

Explorateur de valeurs de calcul : Contexte et méthodologie

Version : 11 avril 2022

Pacific Climate Impacts Consortium (PCIC)

Les renseignements généraux sur les valeurs de calcul climatiques présentées dans l'Explorateur de valeurs de calcul (EVC) et les méthodes utilisées pour traiter les données observées se trouvent dans le *Code national du bâtiment du Canada, Annexe C : Renseignements climatiques et sismiques pour le calcul des bâtiments au Canada* (ci-après CNBC, 2015). Le présent document passe en revue les mises à jour des données qui y sont présentées, notamment certains changements méthodologiques, et décrit également la méthode de cartographie élaborée par le PCIC comme partie intégrante de l'EVC.

1. Traitement et mise à jour des données observées

Le Service météorologique du Canada (SMC) a fourni au PCIC les données observées recueillies sur le territoire canadien qui comprennent plus de 150 variables, dont certaines sont mesurées depuis le début du 20^e siècle. Des observations supplémentaires de la neige provenant des réseaux provinciaux de surveillance de la neige recueillies par le SMC au Québec et en Colombie-Britannique ont également été obtenues, avec la permission du SMC. Ces données comprennent des observations de l'épaisseur de la neige, de la densité de la neige et de l'équivalent en eau de la neige, qui sont essentielles pour répondre aux besoins du code du bâtiment en matière de neige et de la charge de pluie sur neige.

Les procédures de traitement dépendaient de l'élément de calcul climatique, comme décrit dans le CNBC (2015). Les écarts par rapport à ces procédures sont décrits ci-dessous. À titre de référence, le **tableau 1** fournit un résumé de toutes les données utilisées pour obtenir chaque valeur de calcul (VC), y compris le nom de la variable, la fréquence d'échantillonnage, la période d'enregistrement et le nombre de stations retenues après le tri et le contrôle de la qualité. Pour la plupart des variables, les vérifications de la qualité effectuées sont celles résumées dans les tableaux 1, 2 et 4 de Durre et coll. (2010).

1.1 Stations composites

Les séries chronologiques observées utilisées pour calculer les variables de calcul doivent satisfaire à des contraintes de longueur minimale. Par exemple, nous avons exigé au moins 20 ans de maxima annuels d'épaisseur de la couche de neige pour calculer la VC 50 ans de la charge de neige, alors qu'il fallait au moins 8 ans de données horaires complètes (c.-à-d. aucune heure manquante) en janvier ou en juillet pour calculer les percentiles extrêmes inférieur et supérieur de la température. Cette exigence disqualifie la majorité des stations, ayant des périodes d'enregistrement plus courtes et/ou des données incomplètes, constituant ainsi une utilisation inefficace des données. Pour plusieurs variables, des stations composites ont été créées en combinant des données des stations avoisinantes ayant de courtes séries de données dont la qualité a été vérifiée. La définition du terme « avoisinantes » varie selon la VC : par exemple, les maximums annuels de l'épaisseur de la couche de neige provenant des stations séparées par une distance horizontale de moins de 50 km et ayant une différence d'altitude de moins de 100 m ont été combinés pour former des séries chronologiques composites. Pour les précipitations, une distance plus petite, 5 km, a été utilisée en raison de la plus fine structure d'échelle de cette variable. Bien que les distances choisies soient en quelque sorte arbitraires, les échelles correspondantes reflètent la nature plus lisse d'une variable accumulée — l'épaisseur de la couche

de neige — par rapport à une variable non cumulée comme les précipitations. L'ajout de stations composites a légèrement augmenté le nombre de stations analysées, de 5 à 9 %, selon la VC.

1.2 Précipitations

1.2.1 Précipitations et pluies climatologiques

L'analyse précédente sous-jacente au CNBC (2015) utilise des données observées journalières de précipitations et pluie pour la période de 1961 à 1990. En plus d'incorporer des données récentes, des dernières décennies, nous avons introduit une méthode qui maximise l'utilisation des données enregistrées couvrant la plus longue période (1961-2016), mais qui peuvent contenir plusieurs données manquantes. Selon l'approche appelée « jour de l'année » (JA), une station doit avoir un nombre minimum de valeurs le 1^{er} janvier, le 2 janvier et ainsi de suite, mais il n'est pas nécessaire que ces valeurs soient contiguës au cours d'une année civile donnée (sans tenir compte des jours bissextiles). Cette procédure permet d'exploiter toutes les données disponibles (p. ex. 1 386 stations utilisant la méthode JA comparativement à 965 stations pour une climatologie de 25 ans), en partant du principe que la caractérisation climatologique constitue le principal intérêt.

Tableau 1. Liste des variables analysées du SMC et des propriétés des données des sous-ensembles après vérification de l'exhaustivité et contrôle de la qualité. La période d'enregistrement et le nombre de stations comprennent les stations composites.

Variable du SMC	Fréquence d'échantillonnage	Période d'enregistrement	Nombre de stations (vérifiées)
Épaisseur de la couche de neige	journalière	1945-2017	520
Température de l'air	journalière	1982-2018	1 322
Température de l'air	horaire	1982-2018	531 (janv) – 537 (juil)
Température du point de rosée	horaire	1961-2016	202
Température du thermomètre mouillé	horaire	1982-2018	564
Humidité relative	horaire	1980-2018	554
Précipitations	journalière (pour la climatologie)	1961-2016	1 390
Pluie	journalière (pour la climatologie)	1961-2016	1 386
Pluie	journalière (pour les extrêmes)	1947-2017	2 116
Pluie	5 min, 10 min, 15 min, 30 min, 1 h, 2 h, 6 h, 12 h, 24 h	1960-2017	547 à 640, selon la durée

1.2.2 Pluies journalière et sub-journalière

Une analyse approfondie des quantités de pluie journalière aux stations ayant 20 ans ou plus de mesures a été menée. Étant donné que les extrêmes annuels des pluies journalières sont nécessaires pour le calcul des niveaux de retour de 50 ans de la pluie d'un jour, soit le R1d50, une exhaustivité totale des données de chaque année est souhaitée. Pour cette raison, l'approche JA employée pour les climatologies n'est pas appropriée. Cependant, les données des stations présentant des lacunes ont été considérées, en appliquant la méthode de Papalexiou et Koutsoyiannis (2013), qui reconnaît que les extrêmes annuels importants sont souvent préservés dans les séries de données incomplètes. L'utilisation de cette procédure a permis d'augmenter la taille de l'échantillon de 15 %. Les maximums annuels ont été ajustés à l'aide d'une distribution de Gumbel et de la méthode des L-moments pour estimer le R1d50. Le choix de la distribution de Gumbel ajustée par la méthode des L-moments était basé sur des tests poussés de plusieurs combinaisons de distributions de valeurs extrêmes et de méthodes d'ajustement. Les maximums journaliers de pluies acquises de la bases de données DLY03 du SMC (2020) ont été analysés pour des intervalles allant de 24 heures à 5 minutes. Le niveau de retour de 10 ans pour les pluies de 15 minutes, R15m10, a été calculé de la même façon que pour R1d50.

1.3 Humidité relative

La moyenne annuelle de l'humidité relative (HR), un élément du *Code canadien sur le calcul des ponts routiers*, a été calculée en utilisant des données horaires de l'humidité relative dans les stations ayant des données à partir de 1980, afin d'éviter le problème d'inhomogénéité prépondérante avant cette période, déterminé par Vincent et coll. (2007). Afin de maximiser le nombre de stations (et donc la couverture spatiale), les climatologies ont été calculées en utilisant des séries d'observations de 10 années de mesures avec les données manquantes complétées. Des séries de données relativement courtes, de 10 ans, ont été utilisées pour maximiser la couverture des stations après avoir déterminé que les climatologies de 10 ans étaient statistiquement indiscernables des climatologies de 20 ans dans les stations où les deux peuvent être calculées.

1.4 Charges de neige et de pluie sur neige

Une réévaluation systématique des charges de neige au sol au Canada a été effectuée à l'aide d'une méthodologie améliorée par rapport au CNBC (2015) à plusieurs égards. Deux sources indépendantes de données historiques sur la neige au sol ont été utilisées : des mesures journalières de l'épaisseur de la couche de neige (EN), effectuées par le SMC dans 4 412 stations, et des données des relevés nivométriques, comprenant des observations de l'équivalent en eau de la neige (EEN) recueillies dans 3 320 sites, dont aucun ne coïncide exactement avec une station du SMC. Ces données exhaustives, ainsi qu'un schéma régional de classification du climat nival (Sturm et coll., 1995), ont été utilisées pour établir des relations de type loi de puissance entre les maximums annuels de l'EN et l'ENN au Canada, ce qui a permis de déterminer une « pseudo-densité » régionale reliant les deux variables ainsi qu'une série chronologique des maximums annuels d'EEN à chaque station du SMC (Wilks et McKay, 1996). Après un contrôle approfondi de la qualité, une analyse des valeurs extrêmes a été effectuée sur ces séries chronologiques afin de calculer une estimation du niveau de retour de 50 ans des valeurs maximales annuelles d'EEN et de la charge de neige correspondante (CN50) pour plus de 500 stations du

SMC au Canada. Une analyse ultérieure des données pluviométriques temporellement cohérentes a permis d'estimer le niveau de retour de 50 ans des charges de pluie sur neige aux mêmes sites.

1.5 Charge de vent

Contrairement aux autres VC, les estimations des valeurs extrêmes de la vitesse du vent à partir des stations observées ont été fournies par l'Unité des services climatiques pour le génie, et celles des pressions du vent à chaque station conditionnelles à l'occurrence de pluie supérieure à un seuil spécifié (1,8 mm h⁻¹) ont été fournies par la Division de la recherche climatique d'ECCC. PCIC a utilisé les estimations à partir des stations observées du niveau de retour de n ans, de la vitesse du vent ajustée en fonction de la hauteur, et de l'exposition, pour dériver le niveau de retour correspondant à la pression du vent, PV_n (où $n = 10$ ou 50). Les estimations à partir des stations observées de la pression de la pluie chassée par le vent sur 5 ans, PPCV5, fournies par la Division de la recherche climatique ont été utilisées directement. Conformément à la pratique établie par le CNBC, des « valeurs plancher » ont été appliquées à PV10 (0,23 kPa), PV50 (0,3 kPa) et PPCV5 (40 Pa) avant l'interpolation spatiale.

2. Utilisation de simulations de modèles climatiques régionaux pour alimenter les estimations des valeurs de calcul

La densité relativement faible des stations météorologiques sur l'ensemble du territoire canadien, associée au fait que beaucoup de ces stations couvrent des périodes trop courtes pour permettre des estimations fiables des VC, crée des défis pour les méthodes d'interpolation traditionnelles. Nous avons donc mis au point une méthode de cartographie qui combine les estimations de VC à partir des stations observées avec les données obtenues d'un modèle climatique régional (MCR), ici le Modèle Climatique Régional Canadien, version 4 (CanRCM4), afin d'améliorer l'interpolation des valeurs de calcul dans les régions où les données observées sont rares. Une description complète du modèle, de ses mérites et de ses limites en ce qui concerne la simulation des VC au Canada, est donnée dans le rapport détaillé de Cannon et coll. (2020). La performance du CanRCM4 dans la simulation de plusieurs variables climatiques clés sous-jacentes aux VC pour l'Amérique du Nord a été évaluée pour la température et les précipitations extrêmes (Whan et Zwiers, 2016; Li et coll., 2019), les précipitations moyennes (Diaconescu et coll., 2016), et la vitesse du vent de surface (valeurs annuelles et extrêmes) et la pression de la pluie chassée par le vent (Jeong, Cannon et Morris, 2020).

Les trois principaux objectifs de la méthode de cartographie souhaitée sont les suivants : 1) elle doit être objective, dans le sens où les VC reconstruites sont calculées sans ajustements ad hoc explicites ni ajustements par des experts; 2) la carte finale doit avoir une résolution spatiale plus élevée que le MCR d'origine (45 km, vrai à 60° N.), de manière à fournir des valeurs à l'échelle de la communauté tout en permettant des variations entre les communautés d'une même région (nous avons fixé cette résolution cible à environ 4,5 km, soit dix fois plus fine que la grille du modèle d'origine); 3) elle doit également fournir des cartes des changements futurs prévus des VC indexées à différents niveaux de réchauffement climatique (voir pages suivantes et section 4).

2.1 Prétraitement du modèle

Deux ensembles différents de simulations de conditions initiales provenant du CanRCM4 ont été utilisés. Un ensemble de 35 membres dont les résultats sont fournis avec une résolution temporelle quotidienne a été

utilisé pour calculer la plupart des VC, tandis qu'un ensemble de 15 membres dont les résultats sont archivés toutes les heures a été utilisé pour le calcul des VC basées sur les extrêmes horaires. Bien que toute simulation individuelle puisse être considérée comme analogue au système climatique observé, nous avons utilisé la moyenne d'ensemble des 35 (ou 15) membres pour créer une représentation unique plus lisse qui est moins affectée par la variabilité climatique naturelle et non forcée.

Le CanRCM4 utilise une grille horizontale de 130 par 155 points sur une projection stéréographique polaire couvrant la totalité de l'Amérique du Nord, à l'exception de la partie située approximativement au nord de 75° N. La grille est irrégulièrement espacée en latitude et en longitude, mais régulièrement espacée à 0,44° × 0,44° dans une projection polaire pivotée. Après le calcul de la VC souhaitée sur la grille d'origine du CanRCM4, le masque terrestre du modèle est appliqué. Chaque cellule terrestre de la grille dans le système de coordonnées pivoté a ensuite été divisée en une matrice de 10 x 10, et les nouveaux centres des cellules de la grille ont été utilisés pour l'interpolation bilinéaire. La grille cible obtenue ainsi, a une résolution nominale de 4,5 km, vrai à 60° N. Cependant, la représentation grossière des côtes dans CanRCM4 est problématique; plus précisément, de nombreuses stations météorologiques côtières et centres urbains figurant dans le tableau C-2 du CNBC se situent à l'extérieur du masque terrestre de la grille cible finale à haute résolution. Pour corriger ce problème, un deuxième masque terrestre à petite échelle a été créé à partir d'un vecteur de haute résolution (50 m) du littoral canadien, obtenu auprès de Natural Earth, à l'adresse <https://www.naturalearthdata.com/>. Toute cellule de la grille cible qui croise l'imagerie à haute résolution du littoral a été assignée au masque terrestre de la grille cible. Pour attribuer les cellules situées à l'extérieur du masque terrestre de la grille du CanRCM4 aux valeurs du champ de VC des cellules de la grille cible (sauf dans le Haut-Arctique, qui est traité séparément; voir ci-dessous), une approche du plus proche voisin est utilisée. La valeur terrestre la plus près dans le champ de VC à la résolution cible, masquée par le masque terrestre d'origine du CanRCM4, est attribuée à ces cellules de la grille. Les cellules du CanRCM4 qui, à haute résolution, se trouvent à l'extérieur du littoral et des frontières du Canada sont exclues de la carte cible. Le résultat de cette méthode est illustré à la **figure 1**, tandis que la totalité de la procédure de prétraitement du modèle est décrite à la **figure 2**.

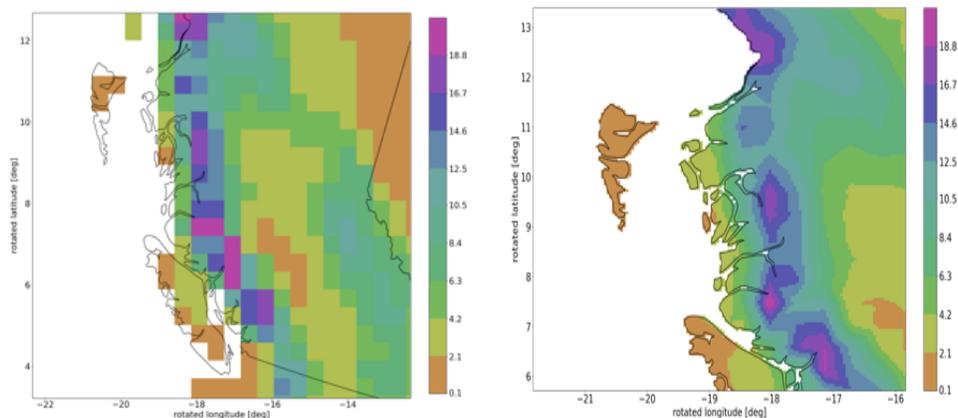


Figure 1. Résultat des étapes de prétraitement du modèle décrites à la figure 3. *Gauche* : Champ de la VC du CanRCM4 avec masque terrestre sur la grille du d'origine modèle. *Droite* : Gros plan du même champ de la VC sur la grille cible, montrant le masque terrestre raffiné construit à partir d'une résolution à 50 m du littoral canadien obtenu auprès de Natural Earth. La région représentée est la côte de la Colombie-Britannique, avec Haida Gwaii en haut à gauche et l'île de Vancouver en bas au centre. La VC représentée est le niveau de retour de 50 ans de la charge de neige maximale annuelle (CN50, en kPa).

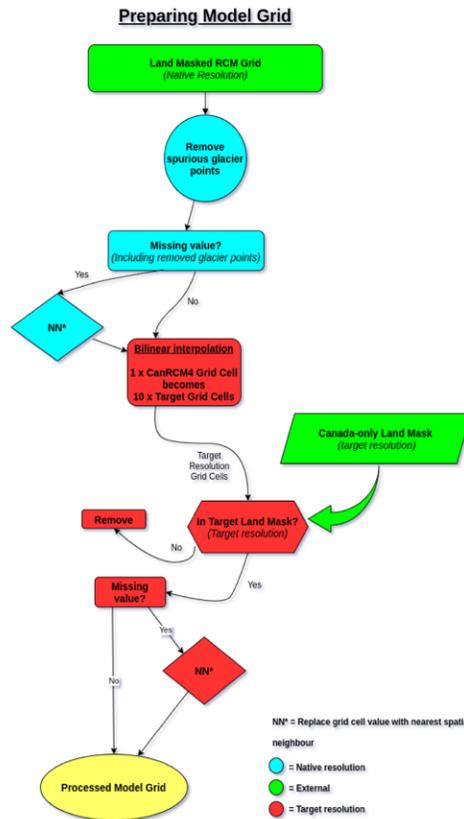


Figure 2. Organigramme illustrant les étapes du prétraitement des sorties du CanRCM4 en vue de leur utilisation dans la méthode de cartographie spatiale hybride.

2.2 Méthode de cartographie spatiale

2.2.1 Incorporation des valeurs observées

L'objectif principal est d'utiliser les champs de VC bidimensionnels et spatialement complets du CanRCM4 pour servir de guide à l'interpolation entre les VC calculés à partir des observations mesurées dans les stations. Par conséquent, la principale utilité du modèle réside dans la configuration spatiale du champ de VC qu'il simule, et seulement en second lieu dans sa magnitude. Les étapes clés de la méthode, que nous nommons cartographie spatiale hybride (CSH), sont décrites à la **figure 3**. Les valeurs du MCR M_i sont généralement biaisées par rapport aux valeurs observées. Les valeurs observées, S_i , sont donc souvent utilisées pour ajuster le biais des modèles d'une manière ou d'une autre. Après le prétraitement du modèle, le biais moyen du modèle sur une région d'intérêt (comprenant $i = 1, \dots, N_s$ stations) est supprimé par la simple remise à l'échelle suivante

$$M'_j = (\langle S_i \rangle / \langle M_i \rangle) M_j, \quad j = 1, \dots, N_m \quad (1)$$

où $\langle \cdot \rangle$ désigne la moyenne arithmétique des emplacements des stations i et l'indice j représente chacune des cellules N_m de la grille du modèle (à la résolution cible) dans la région d'intérêt.

Ensuite, nous définissons le rapport de biais $B_i = S_i/M'_i$ et cherchons à trouver une méthode qui, premièrement, interpole cette quantité à tous les emplacements j de la grille cible, B_j , et deuxièmement, attribue à B_j une valeur aussi près de l'unité que possible pour chaque point de la région (puisque $B_j = 1$ où $j = i$, indique qu'il n'y a pas de biais). Avec une telle méthode, l'étape finale consiste à estimer le champ de VC local en multipliant le biais interpolé, soit B'_j , par le champ remis à l'échelle du modèle, soit M'_j , qui est le champ de VC du modèle ajusté à la résolution cible. En d'autres termes, nous « reconstruisons » le champ de VC de la façon suivante :

$$R_j = M'_j B'_j. \quad (2)$$

Si, par exemple, la méthode d'interpolation retenue se révèle exacte pour les cellules de grille d'une station, alors $B'_i = B_i$ et $R_i = M'_i (S_i/M'_i) = S_i$; c.-à-d. la reconstruction correspond exactement à la valeur enregistrée par la station à ces emplacements de la grille. Dans les cellules de la grille situées loin des stations, c.-à-d. sur la majorité du domaine, R_j incorpore les données de la station et du modèle d'une manière à appliquer automatiquement une pondération entre les deux en fonction de la proximité de la station.

Pour l'interpolation, nous utilisons le krigeage ordinaire (KGOR), qui est conçu pour construire le meilleur estimateur linéaire non biaisé des valeurs prévues du champ (Isaacs et Srivastava, 1989). La structure spatiale du champ de la VC entourant une station donnée est approximée par une fonction de covariance exponentielle isotrope à trois paramètres (pépite, palier et portée). Nous permettons une pépite positive, non nulle, indiquant un variogramme discontinu à une séparation nulle. Ainsi, même si l'interpolation ne correspond pas exactement aux valeurs enregistrées par la station, elle tient compte des erreurs de mesure indéterminées, ce qui donne un champ plus lisse. La méthode du KGOR est appliquée à l'échelle régionale au champ de biais discret B_i , avec des paramètres estimés par l'estimateur du maximum de vraisemblance (EMV). La méthode KGOR-EMV converge vers des estimations de paramètres qui minimisent la variance d'erreur de l'ensemble de j valeurs estimées B'_j sur l'ensemble du domaine d'intérêt. Cela rend la méthode préférable aux techniques d'interpolation ou d'ajustement de courbe purement mathématiques qui ne tiennent pas compte explicitement de la structure de covariance spatiale locale qui est une caractéristique de la plupart des domaines physiques.

Pour appliquer la CSH à l'ensemble du Canada, nous avons mis en œuvre la méthode KGOR-EMV en mode polygone mobile, chaque polygone étant défini par les k stations les plus proches d'une station cible (nous avons choisi $k = 30$; voir p. ex. Haas [1990]). Cela permet d'obtenir des paramètres de covariance différents d'une région à l'autre puisque, bien que la forme de la fonction de covariance soit maintenue fixe dans chaque polygone, la distribution anisotrope des stations se reflète dans les différentes tailles et emplacements des polygones. Un chevauchement significatif a été autorisé pour éviter les discontinuités de bord. Une fois que chaque station a agi comme cible, la valeur moyenne de B'_j sur tous les polygones qui se chevauchent est calculée à chaque cellule de grille cible j . Dans les zones à forte densité de stations, plus de fenêtres sont moyennées que dans les zones à faible densité de stations, ce qui réduit l'erreur de mesure dans ces régions.

HSM Mapping Method

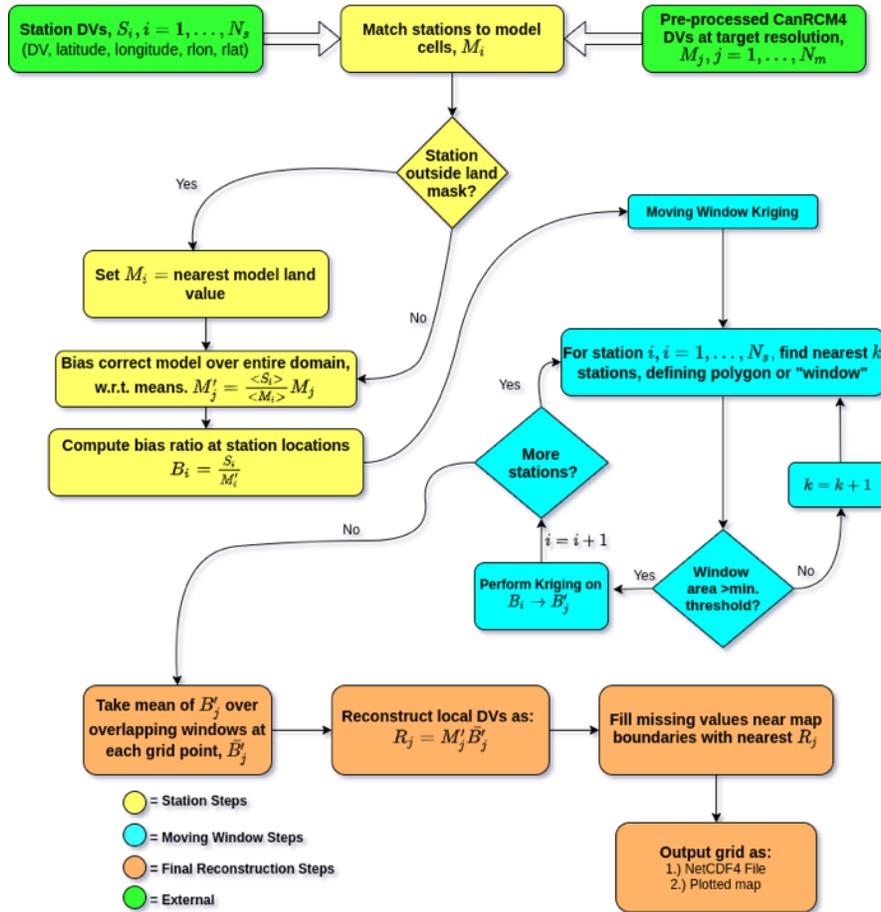


Figure 3. Organigramme illustrant les différentes étapes de la méthode de cartographie spatiale hybride (CSH). Les étapes menant aux entrées prétraitées du modèle, en haut à droite, sont illustrées dans la figure 2.

2.2.2 Régions en dehors du domaine du modèle : zones frontalières et archipel du Haut-Arctique

Après avoir moyenné la fenêtre mobile, le champ de biais obtenu, \bar{B}_j , couvre la majeure partie du Canada. Cependant, comme la méthode de fenêtres mobiles est basée sur les stations, certaines portions côtières et zones près des frontières de la carte où les stations sont rares, par exemple dans le nord du Canada, ne sont pas couvertes par une fenêtre. Nous avons donc rempli chacune de ces cellules de grille manquantes avec une valeur \bar{B}_j copiée de la cellule de grille la plus près (figure 2). La reconstruction se fait ensuite selon l'équation (2), avec la multiplication sur la grille de \bar{B}_j par le champ de VC du modèle, M_j , pour obtenir le champ reconstruit R_j .

Le domaine du CanRCM4 ne s'étend pas plus loin au nord que 75° N, ce qui pose le défi de reconstruire les valeurs dans une région (appelée ci-après l'archipel du Haut-Arctique [AHA]) où le rapport de biais, B_i , ne peut pas être calculé. Nous considérons que l'AHA comprend les îles situées au nord du passage océanique continu qui s'étend du détroit de M'Clure à l'ouest au détroit de Barrow à l'est. La densité des stations situées dans cette

zone est également très faible (typiquement 0 à 4 stations, selon la VC), ce qui signifie que l'interpolation directe des VC des stations n'est pas une option viable. Nous utilisons deux sources de données pour les valeurs reconstruites de l'AHA. Premièrement, nous prenons la moyenne arithmétique des VC de toutes les stations disponibles dans l'AHA, \bar{S}_{AHA} . Si aucune station n'est disponible dans l'AHA, nous attribuons à \bar{S}_{AHA} la VC de la station la plus au nord sur la carte. Deuxièmement, nous utilisons les valeurs reconstruites $R_{ABA,j}$ des îles situées à proximité au sud de ce canal (où ABA désigne l'archipel du Bas-Arctique). Plus précisément, nous prenons la moyenne arithmétique de toutes les valeurs terrestres, uniquement, de la grille cible sur une mince bande située entre 72° N et 73° N, en désignant cette quantité par \bar{R}_{ABA} . La valeur finale de l'AHA est alors définie comme la moyenne des moyennes des stations de l'AHA et des valeurs reconstruites de l'ABA :

$$\bar{R}_{AHA} = \frac{1}{2} (\bar{R}_{ABA} + \bar{S}_{AHA}). \quad (3)$$

Notez que pour l'AHA, $R_j = \bar{R}_{AHA}$ est considéré comme une VC unique et spatialement constante. À notre avis, la rareté des stations et l'absence totale de valeurs obtenues par le modèle ne justifient pas une reconstruction variante dans l'espace dans cette région. Maintenant que les valeurs de R_j dans l'AHA sont établies, la reconstruction pancanadienne du champ de VC est terminée.

3. Exemple et comparaison avec le CNBC (2015)

Le résultat final de l'application de la méthode de la CSH à la CN50 est présenté à la **figure 4**, qui montre également le prétraitement des VC du CanRCM4 et des stations, utilisés comme données d'entrée pour la CSH. Nous attirons ici l'attention sur certaines caractéristiques clés des reconstructions.

L'ensemble complet des reconstructions pour toutes les VC, ainsi que les cartes de stations et du CanRCM4 correspondantes utilisés comme données d'entrée, révèle que les objectifs globaux de la méthode ont été atteints. Plus précisément, la méthode de CSH est objective et optimale, en ce sens qu'elle produit de toute évidence une reconstruction dont la ressemblance avec les VC des stations est élevée dans les zones ayant une densité de stations élevée, et dont la ressemblance avec la configuration spatiale des VC obtenues par le modèle est élevée là où les stations sont rares ou absentes. Le panneau supérieur gauche de la figure 4 illustre l'effet de la méthode de CSH sur la distribution empirique des données d'entrée pour la VC CN50. La distribution du CanRCM4 est caractérisée par des valeurs assez concentrées au centre avec une médiane faible, peu de valeurs élevées et une asymétrie positive, tandis que les données observées présentent une répartition spatiale plus large avec une médiane plus élevée, mais toujours avec une asymétrie positive et une longue queue supérieure. La distribution de la reconstruction par la CSH ressemble beaucoup plus à celle des stations qu'à celle du modèle, avec une VC médiane près de la médiane des stations. En particulier, la reconstruction ajoute plus de valeurs entre 5 et 10 kPa que celles du modèle, ce qui la rend plus conforme à la distribution de la station. Cependant, la reconstruction a également une VC maximale inférieure à celle du modèle et celle des stations, à environ 15 kPa par rapport à plus de 20 kPa. Un maximum plus bas est une conséquence prévue de l'utilisation d'une technique d'interpolation spatiale qui tient compte d'un effet de « pépite » local conçu pour tenir compte de l'incertitude dans les estimations des valeurs de calcul locales. Cette technique diffère d'une technique d'interpolation qui nécessite des surfaces d'interpolation lisses pour passer à travers toutes les stations (c.-à-d. zéro pépite).

Nous prévenons que, malgré le succès évident de la CSH à harmoniser les VC reconstruites avec les valeurs de la station, la comparaison avec les valeurs du tableau C-2 du CNBC (2015) peut révéler des différences à la fois

aléatoires et systématiques. Premièrement, les VC basées sur les stations comme données d'entrée de la CSH diffèrent de celles sous-jacentes au CNBC (2015), à la fois parce que les données d'entrée ont été prolongées jusqu'en 2018 (dans la plupart des cas) et également parce que les méthodes d'analyse utilisées pour calculer de nombreux VC ont été modifiées (voir la section 1). Deuxièmement, l'utilisation d'une nouvelle méthodologie d'interpolation objective devrait entraîner certaines différences. Bien que nous estimions que la méthode objective fondée sur le MCR est préférable, des biais peuvent néanmoins se manifester là où la densité des stations est faible ou là où le modèle ne résout pas les influences topographiques locales. Enfin, bien que les reconstructions soient rendues à une résolution relativement élevée, elles peuvent hériter le biais du modèle à des échelles plus grandes, en particulier dans les zones où les données observées sont rares.

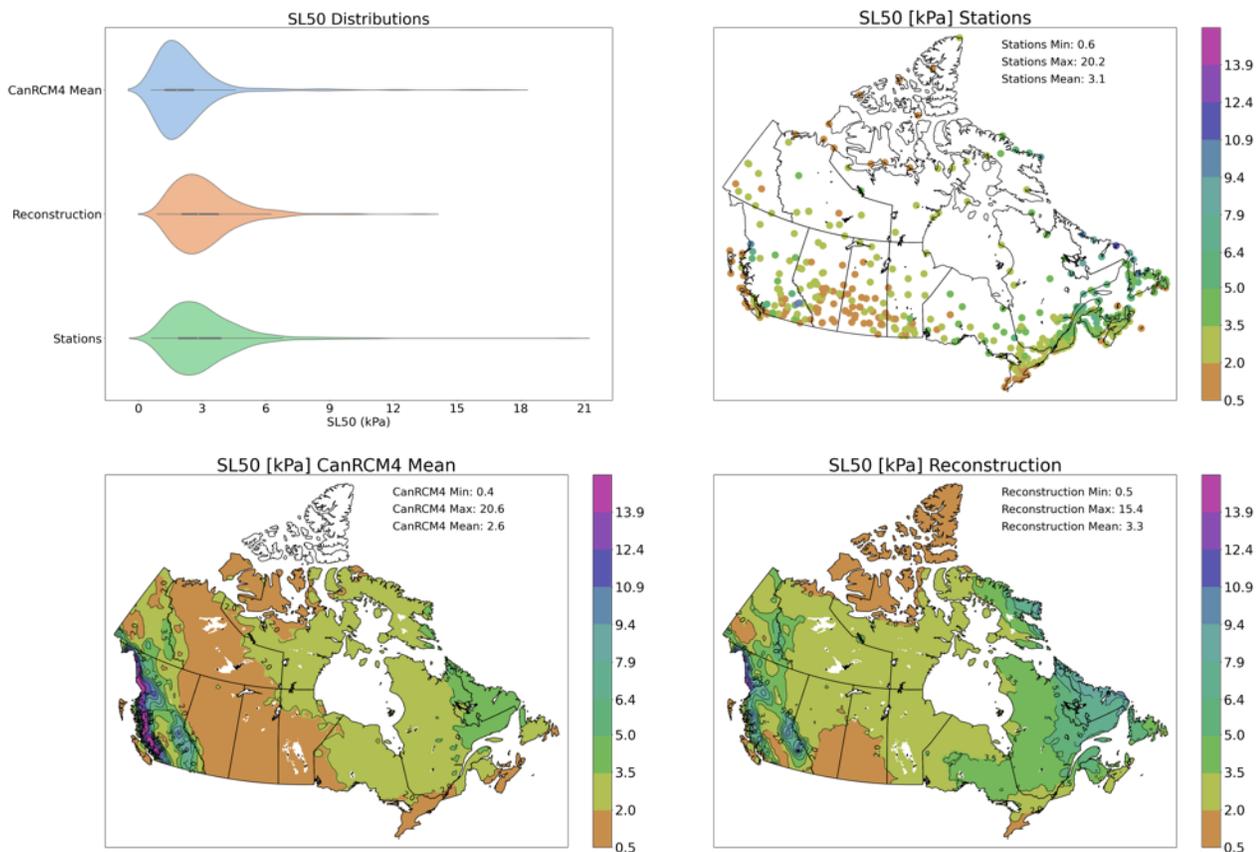


Figure 4. En haut à gauche : Fonction de distribution spatiale empirique (« violon plot ») des VC de la CN50. La couleur bleue montre la distribution des valeurs de calcul du modèle pour les cellules de grille contenant les stations, le vert montre la distribution des valeurs de calcul des stations et la couleur saumon illustre la distribution des valeurs de calcul reconstruites pour les cellules de grille contenant les stations. L'axe horizontal indique les magnitudes de la VC, et la largeur du « violon » représente la fréquence relative d'occurrence de ces VC. En haut à droite : Carte de CN50 aux stations. En bas à gauche : Carte de la moyenne de l'ensemble CanRCM4 pour la VC CN50. En bas à droite : Reconstruction finale, R_j , des VC de la CN50.

4. Projections futures des estimations des valeurs de calcul

4.1 Présentation des projections climatiques en fonction du changement global de la température

Comme décrit dans le rapport exhaustif de Cannon et coll. (2020), ECCC et le PCIC ont utilisé CanRCM4 pour estimer les futurs champs de VC selon un scénario de gaz à effet de serre à émissions élevées (RCP8,5). Conformément à l'approche adoptée dans la politique climatique internationale, qui est axée sur des niveaux de réchauffement climatique spécifiques, comme 2,0 °C au-dessus des niveaux préindustriels, l'EVC présente des projections de modèle des changements de la VC à des niveaux spécifiés de changement moyen annuel de la température globale de l'air en surface (ΔT) plutôt que pendant des périodes fixes. Encadrer les projections climatiques de cette manière déplace l'impact de l'incertitude du scénario de l'ampleur du changement vers le moment où ΔT augmente: la relation entre les deux peut être observée au tableau 2. Le moment du réchauffement a été évalué à des niveaux fixes de la moyenne mondiale $\Delta T = 0,5$ °C, ..., 3,5 °C, avec des incréments de 0,5 °C, par rapport à une référence historique de 1986 à 2016. Plus précisément, nous avons déterminé l'année au cours de laquelle le réchauffement de la planète dépasse de façon permanente la moyenne de ces niveaux au moyen d'une série de simulations du changement climatique qui consiste à une réalisation de chacun des modèles de la phase 5 du Projet de comparaison de modèles couplés (CMIP5). Comme le montre le tableau 2, plus l'horizon temporel futur est près, moins il y a de sensibilité aux différentes voies d'émission (RCP).

Tableau 2. Projection temporelle du réchauffement planétaire. L'année où la moyenne du réchauffement de la planète ΔT indiquée par rapport à 1986-2016 est dépassée irrévocablement par la moyenne de l'ensemble du modèle à un seul membre du CMIP5, selon différents scénarios de concentration représentative (RCP). Les résultats du modèle ont été obtenus auprès de KNMI Climate Explorer, à l'adresse <https://climexp.knmi.nl/start.cgi>. Le tiret (« - ») indique que le ΔT correspondant n'est pas atteint avant 2100 pour ce RCP. Une moyenne des résultats de différents RCP est calculée si les années de dépassement sont à moins de 6 ans l'une de l'autre.

ΔT planétaire	RCP8,5	RCP6,0	RCP4,5	RCP2,6
0,5 °C	2023			
1,0 °C	2035	2046		–
1,5 °C	2047	2070		–
2,0 °C	2059	2087	–	–
2,5 °C	2069	–	–	–
3,0 °C	2080	–	–	–
3,5 °C	2090	–	–	–

4.2 Projections climatiques futures en tant que facteurs de changement

L'EVC fournit les projections futures par rapport aux valeurs de référence, soit par incréments (pour les VC associées à la température), soit par facteurs multiplicatifs (pour toutes les autres VC). Par exemple, si, à un endroit donné, le facteur de changement (FC) pour JulT2,5 à un ΔT global de 3,0 °C est donnée à 2,2, alors il faut ajouter la valeur de 2,2 °C à la valeur de référence pour JulT2,5 de la période 1986-2016. Autrement, si le FC pour le R1d50 est de 0,94 pour un niveau donné de ΔT global, alors il faut multiplier la valeur de référence pour le R1d50 à cet endroit par 0,94. Les FC pour les futures courbes IDF (la variable IDFCF dans le menu correspondant de l'EVC) doivent être interprétés de la même façon. Comme décrit plus en détail dans le rapport de Cannon et coll. (2020), la capacité du CanRCM4 à simuler avec précision les chutes de pluie de courte durée à

l'échelle locale est très limitée. Par conséquent, comme recommandé dans le rapport, nous supposons que l'intensité de pluie augmente à toutes les durées en fonction du FC multiplicatif :

$$FC = (1 + \alpha)^{\Delta T_{loc}} \quad (4)$$

où $\alpha = 0,07$ correspond au taux de Clausius-Clapeyron d'environ 7 % par °C pour l'augmentation de la teneur en vapeur d'eau de l'air avec augmentation de la température et ΔT_{loc} est la variation locale de la température de l'air, simulée par la moyenne d'ensemble du CanRCM4 (ou plus précisément, la valeur de la cellule de grille la plus près d'un emplacement géographique d'intérêt) qui correspond à l'un des changements sélectionnés de la température moyenne globale, soit ΔT . Les périodes futures pour le calcul de ΔT_{loc} sont définies en fonction du changement global de la température moyenne, ΔT dans le tableau 2. Par conséquent, étant donné que ΔT_{loc} est une fonction du ΔT global et de l'emplacement géographique, le FC l'est également. Nous avons donc construit des cartes, d'abord à la résolution d'origine du modèle de 45 km (vrai à 60° N), ensuite à une résolution 10 fois plus élevée, pour des FC correspondant aux différents niveaux de réchauffement planétaire.

Annexe : Mise en œuvre du logicielle

L'implémentation logicielle de la méthode dans Python et R, *climpyrical*, a été réalisée au cours du projet en utilisant un certain nombre de routines disponibles publiquement. La méthode KGOR-EMV a été mise en œuvre à l'aide du progiciel de calcul statistique R (R Core Team, 2020), en particulier la routine `spatialProcess` comprise dans les champs de la bibliothèque (CRAN, 2019; Wiens et Krock, 2019). Comme le reste de l'analyse a été mis en œuvre dans Python (Python Software Foundation, 2020), la routine `spatialProcess` a été appelée à partir du progiciel `rpy2` de Python (Gauthier, 2020). Voici d'autres routines Python utilisées : NumPy (Oliphant, 2006) pour les opérations matricielles principales; Pandas (McKinney et coll., 2010) pour le traitement des données des stations; GeoPandas (Jordahl, 2014) pour la génération de masques et la transformation des coordonnées; Scikit-Learn (Pedregosa, 2011) et SciPy (Virtanen, 2020) pour les modules du plus proche voisin et d'interpolation.

Références

- Cannon et coll., 2020. *Bâtiments et infrastructures publiques de base résistants aux changements climatiques : Évaluation des effets des changements climatiques sur les données de conception climatique au Canada*, disponible en ligne auprès d'ECCC à l'adresse <https://scenarios-climatiques.canada.ca/index.php?page=buildings-report> ou <https://publications.gc.ca/site/fra/9.893021/publication.html>.
- CNBC, 2015. *Code national du bâtiment du Canada, Annexe C : Renseignements climatiques et sismiques pour le calcul des bâtiments au Canada*. Disponible à l'adresse <https://nrc.canada.ca/fr/certifications-evaluations-normes/codes-canada/publications-codes-canada/code-national-batiment-canada-2015>.
- CRAN, 2019. <https://cran.r-project.org/web/packages/fields/index.html>. Dernière consultation le 8 décembre 2020.
- Diaconescu, E. P., et coll., 2016. Evaluation of precipitation indices over North America from various configurations of regional climate models. *Atmosphere-Ocean*, 54(4), 418-439.

Gauthier, L. 2020. rpy2, R wrapper for Python, version 3.3.6. Disponible à l'adresse <https://pypi.org/project/rpy2/>.

Haas, T. C., 1990. Kriging and automated variogram modeling within a moving window. *Atmospheric Environment. Part A. General Topics*, 24(7), 1759-1769.

Isaacs, E. H., et R. M. Srivastava, 1989. *Applied Geostatistics* (New York : Oxford University Press), ch. 12.

Jeong, D. I., A. J. Cannon et R. J. Morris, 2020. Projected changes to wind loads coinciding with rainfall for building design in Canada based on an ensemble of Canadian regional climate model simulations. *Climatic Change*, 162, 821-835.

Jordahl, K., 2014. GeoPandas: Python tools for geographic data. Disponible à l'adresse <https://github.com/geopandas/geopandas>.

Li, C., F. W. Zwiers, X. Zhang et G. Li, 2019. How much information is required to well constrain local estimates of future precipitation extremes? *Earth's Future*, 7. Disponible à l'adresse <https://doi.org/10.1029/2018EF001001>.

McKinney, W., et coauteurs, 2010. Data structures for statistical computing in python. Dans *Proceedings of the 9th Python in Science Conference* (vol. 445, p. 51-56).

Papalexiou, S. M., et D. Koutsoyiannis, 2013. Battle of extreme value distributions: A global survey on extreme daily rainfall. *Water Resources Research*, 49, 187-201.

Oliphant, T. E., 2006. A guide to NumPy (vol. 1). Trelgol Publishing, États-Unis.

Pedregosa, F., G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion et O. Grisel, 2011. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825-2830.

Python, 2020. Python Software Foundation. Python Language Reference, version 3.6. Disponible à l'adresse <http://www.python.org>.

R Core Team, 2020. R: A Language and Environment for Statistical Computing, R Foundation for Statistical Computing, Vienne (Autriche). Disponible à l'adresse <https://www.R-project.org/>. Dernière consultation le 15 février 2022.

SMC, 2020. Technical Documentation: Digital Archive of Canadian Climatological Data. Disponible à l'adresse https://climate.weather.gc.ca/doc/Technical_Documentation.pdf. Dernière consultation le 2 décembre 2020.

Virtanen, P., R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, ... et S. J. van der Walt, 2020. SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python. *Nature methods*, 17(3), 261-272.

Whan, K., et F. Zwiers, 2016. Evaluation of extreme rainfall and temperature over North America in CanRCM4 and CRCM5. *Climate Dynamics*, 46, 3821-3843. Disponible à l'adresse <https://doi.org/10.1007/s00382-015-2807-7>.

Wiens, A., et M. Krock, 2017. Fields vignette. Disponible à l'adresse <https://github.com/NCAR/fields/blob/master/fieldsVignette.pdf>. Dernière consultation le 8 décembre 2020.

Wilks, D. S., et M. McKay, 1996. Extreme-value statistics for snowpack water equivalent in the northeastern United States using the cooperative observer network. *Journal of Applied Meteorology*, 35, 706-713.