1098-1118. <https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwr/133/5/mwr2904.1.xml>.
- GOELZER, H., NOWICKI, S., EDWARDS, T., BECKLEY, M., ABE-OUCHI, A., ASCHWANDEN, A., CALOV, R., GAGLIARDINI, O., GILLET-CHAULET, F., GOLLEDGE, N. R., GREGORY, J., GREVE, R., HUMBERT, A., HUYBRECHTS, P., KENNEDY, J. H., LAROUR, E., LIPSCOMB, W. H., LE CLEC’H, S., LEE, V., MORLIGHEM, M., PATTYN, F., PAYNE, A. J., RODEHACKE, C., RÜCKAMP, M., SAITO, F., SCHLEGEL, N., SEROUSSI, H., SHEPHERD, A., SUN, S., WAL, R. van de & ZIEMEN, F. A. (2018). “Design and results of the ice sheet model initialisation experiments initMIP-Greenland : an ISMIP6 intercomparison”. *The Cryosphere*. Vol. 12. no. 4, p. 1433-1460. <https://tc.copernicus.org/articles/12/1433/2018/>.
- GOELZER, H., NOWICKI, S., PAYNE, A., LAROUR, E., SEROUSSI, H., LIPSCOMB, W. H., GREGORY, J., ABE-OUCHI, A., SHEPHERD, A., SIMON, E., AGOSTA, C., ALEXANDER, P., ASCHWANDEN, A., BARTHEL, A., CALOV, R., CHAMBERS, C., CHOI, Y., CUZZONE, J., DUMAS, C., EDWARDS, T., FELIKSON, D., FETTWEIS, X., GOLLEDGE, N. R., GREVE, R., HUMBERT, A., HUYBRECHTS, P., LE CLEC’H, S., LEE, V., LEGUY, G., LITTLE, C., LOWRY, D. P., MORLIGHEM, M., NIAS, I., QUIQUET, A., RÜCKAMP, M., SCHLEGEL, N.-J., SLATER, D. A., SMITH, R. S., STRANEO, F., TARASOV, L., WAL, R. van de & BROEKE, M. van den (2020). “The future sea-level contribution of the Greenland ice sheet : a multi-model ensemble study of ISMIP6”. *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 9, p. 3071-3096. <https://tc.copernicus.org/articles/14/3071/2020/>.
- GOELZER, Heiko, ROBINSON, Alexander, SEROUSSI, Helene & WAL, Roderik S.W. van de (2017). “Recent Progress in Greenland Ice Sheet Modelling”. *Current Climate Change Reports*. Vol. 3. no. 4, p. 291-302. <https://doi.org/10.1007/s40641-017-0073-y>.
- GOLDBERG, D. N., GOURMELEN, N., KIMURA, S., MILLAN, R. & SNOW, K. (2019). “How Accurately Should We Model Ice Shelf Melt Rates?” : *Geophysical Research Letters*. Vol. 46. no. 1, p. 189-199. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2018GL080383>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2018GL080383>.
- GOLDBERG, D. N., HEIMBACH, P., JOUGHIN, I. & SMITH, B. (2015). “Committed retreat of Smith, Pope, and Kohler Glaciers over the next 30 years inferred by transient model calibration”. *The Cryosphere*. Vol. 9. no. 6, p. 2429-2446. <https://tc.copernicus.org/articles/9/2429/2015/>.

- GOLDSTEIN, Richard M., ENGELHARDT, Hermann, KAMB, Barclay & FROLICH, Richard M. (1993). "Satellite Radar Interferometry for Monitoring Ice Sheet Motion : Application to an Antarctic Ice Stream". *Science*. Vol. 262. no. 5139, p. 1525-1530. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/science.262.5139.1525>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.262.5139.1525>.
- GORDON, Neil J., SALMOND, David J. & SMITH, Adrian F. M. (1993). "Novel Approach to Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian State Estimation". *IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*. Vol. 140, p. 107-113.
- GRAYSON, Rodger & BLÖSCHL, Günter (2001). "Spatial modelling of catchment dynamics". *Spatial patterns in catchment hydrology : observations and modelling*. P. 51-81.
- GREVE, Ralf (1997). "Application of a Polythermal Three-Dimensional Ice Sheet Model to the Greenland Ice Sheet : Response to Steady-State and Transient Climate Scenarios". *Journal of Climate*. Vol. 10. no. 5, p. 901-918. https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/10/5/1520-0442_1997_010_0901_aoaptd_2.0.co_2.xml.
- GREVE, Ralf (2019). "Advanced Course in Theoretical Glaciology". *LectureNotes*. Sapporo.
- GUDMUNDSSON, Hilmar (2020). "GHilmarG/UaSource : Ua2019b". Version v2019b. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3706624>.
- GUERRY, A. D., SILVER, J., BEAGLE, J., WYATT, K., ARKEMA, K., LOWE, J., HAMEL, P., GRIFFIN, R., WOLNY, S., PLANE, E., GRISWOLD, M., PAPENDICK, H. & SHARMA, J. (2022). "Protection and restoration of coastal habitats yield multiple benefits for urban residents as sea levels rise". *npj Urban Sustainability*. Vol. 2 (1).
- HABERMANN, M., TRUFFER, M. & MAXWELL, D. (2013). "Changing basal conditions during the speed-up of Jakobshavn Isbræ, Greenland". *The Cryosphere*. Vol. 7. no. 6, p. 1679-1692. <https://tc.copernicus.org/articles/7/1679/2013/>.
- HADAMARD, J. (1902). "Sur les problèmes aux dérivés partielles et leur signification physique". *Princeton University Bulletin*. Vol. 13, p. 49-52.
- HALL, Jim W., HARVEY, Hamish & MANNING, Lucy J. (2019). "Adaptation thresholds and pathways for tidal flood risk management in London". *Climate Risk Management*. Vol. 24, p. 42-58. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212096318301487>.
- HALLOUIN, T., BRUEN, M. & O'LOUGHLIN, F. E. (2020). "Calibration of hydrological models for ecologically relevant streamflow predictions : a trade-off between fitting well to data and estimating consistent parameter sets?" : *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 24. no. 3, p. 1031-1054. <https://hess.copernicus.org/articles/24/1031/2020/>.
- HANSEN, P. (2001). "The L-curve and its Use in the Numerical Treatment of Inverse Problems". *Computational Inverse Problems in Electrocardiology*. Vol. 5, 119-142.
- HAUBNER, K., BOX, J. E., SCHLEGEL, N. J., LAROUR, E. Y., MORLIGHEM, M., SOLGAARD, A. M., KJELDSSEN, K. K., LARSEN, S. H., RIGNOT, E., DUPONT, T. K. & KJÆR, K. H. (2018). "Simulating ice thickness and velocity evolution of Upernavik Isstrøm 1849-2012 by forcing prescribed terminus positions in ISSM". *The Cryosphere*. Vol. 12. no. 4, p. 1511-1522. <https://tc.copernicus.org/articles/12/1511/2018/>.
- HAUSFATHER, Zeke & MOORE, Frances C. (2022). "Net-zero commitments could limit warming to below 2 °C". *Nature*. Vol. 604, p. 247-248.
- HAUSFATHER, Zeke & PETERS, Glen (2020). "Emissions – the 'business as usual' story is misleading". *Nature*. Vol. 577, p. 618-620.
- HAWKINS, Ed & SUTTON, Rowan (2009). "The Potential to Narrow Uncertainty in Regional Climate Predictions". *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol. 90. no. 8, p. 1095-1108. https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/90/8/2009bams2607_1.xml.
- HEID, T. & KÄÄB, A. (2012). "Evaluation of existing image matching methods for deriving glacier surface displacements globally from optical satellite imagery". *Remote Sensing of Environment*. Vol. 118, p. 339-355. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425711004214>.

- HEIMBACH, Patrick & BUGNION, Véronique (2009). “Greenland ice-sheet volume sensitivity to basal, surface and initial conditions derived from an adjoint model”. *Annals of Glaciology*. Vol. 50. no. 52, 67–80.
- HERSBACH, Hans (2000). “Decomposition of the Continuous Ranked Probability Score for Ensemble Prediction Systems”. *Weather and Forecasting*. Vol. 15. no. 5, p. 559–570. https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/15/5/1520-0434_2000_015_0559_dotcrp_2_0_co_2.xml.
- HEWITT, Ian (2023). “Karthus summer school : Slides for lectures on sliding”. https://people.maths.ox.ac.uk/hewitt/slides/hewitt_karthus_sliding.pdf.
- HILL, E. A., ROSIER, S. H. R., GUDMUNDSSON, G. H. & COLLINS, M. (2021). “Quantifying the potential future contribution to global mean sea level from the Filchner–Ronne basin, Antarctica”. *The Cryosphere*. Vol. 15. no. 10, p. 4675–4702. <https://tc.copernicus.org/articles/15/4675/2021/>.
- HILL, E. A., URRUTY, B., REESE, R., GARBE, J., GAGLIARDINI, O., DURAND, G., GILLET-CHAULET, F., GUDMUNDSSON, G. H., WINKELMANN, R., CHEKKI, M., CHANDLER, D. & LANGEBROEK, P. M. (2023). “The stability of present-day Antarctic grounding lines – Part 1 : No indication of marine ice sheet instability in the current geometry”. *The Cryosphere*. Vol. 17. no. 9, p. 3739–3759. <https://tc.copernicus.org/articles/17/3739/2023/>.
- HINKEL, Jochen, CHURCH, John A., GREGORY, Jonathan M., LAMBERT, Erwin, LE COZANNET, Gonéri, LOWE, Jason, MCINNES, Kathleen L., NICHOLLS, Robert J., POL, Thomas D. van der & WAL, Roderik van de (2019). “Meeting User Needs for Sea Level Rise Information : A Decision Analysis Perspective”. *Earth’s Future*. Vol. 7. no. 3, p. 320–337. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2018EF001071>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2018EF001071>.
- HOCK, Regine (2003). “Temperature index melt modelling in mountain areas”. *Journal of Hydrology*. Vol. 282. no. 1. [MountainHydrologyandWaterResources](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169403002579), p. 104–115. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169403002579>.
- HOWAT, I. (2020). “MEaSURES Greenland Ice Velocity : Selected Glacier Site Velocity Maps from Optical Images, Version 3.” *NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center*. Vol. 56.
- HOWAT, I., NEGRETE, A. & SMITH, B. (2015). “MEaSURES Greenland Ice Mapping Project (GIMP) Digital Elevation Model, Version 1”. <https://nsidc.org/data/NSIDC-0645/versions/1>.
- HOWAT, I., NEGRETE, A. & SMITH, B. (2017). “MEaSURES Greenland Ice Mapping Project (GIMP) Digital Elevation Model from GeoEye and WorldView Imagery, Version 1”. Rapp. tech. Boulder, Colorado USA : NASA National Snow & Ice Data Center Distributed Active Archive Center.
- HOWAT, I., NEGRETE, A. & SMITH, B. (2022). “MEaSURES Greenland Ice Mapping Project (GrIMP) Digital Elevation Model from GeoEye and WorldView Imagery, Version 2”. <https://nsidc.org/data/NSIDC-0715/versions/2>.
- HOWAT, I. M., NEGRETE, A. & SMITH, B. E. (2014). “The Greenland Ice Mapping Project (GIMP) land classification and surface elevation data sets”. *The Cryosphere*. Vol. 8. no. 4, p. 1509–1518. <https://tc.copernicus.org/articles/8/1509/2014/>.
- HUGONNET, Romain, McNABB, Robert, BERTHIER, Etienne, MENOUNOS, Brian, NUTH, Christopher, GIROD, Luc, FARINOTTI, Daniel, HUSS, Matthias, DUSSAILLANT, Ines, BRUN, Fanny & KÄÄB, Andreas (2021). “Accelerated global glacier mass loss in the early twenty-first century”. *Nature*. Vol. 592, p. 726–731. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03436-z>.
- HUSS, Matthias & HOCK, Regine (2018). “Global-scale hydrological response to future glacier mass loss”. *Nature Climate Change*. Vol. 8. no. 2, p. 135–140.
- HUTTER, K. (1983). “Theoretical Glaciology : Material Science of Ice and the Mechanics of Glaciers and Ice Sheets”. [Pages 39, 49, 95](https://doi.org/10.1007/978-94-009-4000-0). Dordrecht, The Netherlands : D. Reidel Publishing Co, p. 150.
- HUYBRECHTS, Philippe (1990). “A 3-D model for the Antarctic ice sheet : a sensitivity study on the glacial-interglacial contrast”. *Climate Dynamics*. Vol. 5, p. 79–92.
- HUYBRECHTS, Philippe & PAYNE, Tony (1996). “The EISMINT benchmarks for testing ice-sheet models”. *Annals of Glaciology*. Vol. 23, 1–12.

- IEA (2019). “World Energy Outlook 2019”. License:CCBY4.0. Paris. <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2019>.
- “Inertie climatique” (2022). <https://www.lereveilleur.com/inertie-climatique/>.
- INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC) (2022). “Summary for Policymakers”. Climate Change 2022 : Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Sous la dir. de P.R. SHUKLA, J. SKEA, A. REISINGER, R. SLADE, R. FRADERA, M. PATHAK, A. AL KHOURDAJIE, M. BELKACEMI, R. van DIEMEN, A. HASIJA, G. LISBOA, S. LUZ, J. MALLEY, D. MCCOLLUM, S. SOME & P. VYAS. Cambridge, UK & New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- IPCC CORE WRITING TEAM (2023). “Summary for Policymakers”. Climate Change 2023 : Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Sous la dir. de H. LEE & J. ROMERO. Geneva, Switzerland : IPCC, p. 1-34.
- IVERSON, Neal R., HOOYER, Thomas S. & BAKER, Robert W. (1998). “Ring-shear studies of till deformation : Coulomb-plastic behavior and distributed strain in glacier beds”. *Journal of Glaciology*. Vol. 44. no. 148, 634–642.
- JAGER, Eliot, GILLET-CHAULET, Fabien, MOUGINOT, Jérémie & MILLAN, Romain (2024). “Validating ensemble historical simulations of Upernavik Isstrøm (1985-2019) using observations of surface velocity and elevation”. *Journal of Glaciology*. 1–48.
- JOUGHIN, I., HOWAT, I., SMITH, B. & SCAMBOS., T. (2020). “MEaSURES Greenland Ice Velocity : Selected Glacier Site Velocity Maps from InSAR, Version 3”. <https://nsidc.org/data/NSIDC-0481/versions/3>.
- JOUGHIN, I., SMITH, B., HOWAT, I. & SCAMBOS., T. (2015). “MEaSURES Greenland Ice Sheet Velocity Map from InSAR Data, Version 2”. <https://nsidc.org/data/NSIDC-0478/versions/2>.
- JOUGHIN, Ian, SMITH, Ben E., HOWAT, Ian M., SCAMBOS, Ted & MOON, Twila (2010). “Greenland flow variability from ice-sheet-wide velocity mapping”. *Journal of Glaciology*. Vol. 56. no. 197, 415–430.
- JOUGHIN, Ian, SMITH, Benjamin E. & SCHOOF, Christian G. (2019). “Regularized Coulomb Friction Laws for Ice Sheet Sliding : Application to Pine Island Glacier, Antarctica”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 46. no. 9, p. 4764-4771. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2019GL082526>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2019GL082526>.
- JOUGHIN, Ian, WINEBRENNER, Dale, FAHNESTOCK, Mark, KWOK, Ron & KRABILL, William (1996). “Measurement of ice-sheet topography using satellite-radar interferometry”. *Journal of Glaciology*. Vol. 42. no. 140, 10–22.
- JR, Roger Pielke, BURGESS, Matthew G & RITCHIE, Justin (2022). “Plausible 2005–2050 emissions scenarios project between 2 °C and 3 °C of warming by 2100”. *Environmental Research Letters*. Vol. 17. no. 2, p. 024027. <https://dx.doi.org/10.1088/1748-9326/ac4ebf>.
- KAJANTO, K., STRANEO, F. & NISANCIOGLU, K. (2023). “Impact of icebergs on the seasonal submarine melt of Sermeq Kujalleq”. *The Cryosphere*. Vol. 17. no. 1, p. 371-390. <https://tc.copernicus.org/articles/17/371/2023/>.
- KAJANTO, Karita, SEROUSSI, Helene, DE FLEURIAN, Basile & NISANCIOGLU, Kerim H. (2020). “Present day Jakobshavn Isbræ (West Greenland) close to the Holocene minimum extent”. *Quaternary Science Reviews*. Vol. 246, p. 106492. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0277379120304546>.
- KANE, Emily, RIGNOT, Eric, MOUGINOT, Jeremie, MILLAN, Romain, LI, Xin, SCHEUCHL, Bernd & FAHNESTOCK, Mark (2020). “Impact of Calving Dynamics on Kangilernata Sermia, Greenland”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 47. no. 20. e2020GL08852410.1029/2020GL088524, e2020GL088524. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2020GL088524>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020GL088524>.
- KARLSSON, Nanna B., SOLGAARD, Anne M., MANKOFF, Kenneth D., GILLET-CHAULET, Fabien, MACGREGOR, Joseph A., BOX, Jason E., CITTERIO, Michele, COLGAN, William T., LARSEN, Signe H., KJELDSSEN, Kristian K., KORSGAARD, Niels J., BENN, Douglas I., HEWITT, Ian J. & FAUSTO, Robert S. (2021). “A first

- constraint on basal melt-water production of the Greenland ice sheet”. *Nature Communications*. Vol. 12. no. 1, p. 3461.
- KHAN, Shfaqat A., BAMBER, Jonathan L., RIGNOT, Eric, HELM, Veit, ASCHWANDEN, Andy, HOLLAND, David M., BROEKE, Michiel van den, KING, Michalea, NOËL, Brice, TRUFFER, Martin, HUMBERT, Angelika, COLGAN, William, VIJAY, Saurabh & KUIPERS MUNNEKE, Peter (2022). “Greenland Mass Trends From Airborne and Satellite Altimetry During 2011–2020”. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 127. no. 4. e2021JF006505, e2021JF006505. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2021JF006505>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2021JF006505>.
- KHAN, Shfaqat Abbas, KJÆR, Kurt H., KORSGAARD, Niels J., WAHR, John, JOUGHIN, Ian R., TIMM, Lars H., BAMBER, Jonathan L., BROEKE, Michiel R. van den, STEARNS, Leigh A., HAMILTON, Gordon S., CSATHO, Bea M., NIELSEN, Karina, HURKMANS, Ruud & BABONIS, Greg (2013). “Recurring dynamically induced thinning during 1985 to 2010 on Upernavik Isstrøm, West Greenland”. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 118. no. 1, p. 111-121. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2012JF002481>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2012JF002481>.
- KING, M. D., HOWAT, I. M., JEONG, S., NOH, M. J., WOUTERS, B., NOËL, B. & BROEKE, M. R. van den (2018). “Seasonal to decadal variability in ice discharge from the Greenland Ice Sheet”. *The Cryosphere*. Vol. 12. no. 12, p. 3813-3825. <https://tc.copernicus.org/articles/12/3813/2018/>.
- KING, Michalea & HOWAT, Ian (2020). “Dynamic ice loss from the Greenland Ice Sheet driven by sustained glacier retreat”. <https://doi.org/10.5061/dryad.qrfj6q5cb>.
- KING, Michalea D., HOWAT, Ian M., CANDELA, Samuel G. & AL., et (2020). “Dynamic ice loss from the Greenland Ice Sheet driven by sustained glacier retreat”. *Communications Earth & Environment*. Vol. 1, p. 1. <https://doi.org/10.1038/s43247-020-0001-2>.
- KJELDSEN, Kristian K., KORSGAARD, Niels J., BJØRK, Anders A., KHAN, Shfaqat A., BOX, Jason E., FUNDER, Svend, LARSEN, Nicolaj K., BAMBER, Jonathan L., COLGAN, William, BROEKE, Michiel van den, SIGGAARD-ANDERSEN, Marie-Louise, NUTH, Christopher, SCHOMACKER, Anders, ANDRESEN, Camilla S., WILLERSLEV, Eske & KJÆR, Kurt H. (2015). “Spatial and Temporal Distribution of Mass Loss from the Greenland Ice Sheet since AD 1900”. *Nature*. Vol. 528. no. 7582, p. 396-400. <https://doi.org/10.1038/nature16183>.
- KORSGAARD, N., NUTH, C., KHAN, S., KJELDSEN, K. K., A., Bjørk A., SCHOMACKER, A. & KJÆR, K. H. (2016). “Digital elevation model and orthophotographs of Greenland based on aerial photographs from 1978–1987”. *Scientific Data*. Vol. 3. no. 160032.
- KREUZER, M., REESE, R., HUISKAMP, W. N., PETRI, S., ALBRECHT, T., FEULNER, G. & WINKELMANN, R. (2021). “Coupling framework (1.0) for the PISM (1.1.4) ice sheet model and the MOM5 (5.1.0) ocean model via the PICO ice shelf cavity model in an Antarctic domain”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 14. no. 6, p. 3697-3714. <https://gmd.copernicus.org/articles/14/3697/2021/>.
- KRUG, Jean (2014). “Intéractions calottes polaires/océan : modélisation des processus de vèlage au front des glaciers émissaires”. Theses. Université de Grenoble. <https://theses.hal.science/tel-01240106>.
- LAMBONI, Matieyendou, MONOD, Hervé & MAKOWSKI, David (2011). “Multivariate sensitivity analysis to measure global contribution of input factors in dynamic models”. *Reliability Engineering System Safety*. Vol. 96. no. 4, p. 450-459. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832010002504>.
- LAROUR, E., SEROUSSI, H., MORLIGHEM, M. & RIGNOT, E. (2012). “Continental scale, high order, high spatial resolution, ice sheet modeling using the Ice Sheet System Model (ISSM)”. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 117. no. F1. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2011JF002140>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2011JF002140>.
- LAROUR, E., UTKE, J., CSATHO, B., SCHENK, A., SEROUSSI, H., MORLIGHEM, M., RIGNOT, E., SCHLEGEL, N. & KHAZENDAR, A. (2014). “Inferred basal friction and surface mass balance of the Northeast Greenland Ice Stream using data assimilation of ICESat (Ice Cloud and land Elevation Satellite) surface altimetry and

- ISSM (Ice Sheet System Model)". *The Cryosphere*. Vol. 8. no. 6, p. 2335-2351. <https://tc.copernicus.org/articles/8/2335/2014/>.
- LARSEN, Signe Hillerup, KHAN, Shfaqat Abbas, AHLSTRØM, Andreas Peter, HVIDBERG, Christine Schøtt, WILLIS, Michael John & ANDERSEN, Signe Bech (2016). "Increased mass loss and asynchronous behavior of marine-terminating outlet glaciers at Upernavik Isstrøm, NW Greenland". *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 121. no. 2, p. 241-256. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2015JF003507>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2015JF003507>.
- LAW, Robert, CHRISTOFFERSEN, Poul, HUBBARD, Bryn, DOYLE, Samuel H., CHUDLEY, Thomas R., SCHOONMAN, Charlotte M., BOUGAMONT, Marion, TOMBE, Bas des, SCHILPEROORT, Bart, KECHAVARZI, Cedric, BOOTH, Adam & YOUNG, Tun Jan (2021). "Thermodynamics of a fast-moving Greenlandic outlet glacier revealed by fiber-optic distributed temperature sensing". *Science Advances*. Vol. 7. no. 20, eabe7136. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/sciadv.abe7136>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/sciadv.abe7136>.
- LE CLEC'H, S., CHARBIT, S., QUIQUET, A., FETTWEIS, X., DUMAS, C., KAGEYAMA, M., WYARD, C. & RITZ, C. (2019). "Assessment of the Greenland ice sheet-atmosphere feedbacks for the next century with a regional atmospheric model coupled to an ice sheet model". *The Cryosphere*. Vol. 13. no. 1, p. 373-395. <https://tc.copernicus.org/articles/13/373/2019/>.
- LEEUWEN, P. J. Van (2010). "Nonlinear data assimilation in geosciences : An extremely efficient particle filter". *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 136 (653), p. 1991-1999.
- LEEUWEN, Peter Jan van (2009). "Particle Filtering in Geophysical Systems". *Monthly Weather Review*. Vol. 137. no. 12, p. 4089-4114. <https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/137/12/2009mwr2835.1.xml>.
- LETRÉGUILLY, Anne, REEH, Niels & HUYBRECHTS, Philippe (1991). "The Greenland ice sheet through the last glacial-interglacial cycle". *Global and Planetary Change*. Vol. 4. no. 4, p. 385-394. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/092181819190004G>.
- LIU, Lin, KHAN, Shfaqat Abbas, DAM, Tonie van, MA, Joseph Ho Yin & BEVIS, Michael (2017). "Annual variations in GPS-measured vertical displacements near Upernavik Isstrøm (Greenland) and contributions from surface mass loading". *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*. Vol. 122. no. 1, p. 677-691. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2016JB013494>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2016JB013494>.
- LORENZ, Edward N. (1963). "Deterministic Nonperiodic Flow". *Journal of Atmospheric Sciences*. Vol. 20. no. 2, p. 130-141. https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/20/2/1520-0469_1963_02_0130_dnf_2_0_co_2.xml.
- LUTHCKE, Scott B., ROWLANDS, David D., SABAKA, Terence J., LOOMIS, Bryant D., HORWATH, Martin & ARENDT, Anthony A. (2015). "Chapter 10 : Gravimetry measurements from space". Remote Sensing of the Cryosphere. Sous la dir. de Marco TEDESCO. Oxford : Wiley Blackwell, p. 231-247.
- LYTHE, Matthew B. & VAUGHAN, David G. (2001). "BEDMAP : A new ice thickness and subglacial topographic model of Antarctica". *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*. Vol. 106. no. B6, p. 11335-11351. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2000JB900449>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2000JB900449>.
- MACAYEAL, Douglas R. (1989). "Large-scale ice flow over a viscous basal sediment : Theory and application to ice stream B, Antarctica". *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*. Vol. 94. no. B4, p. 4071-4087. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/JB094iB04p04071>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/JB094iB04p04071>.
- MAGNAN, Alexandre K., OPPENHEIMER, Michael, GARSCHAGEN, Matthias, BUCHANAN, Maya K., DUVAT, Virginie K. E., FORBES, Donald L., FORD, James D., LAMBERT, Erwin, PETZOLD, Jan, RENAUD, Fabrice G., SEBESVARI, Zita, WAL, Roderik S. W. van de, HINKEL, Jochen & PÖRTNER, Hans-Otto (2022). "Sea

- level rise risks and societal adaptation benefits in low-lying coastal areas”. *Scientific Reports*. Vol. 12. no. 1, p. 10677. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-14303-w>.
- MAIER, N., GIMBERT, F., GILLET-CHAULET, F. & GILBERT, A. (2021). “Basal traction mainly dictated by hard-bed physics over grounded regions of Greenland”. *The Cryosphere*. Vol. 15. no. 3, p. 1435-1451. <https://tc.copernicus.org/articles/15/1435/2021/>.
- MAIER, Nathan, GIMBERT, Florent & GILLET-CHAULET, Fabien (2022). “Threshold response to melt drives large-scale bed weakening in Greenland”. *Nature*. Vol. 607 (7920), p. 714-720. <https://www.nature.com/articles/s41586-022-04927-3>.
- MAIER, Nathan, HUMPHREY, Neil, HARPER, Joel & MEIERBACHTOL, Toby (2019). “Sliding dominates slow-flowing margin regions, Greenland Ice Sheet”. *Science Advances*. Vol. 5. no. 7, eaaw5406. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/sciadv.aaw5406>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/sciadv.aaw5406>.
- MANKOFF, K. D., COLGAN, W., SOLGAARD, A., KARLSSON, N. B., AHLSTRØM, A. P., AS, D. van, BOX, J. E., KHAN, S. A., KJELSDEN, K. K., MOUGINOT, J. & FAUSTO, R. S. (2019). “Greenland Ice Sheet solid ice discharge from 1986 through 2017”. *Earth System Science Data*. Vol. 11. no. 2, p. 769-786. <https://essd.copernicus.org/articles/11/769/2019/>.
- MANKOFF, Ken (2020). “Greenland Ice Sheet solid ice discharge from 1986 through 2017 : Discharge”. Version V1. https://doi.org/10.22008/promice/data/ice_discharge/d/v0.0.1.
- MARTIN, M. A., WINKELMANN, R., HASELOFF, M., ALBRECHT, T., BUELER, E., KHROULEV, C. & LEVERMANN, A. (2011). “The Potsdam Parallel Ice Sheet Model (PISM-PIK) – Part 2 : Dynamic equilibrium simulation of the Antarctic ice sheet”. *The Cryosphere*. Vol. 5. no. 3, p. 727-740. <https://tc.copernicus.org/articles/5/727/2011/>.
- MARZEION, Ben, HOCK, Regine, ANDERSON, Brian, BLISS, Andrew, CHAMPOLLION, Nicolas, FUJITA, Koji, HUSS, Matthias, IMMERZEEL, Walter W., KRAAIJENBRINK, Philip, MALLES, Jan-Hendrik, MAUSSION, Fabien, RADIĆ, Valentina, ROUNCE, David R., SAKAI, Akiko, SHANNON, Sarah, WAL, Roderik van de & ZEKOLLARI, Harry (2020). “Partitioning the Uncertainty of Ensemble Projections of Global Glacier Mass Change”. *Earth’s Future*. Vol. 8. no. 7. [e2019EF001470](https://doi.org/10.1029/2019EF001470), [1029/2019EF001470](https://doi.org/10.1029/2019EF001470), [e2019EF001470](https://doi.org/10.1029/2019EF001470). eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2019EF001470>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2019EF001470>.
- MARZEION, Ben, KASER, Georg, MAUSSION, Fabien & CHAMPOLLION, Nicolas (2018). “Limited influence of climate change mitigation on short-term glacier mass loss”. *Nature Climate Change*. Vol. 8. no. 4, p. 305-308. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0093-1>.
- MASSON-DELMOTTE, V., ZHAI, P., PIRANI, A., CONNORS, S.L., PÉAN, C., BERGER, S., CAUD, N., CHEN, Y., GOLDFARB, L., GOMIS, M.I., HUANG, M., LEITZELL, K., LONNOY, E., MATTHEWS, J.B.R., MAYCOCK, T.K., WATERFIELD, T., YELEKÇI, O., YU, R. & ZHOU, B. (2021a). “IPCC, 2021 : Summary for Policymakers. In : Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change”. *IPCC*. 3-32.
- MASSON-DELMOTTE, V., ZHAI, P., PIRANI, A., CONNORS, S.L., PÉAN, C., BERGER, S., CAUD, N., CHEN, Y., GOLDFARB, L., GOMIS, M.I., HUANG, M., LEITZELL, K., LONNOY, E., MATTHEWS, J.B.R., MAYCOCK, T.K., WATERFIELD, T., YELEKÇI, O., YU, R. & ZHOU, B. (2021b). “Summary for Policymakers. In : Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change”. *IPCC*.
- MATHESON, J.E. & WINKLER, R.L. (1976). “Scoring rules for continuous probability distributions”. *Management Science*. Vol. 22, p. 1087-1095.
- MCKAY, David I. Armstrong, STAAL, Arie, ABRAMS, Jesse F., WINKELMANN, Ricarda, SAKSCHEWSKI, Boris, LORIANI, Sina, FETZER, Ingo, CORNELL, Sarah E., ROCKSTRÖM, Johan & LENTON, Timothy M. (2022). “Exceeding 1.5°C global warming could trigger multiple climate tipping points”. *Science*. Vol. 377. no. 6611,

- eabn7950. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/science.abn7950>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.abn7950>.
- MCKAY, M. D., BECKMAN, R. J. & CONOVER, W. J. (1979). "A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code". *Technometrics*. Vol. 21. no. 2, p. 239-245. <http://www.jstor.org/stable/1268522>.
- MCNEALL, D. J., CHALLENGOR, P. G., GATTIKER, J. & STONE, E. J. (2013). "The potential of an observational data set for calibration of a computationally expensive computer model". *Geoscientific Model Development*. Vol. 6. no. 5, p. 1715-1728.
- METEOFRANCE. "Une puissance de calcul multipliée par 10 millions en 30 ans pour les besoins de la prévision". <https://meteofrance.com/actualites-et-dossiers/actualites/une-puissance-de-calcul-multipliee-par-10-millions-en-30-ans-pour>.
- METROPOLIS, Nicholas & ULAM, Stanislaw (1949). "The Monte Carlo Method". *Journal of the American Statistical Association*. Vol. 44. no. 247, p. 335-341.
- MICHEL, Remi & RIGNOT, Eric (1999). "Flow of Glaciar Moreno, Argentina, from repeat-pass Shuttle Imaging Radar images : comparison of the phase correlation method with radar interferometry". *Journal of Glaciology*. Vol. 45. no. 149, 93-100.
- MILLAN, Romain, JAGER, Eliot, MOUGINOT, Jeremie & AL., et (2023). "Ice shelf changes in North Greenland reveal dramatic signs of ongoing ice sheet instability". *PREPRINT. Version1*. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2635026/v1>.
- MILLAN, Romain, MOUGINOT, Jérémie, RABATEL, Antoine, JEONG, Seongsu, CUSICANQUI, Diego, DERKACHEVA, Anna & CHEKKI, Mondher (2019). "Mapping Surface Flow Velocity of Glaciers at Regional Scale Using a Multiple Sensors Approach". *Remote Sensing*. Vol. 11. no. 21. <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/21/2498>.
- MILLAN, Romain, MOUGINOT, Jérémie, RABATEL, Antoine & MORLIGHEM, Mathieu (2022). "Ice velocity and thickness of the world's glaciers". *Nature Geoscience*. Vol. 15. no. 2, p. 124-129. <https://doi.org/10.1038/s41561-021-00885-z>.
- MILLER, Tim (2019). "Explanation in artificial intelligence : Insights from the social sciences". *Artificial Intelligence*. Vol. 267, p. 1-38. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370218305988>.
- MINCHEW, Brent & JOUGHIN, Ian (2020). "Toward a universal glacier slip law". *Science*. Vol. 368. no. 6486, p. 29-30. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/science.abb3566>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.abb3566>.
- MORLAND, Leslie W. (1987). "Unconfined Ice-Shelf Flow". Dynamics of the West Antarctic Ice Sheet. Sous la dir. de C. J. Van der VEEN & Johannes OERLEMANS. *Glaciology and Quaternary Geology* no. 4. Springer Netherlands, p. 99-116.
- MORLIGHEM, M., BONDZIO, J., SEROUSSI, H., RIGNOT, E., LAROUR, E., HUMBERT, A. & REBUFFI, S. (2016). "Modeling of Store Gletscher's calving dynamics, West Greenland, in response to ocean thermal forcing". *Geophysical Research Letters*. Vol. 43. no. 6, p. 2659-2666. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2016GL067695>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2016GL067695>.
- MORLIGHEM, M., RIGNOT, E., MOUGINOT, J., SEROUSSI, H. & LAROUR, E. (2014). "High-resolution ice-thickness mapping in South Greenland". *Annals of Glaciology*. Vol. 55. no. 67, 64-70.
- MORLIGHEM, M., RIGNOT, E., SEROUSSI, H., LAROUR, E., BEN DHIA, H. & AUBRY, D. (2010a). "Spatial patterns of basal drag inferred using control methods from a full-Stokes and simpler models for Pine Island Glacier, West Antarctica". *Geophysical Research Letters*. Vol. 37. no. 14. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2010GL043853>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2010GL043853>.
- MORLIGHEM, M., RIGNOT, E., SEROUSSI, H., LAROUR, E., BEN DHIA, H. & AUBRY, D. (2011). "A mass conservation approach for mapping glacier ice thickness". *Geophysical Research Letters*. Vol. 38. no. 19.

- eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2011GL048659>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2011GL048659>.
- MORLIGHEM, M., RIGNOT, E., SEROUSSI, H., LAROUR, E., DHIA, H. Ben & AUBRY, D. (2010b). "Spatial patterns of basal drag inferred using control methods from a full-Stokes and simpler models for Pine Island Glacier, West Antarctica". *Geophysical Research Letters*. Vol. 37 (14).
- MORLIGHEM, M., WILLIAMS, C. N., RIGNOT, E., AN, L., ARNDT, J. E., BAMBER, J. L., CATANIA, G., CHAUCHÉ, N., DOWDESWELL, J. A., DORSCHER, B., FENTY, I., HOGAN, K., HOWAT, I., HUBBARD, A., JAKOBSSON, M., JORDAN, T. M., KJELDSSEN, K. K., MILLAN, R., MAYER, L., MOUGINOT, J., NOËL, B. P.Y., O'COFAIGH, C., PALMER, S., RYSGAARD, S., SEROUSSI, H., SIEGERT, M. J., SLABON, P., STRANEO, F., BROEKE, M. R. van den, WEINREBE, W., WOOD, M. & ZINGLERSSEN, K. B. (2017). "BedMachine v3 : Complete Bed Topography and Ocean Bathymetry Mapping of Greenland From Multibeam Echo Sounding Combined With Mass Conservation". *Geophysical Research Letters*. Vol. 44 (21), p. 11,051-11,061.
- MORLIGHEM, Mathieu (2011). "Ice sheet properties inferred by combining numerical modeling and remote sensing data". Theses. Ecole Centrale Paris. <https://theses.hal.science/tel-00697004>.
- MORLIGHEM, Mathieu, RIGNOT, Eric, BINDER, Tobias, BLANKENSHIP, Donald, DREWS, Reinhard, EAGLES, Graeme, EISEN, Olaf, FERRACCIOLI, Fausto, FORSBERG, René, FRETWELL, Peter, GOEL, Vikram, GREENBAUM, Jamin S., GUDMUNDSSON, Hilmar, GUO, Jingxue, HELM, Veit, HOFSTEDER, Coen, HOWAT, Ian, HUMBERT, Angelika, JOKAT, Wilfried, KARLSSON, Nanna B., LEE, Won Sang, MATSUOKA, Kenichi, MILLAN, Romain, MOUGINOT, Jeremie, PADEN, John, PATTYN, Frank, ROBERTS, Jason, ROSIER, Sebastian, RUPPEL, Antonia, SEROUSSI, Helene, SMITH, Emma C., STEINHAGE, Daniel, SUN, Bo, BROEKE, Michiel R. van den, OMMEN, Tas D. van, WESSEM, Melchior van & YOUNG, Duncan A. (2020). "Deep glacial troughs and stabilizing ridges unveiled beneath the margins of the Antarctic ice sheet". *Nature Geoscience*. Vol. 13. no. 2, p. 132-137.
- MOSBEUX, Cyrille (2016). "Quantification des processus responsables de l'accélération des glaciers émissaires par méthodes inverses". Theses. Université Grenoble Alpes. <https://theses.hal.science/tel-01688570>.
- MOUGINOT, Jérémie, RIGNOT, Eric, BJØRK, Anders A., BROEKE, Michiel van den, MILLAN, Romain, MORLIGHEM, Mathieu, NOËL, Brice, SCHEUCHL, Bernd & WOOD, Michael (2019). "Forty-six years of Greenland Ice Sheet mass balance from 1972 to 2018". *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 116. no. 19, p. 9239-9244. eprint : <https://www.pnas.org/content/116/19/9239.full.pdf>. <https://www.pnas.org/content/116/19/9239>.
- MOUGINOT, Jeremie, RIGNOT, Eric, SCHEUCHL, Bernd & MILLAN, Romain (2017). "Comprehensive Annual Ice Sheet Velocity Mapping Using Landsat-8, Sentinel-1, and RADARSAT-2 Data". *Remote Sensing*. Vol. 9. no. 4. <https://www.mdpi.com/2072-4292/9/4/364>.
- MOUGINOT, Jérémie. "Input-Output Method - Ice Sheet Mass Balance". https://eo4society.esa.int/wp-content/uploads/2021/02/2016Cryosphere_2_Mouginot_IOM-mb.pdf.
- MUHS, D. R. (2022). "MIS 5e sea-level history along the Pacific coast of North America". *Earth System Science Data*. Vol. 14. no. 3, p. 1271-1330. <https://essd.copernicus.org/articles/14/1271/2022/>.
- MURPHY, J., SEXTON, D. M. H., JENKINS, G., BOORMAN, P. M., BOOTH, B., BROWN, C. C., CLARK, R. T., HARRIS, G. R., KENDON, E. J., BETTS, R., BROWN, S., HOWARD, T. P., HUMPHREY, K. A., MCCARTHY, M. P., McDONALD, R. E., STEPHENS, A., WALLACE, C., WARREN, R., WILBY, R. & WOOD, R. A. (2009). "UK Climate Projections Science Report : Climate change projections". Rapp. tech. Exeter : Met Office Hadley Centre. <http://ukclimateprojections.defra.gov.uk/content/view/824/517/index.html>.
- NAGLER, Thomas, ROTT, Helmut, HETZENECKER, Markus, WUITE, Jan & POTIN, Pierre (2015). "The Sentinel-1 Mission : New Opportunities for Ice Sheet Observations". *Remote Sensing*. Vol. 7. no. 7, p. 9371-9389. <https://www.mdpi.com/2072-4292/7/7/9371>.
- NAVARRO, Francisco & EISEN, Olaf (2009). "Ground-penetrating radar in glaciological applications". P. 195-229.

- NIAS, Isabel J., CORNFORD, Stephen L., EDWARDS, Tamsin L., GOURMELEN, Noel & PAYNE, Antony J. (2019). "Assessing uncertainty in the dynamical ice response to ocean warming in the Amundsen Sea Embayment, West Antarctica". *Geophysical Research Letters*. Vol. 46. no. 20, p. 11253-11260.
- NIAS, ISABEL J., CORNFORD, STEPHEN L. & PAYNE, ANTONY J. (2016). "Contrasting the modelled sensitivity of the Amundsen Sea Embayment ice streams". *Journal of Glaciology*. Vol. 62. no. 233, 552-562.
- NIAS, Isabel J., NOWICKI, Sophie, FELIKSON, Denis & LOOMIS, Bryant (2023). "Modeling the Greenland Ice Sheet's Committed Contribution to Sea Level During the 21st Century". *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 128. no. 2. e2022JF0069142022JF006914, e2022JF006914. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2022JF006914>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2022JF006914>.
- NICHOLLS, Robert J., LINCKE, Daniel, HINKEL, Jochen, BROWN, Sally, VAFEIDIS, Athanasios T., MEYSSIGNAC, Benoit, HANSON, Susan E., MERKENS, Jan Ludolf & FANG, Jiayi (2021). "A global analysis of subsidence, relative sea-level change and coastal flood exposure". *Nature Climate Change*. Vol. 11 (4), p. 338-342.
- NODET M., Erhel J. "Des outils mathématiques pour prévoir la fonte des calottes polaires". <https://interstices.info/des-outils-mathematiques-pour-prevoir-la-fonte-des-calottes-polaires/>.
- NOËL, B., BERG, W. J. van de, MACHGUTH, H., LHERMITTE, S., HOWAT, I., FETTWEIS, X. & BROEKE, M. R. van den (2016). "A daily, 1 km resolution data set of downscaled Greenland ice sheet surface mass balance (1958-2015)". *The Cryosphere*. Vol. 10. no. 5, p. 2361-2377. <https://tc.copernicus.org/articles/10/2361/2016/>.
- NOËL, B., BERG, W. J. van de, WESSEM, J. M. van, MELJGAARD, E. van, AS, D. van, LENAERTS, J. T. M., LHERMITTE, S., KUIPERS MUNNEKE, P., SMEETS, C. J. P. P., ULFT, L. H. van, WAL, R. S. W. van de & BROEKE, M. R. van den (2018). "Modelling the climate and surface mass balance of polar ice sheets using RACMO2 – Part 1 : Greenland (1958-2016)". *The Cryosphere*. Vol. 12. no. 3, p. 811-831. <https://tc.copernicus.org/articles/12/811/2018/>.
- NOWICKI, S., GOELZER, H., SEROUSSI, H., PAYNE, A. J., LIPSCOMB, W. H., ABE-OUCHI, A., AGOSTA, C., ALEXANDER, P., ASAY-DAVIS, X. S., BARTHEL, A., BRACEGIRDLE, T. J., CULLATHER, R., FELIKSON, D., FETTWEIS, X., GREGORY, J. M., HATTERMANN, T., JOURDAIN, N. C., KUIPERS MUNNEKE, P., LAROUR, E., LITTLE, C. M., MORLIGHEM, M., NIAS, I., SHEPHERD, A., SIMON, E., SLATER, D., SMITH, R. S., STRANEO, F., TRUSEL, L. D., BROEKE, M. R. van den & WAL, R. van de (2020). "Experimental protocol for sea level projections from ISMIP6 stand-alone ice sheet models". *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 7, p. 2331-2368. <https://tc.copernicus.org/articles/14/2331/2020/>.
- NOWICKI, S. M. J., PAYNE, A., LAROUR, E., SEROUSSI, H., GOELZER, H., LIPSCOMB, W., GREGORY, J., ABE-OUCHI, A. & SHEPHERD, A. (2016). "Ice Sheet Model Intercomparison Project (ISMIP6) contribution to CMIP6". *Geoscientific Model Development*. Vol. 9. no. 12, p. 4521-4545. <https://gmd.copernicus.org/articles/9/4521/2016/>.
- NSIDC. "NSIDC home". <https://nsidc.org/home>.
- OBSERVATOIRE DES INÉGALITÉS. "Les sports d'hiver, une pratique de privilégiés". <https://www.inegalites.fr/Les-sports-d-hiver-une-pratique-de-privilegies>.
- OMG (2020). "OMG Glacial Elevations from GLISTIN-A Ver. 1". Rapp. tech. Pasadena, CA, USA : Jet Propulsion Laboratory PO.DAAC.
- O'NEILL, Brian C., KRIEGLER, Elmar, RIAHI, Keywan & AL., et (2014). "A new scenario framework for climate change research : the concept of shared socioeconomic pathways". *Climatic Change*. Vol. 122. no. 3, p. 387-400.
- OTOSAKA, I. N., SHEPHERD, A., IVINS, E. R., SCHLEGEL, N.-J., AMORY, C., BROEKE, M. R. van den, HORWATH, M., JOUGHIN, I., KING, M. D., KRINNER, G., NOWICKI, S., PAYNE, A. J., RIGNOT, E., SCAMBOS, T., SIMON, K. M., SMITH, B. E., SØRENSEN, L. S., VELICOGNA, I., WHITEHOUSE, P. L., A, G., AGOSTA, C., AHLSTRØM, A. P., BLAZQUEZ, A., COLGAN, W., ENGDahl, M. E., FETTWEIS, X., FORSBERG, R., GALLÉE, H., GARDNER, A., GILBERT, L., GOURMELEN, N., GROH, A., GUNTER, B. C., HARIG, C.,

- HELM, V., KHAN, S. A., KITTEL, C., KONRAD, H., LANGEN, P. L., LECAVALIER, B. S., LIANG, C.-C., LOOMIS, B. D., McMILLAN, M., MELINI, D., MERNILD, S. H., MOTTRAM, R., MOUGINOT, J., NILSSON, J., NOËL, B., PATTLE, M. E., PELTIER, W. R., PIE, N., ROCA, M., SASGEN, I., SAVE, H. V., SEO, K.-W., SCHEUCHL, B., SCHRAMA, E. J. O., SCHRÖDER, L., SIMONSEN, S. B., SLATER, T., SPADA, G., SUTTERLEY, T. C., VISHWAKARMA, B. D., WESSEM, J. M. van, WIESE, D., WAL, W. van der & WOUTERS, B. (2023). “Mass balance of the Greenland and Antarctic ice sheets from 1992 to 2020”. *Earth System Science Data*. Vol. 15. no. 4, p. 1597-1616. <https://essd.copernicus.org/articles/15/1597/2023/>.
- PARC NATIONAL DES ÉCRINS. “Le glacier Blanc abandonne le bout de sa langue”. <https://www.ecrins-parcnational.fr/actualite/le-glacier-blanc-abandonne-le-bout-de-sa-langue>.
- PARK, Michael, LEAHEY, Erin & FUNK, Russell J. (2023). “Papers and patents are becoming less disruptive over time”. *Nature*. Vol. 613. no. 7942, p. 138-144. <https://doi.org/10.1038/s41586-022-05543-x>.
- PATTYN, F., PERICHON, L., ASCHWANDEN, A., BREUER, B., SMEDT, B. de, GAGLIARDINI, O., GUDMUNDSSON, G. H., HINDMARSH, R. C. A., HUBBARD, A., JOHNSON, J. V., KLEINER, T., KONOVALOV, Y., MARTIN, C., PAYNE, A. J., POLLARD, D., PRICE, S., RÜCKAMP, M., SAITO, F., SOUČEK, O., SUGIYAMA, S. & ZWINGER, T. (2008). “Benchmark experiments for higher-order and full-Stokes ice sheet models (ISMIP-HOM)”. *The Cryosphere*. Vol. 2. no. 2, p. 95-108. <https://tc.copernicus.org/articles/2/95/2008/>.
- PATTYN, F., SCHOOF, C., PERICHON, L., HINDMARSH, R. C. A., BUELER, E., FLEURIAN, B. de, DURAND, G., GAGLIARDINI, O., GLADSTONE, R., GOLDBERG, D., GUDMUNDSSON, G. H., HUYBRECHTS, P., LEE, V., NICK, F. M., PAYNE, A. J., POLLARD, D., RYBAK, O., SAITO, F. & VIELI, A. (2012). “Results of the Marine Ice Sheet Model Intercomparison Project, MISMIP”. *The Cryosphere*. Vol. 6. no. 3, p. 573-588. <https://tc.copernicus.org/articles/6/573/2012/>.
- PATTYN, Frank (2003). “A new three-dimensional higher-order thermomechanical ice sheet model : Basic sensitivity, ice stream development, and ice flow across subglacial lakes”. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 108. no. B8. pages 39, 44, 53, 53, p. 1-15.
- PATTYN, Frank (2018). “The paradigm shift in Antarctic ice sheet modelling”. *Nature Communications*. Vol. 9. no. 1, p. 2728. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-05003-z>.
- PAYNE, Antony J., NOWICKI, Sophie, ABE-OUCHI, Ayako, AGOSTA, Cécile, ALEXANDER, Patrick, ALBRECHT, Torsten, ASAY-DAVIS, Xylar, ASCHWANDEN, Andy, BARTHEL, Alice, BRACEGIRDLE, Thomas J., CALOV, Reinhard, CHAMBERS, Christopher, CHOI, Youngmin, CULLATHER, Richard, CUZZONE, Joshua, DUMAS, Christophe, EDWARDS, Tamsin L., FELIKSON, Denis, FETTWEIS, Xavier, GALTON-FENZI, Benjamin K., GOELZER, Heiko, GLADSTONE, Rupert, GOLLEDGE, Nicholas R., GREGORY, Jonathan M., GREVE, Ralf, HATTERMANN, Tore, HOFFMAN, Matthew J., HUMBERT, Angelika, HUYBRECHTS, Philippe, JOURDAIN, Nicolas C., KLEINER, Thomas, MUNNEKE, Peter Kuipers, LAROUR, Eric, LE CLEC'H, Sebastien, LEE, Victoria, LEGUY, Gunter, LIPSCOMB, William H., LITTLE, Christopher M., LOWRY, Daniel P., MORLIGHEM, Mathieu, NIAS, Isabel, PATTYN, Frank, PELLE, Tyler, PRICE, Stephen F., QUIQUET, Aurélien, REESE, Ronja, RÜCKAMP, Martin, SCHLEGEL, Nicole-Jeanne, SEROUSSI, Hélène, SHEPHERD, Andrew, SIMON, Erika, SLATER, Donald, SMITH, Robin S., STRANEO, Fiammetta, SUN, Sainan, TARASOV, Lev, TRUSEL, Luke D., VAN BREEDAM, Jonas, WAL, Roderik van de, BROEKE, Michiel van den, WINKELMANN, Riccardo, ZHAO, Chen, ZHANG, Tong & ZWINGER, Thomas (2021). “Future Sea Level Change Under Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 and Phase 6 Scenarios From the Greenland and Antarctic Ice Sheets”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 48. no. 16. e2020GL091741, e2020GL091741. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2020GL091741>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020GL091741>.
- PEIRÓ, Joaquim & SHERWIN, Spencer (2005). “Finite Difference, Finite Element and Finite Volume Methods for Partial Differential Equations”. *Handbook of Materials Modeling : Methods*. Sous la dir. de Sidney YIP. Dordrecht : Springer Netherlands, p. 2415-2446. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-3286-8_127.

- PELT, W. J. J. van, OERLEMANS, J., REIJMER, C. H., PETERSSON, R., POHJOLA, V. A., ISAKSSON, E. & DIVINE, D. (2013). “An iterative inverse method to estimate basal topography and initialize ice flow models”. *The Cryosphere*. Vol. 7. no. 3, p. 987-1006. <https://tc.copernicus.org/articles/7/987/2013/>.
- PHI, Monsieur. “Le dilemme du prisonnier et le paradoxe de la coopération”. <https://youtu.be/cz9hapGsHuA>.
- PHI, Monsieur. “Tous les modèles sont faux, mais certains sont utiles + reupload de LA VÉRITÉ NUE”. <https://youtu.be/L2fGosqJp2Q>.
- PICOTTI, STEFANO, FRANCESE, ROBERTO, GIORGI, MASSIMO, PETTENATI, FRANCO & CARCIONE, JOSÉ M. (2017). “Estimation of glacier thicknesses and basal properties using the horizontal-to-vertical component spectral ratio (HVSR) technique from passive seismic data”. *Journal of Glaciology*. Vol. 63. no. 238, 229–248.
- POLLARD, D., CHANG, W., HARAN, M., APLEGATE, P. & DECONTO, R. (2016). “Large ensemble modeling of the last deglacial retreat of the West Antarctic Ice Sheet : comparison of simple and advanced statistical techniques”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 9. no. 5, p. 1697-1723. <https://gmd.copernicus.org/articles/9/1697/2016/>.
- PORTNER, H.O, ROBERTS, D.C., MASSON-DELMOTTE, V., ZHAI, P., TIGNOR, M., POLOCZANSKA, E., MINTENBECK, K., ALEGRÍA, A., NICOLAI, M., OKEM, A., PETZOLD, J., RAMA, B. & WEYER, N.M. (2019). “IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate”. *IPCC*.
- PRICE, S. F., HOFFMAN, M. J., BONIN, J. A., HOWAT, I. M., NEUMANN, T., SABA, J., TEZAU, I., GUERBER, J., CHAMBERS, D. P., EVANS, K. J., KENNEDY, J. H., LENAERTS, J., LIPSCOMB, W. H., PEREGO, M., SALINGER, A. G., TUMINARO, R. S., BROEKE, M. R. van den & NOWICKI, S. M. J. (2017). “An ice sheet model validation framework for the Greenland ice sheet”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 10. no. 1, p. 255-270. <https://gmd.copernicus.org/articles/10/255/2017/>.
- PÖRTNER, H.-O., ROBERTS, D.C., MASSON-DELMOTTE, V., ZHAI, P., TIGNOR, M., POLOCZANSKA, E., MINTENBECK, K., ALEGRÍA, A., NICOLAI, M., OKEM, A., PETZOLD, J., RAMA, B. & WEYER, N.M. (2019). “Technical Summary”. Rapp. tech. Cambridge, UK & New York, NY, USA : Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), p. 39-69. <https://doi.org/10.1017/9781009157964.002>.
- PÖRTNER, H.-O. et al. (2022). “Technical Summary”. Rapp. tech. Cambridge, UK & New York, NY, USA : Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), p. 37-118. <https://doi.org/10.1017/9781009325844.002>.
- QUIQUET, A., DUMAS, C., RITZ, C., PEYAUD, V. & ROCHE, D. M. (2018). “The GRISLI ice sheet model (version 2.0) : calibration and validation for multi-millennial changes of the Antarctic ice sheet”. *Geoscientific Model Development*. Vol. 11. no. 12, p. 5003-5025. <https://gmd.copernicus.org/articles/11/5003/2018/>.
- QUIQUET, Aurélien (2012). “Reconstruction de la calotte polaire du Groenland au cours du dernier cycle glaciaire-interglaciaire à partir de l’association de la modélisation numérique 3D et des enregistrements des carottages glaciaires profonds”. Theses. Université de Grenoble. <https://theses.hal.science/tel-00704253>.
- RAFTERY, Adrian E., ZIMMER, Alec, FRIERSON, Dargan M. W., STARTZ, Richard & LIU, Peiran (2017). “Less than 2 °C warming by 2100 unlikely”. *Nature Climate Change*. Vol. 7. no. 9, p. 637-641. <https://doi.org/10.1038/nclimate3352>.
- RANGANATHAN, Meghana, MINCHEW, Brent, MEYER, Colin R. & GUDMUNDSSON, G. Hilmar (2021). “A new approach to inferring basal drag and ice rheology in ice streams, with applications to West Antarctic Ice Streams”. *Journal of Glaciology*. Vol. 67. no. 262, 229–242.
- REED, Patrick M., HADJIMICHAEL, Antonia, MALEK, Keyvan, KARIMI, Tina, VERNON, Chris R., SRIKRISHNAN, Vivek, GUPTA, Rohini S., GOLD, David F., LEE, Ben, KELLER, Klaus, THURBER, Travis B. & RICE, Jennie S. (2022). “Addressing Uncertainty in Multisector Dynamics Research”. Zenodo. <https://uc-ebook.org>.
- REESE, R., GARBE, J., HILL, E. A., URRUTY, B., NAUGHTEN, K. A., GAGLIARDINI, O., DURAND, G., GILLET-CHAULET, F., GUDMUNDSSON, G. H., CHANDLER, D., LANGEBROEK, P. M. & WINKELMANN, R. (2023).

- “The stability of present-day Antarctic grounding lines – Part 2 : Onset of irreversible retreat of Amundsen Sea glaciers under current climate on centennial timescales cannot be excluded”. *The Cryosphere*. Vol. 17. no. 9, p. 3761-3783. <https://tc.copernicus.org/articles/17/3761/2023/>.
- RIAHI, K., SCHAEFFER, R., ARANGO, J., CALVIN, K., GUIVARCH, C., HASEGAWA, T., JIANG, K., KRIEGLER, E., MATTHEWS, R., PETERS, G.P., RAO, A., ROBERTSON, S., SEBBIT, A.M., STEINBERGER, J., TAVONI, M. & VUUREN, D.P. van (2022). “Mitigation pathways compatible with long-term goals”. Climate Change 2022 : Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Sous la dir. de P.R. SHUKLA, J. SKEA, R. SLADE, A. Al KHOURDAJIE, R. van DIEMEN, D. MCCOLLUM, M. PATHAK, S. SOME, P. VYAS, R. FRADERA, M. BELKACEMI, A. HASIJA, G. LISBOA, S. LUZ & J. MALLEY. Cambridge University Press.
- RIGNOT, E., MOUGINOT, J. & SCHEUCHL, B. (2011). “Ice Flow of the Antarctic Ice Sheet”. *Science*. Vol. 333. no. 6048, p. 1427-1430. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/science.1208336>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.1208336>.
- RIGNOT, E., XU, Y., MENEMENLIS, D., MOUGINOT, J., SCHEUCHL, B., LI, X., MORLIGHEM, M., SEROUSSI, H., BROEKE, M. van den, FENTY, I., CAI, C., AN, L. & FLEURIAN, B. de (2016). “Modeling of ocean-induced ice melt rates of five west Greenland glaciers over the past two decades”. *Geophysical Research Letters*. Vol. 43. no. 12, p. 6374-6382. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2016GL068784>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2016GL068784>.
- RITZ, C., FABRE, A. & LETRÉGUILLY, A. (1996). “Sensitivity of a Greenland ice sheet model to ice flow and ablation parameters : consequences for the evolution through the last climatic cycle”. *Climate Dynamics*. Vol. 13. no. 1, p. 11-23.
- RITZ, C., ROMMELEARE, V. & DUMAS, C. (2001). “Modeling the evolution of Antarctic ice sheet over the last 420,000 years : Implications for altitude changes in the Vostok region”. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 106. no. D23, p. 31943-31964.
- RITZ, Catherine, EDWARDS, Tamsin L., DURAND, Gaël, PAYNE, Antony J., PEYAUD, Vincent & HINDMARSH, Richard C. A. (2015). “Potential sea-level rise from Antarctic ice-sheet instability constrained by observations”. *Nature*. Vol. 528. no. 7580, p. 1-14.
- ROHMER, J., THIEBLEMONT, R., LE COZANNET, G., GOELZER, H. & DURAND, G. (2022). “Improving interpretation of sea-level projections through a machine-learning-based local explanation approach”. *The Cryosphere*. Vol. 16. no. 11, p. 4637-4657. <https://tc.copernicus.org/articles/16/4637/2022/>.
- RÜCKAMP, M., GOELZER, H. & HUMBERT, A. (2020). “Sensitivity of Greenland ice sheet projections to spatial resolution in higher-order simulations : the Alfred Wegener Institute (AWI) contribution to ISMIP6 Greenland using the Ice-sheet and Sea-level System Model (ISSM)”. *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 10, p. 3309-3327. <https://tc.copernicus.org/articles/14/3309/2020/>.
- SALTELLI, Andrea (2002). “Sensitivity analysis for importance assessment”. *Risk Analysis*. Vol. 22. no. 3, p. 579-590.
- SALTELLI, Andrea, ALEKSANKINA, Ksenia, BECKER, William, FENNELL, Pamela, FERRETTI, Federico, HOLST, Niels, LI, Sushan & WU, Qiongli (2019). “Why so many published sensitivity analyses are false : A systematic review of sensitivity analysis practices”. *Environmental Modelling & Software*. Vol. 114, p. 29-39. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364815218302822>.
- SALTELLI, Andrea, RATTO, Marco, ANDRES, Terry, CAMPOLONGO, Francesca, CARIBONI, Jessica, GATELLI, Debora, SAISANA, Michaela & TARANTOLA, Stefano (2008). “Global Sensitivity Analysis : The Primer”. John Wiley & Sons.
- SASAKI, Y. (1955). “A Fundamental Study of Numerical Prediction Based on the Variational Principle”. *Journal of the Meteorological Society of Japan*. Vol. 33. no. 6, p. 262-275.
- SCHLEGEL, N.-J., LAROUB, E., SEROUSSI, H., MORLIGHEM, M. & BOX, J. E. (2015). “Ice discharge uncertainties in Northeast Greenland from boundary conditions and climate forcing of an ice flow model”. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 120. no. 1, p. 29-54. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2014JF003284>.

- wiley.com/doi/pdf/10.1002/2014JF003359. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2014JF003359>.
- SCHLEGEL, N.-J., SEROUSSI, H., SCHODLOK, M. P., LAROUR, E. Y., BOENING, C., LIMONADI, D., WATKINS, M. M., MORLIGHEM, M. & BROEKE, M. R. van den (2018). "Exploration of Antarctic Ice Sheet 100-year contribution to sea level rise and associated model uncertainties using the ISSM framework". *The Cryosphere*. Vol. 12. no. 11, p. 3511-3534. <https://tc.copernicus.org/articles/12/3511/2018/>.
- SCHOOF, Christian (2005). "The effect of cavitation on glacier sliding". *Proceedings of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. Vol. 461. no. 2055, p. 609-627. eprint : <https://royalsocietypublishing.org/doi/pdf/10.1098/rspa.2004.1350>. <https://royalsocietypublishing.org/doi/abs/10.1098/rspa.2004.1350>.
- SEROUSSI, H. & MORLIGHEM, M. (2018). "Representation of basal melting at the grounding line in ice flow models". *The Cryosphere*. Vol. 12. no. 10, p. 3085-3096. <https://tc.copernicus.org/articles/12/3085/2018/>.
- SEROUSSI, H., MORLIGHEM, M., RIGNOT, E., KHAZENDAR, A., LAROUR, E. & MOUGINOT, J. (2013). "Dependence of century-scale projections of the Greenland ice sheet on its thermal regime". *Journal of Glaciology*. Vol. 59. no. 218, 1024-1034.
- SEROUSSI, H., NOWICKI, S., PAYNE, A. J., GOELZER, H., LIPSCOMB, W. H., ABE-OUCHI, A., AGOSTA, C., ALBRECHT, T., ASAY-DAVIS, X., BARTHEL, A., CALOV, R., CULLATHER, R., DUMAS, C., GALTON-FENZI, B. K., GLADSTONE, R., GOLLEDGE, N. R., GREGORY, J. M., GREVE, R., HATTERMANN, T., HOFFMAN, M. J., HUMBERT, A., HUYBRECHTS, P., JOURDAIN, N. C., KLEINER, T., LAROUR, E., LEGUY, G. R., LOWRY, D. P., LITTLE, C. M., MORLIGHEM, M., PATTYN, F., PELLE, T., PRICE, S. F., QUIQUET, A., REESE, R., SCHLEGEL, N.-J., SHEPHERD, A., SIMON, E., SMITH, R. S., STRANEO, F., SUN, S., TRUSEL, L. D., VAN BREEDAM, J., WAL, R. S. W. van de, WINKELMANN, R., ZHAO, C., ZHANG, T. & ZWINGER, T. (2020). "ISMIP6 Antarctica : a multi-model ensemble of the Antarctic ice sheet evolution over the 21st century". *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 9, p. 3033-3070. <https://tc.copernicus.org/articles/14/3033/2020/>.
- SEROUSSI, H., NOWICKI, S., SIMON, E., ABE-OUCHI, A., ALBRECHT, T., BRONDEX, J., CORNFORD, S., DUMAS, C., GILLET-CHAULET, F., GOELZER, H., GOLLEDGE, N. R., GREGORY, J. M., GREVE, R., HOFFMAN, M. J., HUMBERT, A., HUYBRECHTS, P., KLEINER, T., LAROUR, E., LEGUY, G., LIPSCOMB, W. H., LOWRY, D., MENGEL, M., MORLIGHEM, M., PATTYN, F., PAYNE, A. J., POLLARD, D., PRICE, S. F., QUIQUET, A., REERINK, T. J., REESE, R., RODEHACKE, C. B., SCHLEGEL, N.-J., SHEPHERD, A., SUN, S., SUTTER, J., VAN BREEDAM, J., WAL, R. S. W. van de, WINKELMANN, R. & ZHANG, T. (2019). "initMIP-Antarctica : an ice sheet model initialization experiment of ISMIP6". *The Cryosphere*. Vol. 13. no. 5, p. 1441-1471. <https://tc.copernicus.org/articles/13/1441/2019/>.
- SEROUSSI, H., VERJANS, V., NOWICKI, S., PAYNE, A. J., GOELZER, H., LIPSCOMB, W. H., ABE-OUCHI, A., AGOSTA, C., ALBRECHT, T., ASAY-DAVIS, X., BARTHEL, A., CALOV, R., CULLATHER, R., DUMAS, C., GALTON-FENZI, B. K., GLADSTONE, R., GOLLEDGE, N. R., GREGORY, J. M., GREVE, R., HATTERMANN, T., HOFFMAN, M. J., HUMBERT, A., HUYBRECHTS, P., JOURDAIN, N. C., KLEINER, T., LAROUR, E., LEGUY, G. R., LOWRY, D. P., LITTLE, C. M., MORLIGHEM, M., PATTYN, F., PELLE, T., PRICE, S. F., QUIQUET, A., REESE, R., SCHLEGEL, N.-J., SHEPHERD, A., SIMON, E., SMITH, R. S., STRANEO, F., SUN, S., TRUSEL, L. D., VAN BREEDAM, J., VAN KATWYK, P., WAL, R. S. W. van de, WINKELMANN, R., ZHAO, C., ZHANG, T. & ZWINGER, T. (2023). "Insights into the vulnerability of Antarctic glaciers from the ISMIP6 ice sheet model ensemble and associated uncertainty". *The Cryosphere*. Vol. 17. no. 12, p. 5197-5217. <https://tc.copernicus.org/articles/17/5197/2023/>.
- SHUKLA, P.R., SKEA, J., SLADE, R., KHOURDAJIE, A. Al, DIEMEN, R. van, MCCOLLUM, D., PATHAK, M., SOME, S., VYAS, P., FRADERA, R., BELKACEMI, M., HASIJA, A., LISBOA, G., LUZ, S. & J. MALLEY, (eds.) (2022). "IPCC, 2022 : Summary for Policymakers. In : Climate Change 2022 : Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change". *IPCC*.

- SIX, Delphine, VINCENT, Christian, BONNEFOY-DEMONGEOT, Mylène, THIBERT, Emmanuel & RENÉ, Pierre (2023). “2022 : année record pour la fonte des glaciers français”. *La Météorologie*. Vol. 120, p. 13-15.
- SLANGEN, Aimée B.A., PALMER, Matthew D., CAMARGO, Carolina M.L., CHURCH, John A., EDWARDS, Tam-
sin L., HERMANS, Tim H.J., HEWITT, Helene T., GARNER, Gregory G., GREGORY, Jonathan M., KOPP,
Robert E. & AL., et (2023). “The evolution of 21st century sea-level projections from IPCC AR5 to AR6
and beyond”. *Cambridge Prisms : Coastal Futures*. Vol. 1, e7.
- SLATER, D. A., FELIKSON, D., STRANEO, F., GOELZER, H., LITTLE, C. M., MORLIGHEM, M., FETTWEIS, X.
& NOWICKI, S. (2020). “Twenty-first century ocean forcing of the Greenland ice sheet for modelling of
sea level contribution”. *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 3, p. 985-1008. [https://tc.copernicus.org/
articles/14/985/2020/](https://tc.copernicus.org/articles/14/985/2020/).
- SLATER, D. A., STRANEO, F., FELIKSON, D., LITTLE, C. M., GOELZER, H., FETTWEIS, X. & HOLTE, J. (2019).
“Estimating Greenland tidewater glacier retreat driven by submarine melting”. *The Cryosphere*. Vol. 13.
no. 9, p. 2489-2509. <https://tc.copernicus.org/articles/13/2489/2019/>.
- SMITH, B., ADUSUMILLI, S., CSATHÓ, B. M., FELIKSON, D., FRICKER, H. A., GARDNER, A., HOLSCHUH, N.,
LEE, J., NILSSON, J., PAOLO, F. S., SIEGFRIED, M. R., SUTTERLEY, T. & ICESAT-2 SCIENCE TEAM, the
(2023). “ATLAS/ICESat-2 L3A Land Ice Height, Version 6”. [https://nsidc.org/data/ATL06/versions/
6](https://nsidc.org/data/ATL06/versions/6).
- SMITH, Ben, FRICKER, Helen A., GARDNER, Alex S., MEDLEY, Brooke, NILSSON, Johan, PAOLO, Fernando S.,
HOLSCHUH, Nicholas, ADUSUMILLI, Susheel, BRUNT, Kelly, CSATHO, Bea, HARBECK, Kaitlin, MARKUS,
Thorsten, NEUMANN, Thomas, SIEGFRIED, Matthew R. & ZWALLY, H. Jay (2020). “Pervasive ice sheet
mass loss reflects competing ocean and atmosphere processes”. *Science*. Vol. 368. no. 6496, p. 1239-1242.
eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/science.aaz5845>. [https://www.science.org/
doi/abs/10.1126/science.aaz5845](https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.aaz5845).
- SMITH, Robin S., MATHIOT, Pierre, SIAHAAN, Antony, LEE, Victoria, CORNFORD, Stephen L., GREGORY, Jo-
nathan M., PAYNE, Antony J., JENKINS, Adrian, HOLLAND, Paul R., RIDLEY, Jeff K. & JONES, Colin G.
(2021). “Coupling the U.K. Earth System Model to Dynamic Models of the Greenland and Antarctic Ice
Sheets”. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. Vol. 13. no. 10. [e2021MS002520](https://doi.org/10.1029/2021MS002520),
[e2021MS002520](https://doi.org/10.1029/2021MS002520). eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2021MS002520>.
<https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2021MS002520>.
- SOBOL, Ilya M (2001). “Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo
estimates”. *Mathematics and Computers in Simulation*. Vol. 55. no. 1-3, p. 271-280.
- SOLOMON, S., QIN, D., MANNING, M., CHEN, Z., MARQUIS, M., AVERYT, K.B., TIGNOR, M. & MILLER, H.L.,
éd. (2007). “Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental
Panel on Climate Change”. Cambridge, United Kingdom & New York, NY, USA : Cambridge University
Press.
- STEIN, Joël & STOOP, Fabien (2022). “Neighborhood-Based Ensemble Evaluation Using the CRPS”. *Monthly
Weather Review*. Vol. 150. no. 8, p. 1901-1914. [https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/
150/8/MWR-D-21-0224.1.xml](https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/150/8/MWR-D-21-0224.1.xml).
- STRANEO, Fiammetta, SUTHERLAND, David A., STEARNS, Leigh, CATANIA, Ginny, HEIMBACH, Patrick,
MOON, Twila, CAPE, Mattias R., LAIDRE, Kristin L., BARBER, Dave, RYSGAARD, Søren, MOTTRAM,
Ruth, OLSEN, Steffen, HOPWOOD, Mark J. & MEIRE, Lorenz (2019). “The Case for a Sustained Greenland
Ice Sheet-Ocean Observing System (GrIOOS)”. *Frontiers in Marine Science*. Vol. 6. [https://www.
frontiersin.org/articles/10.3389/fmars.2019.00138](https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fmars.2019.00138).
- STROEVEN, Arjen P., HÄTTESTRAND, Clas, KLEMAN, Johan, HEYMAN, Jakob, FABEL, Derek, FREDIN, Ola,
GOODFELLOW, Bradley W., HARBOR, Jonathan M., JANSEN, John D., OLSEN, Lars, CAFFEE, Marc W.,
FINK, David, LUNDQVIST, Jan, ROSQVIST, Gunhild C., STRÖMBERG, Bo & JANSSON, Krister N. (2016).
“Deglaciation of Fennoscandia”. *Quaternary Science Reviews*. Vol. 147. Special Issue: PASTGateways (Palaeo-

- ArcticSpatialandTemporalGateways), p. 91-121. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0277379115301141>.
- STUDINGER, M. (2014). "IceBridge ATM L2 Icessn Elevation, Slope, and Roughness, Version 2". <https://nsidc.org/data/ILATM2/versions/2>.
- TFRESOURCE. "Model calibration and validation". https://tfresource.org/topics/Model_calibration_and_validation.html.
- THOMAS, Robert H. (2007). "Tide-induced perturbations of glacier velocities". *Global and Planetary Change*. Vol. 59. no. 1. **MassBalanceofAndeanGlaciers**, p. 217-224. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092181810600302X>.
- TOIMIL, Alexandra, CAMUS, Paula, LOSADA, Iñigo J. & ALVAREZ-CUESTA, Moises (2021). "Visualising the Uncertainty Cascade in Multi-Ensemble Probabilistic Coastal Erosion Projections". *Frontiers in Marine Science*. Vol. 8. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fmars.2021.683535>.
- TOLLEFSON, Jeff (2021). "Top climate scientists are sceptical that nations will rein in global warming". *Nature*. Vol. 599, p. 22-24.
- TREICHLER, Daniel (2017). "Measuring mountain glaciers and snow with a spaceborne laser". Thèse de doct. Department of Geosciences, University of Oslo, Norway. <http://urn.nb.no/URN:NBN:no-58648>.
- TRINH, B. N., POZO, J. Thielen-del & THIREL, G. (2013). "The reduction continuous rank probability score for evaluating discharge forecasts from hydrological ensemble prediction systems". *Atmospheric Science Letters*. Vol. 14. no. 2, p. 61-65. eprint : <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/asl2.417>. <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/asl2.417>.
- UNFCCC. "Statistical downscaling". https://unfccc.int/files/adaptation/methodologies_for/vulnerability_and_adaptation/application/pdf/statistical_downscaling.pdf.
- UNGER, D.A. (1985). "A method to estimate the continuous ranked probability score". Preprints, Ninth Conf. on Probability and Statistics in Atmospheric Sciences. American Meteorological Society. Virginia Beach, VA, p. 206-213.
- URRUTY, Benoît (2023). "Inférence des points de basculement pour l'écoulement de la glace en Antarctique à partir de simulations numériques". Theses. Université Grenoble Alpes [2020-....] <https://hal.univ-grenoble-alpes.fr/tel-04074261>.
- VAUGHAN, David G. & ARTHERN, Robert (2007). "Why Is It Hard to Predict the Future of Ice Sheets?" : *Science*. Vol. 315, p. 1503-1504.
- VELÁZQUEZ, J. A., PETIT, T., LAVOIE, A., BOUCHER, M.-A., TURCOTTE, R., FORTIN, V. & ANCTIL, F. (2009). "An evaluation of the Canadian global meteorological ensemble prediction system for short-term hydrological forecasting". *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 13. no. 11, p. 2221-2231. <https://hess.copernicus.org/articles/13/2221/2009/>.
- VERMASSEN, F., ANDREASEN, N., WANGNER, D. J., THIBAUT, N., SEIDENKRANTZ, M.-S., JACKSON, R., SCHMIDT, S., KJÆR, K. H. & ANDRESEN, C. S. (2019a). "A reconstruction of warm-water inflow to Upernavik Isstrøm since 1925 CE and its relation to glacier retreat". *Climate of the Past*. Vol. 15. no. 3, p. 1171-1186. <https://cp.copernicus.org/articles/15/1171/2019/>.
- VERMASSEN, Flor, WANGNER, David, DYKE, Laurence M, SCHMIDT, Sabine, CORDUA, Amalie, KJÆR, Kurt, HAUBNER, Konstanze & ANDRESEN, Camilla S (2019b). "Evaluating ice-rafted debris as a proxy for glacier calving in Upernavik Isfjord, NW Greenland". *Journal of Quaternary Science*. Vol. 34. no. 3, p. 258-267. <https://hal.science/hal-02357292>.
- VERNON, C. L., BAMBER, J. L., BOX, J. E., BROEKE, M. R. van den, FETTWEIS, X., HANNA, E. & HUYBRECHTS, P. (2013). "Surface mass balance model intercomparison for the Greenland ice sheet". *The Cryosphere*. Vol. 7. no. 2, p. 599-614. <https://tc.copernicus.org/articles/7/599/2013/>.
- VINCENT, Christian, LE MEUR, Emmanuel, SIX, Delphine & THIBERT, Emmanuel (2007). "Un service d'observation des glaciers des alpes françaises "glacioclim-alpes", pour quoi faire?" : *La Houille Blanche* -

- Revue internationale de l'eau*. Vol. 3, p. 86-95. hal : insu-00421371. <https://hal-insu.archives-ouvertes.fr/insu-00421371>.
- VÖLZ, Vanessa & HINKEL, Jochen (2023a). "Climate learning scenarios for adaptation decision analyses : Review and classification". *Climate Risk Management*. Vol. 40, p. 100512. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212096323000384>.
- VÖLZ, Vanessa & HINKEL, Jochen (2023b). "Sea Level Rise Learning Scenarios for Adaptive Decision-Making Based on IPCC AR6". *Earth's Future*. Vol. 11. no. 9. e2023EF0036622023EF003662, e2023EF003662. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2023EF003662>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2023EF003662>.
- WEERTMAN, J. (1957). "On the Sliding of Glaciers". *Journal of Glaciology*. Vol. 3. no. 21, 33-38.
- WEIDICK, A. (1958). "Frontal Variations at Upernaviks Isstrern in the last 100 Years". *Meddelelser fra Dansk Geologisk Forening*. Vol. Bd. 14. no. Hefte 1.
- WERDER, Mauro A., HEWITT, Ian J., SCHOOF, Christian G. & FLOWERS, Gwenn E. (2013). "Modeling channeled and distributed subglacial drainage in two dimensions". *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*. Vol. 118. no. 4, p. 2140-2158. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/jgrf.20146>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/jgrf.20146>.
- WERNECKE, A., EDWARDS, T. L., NIAS, I. J., HOLDEN, P. B. & EDWARDS, N. R. (2020). "Spatial probabilistic calibration of a high-resolution Amundsen Sea Embayment ice sheet model with satellite altimeter data". *The Cryosphere*. Vol. 14. no. 5, p. 1459-1474.
- WHITAKER, Stephen (1986). "Flow in Porous Media I : A Theoretical Derivation of Darcy's Law". *Transport in Porous Media*. P. 3-25.
- "Wiki fresque : carte forçage radiatif". https://wiki.climatefresk.org/?title=Fr-fr_adulte_carte_15_for%C3%A7age_radiatif.
- WINKELMANN, R., MARTIN, M. A., HASELOFF, M., ALBRECHT, T., BUELER, E., KHROULEV, C. & LEVERMANN, A. (2011). "The Potsdam Parallel Ice Sheet Model (PISM-PIK) Part 1 : Model description". *The Cryosphere*. Vol. 5, p. 715-726. <http://www.the-cryosphere.net/5/715/2011/tc-5-715-2011.pdf>.
- WOOD, Michael, RIGNOT, Eric, FENTY, Ian, AN, Lu, BJØRK, Anders, BROEKE, Michiel van den, CAI, Cilan, KANE, Emily, MENEMENLIS, Dimitris, MILLAN, Romain, MORLIGHEM, Mathieu, MOUGINOT, Jeremie, NOËL, Brice, SCHEUCHL, Bernd, VELICOGNA, Isabella, WILLIS, Josh K. & ZHANG, Hong (2021). "Ocean forcing drives glacier retreat in Greenland". *Science Advances*. Vol. 7. no. 1, eaba7282. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/sciadv.aba7282>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/sciadv.aba7282>.
- XU, Xianzhong & HOU, Jinping (2011). "A stress relaxation model for the viscoelastic solids based on the steady-state creep equation". *Mechanics of Time-Dependent Materials*. Vol. 15 (1), p. 29-39.
- XU, Yun, RIGNOT, Eric, FENTY, Ian, MENEMENLIS, Dimitris & FLEXAS, M. Mar (2013). "Subaqueous melting of Store Glacier, west Greenland from three-dimensional, high-resolution numerical modeling and ocean observations". *Geophysical Research Letters*. Vol. 40. no. 17, p. 4648-4653. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/grl.50825>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/grl.50825>.
- YU, Aijie, SHI, Hongling, WANG, Yifan, YANG, Jin, GAO, Chunchun & LU, Yang (2023). "A Bibliometric and Visualized Analysis of Remote Sensing Methods for Glacier Mass Balance Research". *Remote Sensing*. Vol. 15. no. 5. <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/5/1425>.
- ZHANG, Bao, LIU, Lin, KHAN, Shfaqat Abbas, DAM, Tonie van, ZHANG, Enze & YAO, Yibin (2017). "Transient Variations in Glacial Mass Near Upernavik Isstrøm (West Greenland) Detected by the Combined Use of GPS and GRACE Data". *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*. Vol. 122. no. 12, p. 10,626-10,642. eprint : <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2017JB014529>. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2017JB014529>.

- ZHANG, Xiaoying, MA, Funing, YIN, Shangxian, WALLACE, Corey D, SOLTANIAN, Mohamad Reza, DAI, Zhenxue, RITZI, Robert W., MA, Ziqi, ZHAN, Chuanjun & LÜ, Xiaoshu (2021). "Application of upscaling methods for fluid flow and mass transport in multi-scale heterogeneous media : A critical review". *Applied Energy*. Vol. 303, p. 117603. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921009752>.
- ZOET, Lucas K. & IVERSON, Neal R. (2020). "A slip law for glaciers on deformable beds". *Science*. Vol. 368. no. 6486, p. 76-78. eprint : <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/science.aaz1183>. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.aaz1183>.
- ZWALLY, H. J., SCHUTZ, R., DIMARZIO, J. & HANCOCK., D. (2014). "GLAS/ICESat L1B Global Waveform-based Range Corrections Data (HDF5), Version 34". <https://nsidc.org/data/GLAH05/versions/34>.

ANNEXES

1. Sensibilité numérique

Par souci de simplicité, nous avons choisi de ne pas inclure les paramètres numériques dans notre hypercube latin, tels que le choix de la méthode numérique (Éléments Finis), les paramètres du solveur itératif (critère de convergence), les paramètres de couplage ou encore la sensibilité au maillage. Nous reconnaissons en particulier que l’inclusion du maillage aurait été très intéressante, étant donné son impact potentiel sur les résultats. ROHMER et al., 2022 montre ainsi que la taille minimale du maillage est l’une des sources d’incertitude avec le plus d’impact pour la future contribution de la calotte du Groenland à l’élévation du niveau des mers.

Pour l’étude de cas d’Upernavik Isstrøm, nous avons réalisé plusieurs tests de maillage en utilisant quatre niveaux de résolution distincts avec une simulation déterministe pour chaque maillage, comme décrit ci-dessous :

- Le maillage de référence, noté *mesh ref*, tel qu’illustré dans la figure IV.13.
- Un maillage quatre fois mieux résolu que ce maillage de référence, noté *mesh x0.25*.
- Un maillage deux fois mieux résolu que ce maillage de référence, noté *mesh x0.5*.
- Un maillage deux fois moins résolu que ce maillage de référence, noté *mesh x2*.

Les résultats de ces tests de maillage ont révélé des différences significatives dues aux maillages utilisés. Les simulations ont montré une sensibilité importante à la position précise du front de glace et aux zones de transition entre les parties flottantes et posées, qui sont fortement liées à la résolution du maillage (pas illustré ici). Même de légères modifications de ces frontières entraînent des variations importantes dans les vitesses locales, atteignant jusqu’à 20 % près du front de glace et jusqu’à 90 % aux nœuds où la transition des conditions flottantes aux conditions posées se produisait. Malgré les disparités locales observées, il est essentiel de souligner que les changements globaux de volume sont restés relativement modestes (figure .13), avec des différences d’environ 5 %.

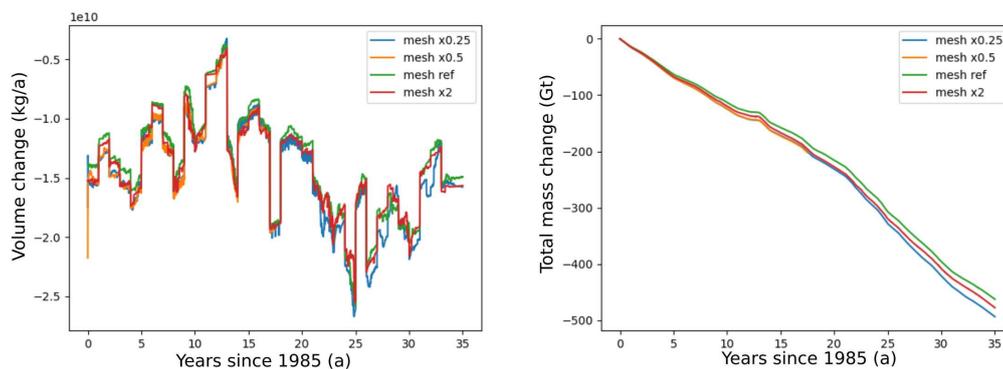


FIGURE .13 – Illustration de la sensibilité au maillage pour les variables globales, à gauche le changement de volume annuel et à gauche la perte de masse totale intégrée depuis 1985. Le terme “mesh ref” désigne le maillage de référence (illustré dans la figure IV.13). En contraste, “mesh x0.25” représente une résolution quatre fois supérieure, “mesh x0.5” une résolution deux fois supérieure, et “mesh x2” une résolution deux fois inférieure.

Cette forte sensibilité aux noeuds posés et flottant ainsi qu’à la délimitation du front montre l’importance de ces frontières pour les futurs projections. Dans SEROUSSI & MORLIGHEM, 2018, il est

montré la sensibilité aux choix faits proches de ces frontières et du choix pour la fonte des éléments traversés par la ligne d'échouage peut avoir un impact important sur la migration de cette dernière. Ainsi, le seul choix de rendre passif les éléments avec au moins 2 éléments où la valeur de masque est négative, au lieu de 1 élément comme dans notre étude, pourrait avoir un impact non négligeable sur les champs de vitesses locaux. Mais comme pour les tests de maillage, cela ne devrait pas avoir d'impact significatifs sur la perte de masse totale.

2. Élévation de la surface

Afin de tester d'où pouvait venir le problème de reproduction des changements de surface d'élévation au niveau du point A d'UI-N, nous avons réalisé plusieurs tests supplémentaires. Le premier où nous avons ajouté du bruit au niveau du socle rocheux, le second où nous avons testé un socle plus profond et le troisième où nous avons testé une autre technique de création de la surface initiale.

2.1. Incertitude du socle

Bien que le produit bedmachine soit accompagné d'incertitudes, généralement estimées à partir de celles des vitesses \underline{u} et du terme $\dot{a} = a_s - \frac{\partial H}{\partial t}$ (plus de détails dans le supplément de MORLIGHEM et al. [2011]), cette source d'incertitude est largement négligée dans la majeure partie de ce manuscrit. Cependant, nous avons effectué des tests visant à évaluer l'impact de cette incertitude. Pour ce faire, nous avons créé un ensemble de socles alternatifs cherchant à être assez réalistes, c'est à dire qui reproduisent les motifs que l'on peut retrouver dans la réalité. Par exemple, ajouter un bruit blanc ne serait pas réalistes. Nous avons également cherché à produire un ensemble de socle qui ne soit pas une simple augmentation de l'élévation uniforme sur tout le domaine

Pour créer cet ensemble de socle b , nous découpons tout d'abord le bassin versant d'Upernavik Isstrøm en cartes de 30km x 30km, se chevauchant sur 15km. Par exemple, dans le cas d'un espace de 90km x 60km, nous obtenons 15 cartes de 30km x 30 km. Ensuite, pour chaque carte k , nous calculons une combinaison linéaire de ces n cartes en utilisant des coefficients tirés aléatoirement selon une distribution normale ($Z_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$), ce qui permet de créer 15 cartes prenant des valeurs autour de 0. Pour créer un ensemble cohérent, nous lisons les transitions entre chaque carte en sommant les cartes adjacentes¹. Pour terminer, nous multiplions ces cartes par l'incertitude fournit par le produit bedmachine² et l'ajoutant à la valeur de base fournit par bedmachine.

Une fois l'ensemble de socle créé, nous reprenons la même configuration que l'ensemble de coulomb régularisé (RCE) du chapitre V (même méthode, même modèle et même ensemble de paramètres incertains). Nous comparons alors les deux ensembles, le premier que nous nommons "Bedmachine" et le second "uncertain bed", et retraçons des figures similaires aux figures 3 (décharge de glace), 5 (cartes d'élévation), 6 (élévation et vitesse du Points A situé dans le fleuves de glace d'UI-N) et 7 (idem pour le point B d'UI-S).

1. $b = \alpha \cdot b_1 + (1 - \alpha)b_2$, avec b_1 et b_2 deux carte adjacentes et α coefficient qui augmente lorsqu'on se rapproche du centre de la carte b_1 .

2. Étant donné que la carte d'incertitude de bedmachine peut avoir des transitions abruptes, nous réalisons un léger lissage de cette incertitude en prenant pour chaque pixel la moyenne de lui-même et des 8 pixels adjacents ce qui permet d'obtenir des lits réalistes.

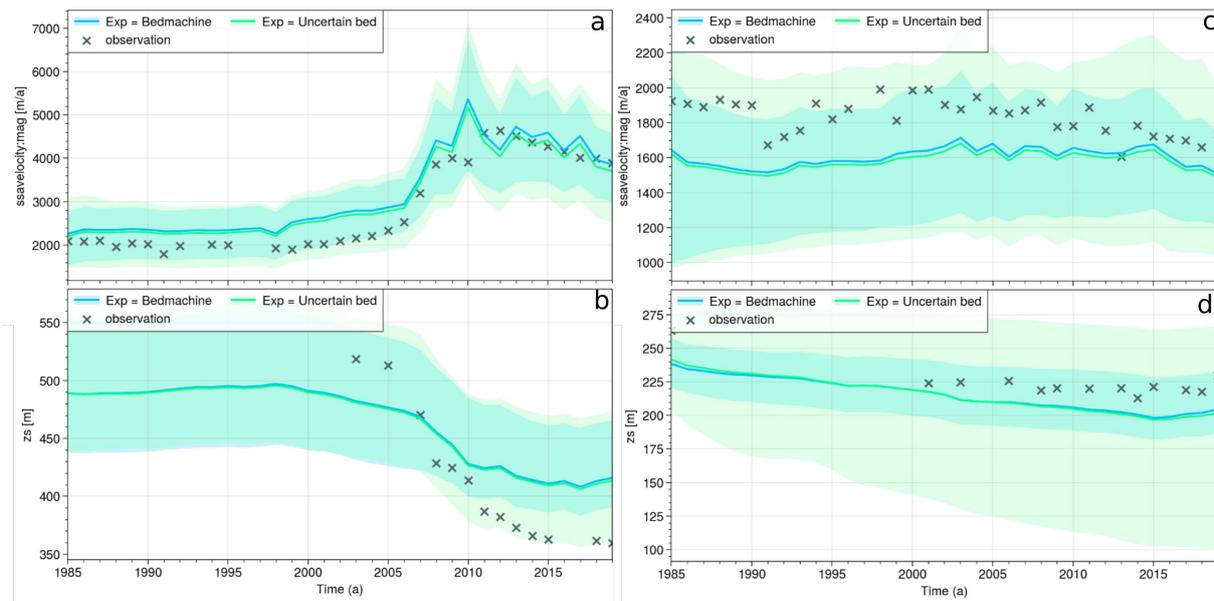


FIGURE .14 – Vitesses de surface (a,c) et élévations de surface (b,d) pour l'ensemble RCE (bleu) et sa version avec une prise en compte de l'incertitude de l'élévation du socle rocheux (vert) pour les points A (à gauche : a et b) et B (à droite : c et d).

Sur la Figure .14, il est évident que l'impact de l'incertitude de l'élévation du socle rocheux se manifeste principalement dans l'évolution de la surface (panneaux b et d), tandis que les vitesses de surface subissent seulement des effets marginaux (panneaux a et b). Notamment, l'ajout d'incertitude selon notre méthode influe principalement sur la dispersion des membres de l'ensemble. Les vitesses de surface présentent des modifications faibles, avec des médianes identiques et une légère augmentation de l'intervalle de confiance à 95%. En ce qui concerne les caractéristiques de surface, une disparité importante entre les points A et B est observée. Dès le départ, le point B présente une dispersion significative, qui s'intensifie progressivement au fil du temps, dépassant de plus de trois fois celle de l'ensemble de référence. En revanche, le point A présente un effet moins prononcé, avec une diminution notable de la dispersion pour l'ensemble de référence à la suite du retrait du front entre 2005 et 2010 dans UI-N, tandis qu'elle reste relativement constante pour l'ensemble intégrant l'incertitude de l'élévation du socle rocheux.

Cette divergence entre les points A (UI-N) et B (UI-S) se reflète ensuite dans la dispersion de l'ensemble concernant la décharge de glace de ces deux branches, comme le montrent les panneaux b et d de la figure .15. Plus précisément, pour UI-N (b), nous observons que la dispersion entre l'ensemble de référence et l'ensemble tenant compte de l'incertitude de l'élévation du socle rocheux reste faible avant l'événement de recul (2005-2010), mais augmente considérablement par la suite. En revanche, pour UI-S, la dispersion de ce dernier ensemble reste constamment élevée pendant toute la période, alors qu'elle diminue pour l'ensemble de référence. Si l'on considère les résultats globaux (a), il devient évident que si ce nouvel ensemble permet d'inclure toutes les sources de données, y compris celles de MOUGINOT et al. [2019], ce résultat est principalement attribué à la dispersion accrue dans la branche UI-S (d), alors que la principale source de différence entre les données provient de la branche UI-N (b).

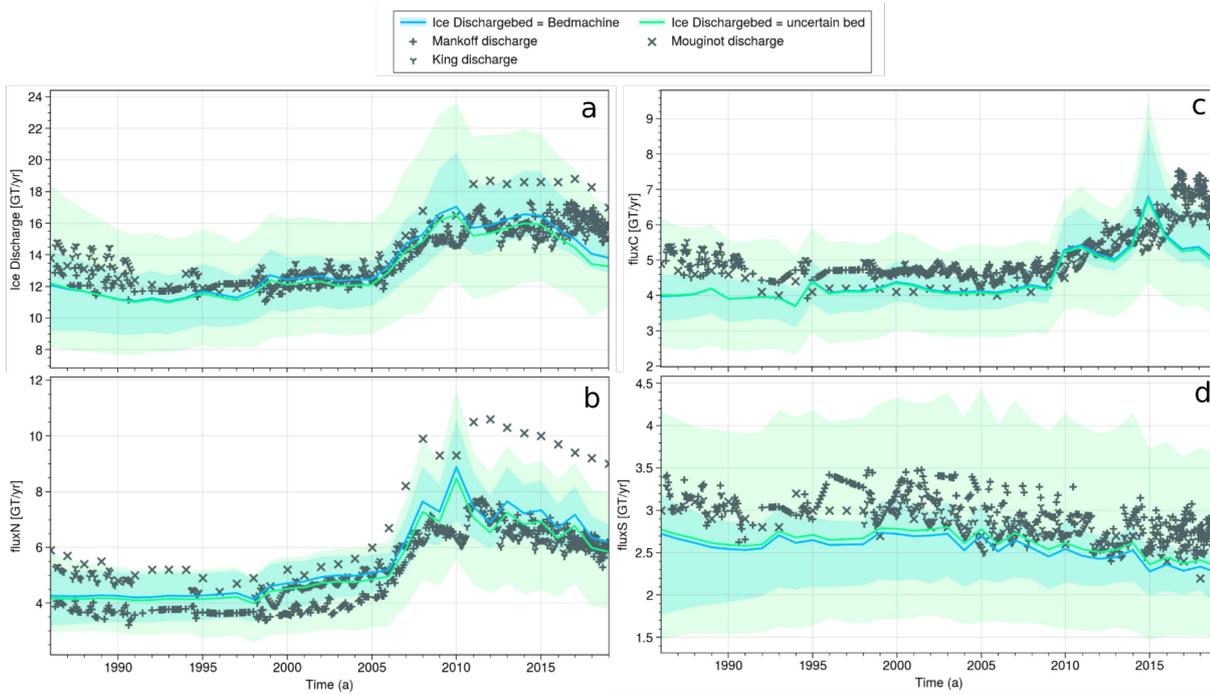


FIGURE .15 – Décharge de glace pour l’ensemble RCE (bleu) et sa version avec une prise en compte de l’incertitude de l’élévation du socle rocheux (vert) pour le total du domaine (a) pour UI-N (b), UI-C (c) et UI-S (d).

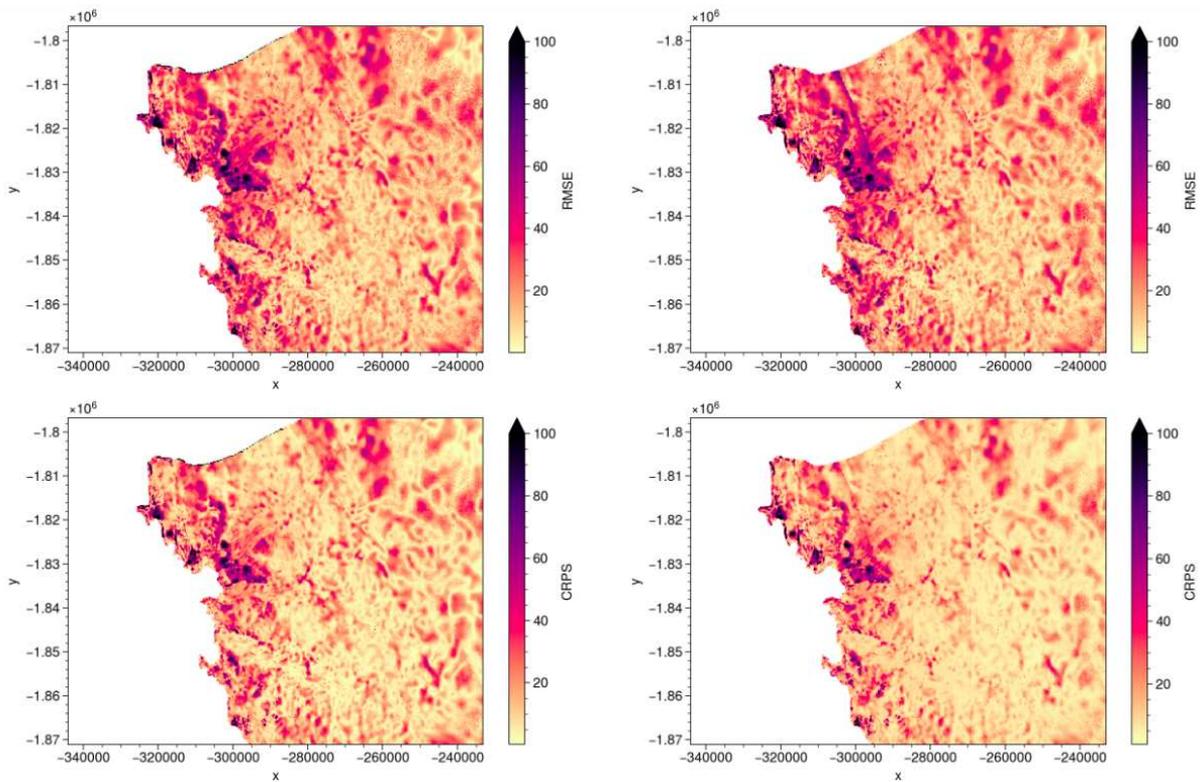


FIGURE .16 – Cartes de RMSE (en haut) et de CRPS (en bas) pour l’ensemble de référence (à gauche) et le nouvel ensemble intégrant l’incertitude de l’élévation du socle rocheux (à droite).

Au niveau des métriques, le nouvel ensemble a également de meilleures performances. Ainsi, malgré la forte augmentation de la dispersion, son CRPS passe de 29.4 m à 27.6 m. Comme l’illustre la figure .16, cette différence vient principalement des formes en ”patch” qui sont présent pour la RMSE des

deux ensembles (panneaux d'en haut) et le CRPS de l'ensemble de référence (panneau d'en bas à gauche), alors que leur intensité est fortement réduite pour le CRPS du nouvel ensemble (panneau d'en bas à droite). Cela semble indiquer qu'en prenant en compte l'incertitude de l'élévation du socle, ces "patches" sont moins présent, et qu'il serait possible de les réduire en jouant sur l'élévation du socle.

2.2. Test d'un socle plus profond pour UI-N

En parallèle, nous avons également réalisé un test avec un socle rocheux plus profond pour UI-N, étant donné la forte différence entre les élévations de bedmachine et une ligne de vol de cette

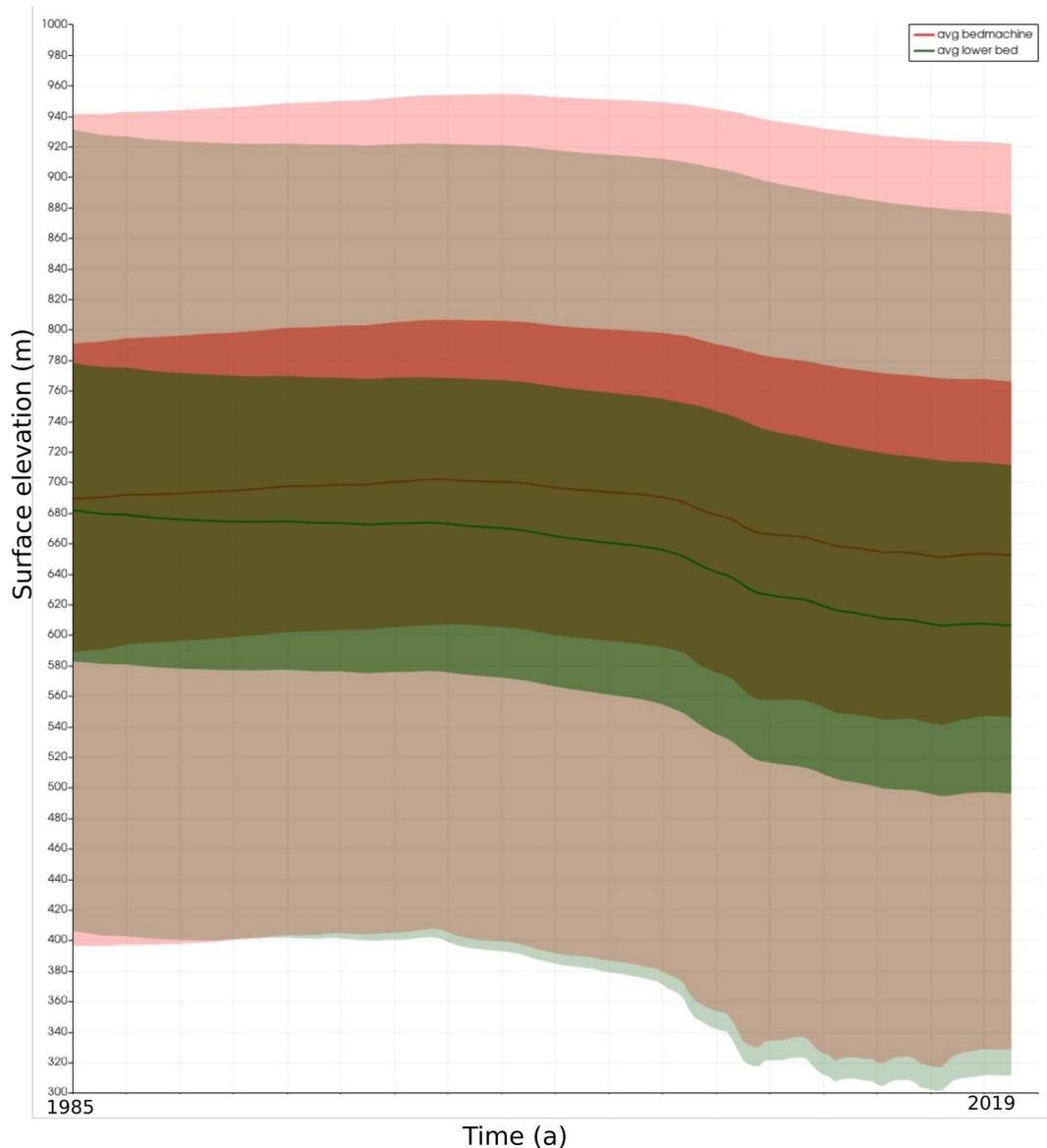


FIGURE .17 – Évolution de la surface pour un ensemble de points autour du point A d'UI-N entre une simulation, c'est à dire pas un ensemble, utilisant le socle de bedmachine (rouge) et une simulation utilisant le socle artificiel plus profond (vert). En trait plein est indiqué la moyenne des points de la zone, en ombrage foncé l'intervalle de confiance à 50 % et en ombrage clair le minimum et le maximum.

branche. Pour cela, nous avons multiplié la profondeur du socle en dessous du niveau de la mer par un coefficient α pour que le nouveau socle soit au niveau de la ligne de vole

La figure .17 illustre ces résultats pour deux simulations déterministes, une utilisant le socle de bedmachine et une utilisant le socle artificiel, et cela pour un ensemble de point de la branche UI-N proche du point A. Ces résultats montre que contrairement à l'élévation de surface qui jouait seulement sur la meilleure reproduction avant le recul, ce test avec ce nouveau socle jouait principalement sur la diminution de l'élévation. Cela semble donc indiquer que l'élévation du socle dans bedmachine est trop élevée pour UI-N.

2.3. Technique d'interpolation pour la surface initiale

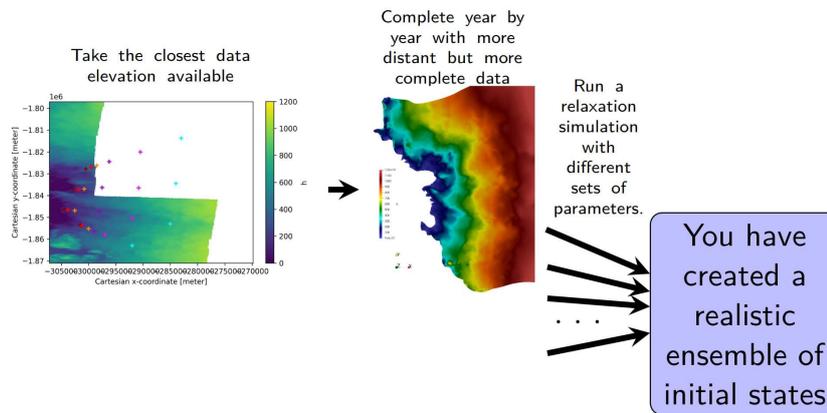


FIGURE .18 – Méthode utiliser dans cette thèse pour créer un ensemble de simulation initiale.

En plus de la technique utilisé dans les chapitres V et VI pour créer une surface avant la relaxation comme illustré par la figure .18, nous avons testé la sensibilité à ce choix. Pour cela, une autre technique pour compléter le DEM incomplet de 1985 a également été essayée : au lieu de compléter le DEM avec d'autres données, il est possible d'utiliser des données complètes, comme la carte complète fournit par GIMP [HOWAT et al., 2015], pour établir une relation entre la distance au front d et l'élévation de la surface. En supposant que cette relation n'ait pas changé au cours du temps, nous pouvons compléter le DEM partiel et ainsi en reconstruire un intégral avant d'appliquer la phase de relaxation.

La figure .19 illustre la différence entre deux simulations distinctes : la première utilise le socle artificiel de la figure .17, associé à la technique d'initialisation de surface classique du chapitre V que l'on nomme technique du remplissage (vert), tandis que la seconde utilise également le socle artificiel, mais avec une autre technique d'initialisation que l'on nomme technique de l'extrapolation (bleu). Ces résultats montrent que la surface initiale est plus élevée que pour l'autre technique pour UI-N, où l'on voit sur la figure .18 que les données sont plus incomplètes. Cependant, cela montre également que cela ne changerait pas l'évolution du changement d'élévation entre le début et la fin, au contraire d'un socle plus profond (figure .17).

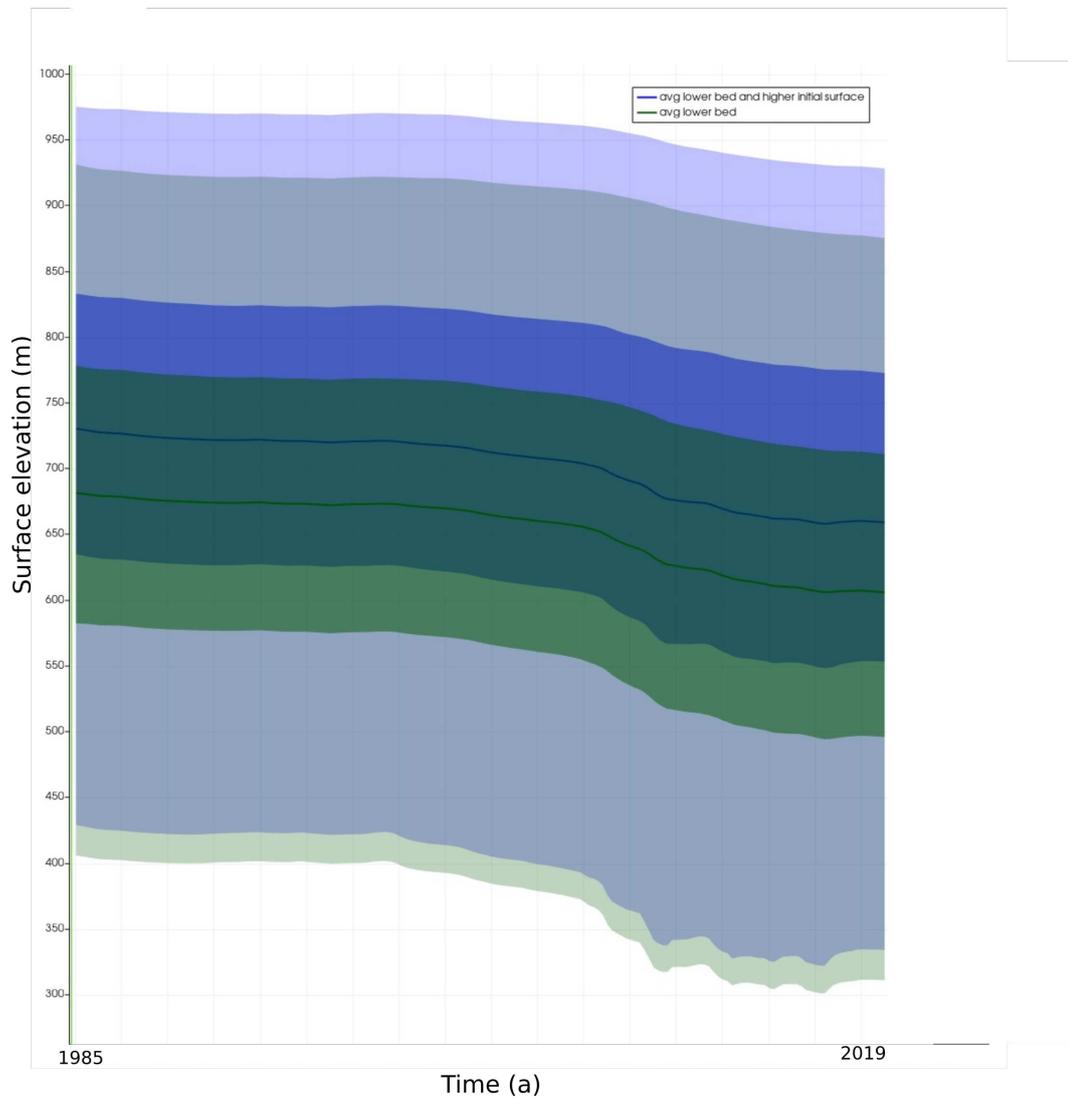


FIGURE .19 – Évolution de la surface pour un ensemble de points autour du point A d’UI-N entre deux simulations, c’est à dire pas un ensemble, utilisant le socle artificiel plus profond que bedmachine, l’une utilisant la technique du remplissage (vert) et une autre utilisant la technique de l’extrapolation (bleu). En trait plein est indiqué la moyenne des points de la zone, en ombrage foncé l’intervalle de confiance à 50 % et en ombrage clair le minimum et le maximum.

3. Sensibilité de la loi de friction

3.1. Application de la paramétrisation à la loi de Budd

3.1.1. État initial

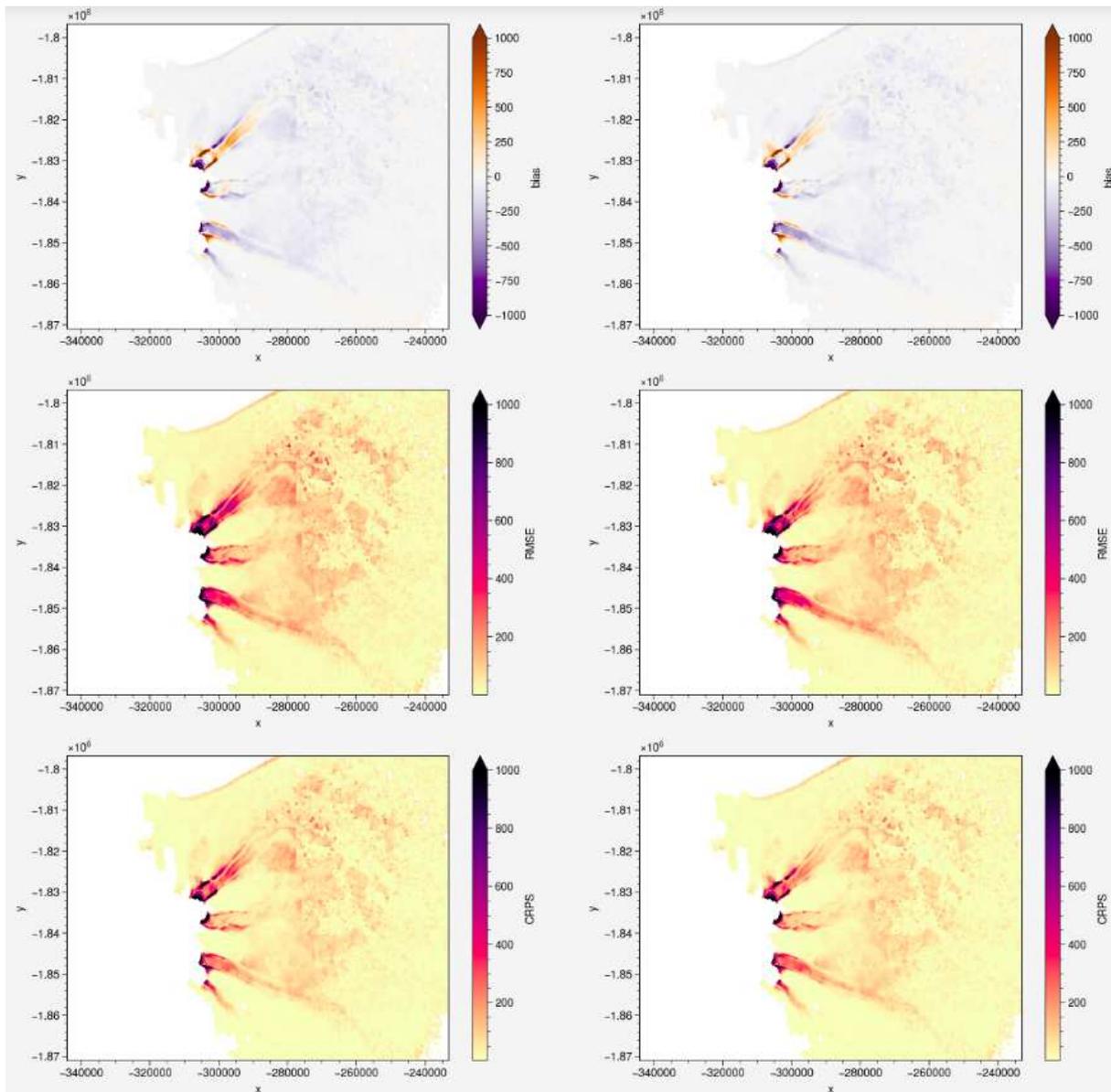


FIGURE .20 – Cartes de biais de la moyenne (en haut), RMSE de la moyenne (au milieu) et de CRPS (en bas) pour un ensemble utilisant une loi de Coulomb-régularisée simplifiée (Éq. III.22 à gauche et un ensemble utilisant une loi de Budd (Éq. III.19) à droite.

3.1.2. Changement de vitesse au point A

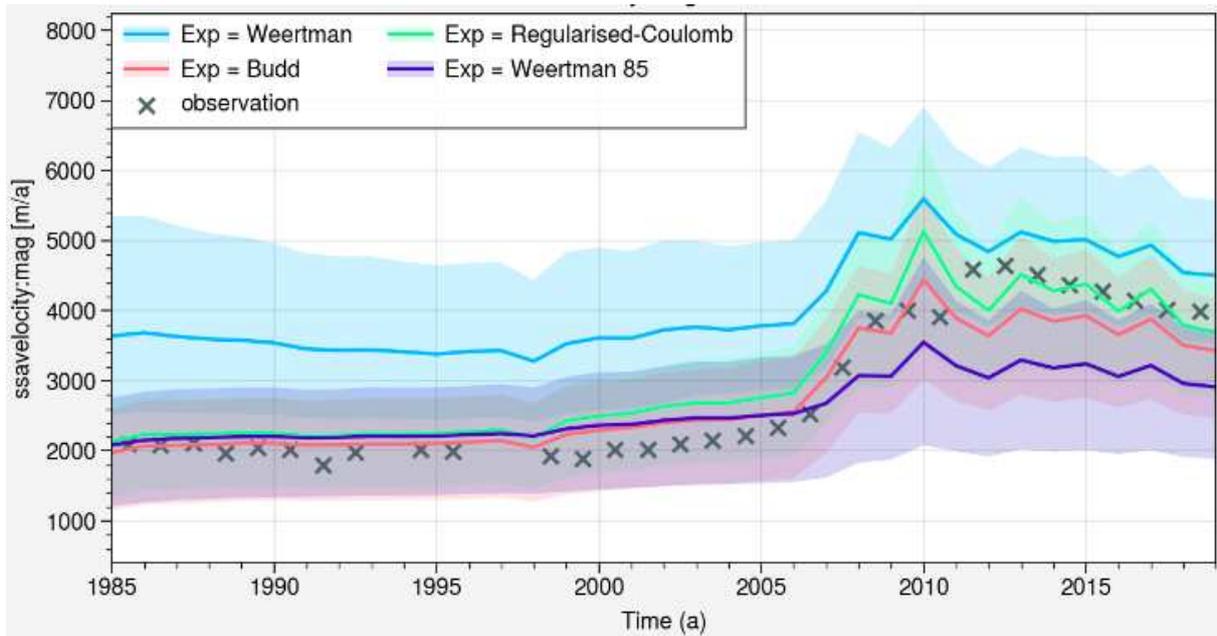


FIGURE .21 – Évolution de la vitesse pour 4 ensemble : les deux ensembles de l'article (Weertman et coulomb-régularisée) et deux autres ensembles, un utilisant la loi de budd (Éq. III.19) et un ensemble utilisant la loi de weertman mais un champs de friction recalibré pour reproduire les données d'avant recul du front.

3.2. Utilisation de h_{af} au lieu de d

3.2.1. Changement de vitesse au point A

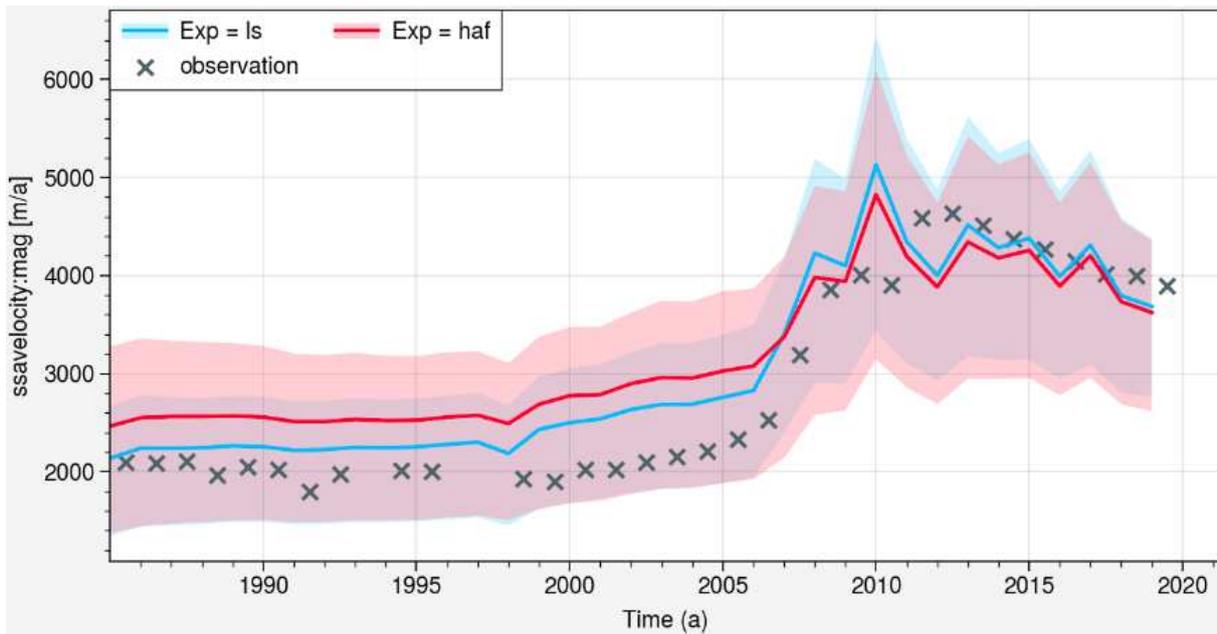


FIGURE .22 – Évolution de la vitesse pour 2 ensemble : un utilisant la distance au front d (ls sur la figure) et un utilisant la hauteur au dessus de la flottaison h_{af} .

4. Métriques supplémentaires pour la calibration bayésienne

4.1. Tableau de valeur pour la CRPS

	Cumulative ice discharge					Ice discharge					Surface elevation					Surface velocity				
G_min	3.962	1.661	2.027	1.184	0.954	0.539	0.225	0.361	0.091	0.066	16.424	13.136	18.332	12.477	23.336	34.588	35.936	40.3	31.406	17.025
S_min	3.889	1.616	2.209	1.189	0.946	0.534	0.22	0.367	0.088	0.065	16.285	13.17	18.178	12.329	23.369	34.4	35.624	40.3	31.418	16.951
G_med	3.895	1.59	2.423	1.208	0.938	0.534	0.218	0.376	0.084	0.064	16.13	13.299	18.067	12.14	23.454	34.322	35.507	40.465	31.522	16.872
S_med	3.893	1.59	2.472	1.202	0.934	0.533	0.217	0.377	0.084	0.063	16.12	13.306	18.046	12.134	23.446	34.286	35.461	40.481	31.51	16.872
G_max	4.393	1.628	3.381	1.187	0.883	0.556	0.216	0.404	0.077	0.058	16.065	13.812	17.989	11.905	23.656	34.75	35.46	41.72	31.95	16.885
S_max	4.26	1.612	3.237	1.192	0.89	0.55	0.215	0.399	0.078	0.059	16.039	13.748	17.969	11.919	23.621	34.614	35.419	41.492	31.881	16.87
ZSxV	3.898	1.587	2.519	1.212	0.934	0.534	0.217	0.379	0.084	0.063	16.102	13.324	18.03	12.107	23.466	34.317	35.49	40.547	31.549	16.864
ZS	4.336	1.594	3.284	1.217	0.874	0.552	0.215	0.399	0.078	0.058	16.004	13.867	17.933	11.848	23.593	34.762	35.403	41.597	31.954	16.898
V	4.004	1.637	2.941	1.177	0.93	0.542	0.218	0.394	0.08	0.062	16.095	13.396	18.018	12.047	23.569	34.386	35.618	41.03	31.671	16.817
ID	4.225	1.487	4.414	1.294	0.865	0.542	0.211	0.43	0.081	0.057	16.492	14.4	18.555	11.87	23.943	35.63	35.42	43.918	32.9	17.18
CID	3.276	1.425	2.972	1.269	0.888	0.522	0.216	0.369	0.086	0.061	16.446	14.049	18.362	12.01	23.856	34.875	35.092	42.159	32.408	17.127
SP_mean	3.715	1.624	1.968	1.174	0.955	0.533	0.224	0.348	0.092	0.066	16.417	13.159	18.254	12.462	23.384	34.583	35.835	40.189	31.604	17.041
SP_Q85	3.607	1.532	2.465	1.25	0.94	0.522	0.218	0.367	0.087	0.064	16.142	13.33	18.044	12.1	23.471	34.288	35.465	40.496	31.724	16.896
P100	3.368	1.305	2.302	1.318	0.817	0.499	0.216	0.316	0.088	0.057	16.217	14.105	18.027	11.946	23.439	35.184	35.421	41.558	33.021	17.238
P90	3.573	1.344	2.516	1.277	0.822	0.501	0.212	0.327	0.084	0.057	16.212	14.075	18.019	11.936	23.508	35.033	35.256	41.419	32.827	17.176
P80	3.869	1.406	2.806	1.238	0.828	0.511	0.211	0.343	0.081	0.056	16.22	14.058	18.031	11.932	23.581	35	35.205	41.493	32.656	17.121
	U	U-N	U-C	U-S	U-SS	U	U-N	U-C	U-S	U-SS	U	U-N	U-C	U-S	U-SS	U	U-N	U-C	U-S	U-SS
	zone					zone					zone					zone				

FIGURE .23 – Tableau de CRPS non normalisé. Même légende que la figure VI.6.

4.2. Tableaux de valeur pour la MAE

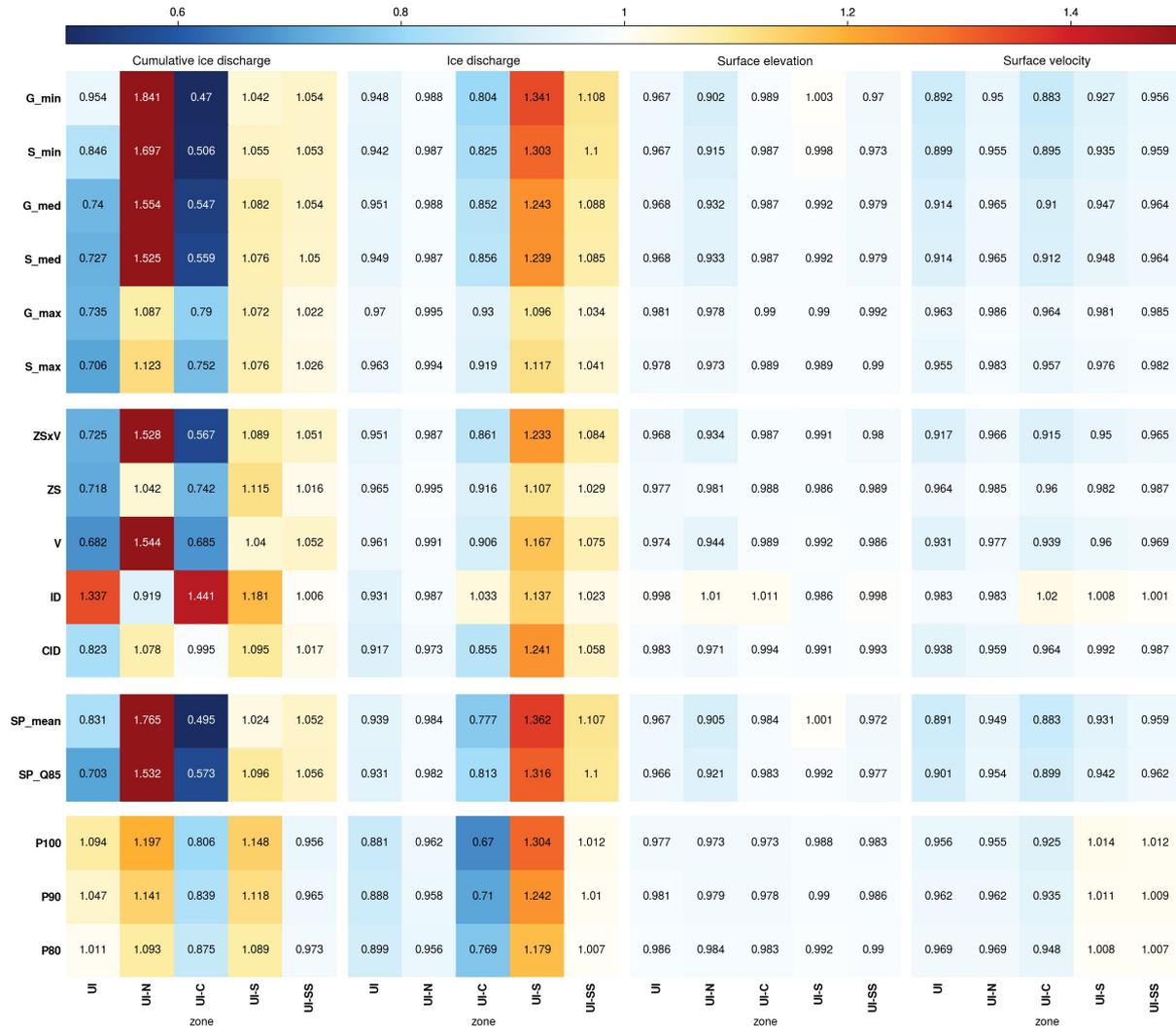


FIGURE .24 – Tableau de MAE normalisé. Même légende que la figure VI.6.

	Cumulative ice discharge					Ice discharge					Surface elevation					Surface velocity				
G_min	4.236	2.38	2.52	1.778	1.137	0.756	0.306	0.541	0.137	0.076	19.731	16.518	22.668	15.362	26.009	42.984	45.488	53.307	38.768	19.699
S_min	3.753	2.195	2.711	1.801	1.136	0.751	0.306	0.555	0.133	0.075	19.72	16.746	22.631	15.286	26.1	43.317	45.742	54.069	39.069	19.753
G_med	3.283	2.01	2.93	1.846	1.136	0.758	0.306	0.573	0.127	0.074	19.738	17.054	22.617	15.194	26.252	44.027	46.229	54.928	39.601	19.846
S_med	3.226	1.972	2.996	1.837	1.132	0.757	0.305	0.576	0.126	0.074	19.74	17.079	22.612	15.195	26.253	44.047	46.222	55.091	39.614	19.864
G_max	3.261	1.406	4.231	1.83	1.102	0.773	0.308	0.626	0.112	0.071	20.007	17.901	22.698	15.162	26.6	46.389	47.215	58.241	40.993	20.292
S_max	3.134	1.452	4.028	1.837	1.106	0.768	0.308	0.618	0.114	0.071	19.947	17.805	22.667	15.152	26.552	46.026	47.075	57.799	40.816	20.229
ZSxV	3.217	1.976	3.036	1.858	1.134	0.758	0.306	0.58	0.126	0.074	19.744	17.1	22.612	15.178	26.28	44.188	46.28	55.279	39.705	19.882
ZS	3.185	1.348	3.974	1.904	1.095	0.769	0.308	0.616	0.113	0.07	19.931	17.951	22.646	15.101	26.536	46.432	47.167	57.967	41.058	20.333
V	3.025	1.996	3.672	1.775	1.134	0.766	0.307	0.609	0.119	0.074	19.873	17.283	22.67	15.199	26.431	44.88	46.768	56.689	40.127	19.953
ID	5.934	1.188	7.72	2.016	1.085	0.743	0.305	0.695	0.116	0.07	20.348	18.483	23.166	15.106	26.753	47.347	47.079	61.584	42.159	20.621
CID	3.654	1.394	5.333	1.87	1.097	0.731	0.301	0.575	0.127	0.072	20.048	17.772	22.786	15.171	26.62	45.183	45.905	58.23	41.466	20.33
SP_mean	3.689	2.282	2.652	1.748	1.134	0.749	0.304	0.523	0.139	0.076	19.725	16.563	22.558	15.338	26.072	42.943	45.429	53.33	38.929	19.761
SP_Q85	3.038	1.897	3.419	1.921	1.134	0.742	0.304	0.567	0.13	0.074	19.72	17.027	22.546	15.131	26.269	43.842	45.972	55.213	39.668	19.896
P100	4.854	1.547	4.319	1.959	1.031	0.702	0.298	0.451	0.133	0.069	19.929	17.819	22.292	15.129	26.358	46.072	45.753	55.875	42.393	20.834
P90	4.648	1.475	4.497	1.909	1.04	0.708	0.296	0.477	0.127	0.069	20.017	17.913	22.408	15.163	26.449	46.339	46.053	56.475	42.253	20.783
P80	4.485	1.413	4.69	1.858	1.05	0.717	0.296	0.517	0.12	0.069	20.108	18.008	22.529	15.199	26.54	46.686	46.42	57.232	42.124	20.733
	UI	UI-N	UI-C	UI-S	UI-SS	UI	UI-N	UI-C	UI-S	UI-SS	UI	UI-N	UI-C	UI-S	UI-SS	UI	UI-N	UI-C	UI-S	UI-SS
	zone					zone					zone					zone				

FIGURE .25 – Tableau de MAE non normalisé. Même légende que la figure VI.6.

4.3. Tableaux de valeur pour la STD

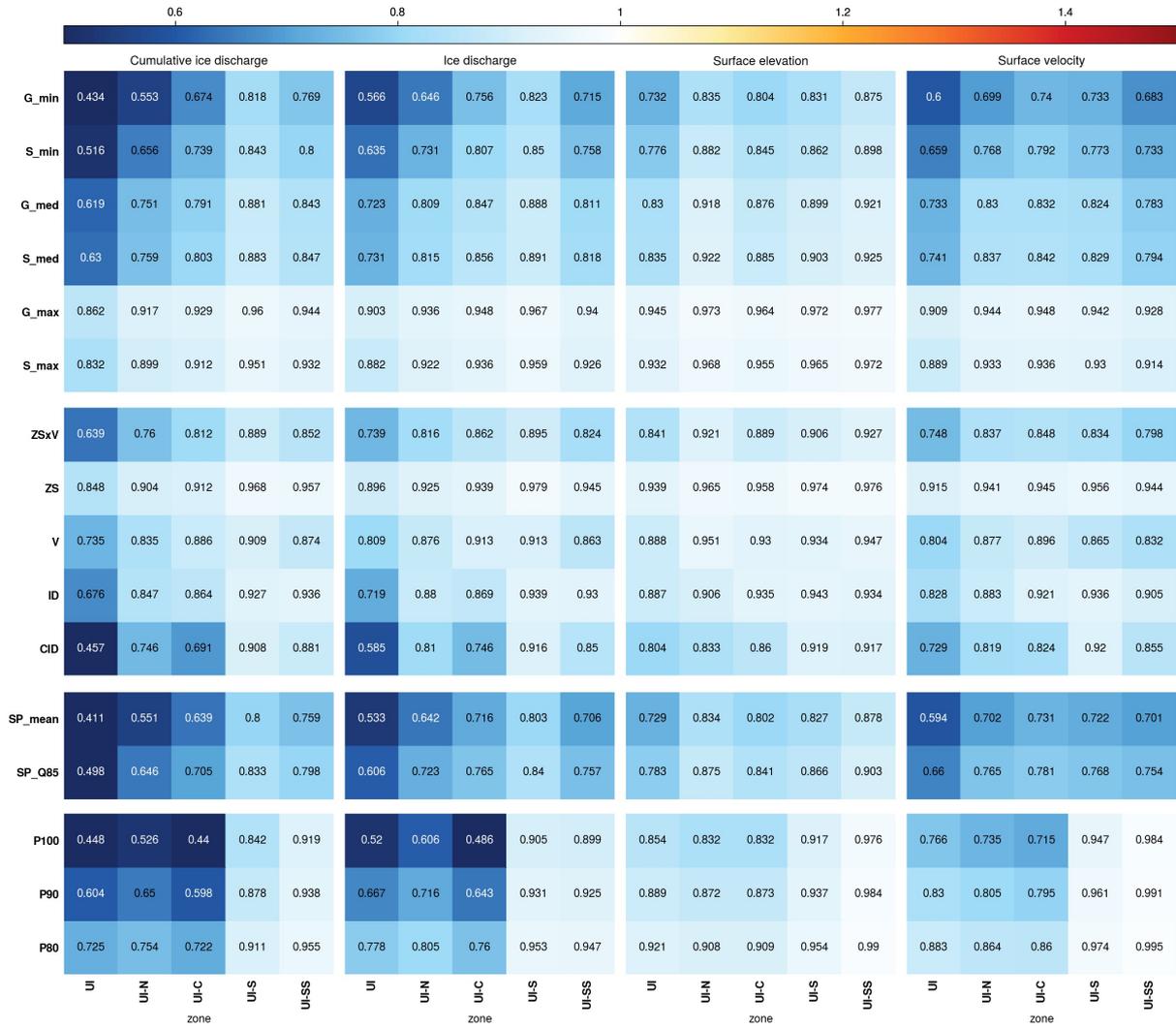


FIGURE .26 – Tableau de STD normalisé. Même légende que la figure VI.6.

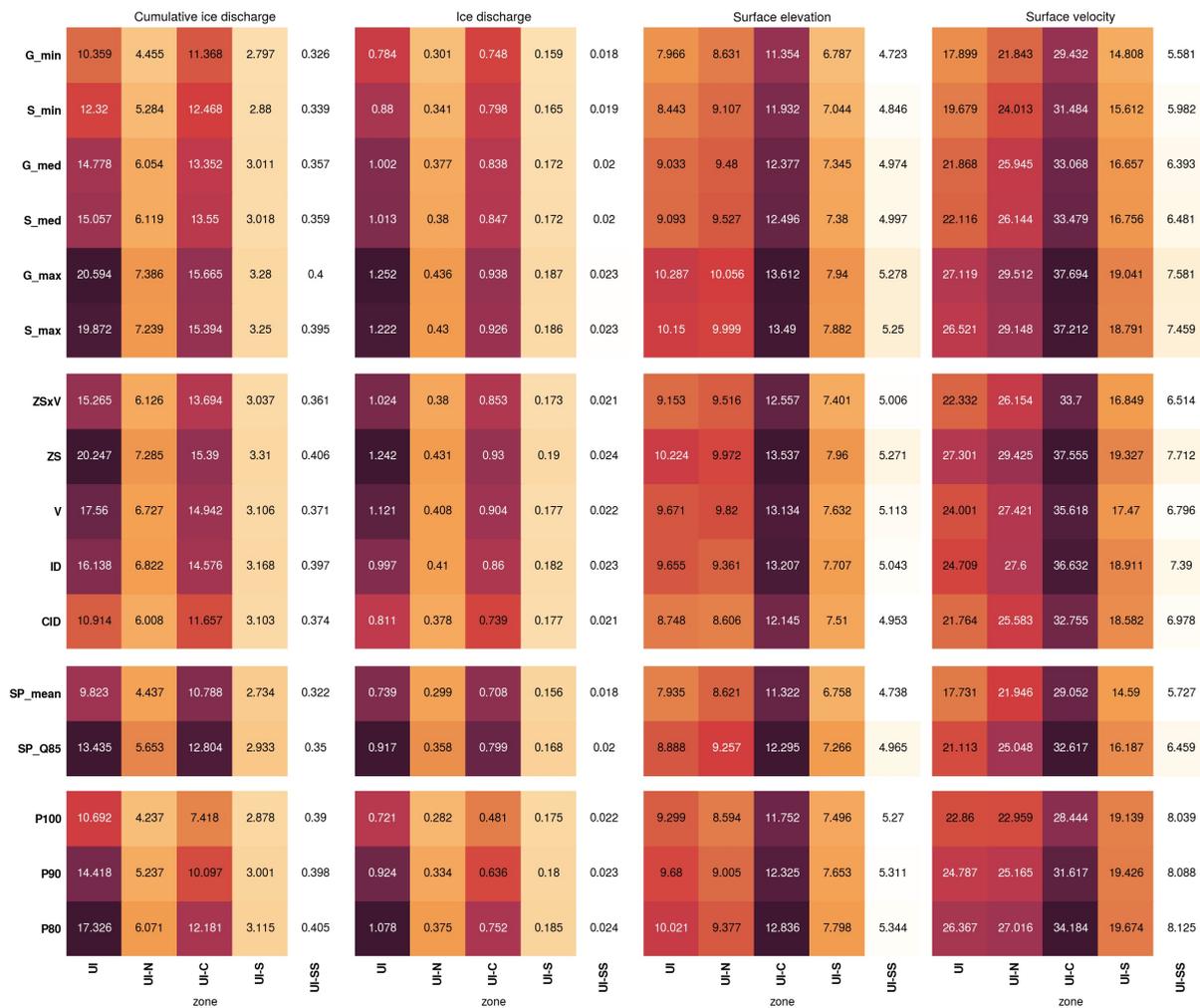


FIGURE .27 – Tableau de STD non normalisé. Même légende que la figure VI.6.