

NUM1 - Approches numériques pour la modélisation du climat et la télédétection

Myriam ARGAUD & Romain VINCENT

Février 2026

Table des matières

1	Introduction	2
2	Première simulation et visualisation des données	2
2.1	Données	2
2.2	Visualisation des données PIOMAS	2
2.3	Visualisation des données simulées	3
2.4	Comparaison entre les données et la simulation	4
3	Pouvoir isolant	5
3.1	Modèle de Stefan	5
3.2	Calcul et visualisation	6
3.3	Étude de corrélation	7
4	Étude de sensibilité	10
5	Conclusion	12

1 Introduction

La glace de mer en Arctique évolue constamment, en terme d'épaisseur, de position et de concentration. Ce projet vise à étudier et caractériser cette évolution. Pour cela, des simulations ont été réalisées en utilisant le module NEMO-Ice et ont été traitées ensuite avec un code Python que nous avons écrit.

2 Première simulation et visualisation des données

Dans cette partie nous réalisons une première simulation avec les paramètres par défaut de la simulation.

2.1 Données

Par la suite, nous allons utiliser des données provenant du système de modélisation et d'optimisation PIOMAS. Il s'agit d'un couplage entre un modèle océan-glace et une assimilation de données satellites/submarines pour reconstruire l'évolution spatio-temporelle de la glace. Ces données permettent de valider et comparer nos résultats de simulation avec NEMO.

Les simulations avec le code NEMO sont réalisées avec une année de forçage située dans le début des années 2000. Cette année donne des références en termes de vent, rayonnement solaire, température...

2.2 Visualisation des données PIOMAS

Nous retirons des données PIOMAS le volume total quotidien de banquise sur toute la zone arctique. La figure 2.1 présente l'évolution de la quantité de glace au cours du temps sur les 50 années disponibles.

Plusieurs commentaires peuvent être faits sur cette figure 2.1.

- Nous constatons la présence de cyclicité saisonnière marquée, un cycle saisonnier étant une phase d'augmentation du volume (hiver) puis une phase de diminution (été).
- Cette figure rend aussi compte d'un dérèglement climatique. En effet, les maxima hivernaux sont de moins en moins élevés, le premier maximums étant à près de 35 km^3 de glace en 1980, alors que les derniers sont plutôt aux alentours de 22 km^3 de glace en 2025. De même, les minimums d'été sont de moins en moins élevés (de 17 km^3 en 1980 à 5 km^3 en 2025). Cela indique un volume de glace estival qui se rapproche progressivement d'une disparition quasi-totale.

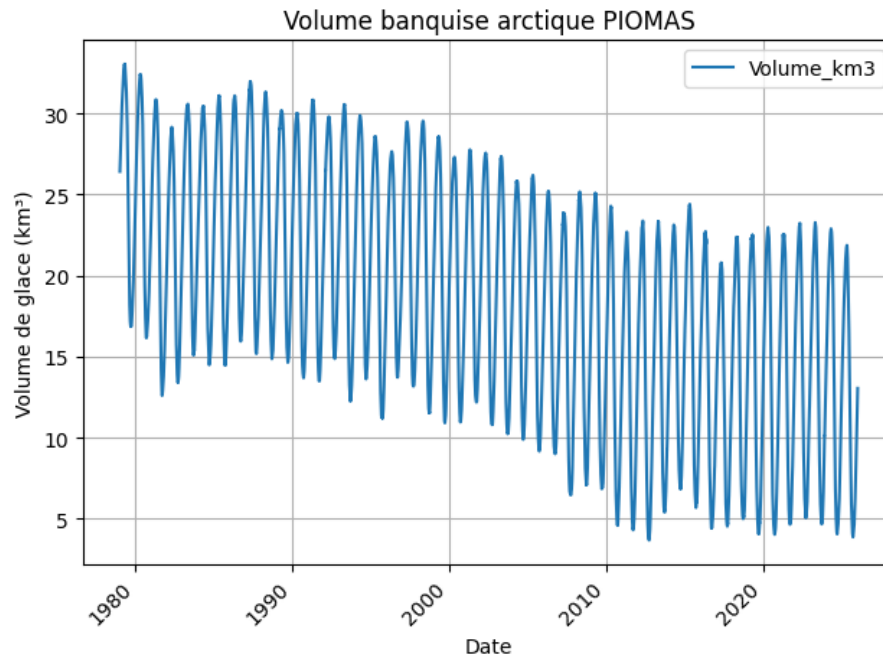


FIGURE 2.1 – Volume de glace arctique, données PIOMAS.

2.3 Visualisation des données simulées

Une analyse visuelle des données simulées permet d’avoir une première idée de la répartition spatiale de la couverture glaciaire. Les figures 2.2 et 2.3 présentent la répartition spatiale arctique du volume de glace en hiver et en été. Nous traçons la variable '*sivolu*' de la simulation, qui correspond au volume de glace par unité de surface d’une cellule, donc une épaisseur équivalente exprimée en mètres.

Nous constatons une différence notable entre l’été et l’hiver, en termes d’étendue spatiale et d’épaisseur. En hiver, la glace couvre une surface beaucoup plus importante qu’en été. Par exemple, elle descend le long du Groenland, entoure le Svalbard et couvre davantage les mers plus éloignées du pôle. En été, la glace recouvre une surface totale plus faible concentrée autour du pôle Nord où reste la glace pluriannuelle d’environ 4 m d’épaisseur. Cette glace est plus fine car il s’agit de glace saisonnière nouvellement formée, par opposition à la glace plus ancienne près du pôle.

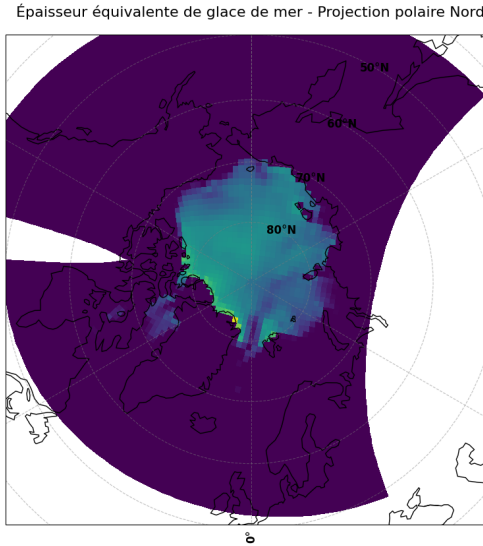


FIGURE 2.2 – Carte de répartition de la glace de mer pour un jour en **juillet** de l'an 1 de la simulation.

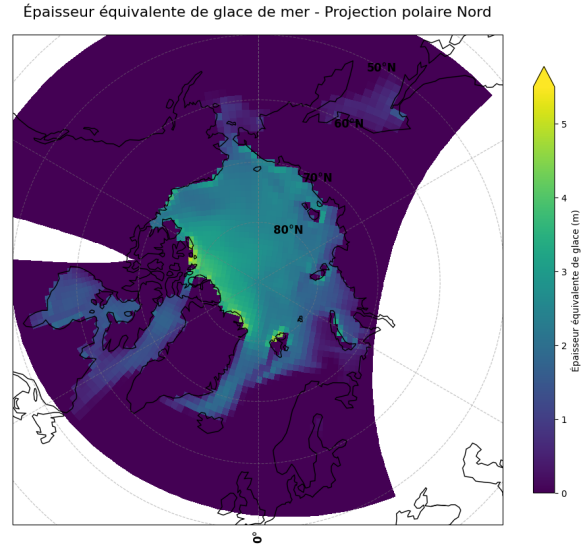


FIGURE 2.3 – Carte de répartition de la glace de mer pour un jour en **février** de l'an 3 de la simulation.

2.4 Comparaison entre les données et la simulation

Les données PIOMAS nous permettent de valider notre simulation NEMO en les comparant aux résultats de notre simulation.

Le volume total quotidien de banquise arctique est calculé avec les résultats de NEMO par intégration spatiale :

$$V(t) = \sum_{i,j} C_{i,j}(t) \cdot A_{i,j}$$

où $C_{i,j}$ est la concentration donnée par la simulation et $A_{i,j}$ la surface des cellules grille. Les données de cellules sont tirées du fichier 'ARCTIC2_zps_domcfg.nc'.

Nous sélectionnons la période PIOMAS de 2000 à 2004, correspondant aux alentours de l'année de forçage et à la durée de simulation (5 ans). La figure 2.4 présente cette superposition.

NEMO présente une amplitude supérieure à PIOMAS ($\Delta V_{simu} \sim 10 \times 10^3 \text{ km}^3$ contre $\Delta V_{piomas} \sim 7 \times 10^3 \text{ km}^3$) et des maxima d'hiver et d'été stables, contrairement à la diminution observée à la partie précédente pour PIOMAS. Cette différence s'explique par le fait que la simulation est forcée par un climat **fixe** représentatif de l'année 2000, sans tenir compte de l'augmentation progressive et accélérée du réchauffement climatique après cette date. Les hivers et les étés simulés sont donc moins affectés par le réchauffement qu'ils ne le sont dans la réalité.

Nous en concluons que la validation du comportement saisonnier et de la cohérence physique est satisfaisante. Cependant le modèle NEMO-ICE utilise un forçage stationnaire qui exclut les tendances réchauffement d'après 2000.

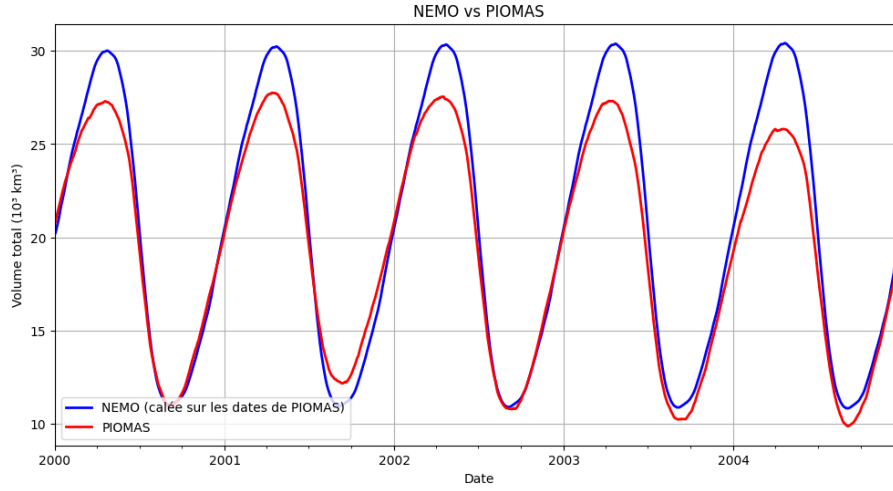


FIGURE 2.4 – Comparaison entre les données PIOMAS et notre simulation. Volume de glace au cours du temps

3 Pouvoir isolant

Dans cette partie, nous souhaitons étudier la répartition du pouvoir isolant de la glace, et déterminer si nous pouvons contruire un modèle du pouvoir isolant avec les autres variables disponibles dans la simulation.

3.1 Modèle de Stefan

On peut utiliser dans un premier temps le modèle de Stefan pour avoir une idée du lien entre le flux thermique et l'épaisseur de la glace.

En effet le flux thermique est donné par :

$$Q = -K \frac{\Delta T}{h} \quad (3.1)$$

Et la conservation de l'énergie à la surface donne :

$$\frac{dh}{dt} = \frac{Q}{\rho L_f} \quad (3.2)$$

En cumulant ces deux équations on obtient une expression pour h :

$$h = \sqrt{h^2(t=0) - \frac{2K\Delta T t}{\rho L_f}} \quad (3.3)$$

Voici les courbes obtenues entre la simulations et ce modèle pour plusieurs points aux hautes latitudes pendant 6 mois d'hiver. On remarque que la tendance est correctement capturée par ce modèle simple et que le modèle de Stefan est une bonne approximation de la simulation.

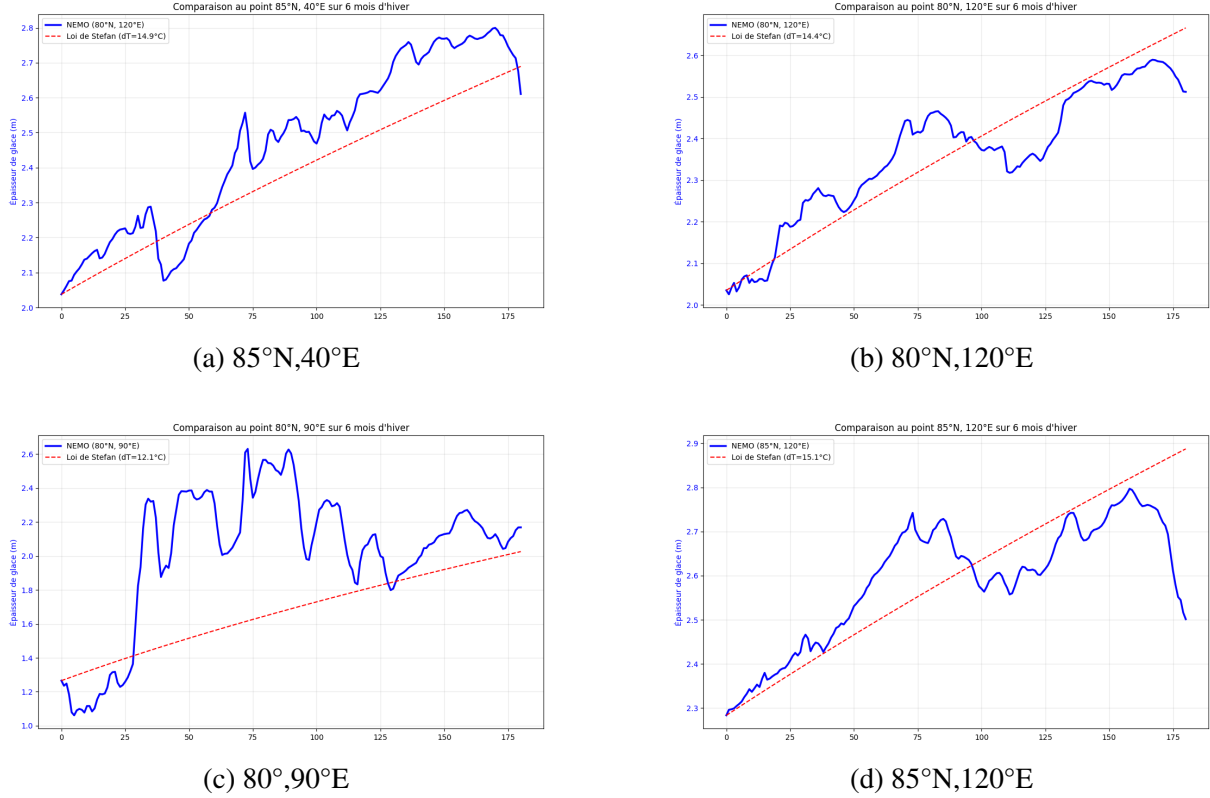


FIGURE 3.1 – Comparaison entre le modèle de Stefan et les simulations pour plusieurs points

3.2 Calcul et visualisation

Le calcul du pouvoir isolant se fait par la formule suivante :

$$pv_isolant = 1 - \frac{flux_bot}{cond_top} \quad \text{en hiver} \quad (3.4)$$

$$pv_isolant = 1 - \frac{rad_bot}{rad_top} \quad \text{en ete} \quad (3.5)$$

où $cond_bot$ est le flux conductif en bas de la couche de glace, et $cond_top$ le flux conductif en haut de la couche de glace, rad_bot est le flux radiatif en bas de la couche de glace, et rad_top le flux radiatif en haut de la couche de glace

Ces données sont tirées du fichier 'ARCTIC2_1d_00010101_00060204_icemod.nc' de la simulation NEMO.

Cette figure 3.2 est en adéquation avec notre sens physique. À première vue, le pouvoir isolant de la couche de glace est meilleure près du pôle où elle est plus épaisse, et plus faible dans les mers périphériques où la couche de glace est plus fine.

Dans la section qui suit, nous étudions si ce lien que nous faisons visuellement entre pouvoir isolant et épaisseur de glace est mathématiquement vérifié avec nos données de simulation.

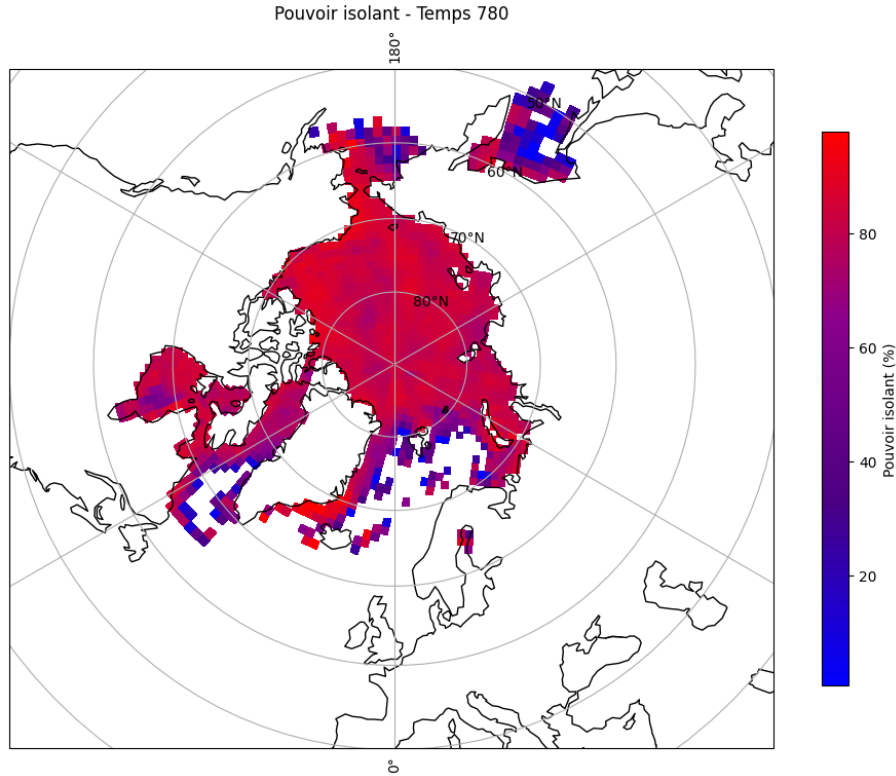


FIGURE 3.2 – Carte polaire du pouvoir isolant.

3.3 Étude de corrélation

La première intuition est de définir une hauteur équivalente prenant en compte la glace et la neige qui la recouvre, ainsi que leur conductivité thermique respective. Nous la définissons ainsi :

$$h_{eq} = \frac{h_{ice} * k_{ice} + h_{snow} * k_{snow}}{k_{ice} + k_{snow}}$$

où h_{ice} et h_{snow} sont les épaisseurs de glace et de neige respectivement en mètres, et k_{ice} et k_{snow} sont les conductivités thermiques de la glace et de la neige respectivement.

Période hivernale : janvier

Dans un premier temps, nous avons tenté d'effectuer une régression linéaire sur l'ensemble des données. Cependant, nous pouvons constater sur la figure 3.3 une très mauvaise valeur de $R^2 = 0.166$ indicatrice d'un modèle de piètre qualité. Dans un second temps, nous avons donc décidé d'étudier les points plus proches du pôle, c'est à dire au-dessus de 75 de latitude. Nous constatons là aussi sur la figure 3.4 un $R^2 = 0.100$ indicateur d'un modèle d'une qualité encore plus mauvaise. Enfin, nous avons voulu vérifier où se trouvaient les points les plus extrêmes, avec un pouvoir isolant de moins de 60 % pour déterminer si nous pouvions les exclure du modèle. La figure 3.6 met en évidence ces points. Nous constatons que ces points se trouvent en majorité dans des zones près des côtes des mers périphériques donc avec une couverture de glace non régulière, et une glace plus jeune (se référer à la figure 2.3). Nous avons donc trouvé justifié de les exclure du modèle. Cependant, comme le montre la régression effectuée à la figure 3.5, avec un $R^2 = 0.086$, le modèle ne s'en trouve qu'encore plus mauvais.

Nous avons tenté de corrélérer le pouvoir isolant radiatif de l'été à la hauteur équivalente, et cela nous donnait des résultats tout aussi mauvais. Nous en concluons qu'il n'existe pas de corrélation linéaire entre le pouvoir isolant et la hauteur équivalente.

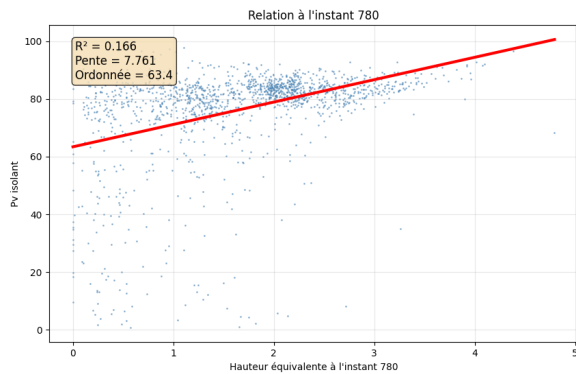


FIGURE 3.3 – Régression linéaire entre le pouvoir isolant et la hauteur équivalente effectuée sur l'entièreté des données.

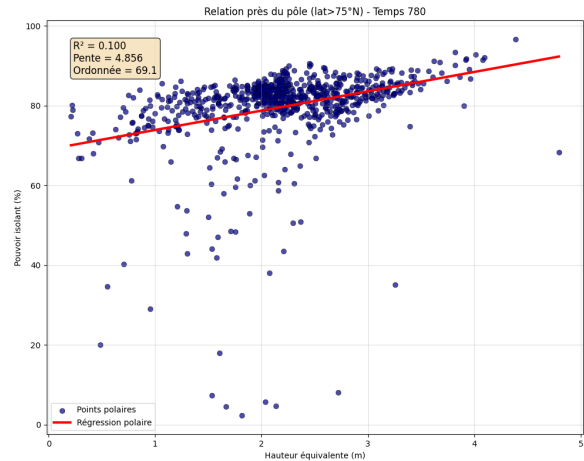


FIGURE 3.4 – Régression linéaire entre le pouvoir isolant et la hauteur équivalente effectuée sur les données près du pôle (au-dessus de 75 de latitude) .

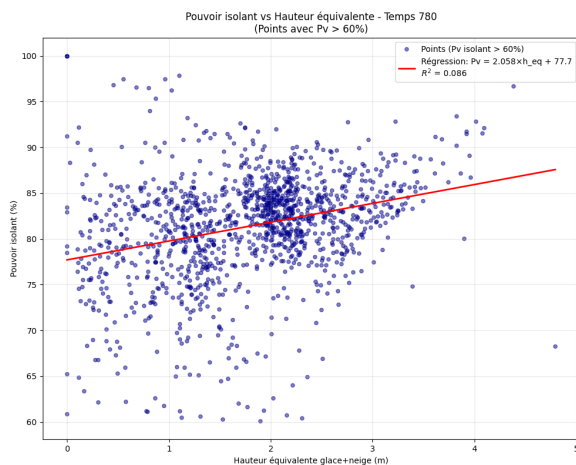


FIGURE 3.5 – Régression linéaire entre le pouvoir isolant et la hauteur équivalente per-formée les points avec un pouvoir isolant supérieur à 60%.

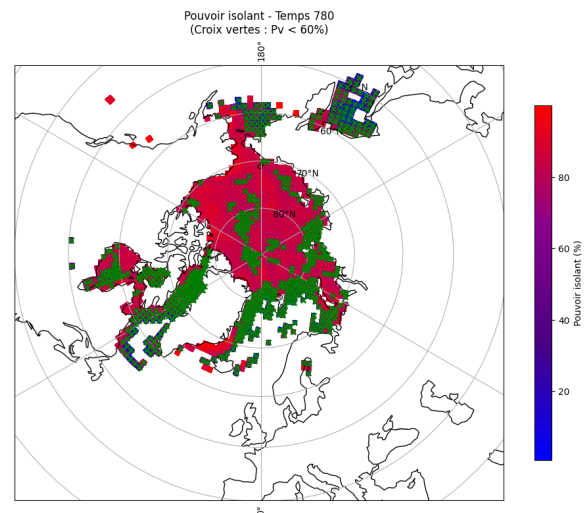


FIGURE 3.6 – Carte indiquant les points géographiques où se trouvent les valeurs de pouvoir isolant inférieures à 60 %.

Nous avons alors cherché si d'autres modèles pouvaient être établis entre les variables. Pour cela, nous avons calculé les matrices de corrélations entre certaines variables. Nous avons sélectionné ces variables en construisant une première matrice étendue avec la majorité des variables dont nous disposons, desquelles nous avons gardé la hauteur équivalente, le pouvoir isolant et les autres variables avec des fortes corrélations. En résumé, nous avons retiré celles très peu corrélées aux autres.

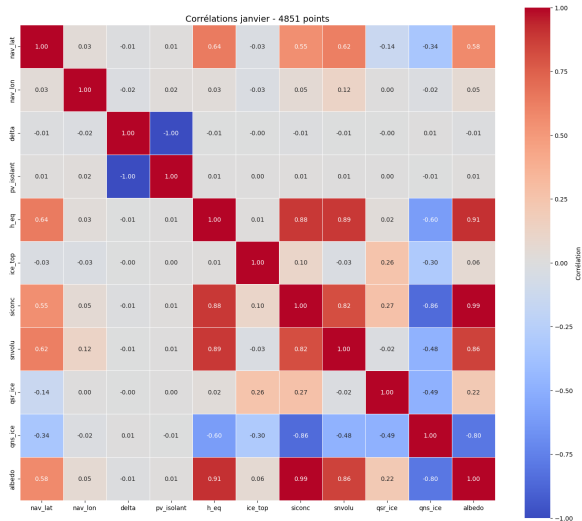


FIGURE 3.7 – Matrice de corrélation pour le mois de **janvier**.

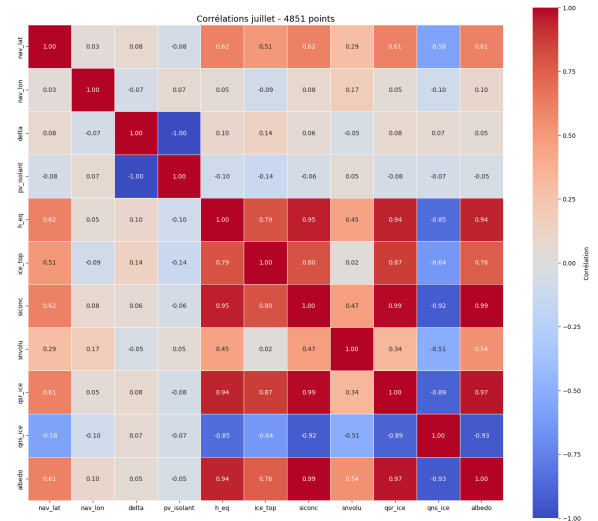


FIGURE 3.8 – Matrice de corrélation pour le mois de **juillet**.

Ces matrices de corrélation (3.7 et 3.8) font apparaître clairement des schémas distincts et nous pouvons remarquer les éléments suivants.

- Le coefficient entre le pouvoir isolant et la hauteur équivalente est très faible pour les deux saisons. Cela confirme notre analyse précédente : le pouvoir isolant et la hauteur équivalente peuvent être considérés non corrélés.
- Les lignes et colonnes de delta et du pouvoir isolant ressortent fortement de couleur blanche. Nous ne pouvons donc pas trouver de modèle pour le pouvoir isolant avec les autres variables.
- Pour les deux mois, le carré en bas à droite ressort fortement avec des couleurs foncées indiquant des corrélations importantes. Ce sont avec les variables correspondantes que nous aurions plus de chance de trouver un modèle. Par exemple, nous pourrions chercher le modèle liant la hauteur équivalente aux variables de concentration de glace "siconc", de flux de chaleur solaire "qsr_ice" et d'"albedo".

En conclusion de cette étude, nous pouvons affirmer que le pouvoir isolant n'est pas corrélé à la hauteur équivalente, ni aux autres variables principales. Des modèles liant les autres variables, comme la hauteur équivalente, la concentration de glace, le flux de chaleur solaire et l'albedo, pourraient être développés dans d'autres études ultérieures.

4 Étude de sensibilité

Pour traiter la question de la sensibilité du modèle vis à vis de divers paramètres on adopte le protocole suivant : une simulation de contrôle avec les paramètres nominaux de la simulation, puis on fait varier les paramètres un par un pour pouvoir déceler l'influence de chacun. Les paramètres rentrent dans deux catégories :

- **Sensibilité interne** inhérente à la représentation physique que l'on adopte (salinité, drainage gravitaire, flushing, albédo)
- **Sensibilité externe** dépend des fichiers de forçage que l'on donne à notre modèle (température, rayonnement, précipitation de neige)

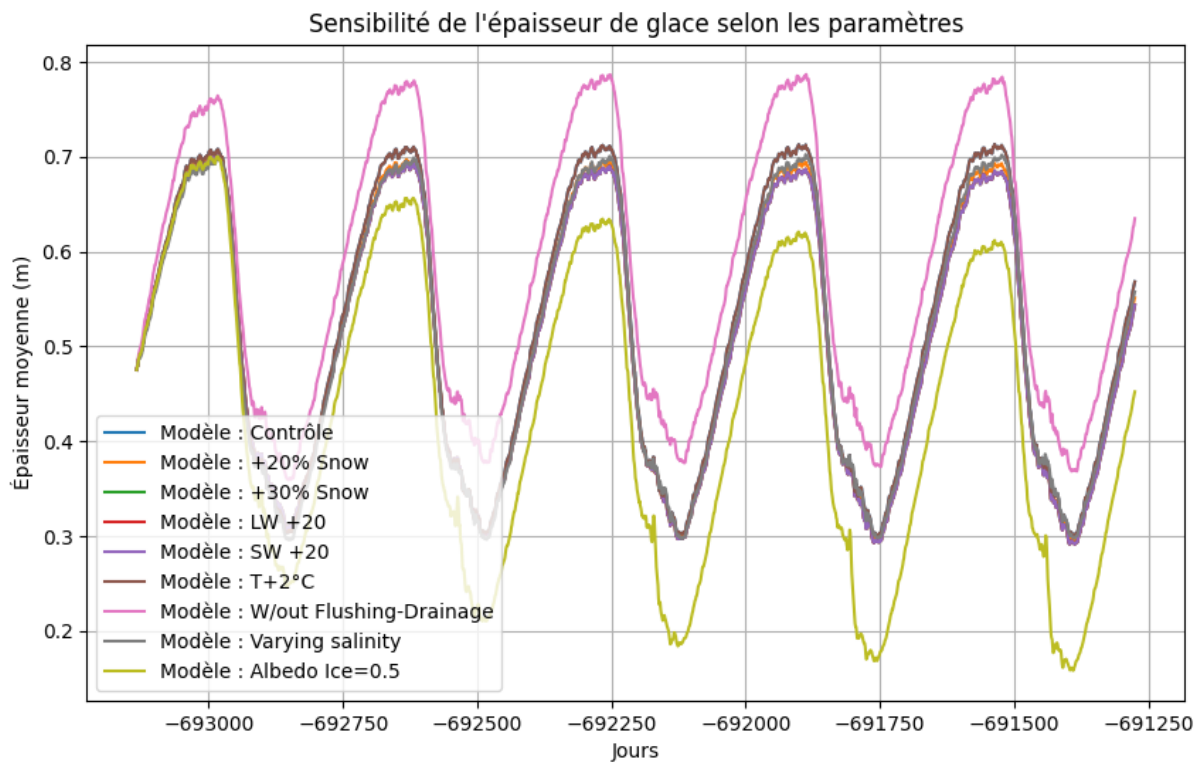


FIGURE 4.1 – Comparaison des simulations pour différents paramètres

Dans la figure 4.2, on effectue les comparaisons entre la référence et les simulations avec différents paramètres une à une :

- **Augmentation de la température $\pm 2^\circ\text{C}$** On obtient étonnamment aucune différence notable entre ces cas et le contrôle.
- **Albédo Dry-Ice = 0.5** Une glace plus sombre absorbe davantage de rayonnement solaire incident. Ce surplus d'énergie réchauffe la surface de la glace (T_s), ce qui limite la croissance basale en hiver et accélère drastiquement la fonte de surface dès l'arrivée du printemps. Au fur et à mesure, la hauteur diminue après chaque été.
- **LW +20 W/m^2** Ce cas peut s'interpréter comme une couverture nuageuse plus dense ou un effet de serre local accru. Le flux de chaleur réchauffe la surface, même durant la nuit polaire. L'écart avec le contrôle est constant et montre une glace systématiquement plus fine par réduction du flux conducteur interne.
- **SW +20 W/m^2** Ce cas donne un comportement identique au LW, c'est cette fois-ci le flux de chaleur Sw qui augmente dans le flux total.
- **Augmentation des précipitations +20% et +30%** La faible conductivité thermique de la neige ($k_{\text{snow}} \approx 0.3 \text{ Wm}^{-1}\text{K}^{-1}$ contre $k_{\text{ice}} \approx 2.2 \text{ Wm}^{-1}\text{K}^{-1}$) agit comme un frein à l'évacuation de la chaleur, ralentissant la croissance de la glace sous-jacente par rapport au contrôle, son rôle isolant en hiver prédomine ici.
- **Salinité variable $S(z, t)$** Le comportement est quasi-identique au contrôle, cependant la salinité influence la température de fusion interne de la glace et sa capacité thermique. Une glace plus salée en début de croissance possède une conductivité thermique k plus faible (car les poches de saumure isolent). Cela ralentit la croissance initiale par rapport à une glace pure, mais stabilise le profil thermique à long terme.
- **Without Flushing-Drainage** Le drainage gravitaire évacue le sel en hiver (quand la glace est instable) et le flushing le fait en été (via la percolation d'eau de fonte). Sans drainage, la banquise reste extrêmement salée. Or, la chaleur latente de fusion d'une glace salée est plus faible que celle de la glace pure et sa conductivité réduite (k plus faible à cause du sel piégé) finit par limiter l'épaisseur maximale atteinte.

Ainsi, hormis la modification de la température dans le fichier de forçage, toutes autres modifications des paramètres du modèle suit le comportement attendu.

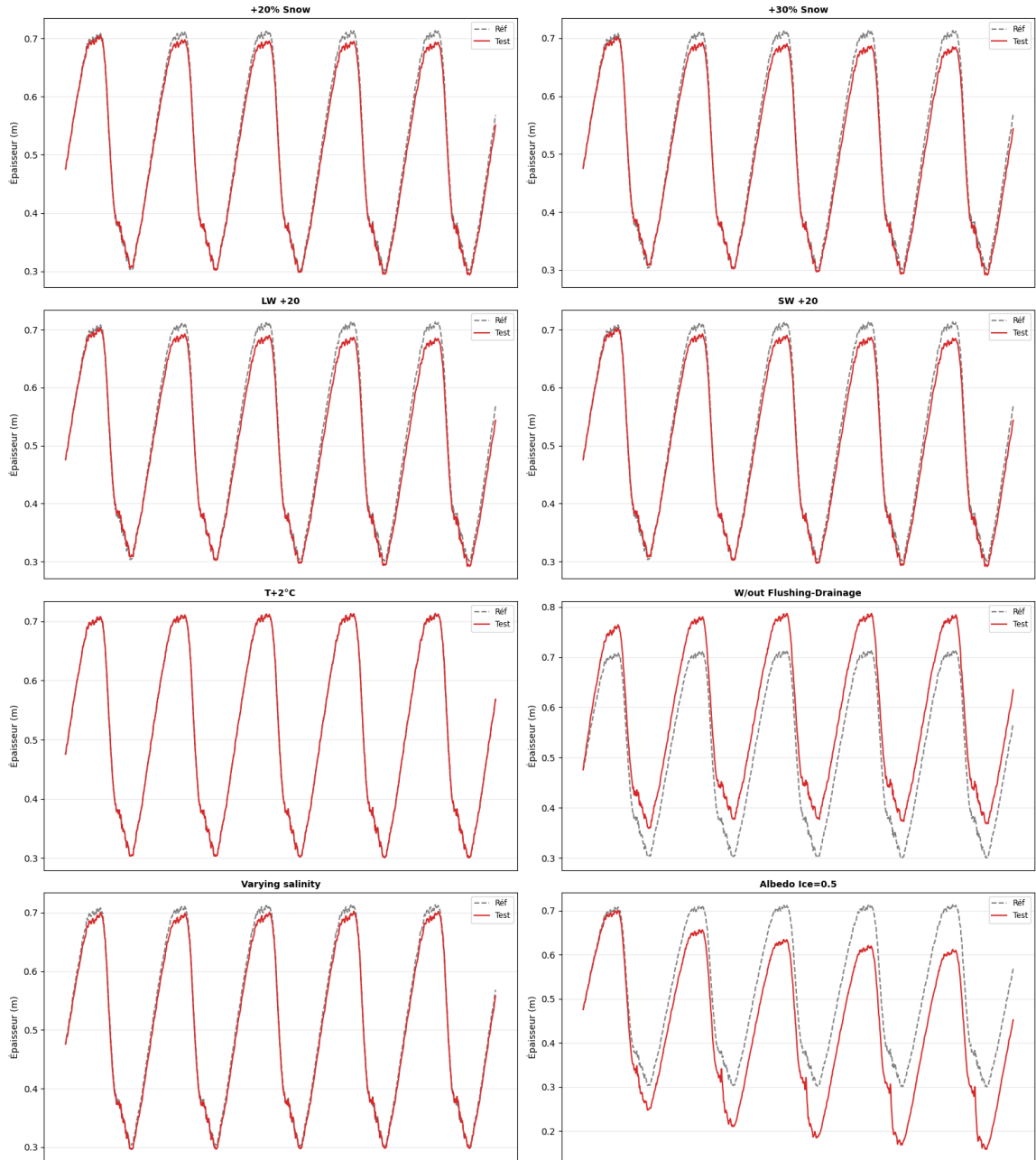


FIGURE 4.2 – Comparaison des simulations au contrôle

5 Conclusion

Nous pouvons conclure de la première partie que la simulation est validée par les données PIOMAS, bien que le modèle NEMO-ICE utilise un forçage stationnaire qui exclut les tendances réchauffement d'après 2000.

Dans un second temps, nous avons montré que le modèle de Stefan est une bonne approximation de la simulation, et que le pouvoir isolant de peut pas être modélisé à partir d'autres variables. Des modèles incluant d'autres variables pourraient être développés.

Enfin, quant à la sensibilité du modèle. On a pu mettre en lumière que la modification des paramètres de la simulation donnait lieu à des comportements en accord avec la physique.