

Méthodes d'identification de membres issus d'ensembles de modélisations climatiques pour la modélisation représentative et parcimonieuse d'indicateurs hydrologiques

par

Magali VANDAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE DE LA CONSTRUCTION

M. Sc. A

MONTRÉAL, LE 23 SEPTEMBRE 2020

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Magali Vandal, 2020



Cette licence [Creative Commons](#) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Richard Arsenault, directeur de mémoire
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

M. David Huard, codirecteur de mémoire
Ouranos - Consortium sur la climatologie régionale et l'adaptation aux changements climatiques

Mme Rola Assi, présidente du jury
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

M. François Brissette, membre du jury
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 9 SEPTEMBRE 2020

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je souhaite remercier le Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie (CRSNG) et l'École de Technologie Supérieure (ÉTS) pour le financement de ce projet. Votre aide financière permet aux étudiants de se concentrer sur ce qui est vraiment important et de poursuivre leurs plus grands objectifs académiques.

Ensuite, un merci particulier à mon directeur, Richard. Tu as su à travers ton enseignement énergique et passionné me donner la piqûre pour ton domaine d'expertise, l'hydrologie. Sans toi, je serais probablement très malheureuse dans un bureau en train de faire de la gestion! Tu m'as fait découvrir une toute nouvelle option de carrière et je t'en suis plus que reconnaissante. Merci pour les bons conseils et de m'avoir guidé avec autant d'enthousiasme, il est contagieux et rend cette expérience beaucoup plus agréable!

Merci à mon codirecteur, David, pour ta rigueur scientifique, tes remises en question qui ont permis de repousser mes limites et tes conseils. Aux personnes-ressources (Travis, entre autres) chez Ouranos qui m'ont aidé dans le calcul d'indices climatiques, merci beaucoup!

Merci à mes collègues du DRAME (Jonathan, Philippe et Philippe, Jean-Luc, Mariana, Audrey, Andréa, Guillaume et Samuel) pour leur aide, leur conseil, les discussions et la belle ambiance de travail. Patrice, Roxanne et Gabrielle, merci pour les nombreuses discussions autour de bons cafés, les rires, le support moral et le parfois plus que requis divertissement au cours des deux dernières années, vous avez rendu mon expérience plus qu'exceptionnelle.

À mon père qui m'a toujours poussée à trouver un métier qui me passionne, tes encouragements et ton support sont la base de ce que j'ai accompli jusqu'à présent et de tout ce que j'accomplirai dans le futur. Je ne te dirai jamais assez merci pour tout ce que tu as fait.

À mon amoureux Samuel qui m'a soutenue et encouragée tout au long de cette aventure, malgré la (très!) grande distance qui nous séparent par moments. Merci d'avoir toujours pris le

temps de m'écouter, de me rassurer dans mes doutes et de me changer les idées dans les moments de découragement. Merci de toujours croire en moi, spécialement quand moi je n'y crois plus. Ton soutien constant et tes petites attentions ont fait toute la différence.

Méthodes d'identification de membres issus d'ensembles de modélisations climatiques pour la modélisation représentative et parcimonieuse d'indicateurs hydrologiques

Magali VANDAL

RÉSUMÉ

Sachant que les changements climatiques modifieront la quantité de ressources en eau disponibles et leur gestion, de plus en plus de simulations climatiques sont mises à la disponibilité des chercheurs. Ce nombre grandissant complexifie les études d'impact de changements climatiques. Ainsi, une sélection des simulations climatiques représentatives avant l'étape de modélisation hydrologique accélérerait le processus. Dans ce projet, des méthodes pour identifier des simulations climatiques permettant de bien échantillonner le domaine des indicateurs hydrologiques seront présentées.

Deux méthodes de sélection de simulations climatiques, la méthode de la corrélation comme prédicteur et la méthode de classement par clustering, sont testées et comparées à une méthode de sélection aléatoire. Ces deux méthodes sont appliquées à cent bassins versants nord-américains. Comme les indicateurs climatiques affectant l'hydrologie d'un bassin versant peuvent varier d'un climat à l'autre, 79 indicateurs climatiques différents servent de prédicteurs à 34 indicateurs hydrologiques pour chaque bassin versant. Trois modèles hydrologiques globaux et conceptuels (GR4J, HMETS, MOHYSE), calibrés à l'aide du critère du KGE, sont utilisés pour la modélisation hydrologique des bassins versants. Les données climatiques (température minimale journalière, température maximale journalière et précipitation journalière) utilisées proviennent de modèles climatiques issus de trois différents projets (ClimEx, CMIP5 et CORDEX) à une résolution d'échelle variée, tous suivant le même scénario d'émission de gaz à effet de serre (RCP8.5). En tout, 57 ou 107 membres climatiques sont utilisés, selon l'emplacement du bassin versant. Avant d'être fournies aux modèles hydrologiques, les données de sorties de ces simulations sont post-traitées par une méthode de correction de biais (DBC).

Un coefficient de corrélation est calculé entre chaque combinaison d'indicateur climatique et hydrologique pour les deux méthodes de sélection. L'indicateur climatique obtenant la meilleure corrélation pour chaque bassin versant est conservé, appelé meilleur prédicteur. L'indicateur modal de ces prédicteurs a été déduit et appliqué à tous les autres bassins versants. La similitude entre les échantillons d'indicateur hydrologique, obtenus à l'aide des différentes méthodes de sélection, et les distributions complètes d'indicateurs hydrologiques est calculée à l'aide du test Kolmogorov-Smirnov.

Les résultats montrent que l'indicateur climatique à utiliser dépend grandement du modèle hydrologique et de la méthode de sélection. Cependant, un consensus est visible pour plusieurs d'entre eux. Sur la période annuelle par exemple, la précipitation totale est l'indicateur climatique qui prédit le mieux le débit moyen.

Le modèle hydrologique joue un grand rôle dans les résultats obtenus. De plus, pour bien représenter l'ensemble des événements hydrologiques, un grand nombre de membres climatiques devraient être utilisés, puisque les membres utilisés afin d'obtenir le meilleur prédicteur ne sont pas les mêmes d'un indicateur hydrologique à l'autre.

L'utilisation des indicateurs climatiques modaux permet de réduire significativement le temps de calcul de la chaîne de modélisation hydrologique lorsque l'analyse est réalisée sur des indicateurs hydrologiques spécifiques.

Mots-clés : sélection, modélisation hydrologique, changement climatique, incertitude

Methods for identifying members from climate modeling ensembles for representative and parsimonious modeling of hydrological indicators

Magali VANDAL

ABSTRACT

Knowing that climate change will modify the quantity of available water resources and their management, more and more climate simulations are being made available to researchers. This growing number makes climate change impact studies more complex. Thus, a selection of representative climate simulations before the hydrological modelling stage would speed up the process. In this project, methods for identifying climate simulations that can be used to properly sample the field of hydrological indicators will be presented.

Two methods for selecting climate simulations, the correlation method as a predictor and the clustering method, are tested and compared to a random selection method. These two methods are applied to one hundred North American watersheds. Since climate indicators affecting the hydrology of a watershed can vary from one climate to another, 79 different climate indicators are used as a predictor of 34 hydrological indicators for each watershed. Three global and conceptual hydrological models (GR4J, HMETS, MOHYSE), calibrated using the KGE criterion, are used for watershed hydrology modeling. The climate data (daily minimum temperature, daily maximum temperature and daily precipitation) used come from climate models from three different projects (ClimEx, CMIP5 and CORDEX) at various scale resolutions, all following the same greenhouse gas emission scenario (RCP8.5). A total of 57 or 107 climate members are used, depending on the location of the watershed. Before being provided to the hydrological models, the output data from these simulations are post-processed by a bias correction method (DBC).

A correlation coefficient is calculated between each combination of climate and hydrological indicator for the two selection methods. The climate indicator obtaining the best correlation for each watershed is retained, called the best predictor. The modal indicator for these predictors was inferred and applied to all other watersheds. The similarity between the samples of hydrological indicator, obtained using the different selection methods, and the complete distributions of hydrological indicators is calculated using the Kolmogorov-Smirnov test.

The results show that the climate indicator to be used depends greatly on the hydrological model and the selection method. However, a consensus is visible for several of them. Over the annual period, for example, total precipitation is the climate indicator that best predicts the mean discharge.

The hydrological model plays a large role in the results obtained. In addition, in order to properly represent all hydrological events, a large number of climate members should be used, since the members used to obtain the best predictor are not the same from one hydrological indicator to another.

The use of modal climate indicators significantly reduces the calculation time of the hydrological modeling chain when the analysis is performed on specific hydrological indicators.

Keywords: selection, hydrological modeling, climate change, uncertainty

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE.....	3
1.1 Modélisation climatique.....	3
1.1.1 Projections climatiques	3
1.1.2 Post-traitement des données climatiques	5
1.2 Méthodes de sélection des simulations climatiques.....	6
1.2.1 Sélection basée sur des indicateurs climatiques.....	6
1.2.1.1 Bonne représentativité du climat	6
1.2.1.2 Conservation de l'étendue des projections futures	8
1.2.2 Sélection basée sur des indicateurs hydrologiques	9
1.2.3 Barrières à la sélection	11
1.3 Incertitude de la chaîne hydroclimatique en changement climatique	12
1.4 Objectifs de recherche.....	13
CHAPITRE 2 SECTEUR À L'ÉTUDE	15
2.1 Bassins versants et données hydrométéorologiques	15
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE.....	17
3.1 Modélisation hydrologique	17
3.1.1 Modèles hydrologiques.....	17
3.1.1.1 GR4J	18
3.1.1.2 HMETS	19
3.1.1.3 MOHYSE.....	19
3.1.2 Calage des modèles hydrologiques.....	20
3.1.2.1 Méthode de calage	21
3.1.2.2 Fonction-objectif.....	22
3.2 Modélisation climatique.....	23
3.2.1 Simulation climatique	23
3.2.1.1 CMIP5.....	24
3.2.1.2 CORDEX	26
3.2.1.3 ClimEx	27
3.2.2 Post-traitement des données climatiques	28
3.2.2.1 Daily Bias Correction (DBC).....	28
3.3 Métriques d'analyse	29
3.3.1 Indicateurs climatiques	29
3.3.2 Indicateurs hydrologiques	31
3.4 Sélection des membres climatiques	32
3.4.1 Méthode de la corrélation comme prédicteur	33
3.4.1.1 Aperçu global de la méthode	33
3.4.1.2 Calcul du coefficient de corrélation.....	36
3.4.1.3 Vérification de la transposabilité des corrélations pour représenter l'incertitude de l'ensemble.....	37

3.4.1.4	Sélection par percentiles des valeurs de l'échantillon	37
3.4.1.5	Sélection aléatoire des valeurs de l'échantillon	40
3.4.1.6	Vérification de la robustesse de la sélection aléatoire	40
3.4.1.7	Vérification de la similitude entre l'échantillon et la distribution	41
3.4.2	Méthode de classement par clustering	42
3.4.3	Tous les membres climatiques	43
CHAPITRE 4	RÉSULTATS	45
4.1	Performances en calage des modèles hydrologiques	45
4.2	Corrélations	46
4.3	Meilleurs prédicteurs	52
4.4	Adéquation entre les deux méthodes	55
4.5	Analyse de la robustesse des méthodes	59
4.5.1	Amélioration de la similitude avec l'utilisation de la méthode de la corrélation comme prédicteur	59
4.5.2	Comparaison des deux méthodes et l'aléatoire	64
4.6	Indicateur climatique modal	67
4.6.1	Méthode de la corrélation comme prédicteur	67
4.6.2	Méthode de classement par clustering	69
CHAPITRE 5	ANALYSE DES RÉSULTATS ET DISCUSSION	73
5.1	Impact du choix du modèle hydrologique	73
5.2	Corrélations	74
5.3	Meilleurs prédicteurs	75
5.4	Adéquation entre les deux méthodes	76
5.5	Impact du calage des modèles hydrologiques	76
5.5.1	Méthode de la corrélation comme prédicteur	77
5.6	Indicateur climatique modal	81
5.6.1	Impact de l'indicateur modal sur la corrélation	81
5.6.1.1	Méthode de la corrélation comme meilleur prédicteur	81
5.6.1.2	Méthode de classement par clustering	85
5.6.2	Impact de l'utilisation du mode sur la valeur du test Kolmogorov-Smirnov	87
5.6.2.1	Méthode de la corrélation comme prédicteur	89
5.6.2.2	Méthode de classement par clustering	92
5.6.2.3	Amélioration de la similitude par les deux méthodes de sélection quand le même indicateur climatique modal est appliqué à toutes les méthodes	96
5.6.3	Adéquation entre les deux méthodes	102
5.7	Limites du projet	104
CONCLUSION	107	
RECOMMANDATIONS	111	

RECONNAISSANCES ET REMERCIEMENTS.....	113
ANNEXE I PARAMÈTRES ET BORNES DE CALAGE.....	114
ANNEXE II NOM ET DESCRIPTION SOMMAIRE DES INDICATEURS CLIMATIQUES	117
ANNEXE III INDICATEURS CLIMATIQUES MODAUX.....	121
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	129

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 3.1	Nom et résolution des simulations climatiques globales utilisées contenues dans CMIP5
	24
Tableau 3.2	Nom et résolution des simulations climatiques régionales utilisées contenues dans CORDEX.....
	26
Tableau 3.3	Sept des 34 indicateurs hydrologiques utilisés dans ce projet et leur description.....
	31
Tableau 3.4	Données fictives de l'exemple de sélection par percentiles.....
	38
Tableau 3.5	Étape 1 : Classer les valeurs de l'indicateur climatique en ordre croissant
	39
Tableau 3.6	Étape 2 : Conserver les valeurs à intervalles réguliers
	40
Tableau 4.1	Indicateurs climatiques modaux de la méthode 1 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées avec GR4J (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)).....
	68
Tableau 4.2	Indicateurs climatiques modaux de la méthode 2 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec GR4J (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)).....
	70
Tableau 5.1	Caractéristiques des trois bassins versants québécois utilisés lors du nouveau calage sur la période JASON.....
	77
Tableau 5.2	Performance de calage (KGE) sur la période JASON pour le calage continu et le calage effectué seulement sur cette période pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) pour les trois bassins versants québécois retenus
	77
Tableau 5.3	Adéquation entre le mode obtenu à l'aide des deux méthodes (M1 et M2) pour les 11 périodes analysées (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) avec les modèles hydrologiques GR4J et HMETS, pour le débit maximal (Qmax), le débit moyen (Qmoy) et le débit 10 ^e percentile (Q10p).....
	103

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Trajectoires de forçage radiatif (W/m ²) des scénarios d'émissions de gaz à effet de serre pour la période 2000-2100.....4
Figure 2.1	Localisation et précipitation moyenne annuelle (mm) des cent bassins versants utilisés15
Figure 3.1	Schéma du processus d'optimisation des paramètres.....22
Figure 3.2	Schéma de la procédure générale de la correction de biais28
Figure 3.3	Aperçu global de la méthodologie pour la méthode de sélection36
Figure 4.1	Performance de calage (KGE) des cent bassins versants pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse)46
Figure 4.2	Cartes géographiques de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant pour le débit moyen avec le modèle hydrologique GR4J pour la méthode 1 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)48
Figure 4.3	Cartes géographiques de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant pour le débit 10e percentile avec le modèle hydrologique GR4J pour la méthode 1 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)50
Figure 4.4	Cartes géographiques de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant pour le débit moyen avec le modèle hydrologique GR4J pour la méthode 3 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)51
Figure 4.5	Distribution du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant selon la superficie (km ²) du bassin pour le débit moyen et le modèle hydrologique GR4J avec la méthode 1 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)53
Figure 4.6	Cartes géographiques de l'adéquation des meilleurs prédicteurs obtenus à l'aide des deux méthodes de sélection par percentiles (méthode de la

corrélation comme prédicteur (1) et la méthode de classement par clustering (2)) pour le débit moyen et le modèle hydrologique GR4J sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	56	
Figure 4.7	Cartes géographiques de l'adéquation des meilleurs prédicteurs obtenus à l'aide des deux méthodes de sélection par percentiles (méthode de la corrélation comme prédicteur (1) et la méthode de classement par clustering (2)) pour le débit 10e percentile et le modèle hydrologique GR4J sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	57
Figure 4.8	Cartes géographiques de l'adéquation des meilleurs prédicteurs obtenus à l'aide des deux méthodes de sélection par percentiles (méthode de la corrélation comme prédicteur (1) et la méthode de classement par clustering (2)) pour le débit maximal et le modèle hydrologique GR4J sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	58
Figure 4.9	Distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection par percentiles et la population est plus grande que la sélection aléatoire (orange) pour les cent bassins versants et la distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection aléatoire multiple est plus grande que la sélection aléatoire simple (bleu) pour les cent bassins versants avec GR4J pour le débit moyen sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	60
Figure 4.10	Distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection par percentiles et la population est plus grande que la sélection aléatoire (orange) pour les cent bassins versants et distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection aléatoire multiple est plus grande que la sélection aléatoire simple (bleu) pour les cent bassins versants avec GR4J pour le débit 10 ^e percentile sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	61
Figure 4.11	Distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection par percentiles et la population est plus grande que la sélection aléatoire (orange) pour les cent bassins versants et distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection aléatoire multiple est plus grande que la sélection aléatoire simple (bleu) pour les cent bassins versants avec GR4J pour le débit maximal sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	63

Figure 4.12	Diagrammes à moustaches des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov des deux méthodes par percentiles (bleu foncé (1) et bleu (2)) et l'aléatoire (bleu pâle) lorsque le même indicateur est assigné aux deux méthodes pour une taille d'échantillon de dix pour cent, pour le débit maximal et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	65
Figure 4.13	Diagrammes à moustaches des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov des deux méthodes par percentiles (bleu foncé (1) et bleu (2)) et l'aléatoire (bleu pâle) lorsque le même indicateur est assigné aux deux méthodes pour une taille d'échantillon de dix pour cent, pour le débit 10 ^e percentile et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	66
Figure 5.1	Diagrammes à moustaches de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin obtenu lors du calage continu (bleu foncé) et du calage sur la période JASON (bleu pâle) pour l'indicateur hydrologique de débit moyen, pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 9 périodes analysées (Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON)	78
Figure 5.2	Diagrammes à moustache de la valeur du test Kolmogorov-Smirnov du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin obtenu lors du calage continu (bleu foncé) et du calage sur la période JASON (bleu pâle) pour l'indicateur hydrologique de débit moyen et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 9 périodes analysées (Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON)	80
Figure 5.3	Diagrammes à moustache montrant l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin (bleu foncé) et l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur mode (bleu pâle), pour le débit moyen et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, MOHYSE) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	82
Figure 5.4	Diagrammes à moustache montrant l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin (bleu foncé) et l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur mode (bleu pâle), pour le débit maximal et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	84

Figure 5.5	Diagrammes à moustache montrant l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin (bleu foncé) et l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur mode (bleu pâle), pour le débit moyen et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	86
Figure 5.6	Valeurs du KS-Test selon la valeur du coefficient de corrélation pour les bassins compris dans le domaine de ClimEx (bleu) et les bassins non compris dans le domaine de ClimEx (orange)	88
Figure 5.7	Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins avec ClimEx pour la première méthode, sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	90
Figure 5.8	Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins sans ClimEx pour la première méthode, sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	91
Figure 5.9	Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins avec ClimEx pour la deuxième méthode, sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	93
Figure 5.10	Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins hors ClimEx pour la deuxième méthode, sur les 11 périodes	

analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	95
Figure 5.11 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov de tous les bassins versants de la méthode 1 (bleu pâle), la méthode 2 (bleu) et l’aléatoire (bleu foncé) lorsque le même mode est appliqué à toutes les méthodes pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	97
Figure 5.12 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov de tous les bassins versants de la méthode 1 (bleu pâle), la méthode 2 (bleu) et l’aléatoire (bleu foncé) lorsque le même mode est appliqué à toutes les méthodes pour le débit moyen avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	99
Figure 5.13 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov de tous les bassins versants de la méthode 1 (bleu pâle), la méthode 2 (bleu) et l’aléatoire (bleu foncé) lorsque le même mode est appliqué à toutes les méthodes pour le débit 10 ^e percentile avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)	101

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AOGCM	Atmosphere-Ocean Global Circulation Model
CANOPEX	Canadian model Parameter Experiment
CEHQ	Centre d'Expertise Hydrique du Québec
CORDEX	Coordinated Regional Downscaling Experiment
CMIP5	Coupled Model Intercomparison Project – Phase 5
DBC	Daily Bias Correction
DJF-MAM	Décembre Janvier Février Mars Avril Mai
ESM	Earth System Model
GES	Gaz à Effet de Serre
GIEC	Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat
GR4J	Modèle du Génie Rural à 4 paramètres - Journalier
HMETs	Hydrological Model of École de Technologie Supérieure
JJA	Juin Juillet Août
JJA-SON	Juin Juillet Août Septembre Octobre Novembre
KGE	Kling-Gupta Efficiency
MCG	Modèle Climatique Global
MCR	Modèle Climatique Régional
MOHYSE	Modèle Hydrologique Simplifié à l'Extrême
MOPEX	Model parameter estimation experiment
RCP	Representative Concentration Pathways
RNCAN	Ressources Naturelles Canada

SCEUA	Shuffled Complex Evolution method developed at the University of Arizona
SON	Septembre Octobre Novembre
USGS	United States Geological Survey

INTRODUCTION

L'hydrologie est la science qui se consacre à l'étude du cycle de l'eau. Elle permet notamment d'évaluer les débits de ruissellement à l'exutoire d'un bassin versant. Ce débit est essentiel à la conception de plusieurs ouvrages hydrauliques à long terme, tels que des barrages hydroélectriques. Or, l'hydrologie d'un grand nombre de bassins versants à travers le monde sera grandement affectée par les changements climatiques. Selon l'emplacement du bassin, le changement pourrait amener plus ou moins d'eau, ce qui complexifie la gestion des ressources hydrauliques à long terme. Ainsi, afin de mieux comprendre l'impact de ces changements sur les différentes sphères du climat et de l'eau, les experts en climatologie de différents pays continuent de développer et de perfectionner de nouvelles simulations climatiques.

Avec le nombre grandissant de simulations climatiques développées, il devient onéreux en temps de calcul et en ressources (humaines et informatiques) d'utiliser toutes les simulations disponibles pour réaliser des études d'impact dans le monde de l'hydrologie. Sachant que l'utilisation d'un seul ou d'un très petit nombre de membres climatiques occasionne une perte d'information non négligeable sur la variabilité climatique et sur la représentation de l'incertitude du processus, sélectionner un trop petit nombre de simulations climatiques devient risqué. Pour pallier la problématique, plusieurs chercheurs se sont demandé s'il était possible de réduire considérablement le nombre de simulations climatiques utilisées dans la chaîne de modélisation hydrologique, sans réduire la qualité de l'information utilisée et l'étendue de l'incertitude des résultats hydrologiques en découlant. Toutefois, le choix des critères de sélection est très complexe étant donné la multitude de critères disponibles, autant dans le domaine climatique qu'hydrologique. De plus, dû au grand éventail de phénomènes hydrologiques, il est difficile de tous bien les représenter, simultanément.

Malgré un intérêt soutenu pour le développement d'une méthode de sélection, les scientifiques n'ont trouvé aucun consensus à ce jour. La non-linéarité entre le monde climatique et leur effet sur le monde hydrologique rend le choix d'indices climatiques à utiliser pour la sélection d'autant plus complexe. L'étendue des simulations climatiques sélectionnées à partir d'indices

climatiques se transpose mal à l'étendue d'indices hydrologiques, d'où la nécessité d'établir des corrélations entre les indices climatiques et les indices hydrologiques avant de procéder à la sélection de membres climatiques représentatifs, du moins en ciblant des indicateurs hydrologiques spécifiques.

À la lumière de cette problématique, l'objectif principal de cette étude consiste à identifier les indices climatiques qui sont les plus appropriés afin de bien représenter la distribution des simulations d'indices hydrologiques et de façon plus spécifique, analyser les comportements selon les caractéristiques du bassin versant à l'étude et du modèle hydrologique utilisé. Ces objectifs sont atteints en appliquant des méthodes de sélection de simulations climatiques sur le secteur à l'étude afin de déterminer les indicateurs climatiques les plus fortement corrélés aux indicateurs hydrologiques. Ceci permettra de simplifier l'utilisation des simulations climatiques en tant qu'intrants dans la chaîne de modélisation hydrologique et réduire considérablement le temps de calcul pour des analyses hydrologiques propres à certains indices.

Ce mémoire est divisé en 6 sections. Suivant cette introduction, une brève revue de littérature sera présentée. Puis, dans le secteur à l'étude, les données météorologiques ainsi que les caractéristiques des bassins versants utilisés seront décrites. Ensuite, la méthodologie utilisée sera expliquée avant de présenter les résultats obtenus ainsi que la discussion s'y rattachant. Pour finir, des recommandations pour des travaux futurs seront émises.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

Le chapitre suivant situe la présente étude dans la littérature existante. Il est divisé en trois parties, soit (1) la modélisation climatique, (2) les méthodes de sélection des simulations climatiques et (3) les incertitudes dans la chaîne de modélisation hydrologique. Pour clore le chapitre, les objectifs principaux et secondaires du projet seront présentés.

1.1 Modélisation climatique

Dans l’optique de mieux comprendre l’impact des changements climatiques sur le climat futur, et par le fait même sur la disponibilité en eau, le nombre de simulations climatiques disponibles ne cesse d’augmenter. Ces simulations sont basées sur des processus physiques et se différencient entre elles par la complexité de leur structure ainsi que leur résolution.

1.1.1 Projections climatiques

Les Modèles Climatiques Globaux (MCG) sont des modèles climatiques à grande échelle qui sont basés sur les processus décrivant l’atmosphère et l’océan. Ces MCG se divisent en trois catégories : les Modèles de Circulation Générale Océan-Atmosphère (AOGCM), les Modèles de Circulation Générale Océanique (OGCM) et les Modèles de Circulation Générale Atmosphérique (AGCM). Les AOGCM regroupent des processus physiques décrivant l’interaction entre l’atmosphère, la cryosphère, les océans et la terre. La structure des modèles du système Terre (Earth System Model, ESM) est basée sur les mêmes processus que ceux contenus dans les AOGCM, mais prend aussi en compte le cycle carbonique et les processus biologiques et chimiques. Le choix des processus conservés pour la construction des modèles climatiques et la manière dont ils sont programmés influent sur le réalisme des simulations et leur façon de réagir aux différents forçages radiatifs. Différents modèles climatiques, basés sur différents choix, mènent donc à des résultats différents entre eux. L’analyse de ces différences permet d’évaluer l’incertitude propre au choix de simulations climatiques.

Les MCR sont des mises à l'échelle des MCG, c'est-à-dire qu'ils sont basés sur les mêmes principes physiques que les MCG qui les pilotent aux frontières, mais possèdent des résolutions plus fines. Une résolution plus fine est recherchée afin d'améliorer la qualité de la représentation de certains processus météorologiques telle que la précipitation à l'échelle locale d'un bassin versant (Hostetler, 1994; Teutschbein & Seibert, 2010).

Toutes ces simulations sont guidées par le forçage de quatre différentes trajectoires de concentration de gaz à effet de serre (RCP2,6, RCP4,5, RCP6,0 et RCP8,5) du 21^e siècle, établies par la communauté scientifique à la demande du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC). Le RCP2,6 étant la trajectoire la plus optimiste, ce qui veut dire la moins grande augmentation du forçage radiatif approximatif dû à l'émission de GES à l'an 2100 et le RCP8,5 étant la plus pessimiste, donc la plus grande augmentation du forçage radiatif.

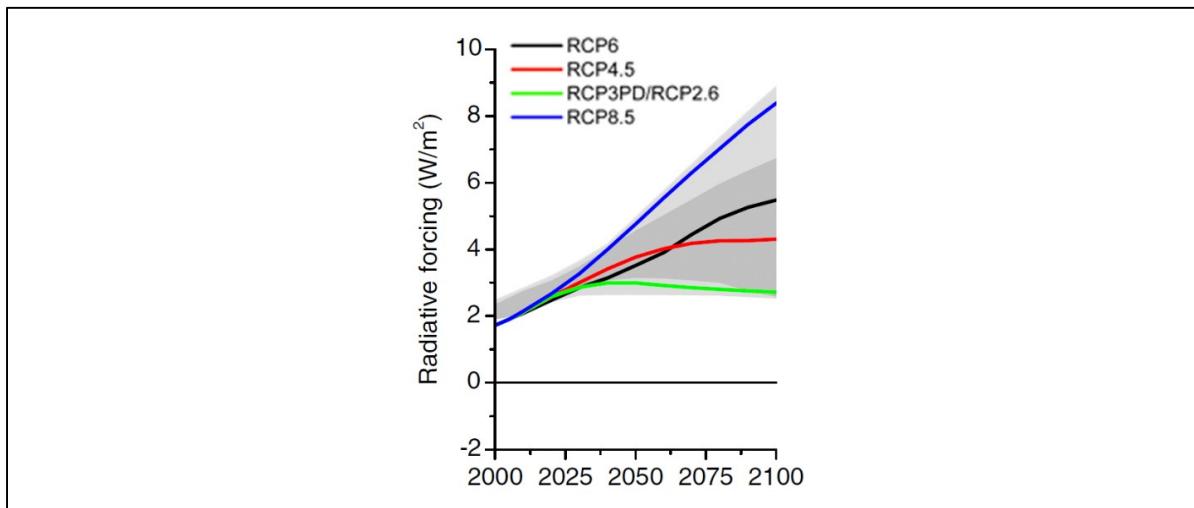


Figure 1.1 Trajectoires de forçage radiatif (W/m^2) des scénarios d'émissions de gaz à effet de serre pour la période 2000-2100
Tirée de Van Vuuren et al. (2011)

Pour faciliter l'utilisation des simulations climatiques de plusieurs centres d'expertise différents et ainsi standardiser leur contenu, la coordination d'expériences de simulations climatiques a été mise à la disposition de la communauté scientifique. Le *Coupled Model Intercomparison Project Phase 5* (CMIP5) est un regroupement de plus de 50 différents MCG

d'une résolution qui varie entre 0,5 à 4 degrés pour les couches d'atmosphère et entre 0,2 à 2 degrés pour l'océan (Taylor, Stouffer & Meehl, 2012). Ces modèles couvrent plusieurs domaines différents, dont celui de l'Amérique du Nord qui est à l'étude dans ce mémoire.

Dans le but d'améliorer les techniques de mise à l'échelle des MCR pilotés par les MCG, le «*Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment*» (CORDEX) a été créé (Giorgi, Jones & Assar, 2009). Ce regroupement contient, entre autres, 11 différents MCR qui couvrent le domaine de l'Amérique du Nord d'une résolution variant entre 0,22 (environ 25 km) et 0,44 degré (environ 50 km). Ces MCR sont une mise à l'échelle de certains MCG contenus dans le regroupement CMIP5.

Dû aux échelles différentes des membres climatiques provenant de MCR et de MCG, les extrants de ces simulations sont différents au niveau du bassin versant. Le très grand nombre de simulations climatiques disponibles, avec la variété de structures et d'échelles, rend difficile l'idée de faire un choix de sous-ensemble climatique qui représente l'incertitude hydrologique.

1.1.2 Post-traitement des données climatiques

Malgré l'amélioration constante de la compréhension des processus physiques et de la résolution des modèles climatiques, les données brutes de ces modèles ne peuvent pas être directement utilisées à des fins d'études d'impacts de changements climatiques en hydrologie puisqu'elles sont généralement biaisées par rapport aux données observées (Chen, Brissette, Chaumont & Braun, 2013a; Maraun et al., 2010).

Pour pallier cet écart entre les données, plusieurs méthodes de correction ont récemment été développées et ont été comparées entre elles (Teutschbein & Seibert, 2012; Maraun, 2016). Il a été démontré qu'une grande incertitude sur l'hydrologie, en particulier sur la projection des débits extrêmes, résulte du choix de la méthode de correction de biais utilisée afin de corriger les données climatiques brutes (Chen, Brissette, Chaumont & Braun, 2013b). Nonobstant la méthode choisie, la correction de biais est une étape nécessaire dans la chaîne hydroclimatique

afin d'obtenir une bonne représentation des débits observés, même si elle peut en soi amener une incertitude sur les valeurs obtenues (Troin, Velázquez, Caya, & Brissette, 2015).

1.2 Méthodes de sélection des simulations climatiques

Le but d'un ensemble climatique est de maximiser la diversité et le nombre de modèles disponibles afin de bien capturer l'incertitude, tout en s'assurant de leur bonne performance (Masson & Knutti, 2011). Dans l'optique de diminuer la quantité de données climatiques à traiter pour des études sur le climat, différentes méthodes de sélection ont été utilisées dans le passé récent. Les premières études ont basé leur sélection sur des indicateurs climatiques. Plus récemment, des chercheurs se sont intéressés à l'impact d'une sélection sur la représentativité des indicateurs hydrologiques.

1.2.1 Sélection basée sur des indicateurs climatiques

Dans la littérature scientifique, deux approches distinctes afin de sélectionner des sous-ensembles de membres climatiques ont été décelées : l'habileté des simulations climatiques à recréer le climat passé et actuel et la conservation d'une grande étendue de possibilités futures pour des variables climatologiques identifiées.

1.2.1.1 Bonne représentativité du climat

Des études explorant la possible valeur ajoutée de la pondération des simulations climatiques ont d'abord évalué l'impact de l'utilisation de la moyenne de modèles climatiques d'un ensemble par rapport à l'utilisation individuelle de ces mêmes modèles afin de reproduire des variables climatiques globales (Gleckler, Taylor & Doutriaux, 2008; Reichler & Kim, 2008; Pincus, Batstone, Hofmann, Taylor & Glecker, 2008). Ils ont découvert que le membre moyen de l'ensemble (obtenu en calculant la moyenne de tous les membres) performe systématiquement mieux que les modèles seuls. La raison possible évoquée dans ces études est que les résultats d'un modèle se dispersent autour des observations et que le bruit aléatoire

dû à la variabilité interne du climat s'efface par l'agrégation des données à l'aide d'une moyenne.

Malgré l'amélioration de la représentation d'indices climatiques par l'utilisation de la moyenne d'un ensemble, des études se sont concentrées sur la pondération de modèles climatiques. Afin de déterminer les pondérations attribuées aux différentes simulations climatiques utilisées, différentes stratégies ont été suggérées.

Giorgi et Mearns (2003) ont utilisé une moyenne de fiabilité d'ensemble (*reliability ensemble averaging*, REA) afin de réduire l'impact des simulations qui n'étaient pas en mesure de bien représenter le climat passé en termes de précipitation et de température en leur attribuant une pondération plus petite. Le calcul de moyenne de fiabilité d'ensemble est basé sur le principe de crédibilité d'ensemble. Ce principe contient deux idées : (1) sélectionner des modèles pour leur bonne représentativité des processus et (2) s'assurer que la simulation choisie se situe dans la même lignée que les autres modèles de l'ensemble. Les modèles jugés non adéquats ne sont pas conservés (Krysanova et al., 2018).

Murphy, Sexton, Barnett, Jones, Collins et Strainforth (2004) ont développé un indice de prédiction du climat (CPI) qui permet de pondérer les modèles selon leur performance tandis que Perkins, Pitman, Holbrook et McAneney (2007) ont classé 14 modèles selon leur capacité à recréer la fonction de densité de probabilité des données observées de précipitation journalière, de température minimale et maximale. Une approche inter-ensemble a aussi été explorée, où la performance d'un membre est seulement comparée à la performance des autres membres de l'ensemble plutôt qu'au climat observé. Christensen, Kjellström, Giorgi, Lenderink et Rummukainen (2010) utilisent six indicateurs climatiques afin de pondérer un ensemble de 15 MCR sur le territoire européen. Dans leur approche, un modèle climatique doit bien représenter tous les indicateurs simultanément afin d'être considéré performant. Ils pondèrent ensuite les modèles climatiques selon trois méthodes différentes. Ils ont conclu que le membre pondéré résultant ne performe pas mieux qu'une moyenne pour recréer des variables climatiques moyennes de l'ensemble.

1.2.1.2 Conservation de l'étendue des projections futures

Dans d'autres études, la sélection est réalisée dans le but de conserver, le plus possible, l'étendue des valeurs de projections climatiques futures. Par exemple, des chercheurs ont réduit le nombre de simulations de 17 à 5 modèles clairement identifiés qui couvrent l'étendue de réponses futures de l'ensemble (McSweeney, Jones & Booth, 2012). Pour ce faire, une première étape consiste à éliminer les simulations qui sont jugées inadéquates. Comme la mousson dicte la saison des pluies dans la région de l'Asie du Sud-est, région analysée dans cette étude, les simulations climatiques inadéquates sont celles ne reproduisant pas de façon satisfaisante les caractéristiques climatiques spécifiques clés aux moussons. Ensuite, une sélection des simulations climatiques restantes est effectuée en évaluant des caractéristiques de température et de précipitation telles que l'amplitude des changements et l'augmentation ou la diminution de précipitation à l'échelle régionale. Afin de bien sélectionner des simulations climatiques, ils recommandent d'utiliser plusieurs indicateurs climatiques calculés à différentes échelles et sur différentes saisons.

Lutz, ter Maat, Biemans, Shrestha, Wester et Immerzeel (2016) appliquent une sélection combinant deux approches sur trois bassins versants situés dans l'Himalaya. Ces approches sont réalisées successivement, de sorte à former des étapes et à éliminer des simulations après chacune d'elles. La première étape consiste à choisir les simulations basées sur le spectre de changements dans les projections des indices climatiques moyens (le delta de température et le delta de précipitation totale annuelle), ensuite sur le spectre de changements dans les projections de quatre (4) indices climatiques extrêmes (indice de durée des épisodes chauds, indices de durée des épisodes froids, 99^e percentile de la précipitation journalière totale et nombre de jours secs consécutifs) et pour finir, l'habileté de la simulation à reproduire le climat passé observé récent. Ces critères ont permis de réduire le nombre de MCG utilisés provenant de CMIP5 de 94 à 4 simulations pour le RCP4,5 et de 68 à 4 simulations pour le RCP8,5.

Plus récemment, des études ont concentré leur effort sur la sélection de simulations climatiques dites représentatives à l'aide d'algorithmes de regroupement (clustering) de simulations semblables (Logan, Charron, Chaumont & Houle, 2011; Mendlik & Gobiet, 2016). Dans le

premier cas, les projections de changements dans les températures et les précipitations ont été utilisées afin de sélectionner 7 membres climatiques, ce qui a couvert 80% de l'étendue des 27 simulations initiales. Dans le deuxième cas, le nombre de simulations utilisées a été considérablement réduit (25 à 5) tout en conservant les caractéristiques étudiées. Pour ce faire, les simulations jugées les plus représentatives de chaque regroupement ont été conservées. Par contre, la faiblesse d'un algorithme de regroupement est que lorsque l'utilisateur désire augmenter ou diminuer le nombre de simulations climatiques, les regroupements créés ensuite risquent d'être complètement différents.

Pour contrer cette problématique, l'adaptation d'un algorithme de regroupement nommé KKZ (Katsavounidis, Kuo & Zhang, 1994) a été utilisée par Cannon (2015). Cette adaptation permet à l'utilisateur de modifier le nombre de simulations climatiques fournies sans toutefois modifier le nombre de sous-regroupements créés puisqu'elle base sa sélection sur des simulations extrêmes plutôt que des simulations représentant le mieux un regroupement précis. Cependant, il a été démontré que le KKZ couvre mieux l'étendue de l'incertitude qu'un algorithme de regroupement seulement lorsque le nombre de simulations choisies est relativement petit, autant dans le domaine climatique qu'hydrologique (Chen, Brissette & Lucas-Picher, 2016).

1.2.2 Sélection basée sur des indicateurs hydrologiques

Pour des études d'impact de changements climatiques, il n'y a aucune garantie que les simulations climatiques qui reproduisent le mieux le climat sont aussi les plus adéquates pour reproduire les variables hydrologiques (Chen et al., 2016). D'autres études se sont donc concentrées sur l'influence de la sélection des simulations climatiques sur le domaine hydrologique plutôt que sur le domaine climatique (Wilby & Harris, 2006; Chen, Brissette, Poulin & Leconte, 2011).

Par exemple, Chiew, Teng, Vaze et Kirono (2009) effectuent une sélection parmi 23 MCG selon leur habileté à reproduire les projections de précipitation et comment cette sélection

affecte les débits annuels moyens modélisés par le modèle hydrologique *SIMHYD*. Malgré une différence marquée entre les simulations climatiques qui performent le mieux et le moins bien pour recréer les précipitations moyennes saisonnières et annuelles sur le climat passé, ce comportement ne se transpose pas bien sur la période future. Ainsi, l'étendue de la plage de valeurs possibles de projections de débits est sensiblement égale pour tous les membres climatiques. De ce fait, il est recommandé d'utiliser toutes les simulations climatiques disponibles afin de simuler des débits sur des périodes futures dans le but de conserver la pleine étendue d'incertitude. Les résultats de l'étude de Chen, Brissette, Lucas-Picher et Caya (2017), qui a été réalisée avec 28 MCG sur un bassin au Québec (Canada), coïncident avec les résultats de Chiew (2009). Effectivement, ils concluent que la pondération de MGC a un impact limité sur les projections futures de changements de précipitation, de température et d'hydrologie, évaluation faite sur neuf différents indicateurs de débits. Encore une fois, aucun élément dans les résultats tend à justifier l'utilisation d'une pondération inégale et toutes les simulations devraient être prises en considération dans les études d'impact.

Plus récemment, la non-linéarité entre les processus climatiques et hydrologiques a poussé des chercheurs à baser la pondération de simulations climatiques sur la performance hydrologique résultante, une fois transmise à un modèle hydrologique quelconque. Une étude a été réalisée avec les modèles climatiques (54) de CMIP5 sur un bassin au Québec (Chen et al., 2016). Un seul modèle hydrologique conceptuel et global est utilisé, limitant l'analyse d'incertitude puisque la composante du modèle hydrologique n'y figure pas. La sélection optimale de modèles climatiques a été réalisée à l'aide d'un algorithme de regroupement (clustering) et de la méthode KKZ. Afin d'évaluer la transférabilité du choix dans le monde climatique au monde hydrologique, la sélection a été réalisée une première fois dans le monde climatique en évaluant les impacts sur l'hydrologie et une deuxième fois dans le sens inverse, c'est-à-dire dans le monde hydrologique vers le monde climatique. La conclusion tirée est que la sélection basée sur des indicateurs climatiques a une très faible transférabilité à l'exécution d'une étude d'impact sur l'hydrologie. Effectivement, les simulations climatiques choisies avec des données hydrologiques couvrent une très grande partie de l'étendue totale en hydrologie, mais couvrent très mal l'étendue des valeurs d'indices du climat et vice versa. Par exemple, la

sélection de 7 simulations à l'aide d'indices climatiques de delta de température et de précipitation réduit la couverture de l'étendue de 86,1% dans le monde climatique à 38,8% de la couverture des valeurs de débits moyens printaniers. Dans le sens inverse, les sept simulations permettent de couvrir 85,3% des valeurs de débits tandis que cette couverture est de 45,9% pour les changements de température et de précipitation. L'option retenue dans ce mémoire qui permettrait de faciliter la sélection de membres climatiques qui conserve l'étendue hydrologique est de s'assurer de la linéarité entre les données climatiques et certains indicateurs hydrologiques en calculant une corrélation entre ces deux types d'indices, climatiques et hydrologiques.

Ensuite, Wang, Chen, Xu, Chen, Guo, Xie et Li (2019) ont pondéré les simulations selon leur habileté à reproduire différentes caractéristiques hydrologiques importantes. Les résultats montrent que les simulations choisies selon des poids basés sur des indicateurs de débit reproduisent plus fidèlement les hydrogrammes moyens observés que des poids basés sur des variables climatiques. De plus, ils soulèvent le fait que l'utilité de la pondération inégale est grandement amenuisée lorsque les données de simulations climatiques sont corrigées à l'aide de méthodes de correction de biais puisque la correction réduit significativement l'étendue des valeurs, mais que son utilisation est significative lorsque les données ne sont pas corrigées (brutes).

1.2.3 Barrières à la sélection

Plusieurs chercheurs ont soulevé la difficulté de sélectionner des simulations climatiques, car le choix des critères de sélection est plutôt subjectif et peut grandement varier selon l'utilisation à laquelle sont destinées les données climatiques. Ces critères sont d'ailleurs très difficiles à choisir puisqu'il y a un très grand nombre de possibilités (Knutti, Furrer, Tebaldi, Cermak & Meehl, 2010) et que les simulations ne répondent pas nécessairement à toutes les exigences simultanément. Par exemple, il n'y a aucune corrélation entre la bonne performance d'un modèle à représenter la hauteur géopotentielle (500 hPa) et la pression moyenne au niveau de

la mer (Gleckler et al., 2008). De plus, la bonne performance des modèles dépend aussi du territoire sur lequel l'étude est réalisée.

Ensuite, il est impossible de savoir si les simulations climatiques les plus performantes en climat actuel et passé seront celles les plus représentatives du climat futur (Reifen & Toumi, 2009). Il a été démontré que la corrélation entre les performances passées et les signaux de changements de climat futur sont faibles (Knutti et al., 2010). La réduction du nombre de modèles climatiques utilisés diminue considérablement la gamme de projections futures. De ce fait, les projections futures rejetées par la sélection pourraient être aussi plausibles que celles retenues sur la base de la bonne représentation du climat actuel, dû à la non-stationnarité du climat. (Lutz et al., 2016; Mendlik & Gobiet, 2016)

D'autre part, plusieurs modèles provenant d'un même centre d'expertise se partagent des structures très semblables. Cette similitude s'appelle l'interdépendance des modèles. Cette interdépendance joue un rôle important dans la pondération puisque deux modèles possédant le même code génèrent des résultats très semblables. Si ces deux modèles ont une pondération importante, la sélection devient donc biaisée (Mendlik & Gobiet, 2016; C. Dalelane, Früh, Steger & Walter, 2018). D'ailleurs, une étude s'est consacrée à sélectionner des modèles climatiques en se basant sur des métriques d'interdépendance afin d'éviter d'attribuer trop de poids à des simulations semblables (Evans, Ji, Abramowitz & Ekström, 2013).

En somme, il n'y a aucun consensus dans la façon de sélectionner des modèles climatiques dans le domaine scientifique. Selon les études effectuées, l'utilisation de l'entièreté des simulations climatiques disponibles (ou du moins, le plus grand nombre possible) avec des pondérations égales reste à privilégier afin de couvrir convenablement l'incertitude.

1.3 Incertitude de la chaîne hydroclimatique en changement climatique

Lors de la réalisation d'études d'impact de changements climatiques sur l'hydrologie, plusieurs sources d'incertitudes proviennent des différentes étapes de la modélisation hydrologique

(Prudhomme, Jakob & Svensson, 2003). Ces différentes sources d'incertitude mises bout à bout se transforment en ce qui est appelée une cascade d'incertitude, où l'enveloppe d'incertitude ne fait qu'agrandir (Wilby & Dessai, 2010). Ainsi, plus il y a d'étapes à la chaîne de modélisation, plus grande est l'enveloppe d'incertitude. Or, certaines incertitudes jouent un rôle plus important que d'autres dans l'enveloppe d'incertitude. Effectivement, l'incertitude liée à la sélection de simulations climatiques et la méthode de mise à l'échelle est beaucoup plus importante que celle reliée au choix de modèle hydrologique et au choix de scénario d'émission de GES utilisé lors d'études sur l'hydrologie (Chen et al., 2011; Wilby & Harris, 2006). De manière générale, les études démontrent que le modèle climatique est la plus grande source d'incertitude. (Kay, Davies, Bell & Jones, 2009; Wilby & Harris, 2006; Prudhomme & Davies, 2009)

Ceci étant dit, les incertitudes reliées aux simulations climatiques proviennent principalement des choix effectués lors de la conception des MCG. Par exemple, les concentrations de gaz à effet de serre sont basées sur des politiques environnementales possibles et le développement des sociétés qui sont inconnues sur le long terme. De plus, certains processus physiques sont encore que partiellement connus et/ou compris, il devient donc ardu de bien les représenter (Maslin & Austin, 2012). Pour les modèles hydrologiques, les incertitudes proviennent de leur structure, les paramètres à calibrer, les conditions initiales et les données observées sur lesquelles le modèle est calibré (Liu & Gupta, 2007). Ces dernières sont considérées comme étant parfaites, même si plusieurs sources telles que les instruments de mesure peuvent causer des erreurs (Clark & Slater, 2006).

1.4 Objectifs de recherche

L'objectif principal de la recherche est d'identifier quels indices climatiques sont les plus appropriés afin de bien représenter la distribution des simulations hydrologiques en découlant, plus spécifiquement en termes d'indicateurs hydrologiques. Les objectifs spécifiques sont (1) d'analyser l'impact du choix du modèle hydrologique dans ce processus et (2) d'analyser ces comportements en fonction de la taille et de l'emplacement du bassin versant. Ceci permettra

de faire un pas vers une meilleure compréhension des liens entre les indicateurs climatiques et les indicateurs hydrologiques dans la sélection des membres de modèles climatiques

CHAPITRE 2

SECTEUR À L'ÉTUDE

Le chapitre suivant présente le secteur à l'étude du projet. La localisation et les caractéristiques des différents bassins versants utilisés sont présentées dans ce chapitre. Également, la provenance des données hydrométéorologiques des bassins est décrite.

2.1 Bassins versants et données hydrométéorologiques

Dans le cadre de ce mémoire, afin d'obtenir une bonne distribution spatiale de l'Amérique du Nord et d'utiliser une quantité suffisante d'informations, sans toutefois engranger un temps de calcul considérable, cent (100) bassins nord-américains sont étudiés, dont 57 bassins américains et 43 canadiens. Ces bassins versants ont été sélectionnés pour la disponibilité des données hydrométéorologiques observées sur la période historique de 1971 à 2000 et leur bonne performance en période de calage. De plus, seulement des bassins versants dont l'hydrologie est nivale ont été conservés.

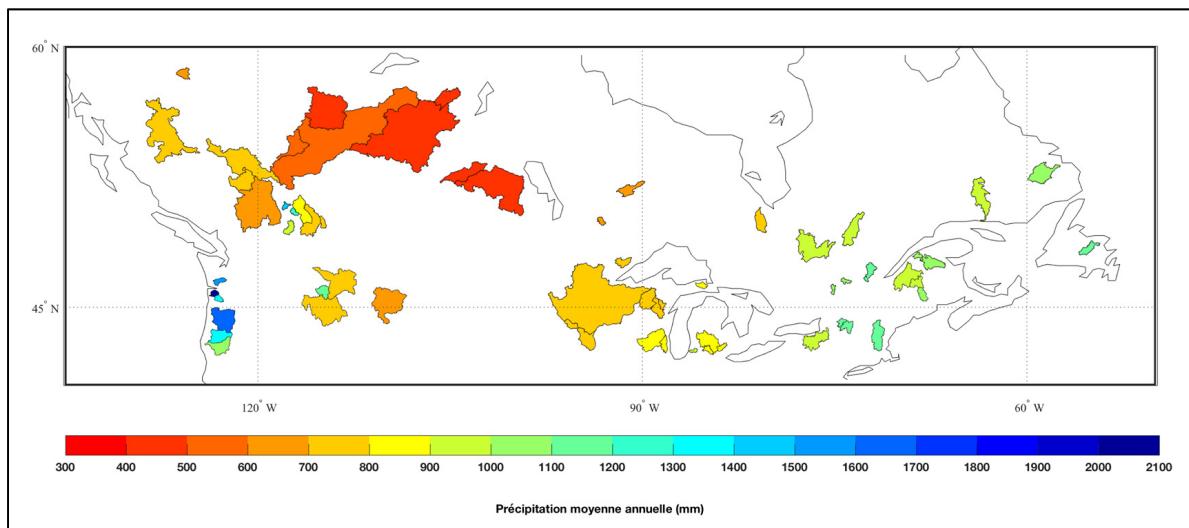


Figure 2.1 Localisation et précipitation moyenne annuelle (mm) des cent bassins versants utilisés

L'étendue de la superficie des bassins se situant au Canada est comprise entre 1040 et 132 585 km², et la médiane est de 6890 km². Pour les bassins se situant aux États-Unis, leur superficie est comprise entre 1009 et 153 262 km², et la superficie médiane est de 4958 km².

Les variables hydrométéorologiques extraites sont les débits, la température minimale et maximale journalière, la précipitation journalière, la superficie, le contour des bassins versants, la longitude et la latitude. Pour les bassins versants canadiens, ces variables proviennent de la banque de données «Canadian model parameter experiment» (CANOPEX) (Arsenault, Bazile, Ouellet Dallaire & Brissette, 2016), une adaptation canadienne de la banque de données américaine US MOPEX. Cette banque de données a été créée à l'aide des stations météorologiques d'Environnement Canada et la grille de données climatiques sur grille de 10 km de Ressources Naturelles Canada (RNCan).

Pour les bassins versants américains, les mêmes variables hydrométéorologiques que les bassins canadiens ont été extraites, soit les débits, les températures, la précipitation, la superficie, le contour, la longitude et la latitude. Ces variables sont tirées de la banque de données «*United States Geological Survey*» (USGS) et «*Model Parameter Estimation Experiment*» (MOPEX) (Schaake, Cong & Duan, 2006). Dans cette banque de données, il n'y a pas de donnée manquante dans les variables météorologiques, tandis que certaines valeurs de débit peuvent être absentes.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre présente la méthodologie générale afin d'obtenir des résultats. Cette méthodologie est divisée en quatre grandes étapes : la modélisation hydrologique, le traitement des projections climatiques, les métriques d'analyse et la sélection d'échantillons représentatifs.

3.1 Modélisation hydrologique

La modélisation hydrologique est un outil qu'utilise l'hydrologue afin de prédire la quantité d'eau disponible à l'échelle d'un bassin versant. Cet outil est fréquemment utilisé afin de quantifier l'impact des changements climatiques sur ces ressources à moyens et à longs termes. La section suivante présente les outils utilisés afin d'effectuer la modélisation hydrologique des différents bassins versants de l'étude. Les différents modèles hydrologiques utilisés ainsi que la méthode de calage sont décrits.

3.1.1 Modèles hydrologiques

Les modèles hydrologiques servent à représenter, à l'aide d'équations qui simplifient les processus complexes du cycle hydrologique, le plus fidèlement possible les diverses composantes hydrologiques d'un bassin versant, plus particulièrement la relation pluie-débit de ruissellement.

Plusieurs types de modèles hydrologiques sont disponibles afin de modéliser des débits. Les modèles globaux utilisent une moyenne spatiale pour l'ensemble d'un même bassin, tandis qu'un modèle distribué subdivise un bassin en plusieurs sous-bassins, qui possède chacun des caractéristiques physiques et météorologiques distinctes. Un modèle conceptuel est basé sur des relations empiriques, tandis qu'un modèle à base physique prend en considération des caractéristiques mesurables.

Afin de quantifier l'incertitude reliée aux modèles hydrologiques dans la chaîne complète de modélisation hydrologique, plusieurs modèles sont utilisés dans le cadre de cette étude.

3.1.1.1 GR4J

Le modèle hydrologique Génie Rural à 4 paramètres – Journalier (GR4J) est global et conceptuel. Les intrants nécessaires à son fonctionnement sont la température minimale et maximale journalière (C°), la précipitation liquide journalière (mm), la superficie du bassin (km²) et l'évapotranspiration potentielle journalière (mm). Il possède quatre paramètres libres à calibrer (Perrin, Michel & Andréassian, 2003).

Étant donné qu'aucune formule dans la structure du modèle n'est prévue à l'effet de calculer l'évapotranspiration potentielle journalière, elle se doit d'être calculée préalablement. Elle est donc calculée à l'aide de la formule d'Oudin (Oudin et al., 2005).

$$PE = \frac{R_e}{\lambda_p} \frac{T_a + 5}{100} , \text{ si } T_a + 5 > 0, \text{ sinon } PE = 0 \quad (3.1)$$

Où PE est le taux d'évapotranspiration potentielle (mm/jour), R_e est le rayonnement extraterrestre (MJ/m²/jour), λ_p est le flux de chaleur latente selon la masse volumique de l'eau (MJ/kg) et T_a est la température moyenne journalière (C°).

La structure de GR4J est divisée en deux réservoirs, soit le réservoir de production et le réservoir de routage. Dans ce modèle, l'évapotranspiration est d'abord calculée pour actualiser le niveau d'eau du réservoir de production. Il est ensuite possible de calculer la percolation provenant du réservoir de production, qui représente le processus d'infiltration. La quantité totale d'eau de ruissellement est transformée en débits à l'aide de deux hydrogrammes unitaires. Ensuite, le calcul d'échange d'eau souterraine sert à ajouter ou à soustraire de l'eau du réservoir de routage. Puis, le débit des deux sorties est additionné afin d'obtenir le débit de ruissellement total.

Le Module CemaNeige est utilisé conjointement à GR4J pour modéliser les débits de bassins versants dont l'hydrologie est influencée par la fonte de la neige. Il permet de diviser les précipitations en précipitations solides et liquides, selon la température donnée. Il calcule ensuite la fonte de la neige et ajoute cette nouvelle lame aux précipitations journalières fournies au modèle. Ce module comporte deux paramètres libres (Valéry, Andréassian & Perrin, 2014). En tout, six paramètres sont à calibrer pour le modèle GR4J.

3.1.1.2 HMETS

Le modèle hydrologique HMETS est global et conceptuel (Martel, Demeester, Brissette, Poulin & Arsenault, 2017). Il prend en intrants la température minimale et maximale journalière (C°), la précipitation liquide et solide journalière (mm), la superficie du bassin (km^2) et l'évapotranspiration potentielle journalière (mm). Il compte 21 paramètres à calibrer.

La structure de HMETS est basée sur deux réservoirs connectés qui représentent respectivement la zone vadose et la nappe phréatique. La zone vadose alimente le processus d'écoulement hypodermique et la recharge souterraine. La zone phréatique quant à elle fournit l'eau nécessaire à l'écoulement souterrain. Si l'un des deux réservoirs excède sa capacité maximale, le surplus engendré est ajouté à la quantité d'eau de ruissellement. Le débit de ruissellement est ensuite calculé à l'aide de deux hydrogrammes unitaires, le premier simule le ruissellement de surface et le deuxième simule le ruissellement différé. Ces deux hydrogrammes prennent en considération l'eau de surface, l'eau de ruissellement, l'écoulement hypodermique et l'écoulement souterrain afin de calculer le débit à l'exutoire.

À l'instar du modèle GR4J, l'évapotranspiration potentielle (ETP) est calculée à l'aide de la formule d'Oudin afin de la fournir comme intrant au modèle HMETS.

3.1.1.3 MOHYSE

Le modèle hydrologique simplifié à l'extrême Mohyse est un modèle global et conceptuel qui prend comme intrants la température moyenne journalière (C°), la précipitation liquide (mm)

et solide journalière (mm), la superficie du bassin (km^2) et sa latitude moyenne (degrés). Ce modèle possède dix paramètres à calibrer.

Dans ce modèle, les précipitations solides s'ajoutent au stock de neige du pas de temps précédent alors que les précipitations liquides atteignent directement le sol. Selon la température, le stock de neige fond et s'ajoute à l'eau de pluie qui par la suite s'infiltre, s'évapore ou ruissèle vers l'exutoire (Fortin & Turcotte, 2006).

Contrairement aux deux premiers modèles, l'évapotranspiration potentielle (ETP) est calculée directement dans la structure de Mohyse à l'aide de la déclinaison solaire, qui dépend de la latitude du bassin versant ainsi que du jour julien de l'année.

3.1.2 Calage des modèles hydrologiques

Afin d'obtenir une simulation réaliste des débits d'un bassin versant, l'étape de calage des modèles hydrologiques est indispensable. Cette calibration permet d'ajuster les paramètres libres de chaque modèle afin de reproduire le mieux possible les débits observés du bassin versant sur une période passée. Selon l'objectif, la période ainsi que la stratégie de calage peuvent différer d'une étude à l'autre.

Traditionnellement, l'utilisation d'un échantillon divisé en deux est priorisée, la première moitié servant au calage et le deuxième à la validation de ces paramètres sur un jeu de données différents afin de valider la robustesse des paramètres (Gupta, Beven & Wagener, 2006). Cette division peut se faire de plusieurs façons, que ce soit sur deux blocs de période de longueur approximativement égale ou d'une année sur deux. Cependant, une récente étude démontre que le calage offre des paramètres plus robustes s'il est effectué sur l'entièreté des données disponibles (Arsenault, Brissette & Martel, 2018). La méthode de calage utilisée dans le cadre de cette étude est décrite ci-dessous.

3.1.2.1 Méthode de calage

Le processus de calage (figure 3.1) consiste à trouver le jeu de paramètres libres de chaque modèle hydrologique qui, combinés, produisent le plus fidèlement les débits observés, de sorte que la fonction-objectif est minimisée. Pour ce faire, des jeux de paramètres entre les bornes fournies sont générés jusqu'à ce que la fonction-objectif ne puisse plus être améliorée.

Pour procéder au calage des modèles hydrologiques de façon efficace, plusieurs algorithmes automatisés ont été créés. Dans ce mémoire, l'algorithme d'optimisation «Shuffled complex evolution– University of Arizona» (SCE-UA) a été utilisé (Duan et al., 1994). Son efficacité lorsqu'il est utilisé avec un modèle hydrologique à peu de paramètres, tel que GR4J (6) et Mohyse (10), a été démontrée (Arsenault, Poulin, Côté & Brissette, 2014). Dans cette même étude, les résultats montrent que l'algorithme SCE-UA n'est pas optimal en termes de temps de convergence lorsqu'il est jumelé avec un modèle ayant un grand nombre de paramètres, tel que HMETS (21), mais que ce jumelage obtient tout de même de très bonnes performances.

Afin de minimiser les chances de conserver un calage moins performant, le processus de calage complet de chaque bassin a été répété dix fois. À la suite de ces dix calages, le jeu de paramètres qui permet d'obtenir la meilleure performance a été conservé pour les étapes subséquentes de la chaîne de modélisation. De plus, le calage a été réalisé sur l'entièreté des données disponibles, variant d'un bassin versant à l'autre, sans période de validation. Ensuite, comme les modèles hydrologiques ont besoin de la première année de modélisation afin d'initialiser les différents niveaux d'eau dans les réservoirs, le calcul de la fonction-objectif se fait seulement à partir de la deuxième année.

Les bornes de calage des paramètres de chaque modèle hydrologique utilisé sont présentées à l'annexe I.

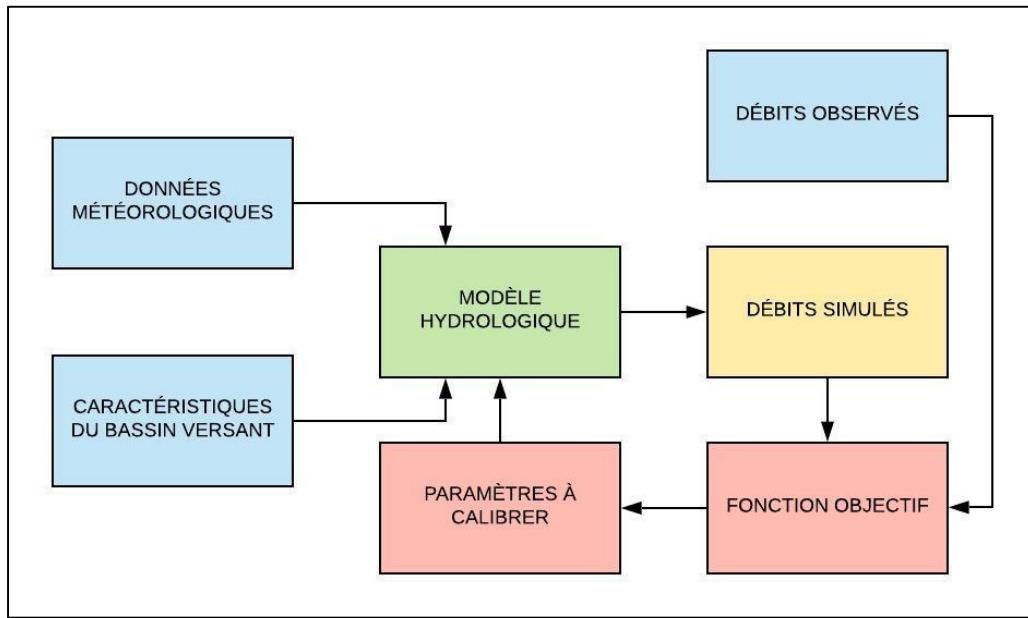


Figure 3.1 Schéma du processus d'optimisation des paramètres

3.1.2.2 Fonction-objectif

L'étape de calage est réalisée à l'aide d'une fonction-objectif. Cette fonction permet de minimiser le biais entre les données hydrologiques observées et les données hydrologiques simulées obtenues par le modèle hydrologique.

Depuis plusieurs années, le coefficient d'efficacité Nash-Sutcliffe (NSE) (Nash & Sutcliffe, 1970) est densément utilisé dans les études de modélisation hydrologique. Cependant, ce coefficient étant de type quadratique, les données de crue jouent un rôle beaucoup plus important dans son calcul.

Plus récemment, le coefficient de Kling-Gupta (KGE) a été développé (Gupta et al., 2009). Ce coefficient est dérivé du coefficient Nash-Sutcliffe (NSE). Il décrit la différence entre l'unité et la distance euclidienne du point idéal (ED) dans un espace tridimensionnel. Il est calculé comme suit :

$$KGE = 1 - ED \quad (3.2)$$

$$ED = \sqrt{(r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (3.3)$$

$$\beta = \mu_s / \mu_o \quad (3.4)$$

$$\alpha = \sigma_s / \sigma_o \quad (3.5)$$

Où β représente le biais (rapport des moyennes) entre les débits simulés et les débits observés, r est le coefficient de corrélation entre les débits simulés et observés et α est le rapport de variabilité (rapport des écart-types). L'indice «s» indique les données simulées tandis que l'indice «o» indique les données observées. Plus la valeur du KGE se rapproche de 1, plus la modélisation hydrologique reproduit bien les débits observés. On cherche donc à maximiser le KGE à l'aide de l'algorithme d'optimisation en minimisant la fonction-objectif (Équation 3.6).

$$FO = 1 - KGE \quad (3.6)$$

3.2 Modélisation climatique

Dans la section suivante sont présentées les simulations climatiques utilisées comme intrants aux modèles hydrologiques ainsi que la méthode de post-traitement appliquée afin de corriger le biais présent dans les données brutes extraites de ces simulations.

3.2.1 Simulation climatique

Afin de simuler des débits en période de référence et de période future, les données sur grille de précipitation journalière et de température minimale et maximale journalière de plusieurs simulations climatiques globales et régionales sont extraites pour chaque bassin versant.

Dans ce projet, les données climatiques de la période de référence (1^{er} janvier 1971 au 31 décembre 2000) provenant de trois regroupements ont été utilisées, totalisant 57 ou 107 membres climatiques selon l'emplacement du bassin versant, la différence résidant dans la

disponibilité (ou non) de ClimEx sur les bassins versants sélectionnés puisque ClimEx ne couvre pas l'Amérique du Nord au complet.

L'appellation «membres climatiques» utilisée dans ce mémoire désigne la réalisation multiple de la même simulation climatique (modèle climatique) à laquelle les conditions initiales sont très légèrement modifiées, ce qui crée plusieurs versions de la même simulation. Ces versions différentes sont ce qui est appelé les membres climatiques.

3.2.1.1 CMIP5

Pour les simulations à plus grande échelle telle que celles contenues dans le regroupement CMIP5 (Taylor et al., 2012), la moyenne des données climatiques des quatre points de grille les plus proches du centroïde du bassin a été conservée. Le nom des simulations climatiques de ce regroupement utilisées, leur résolution ainsi que le centre d'expertise météorologique créateur sont indiqués au tableau 3.1.

Tableau 3.1 Nom et résolution des simulations climatiques globales utilisées contenues dans CMIP5

Modèle climatique	Centre météorologique	Résolution spatiale (°)
BCC-CSM1.1	Beijing Climate Center	2,8 x 2,8
BCC-CSM1.1(m)		2,8 x 2,8
BNU-ESM	Beijing Normal University	2,8 x 2,8
CanESM2	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	2,8 x 2,8
CMCC-CESM	Centro Euro-Mediterraneo per i Cambiamenti Climatici (CMCC)	3,4 x 3,8
CMCC-CM		0,8 x 0,8
CMCC-CMS		3,7 x 3,8

Tableau 3.1 Nom et résolution des simulations climatiques globales utilisées contenues dans CMIP5 (suite)

Modèle climatique	Centre météorologique	Résolution spatiale (°)
CNRM-CM5	Centre National de Recherches Météorologiques – Groupe d'études de l'Atmosphère Météorologique et Centre Européen de Recherche et de Formation Avancée en Calcul Scientifique	1,4 x 1,4
CSIRO-Mk3.6.0	Queensland Climate Change Centre of Excellence et Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation	1,9 x 1,9
FGOALS-g2	State Key Laboratory of Numerical Modelling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid	2,8 x 2,8
GFDL-ESM2M	NOAA Geophysical Fluid Dynamics Laboratory	2,0 x 2,5
INM-CM4	Russian Institute for Numerical Mathematics	1,5 x 2
IPSL-CM5A-LR	Institut Pierre Simon Laplace	1,9 x 3,8
IPSL-CM5A-MR		1,3 x 2,5
MIROC-ESM	University of Tokyo, National Institute for Environmental Studies et Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology	2,8 x 2,8
MIROC-ESM-CHEM		2,8 x 2,8
MPI-ESM-LR	Max Planck Institute	1,9 x 1,9
MPI-ESM-MR		1,9 x 1,9
MRI-CGCM3	Meteorological Research Institute of Japan	1,1 x 1,1
MRI-ESM1		1,1 x 1,1
NorESM1-M	Norwegian Climate Center	1,9 x 2,5

3.2.1.2 CORDEX

À l'image des manipulations effectuées sur les simulations climatiques contenues dans le regroupement CMIP5, la moyenne des données des quatre points de grille les plus près du centroïde du bassin versant a été effectuée pour les données climatiques extraites de CORDEX (Giorgi et al., 2009). Les informations des simulations utilisées sont décrites dans le tableau 3.2 suivant.

Le pilote est le modèle climatique global qui fournit les conditions aux frontières du domaine du modèle climatique régional, ce qui permet d'obtenir les conditions initiales du modèle régional.

Tableau 3.2 Nom et résolution des simulations climatiques régionales utilisées contenues dans CORDEX

Pilote	Modèle climatique régional	Centre météorologique	Résolution spatiale (°)
CanESM2	CanRCM4	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	0,22 x 0,22 et 0,44 x 0,44
CanESM2	CRCM5	UQAM	0,44 x 0,44
CanESM2	RCA4	Swedish Meteorological and Hydrological Institute	0,44 x 0,44
EC-EARTH	HIRHAM5	Danish Meteorological Institute	0,44 x 0,44
EC-EARTH	RCA4	Swedish Meteorological and Hydrological Institute	0,44 x 0,44
GFDL-ESM2M	RegCM4	National Center for Atmospheric Research	0,22 x 0,22 et 0,44 x 0,44
GFDL-ESM2M	WRF	National Center for Atmospheric Research	0,22 x 0,22

Tableau 3.2 Nom et résolution des simulations climatiques régionales utilisées contenues dans CORDEX (suite)

Pilote	Modèle climatique régional	Centre météorologique	Résolution spatiale (°)
HadGEM2-ES	RegCM4	National Center for Atmospheric Research	0,22 x 0,22 et 0,44 x 0,44
MPI-ESM-LR	CRCM5	UQAM	0,22 x 0,22 et 0,44 x 0,44
MPI-ESM-LR	RegCM4	National Center for Atmospheric Research	0,22 x 0,22 et 0,44 x 0,44
MPI-ESM-MR	CRCM5	UQAM	0,44 x 0,44

3.2.1.3 ClimEx

Dans le but de mieux représenter la variabilité naturelle du climat, le grand ensemble régional MRCC5 comprenant 50 membres développé dans le cadre du projet ClimEx (Leduc et al., 2019) a été créé. Ces 50 membres équiprobables sont le résultat de perturbations aléatoires des conditions initiales. Cette simulation est un MCR qui couvre le domaine du nord-est de l’Amérique du Nord ainsi que l’Europe, d’une résolution d’environ 12 km (approximativement 0,11 degré). Ce modèle régional est piloté aux frontières par le grand ensemble global canadien CanESM2 (310 km) et est dirigé par le RCP8,5.

Comme la résolution de la simulation ClimEx est beaucoup plus fine que celles des MCG et des MCR contenus dans les deux regroupements précédents (tableau 3.1 et 3.2), la moyenne des données de précipitation journalière, de température minimale et maximale journalière de tous les points de la simulation ClimEx situés à l’intérieur du périmètre du bassin a été conservée.

3.2.2 Post-traitement des données climatiques

Le post-traitement des données extraites des simulations climatiques permet de corriger le biais présent entre les données météorologiques observées et les extrants de simulations climatiques à l'échelle du bassin versant. Dans le cadre de ce projet, une méthode de post-traitement est utilisée.

3.2.2.1 Daily Bias Correction (DBC)

La méthode *Daily Bias Correction* (figure 3.2) corrige la distribution des variables en se basant sur la différence des percentiles des valeurs de référence et des valeurs observées. Les valeurs de référence et les valeurs futures sont corrigées avec les mêmes facteurs (Schmidli, Frei & Vidale, 2006; Mpelasoka & Chiew, 2009) en raison de l'hypothèse de stationnarité des biais sous-jacente aux méthodes de correction de biais.

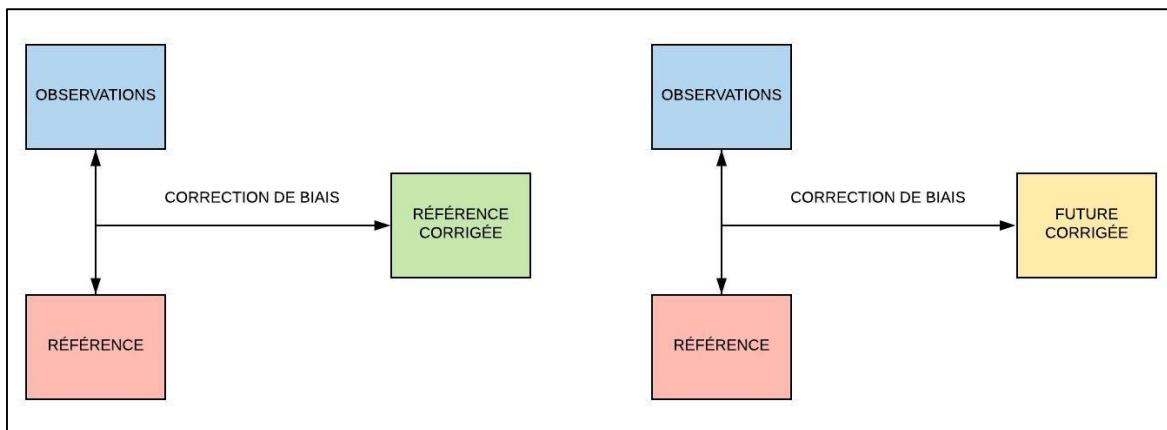


Figure 3.2 Schéma de la procédure générale de la correction de biais

Pour ce faire, la méthode combine deux approches différentes, la correction de fréquence (LOCI) et la translation journalière (DT). La première approche s'assure que les données historiques observées et de la simulation climatique possèdent approximativement le même nombre de jours pluvieux sur la même période, en appliquant un facteur de correction mensuel moyen. La deuxième approche classe les valeurs de chaque mois par centiles (100). Ensuite, un facteur de correction est calculé à l'aide de la différence entre les valeurs observées et les

valeurs de référence de chaque mois pour chaque quantile. Les facteurs de correction sont ensuite appliqués selon les percentiles et les mois sur les valeurs journalières de la période future. Les équations de la méthode de translation journalière sont décrites ci-dessous (Équation 3.7 et 3.8).

$$P_{fut\ corr} = P_{fut} * (P_{ref,P}/P_{obs,P}) \quad (3.7)$$

$$T_{fut\ corr} = T_{fut} + (T_{ref,P} - T_{obs,P}) \quad (3.8)$$

Où $P_{fut\ corr}$ et $T_{fut\ corr}$ sont la précipitation et la température journalière corrigée, P_{fut} et T_{fut} sont la précipitation et la température journalière en période future du modèle climatique à un jour donné, $P_{ref,P}$ et $T_{ref,P}$ sont la précipitation et la température journalière du modèle climatique en période de référence selon un percentile d'un mois donné et $P_{obs,P}$ et $T_{obs,P}$ sont la précipitation et température journalière observée selon un percentile d'un mois donné.

3.3 Métriques d'analyse

Les métriques d'analyse servent à quantifier et à catégoriser certaines caractéristiques spécifiques des données climatiques et des données hydrologiques des bassins versants. Les indicateurs climatiques et hydrologiques utilisés et leur description sont décrits dans les sous-sections suivantes.

3.3.1 Indicateurs climatiques

Les indicateurs de climat utilisés sont ceux définis par le groupe «*Expert Team on Climate Change Detection and Indices*» (ETCCDI) (Dosio, 2016). Ces indicateurs servent à évaluer l'évolution des valeurs extrêmes et moyennes de plusieurs variables climatiques futures par rapport à celles du présent, telles que les périodes de sécheresse prolongées ou les pluies intenses.

Dans le cadre du présent projet, 79 indicateurs climatiques qui représentent un éventail de phénomènes climatiques sont utilisés. Afin de calculer ces indicateurs climatiques, le module xclim (<https://xclim.readthedocs.io/en/stable/>) créé et fourni par le Consortium sur la climatologie régionale et l'adaptation aux changements climatiques (Ouranos) a été utilisé. Le nom des indicateurs climatiques et une description sommaire de ces indicateurs sont présentés à l'annexe II.

À titre indicatif, un jour est considéré pluvieux lorsque la quantité de précipitation journalière excède 1 mm/jour. De plus, une canicule est définie par des températures maximales excédant 30 degrés C° et des températures minimales excédant 22 degrés C° (Casati, Yagouti & Chaumont, 2013) sur une certaine période de temps (3 jours ici) et le point de congélation est fixé à 0 degré C°.

D'autres indicateurs de précipitation ont été utilisés, tels que les différents percentiles de la quantité de précipitation journalière. Les premiers et les derniers percentiles sont calculés à une échelle plus raffinée, par bond d'un point (1^{er} percentile, 2^e percentile, ..., 10^e percentile et 91^e percentile, 92^e percentile, ..., 99^e percentile), tandis que les percentiles médians sont calculés à un intervalle de 10 points (20^e percentile, 30^e percentile, ..., 90^e percentile). Ces indicateurs portent les numéros 34 à 60.

Les indicateurs climatiques sont calculés sur plusieurs périodes différentes (annuelle, mensuelle et saisonnier) à l'aide de valeurs annuelles, c'est-à-dire que pour trente années de simulation continue (30 ans x 365 jours/an), on obtient trente valeurs d'indicateur, soit une valeur par année. Le même principe s'applique aux indicateurs hydrologiques.

Étant donné que ce projet s'intéresse plus spécifiquement aux débits de crue estivale et automnale, les périodes de calcul des indicateurs climatiques sont aussi sur ces mêmes périodes. Les périodes mensuelles sont celles du mois de Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre et Novembre (JJASON). Les périodes saisonnières sont celles d'été (JJA) et d'automne (SON) et deux périodes de six mois sont calculées (JJA et SON, DJF et MAM).

Comme pour les indicateurs hydrologiques (section 3.3.2), la première année des indicateurs climatiques n'est pas utilisée dans les calculs subséquents de la méthodologie.

3.3.2 Indicateurs hydrologiques

Le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC ou IPCC en anglais) prédit une augmentation des précipitations extrêmes ainsi que leur récurrence et une augmentation de la température globale (IPCC, 2014). Toutefois, comme le lien entre les données météorologiques et hydrologiques n'est pas linéaire, les tendances des impacts sur les débits sont moins généralisées et peuvent grandement varier d'un bassin à l'autre. Pour mieux évaluer l'impact de ces changements climatiques sur l'hydrologie d'un bassin versant, plusieurs indicateurs hydrologiques peuvent être utilisés. Certains indicateurs utilisés dans le cadre de cette étude sont décrits au tableau 3.3 ci-dessous.

Tableau 3.3 Sept des 34 indicateurs hydrologiques utilisés dans ce projet et leur description

Numéro	Abréviation	Description
1	R-B Index	Réactivité du bassin versant après un événement pluvieux
2	Qmax	Débit journalier maximal
3	Vtot	Volume d'eau total
4	Qmoy	Débit moyen annuel
5	Qmax3j	Somme maximale des débits sur une fenêtre mobile de 3 jours consécutifs
6	Qmax5j	Somme maximale des débits sur une fenêtre mobile de 5 jours consécutifs
7	Qmax7j	Somme maximale des débits sur une fenêtre mobile de 7 jours consécutifs

Le R-B Index ou «flashiness» est un indice qui permet de déterminer la réactivité du bassin versant après un évènement pluvieux (DeGasperi et al., 2009). Il est calculé à l'aide de la formule suivante :

$$\text{R-B Index} = \frac{\sum_{i=1}^n |Q_i - Q_{i-1}|}{\sum_{i=1}^n Q_i} \quad (3.9)$$

Où Q_i est le débit journalier au jour i et Q_{i-1} est le débit journalier au jour $i-1$. Plus la valeur de cet indice s'approche de 1, plus le bassin versant réagit vite aux précipitations. À l'inverse, si elle est relativement petite (proche de 0), le bassin versant réagit lentement.

Les mêmes percentiles que ceux utilisés pour la quantité de précipitation journalière sont également calculés pour les débits. Ces indicateurs de percentiles portent les numéros 8 à 34. Les indicateurs hydrologiques sont calculés sur les mêmes périodes que celles d'indicateurs climatiques, soit annuel, mensuel (Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre et Novembre), saisonnier (JJA et SON) et bi-annuel (JJA-SON et DJF-MAM). De plus, la première année de chaque indice hydrologique n'est pas utilisée puisque dans les modèles hydrologiques cette année sert à initialiser les niveaux d'eaux dans les réservoirs, les valeurs de débits simulés sont donc moins fiables.

3.4 Sélection des membres climatiques

Dans le cadre de ce projet, la création d'échantillons représentatifs d'un ensemble de valeurs d'indicateurs hydrologiques se fait à l'aide de deux méthodes différentes. Chacune des deux méthodes est évaluée indépendamment, puis, les résultats obtenus par chaque méthode sont comparées entre eux. Le fait de comparer ces deux méthodes permet de vérifier l'incertitude propre à chaque méthode et de valider l'adéquation de leurs résultats. Les deux méthodes de sélection utilisées sont décrites en détail dans cette section.

3.4.1 Méthode de la corrélation comme prédicteur

La première méthode de sélection est la méthode de la corrélation comme prédicteur. Dans un premier temps, cette méthode divise la distribution complète de chaque indice hydrologique (107 membres climatiques x 29 années de modélisation pour les bassins dans le domaine ClimEx et 57 membres climatiques x 29 années de modélisation pour les bassins hors ClimEx) en deux groupes quasi égaux. Un groupe est utilisé pour le calcul de la corrélation, l'autre à sa vérification. Lorsque le bassin se situe dans le domaine de la simulation climatique ClimEx, 54 membres climatiques sont conservés pour la première phase du calcul de corrélation, tandis que 29 sont conservés lorsque le bassin ne s'y trouve pas. Pour la deuxième phase de vérification de la méthode, 53 membres sont utilisés dans le domaine ClimEx et 28 membres pour les bassins ne se trouvant pas dans ce domaine.

3.4.1.1 Aperçu global de la méthode

Afin de mieux visualiser les nombreuses étapes de la méthodologie de la première méthode de sélection, soit la méthode de sélection par corrélation, la figure 3.3 montre son aperçu global. Chaque section de la méthodologie est décrite plus en profondeur dans les sous-sections suivantes du chapitre.

La méthode de la corrélation comme prédicteur nécessite de procéder en plusieurs étapes, telles que décrites de façon sommaire ci-dessous :

- 1^{ère} étape : Sélectionner, de façon aléatoire, la moitié des simulations climatiques et hydrologiques associées disponibles. Le nombre de simulations disponibles varie selon l'emplacement du bassin versant, tel que décrit plus haut (section 3.4.1). Cette étape sert à créer la banque de données utilisées pour estimer les corrélations (première moitié) ainsi que la banque de données indépendantes utilisées pour valider la méthode (deuxième moitié).

- 2^e étape : À tour de rôle, pour chaque indicateur climatique et pour chaque indicateur hydrologique on calcule la corrélation linéaire à l'aide d'une régression linéaire simple entre les valeurs d'indicateur climatique et les valeurs d'indicateur hydrologique dans la première moitié des simulations. Il y a donc 79 corrélations calculées pour chaque indicateur hydrologique, puisque 79 indicateurs climatiques sont utilisés afin de prédire les valeurs de chaque indicateur hydrologique. Cette étape est décrite de façon plus détaillée à la section 3.4.1.2.
- 3^e étape : Pour chaque indicateur hydrologique, l'indicateur climatique ayant obtenu la meilleure corrélation avec cet indicateur hydrologique (en valeur absolue) à l'étape 2 est sélectionné comme étant le « meilleur prédicteur » pour la suite du processus.
- 4^e étape : Le meilleur prédicteur de l'étape 3 est ensuite utilisé pour classer les simulations climatiques du deuxième groupe (groupe indépendant de validation) de l'étape 1 selon la valeur de l'indicateur « meilleur prédicteur ». Par exemple, si le meilleur indicateur climatique est la précipitation maximale sur 7 jours, alors les simulations climatiques du groupe de validation sont triées en ordre croissant selon cet indicateur climatique. Une sélection systématique est ensuite effectuée en sélectionnant un certain nombre de valeurs (le nombre dépend de la taille de l'échantillon) parmi les scénarios disponibles dans le groupe de validation de sorte que l'ensemble de la plage de valeurs est échantillonné, par exemple en sélectionnant un membre par percentile.
- 5^e étape : Pour chacun des membres ainsi pigés à l'étape 4, les valeurs des indicateurs hydrologiques ciblés de ces membres sont extraites et enregistrées, retournant ainsi le même nombre de valeurs de l'indicateur hydrologique cible.
- 6^e étape : Il est souhaité que la distribution des valeurs obtenues à l'étape 5 soit similaire à celle de la population, soit celle de toutes les valeurs disponibles dans l'ensemble des simulations climatiques du départ à l'étape 1. Un test de Kolmogorov-

Smirnov (Massey Jr, 1951) est donc appliqué pour vérifier si les deux distributions sont similaires.

- 7^e étape : Pour vérifier si la méthode performe mieux qu'une sélection aléatoire des membres de validation, un certain nombre de membres (le nombre dépend de la taille de l'échantillon) du groupe de validation sont sélectionnés au hasard et les étapes 5 et 6 sont appliquées sur ce groupe. Ceci retourne donc le même nombre de valeurs d'indicateurs hydrologiques pigés au hasard dans le groupe de validation, qui peuvent être utilisées dans le test de Kolmogorov-Smirnov pour déterminer si leur distribution est similaire à celle de la population.
- 8^e étape : La distribution des valeurs obtenues par la méthode de sélection structurée (par percentiles, étape 6) et celles obtenues aléatoirement (étape 7) sont ensuite comparées afin de vérifier si la méthode proposée permet de mieux cibler la distribution de la population qu'une sélection aléatoire.
- 9^e étape : Pour s'assurer que les résultats ne soient pas le fruit du hasard, les étapes 4 à 8 sont répétées 10 fois en bruitant légèrement les sélections systématiques de sorte de faire varier légèrement le choix des membres. La valeur moyenne des tests de Kolmogorov-Smirnov, notamment le nombre de fois que la méthode de sélection systématique est supérieure à la méthode aléatoire, est notée et présentée aux figures de la section 4.5.1.
- 10^e étape : Finalement, afin de s'assurer que les résultats du processus entier ne sont pas le fruit d'une sélection initiale biaisée des membres de calibration et de validation, le processus complet (étapes 1 à 9) est répété 100 fois pour chaque bassin versant et les résultats sont compilés. Ceci permet d'analyser si le meilleur prédicteur est robuste ou s'il change selon la sélection des membres de calibration (premier groupe de l'étape 1), notamment. Le processus est également répété pour chaque indicateur hydrologique et pour chaque mois/saison/période.

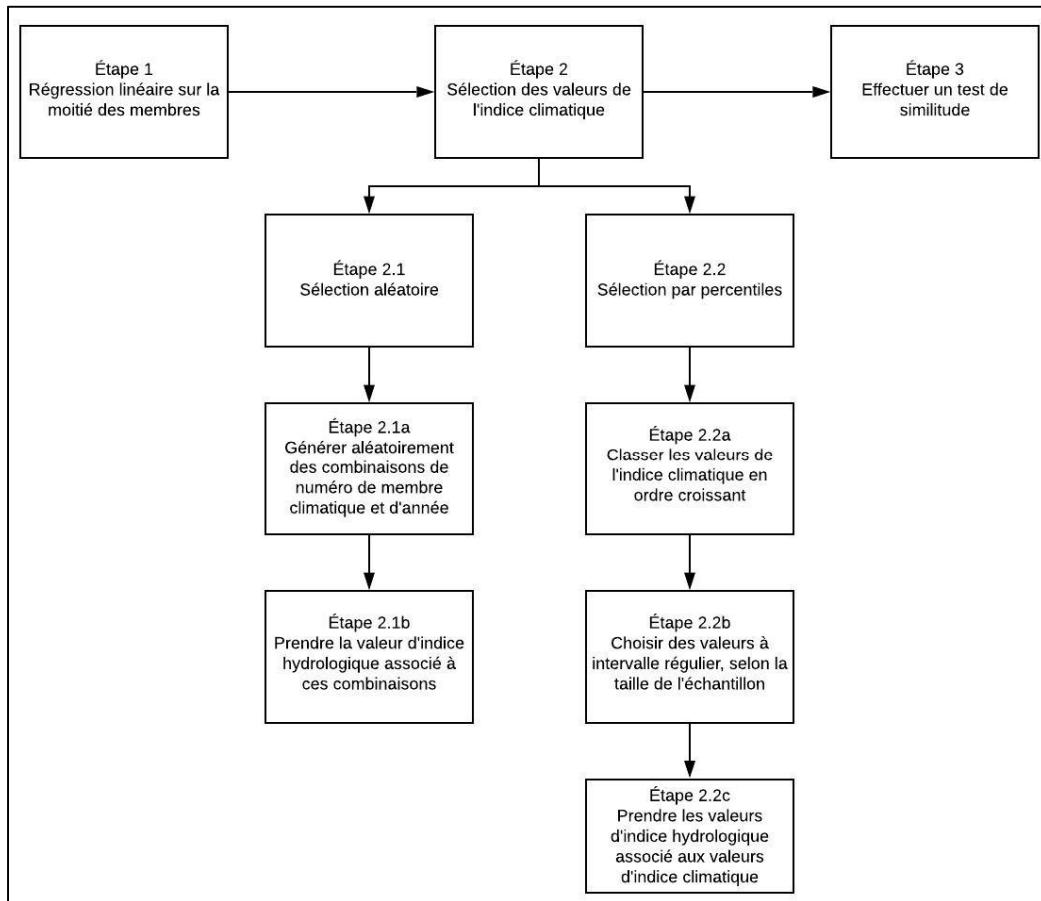


Figure 3.3 Aperçu global de la méthodologie pour la méthode de sélection de la corrélation comme prédicteur

3.4.1.2 Calcul du coefficient de corrélation

Le calcul du coefficient de corrélation se fait à l'aide d'un calcul de régression linéaire simple (Nimon & Oswald, 2013). Afin de tester la robustesse de cette méthode, la moitié des membres disponibles sont utilisés pour le calcul du coefficient de corrélation. Les membres retenus pour cette étape ont été sélectionnés de façon aléatoire. Ensuite, toutes les combinaisons d'indicateur hydrologique et d'indicateur climatique sont testées, c'est-à-dire que chaque indicateur climatique, seul, essaie de prédire chaque indicateur hydrologique. Une régression linéaire simple, donc l'évaluation du lien entre seulement un indicateur climatique et un indicateur hydrologique à la fois, a été réalisée afin de pouvoir sélectionner des membres climatiques spécifiques associés aux valeurs d'indicateurs choisies. Une régression linéaire multiple (plusieurs indicateurs climatiques à la fois prédisent l'indicateur hydrologique)

appliquée à la présente méthode de sélection obtiendrait fort probablement de meilleures corrélations, mais les membres utilisés d'un indicateur à l'autre différeraient puisque les valeurs de chaque indicateur climatique sont classées de façon individuelle.

Pour alléger la quantité de résultats obtenus, l'indicateur climatique qui permet d'obtenir la meilleure corrélation, en valeur absolue, est conservé pour l'étape subséquente de vérification de la transposabilité. L'utilisation de la valeur absolue permet d'identifier des indicateurs inversement corrélés.

3.4.1.3 Vérification de la transposabilité des corrélations pour représenter l'incertitude de l'ensemble

Le calcul de régression linéaire effectué à l'étape précédente permet d'obtenir les différentes statistiques reliées à la régression, tel que le facteur de corrélation. Ce dernier est utilisé en faisant l'hypothèse qu'un coefficient de corrélation plus élevé signifie un meilleur prédicteur pour chaque indicateur hydrologique. La sélection se fait ensuite sur ce meilleur prédicteur avec la deuxième moitié des membres climatiques non utilisés pour le calcul de la corrélation.

3.4.1.4 Sélection par percentiles des valeurs de l'échantillon

La sélection des membres climatiques dans la présente méthode est réalisée de deux façons : par percentiles et aléatoirement. Cette sélection est réalisée avec les valeurs des indicateurs climatiques de la deuxième moitié des membres.

Quoique nommée sélection par percentiles dans ce mémoire, cette sélection se fait en divisant la distribution de la deuxième moitié des membres en un certain nombre et en sélectionnant de manière structurée dans cette distribution, à intervalles réguliers. La sélection ne se fait donc pas avec l'utilisation de percentiles à proprement dit, mais plutôt à l'aide d'un échantillonnage classifié. La structure de la sélection dite par percentiles, lorsque la corrélation entre l'indicateur climatique et hydrologique est forte, permettrait de mieux transposer la sélection climatique à la sélection hydrologique tel qu'il est fait ce mémoire. Ce n'est donc pas

nécessairement la valeur choisie qui importe, mais plutôt la façon dont elle a été choisie (i.e. en la classant en ordre croissant et en sélectionnant à intervalle régulier).

Afin de comparer des résultats semblables, les deux types de sélection, par percentiles et aléatoire, sont réalisées sur les mêmes tailles d'échantillon. La taille de ces échantillons représente une proportion en pourcentage de 1%, 2%, 5% et 10% de la distribution complète de valeurs d'indicateurs climatiques de la deuxième moitié des membres climatiques. Par exemple, pour les bassins versants dans le domaine de ClimEx, une sélection d'une proportion de 1% de la distribution complète d'indicateurs (53 membres climatiques x 29 années de modélisation) représente une taille d'échantillon de 15 valeurs d'indicateurs.

Les données et les étapes de l'exemple qui suivent (tableaux 3.4, 3.5 et 3.6) permettent de mieux visualiser les étapes de la sélection par percentiles des valeurs d'un échantillon. L'exemple contient 20 valeurs fictives et est réalisé pour un échantillon de taille de 10 pour cent, deux valeurs d'indicateur sont donc sélectionnées.

Tableau 3.4 Données fictives de l'exemple de sélection par percentiles

Année de modélisation	Numéro de membre	Valeur de l'indice climatique	Valeur de l'indice hydrologique
1	1	2	24
2	1	7	32
3	1	5	11
4	1	3	28
5	1	1	14
1	2	18	17
2	2	4	20
3	2	9	5
4	2	11	44
5	2	6	38
1	3	17	18
2	3	8	21
3	3	10	14
4	3	3	13
5	3	5	19

Tableau 3.4 Données fictives de l'exemple de sélection par percentiles (suite)

1	4	1	21
2	4	4	23
3	4	12	19
4	4	5	40
5	4	6	37

Tout d'abord, afin d'effectuer une sélection par percentiles des valeurs d'indicateurs climatiques, ces valeurs sont classées en ordre croissant (tableau 3.5). Ensuite, des valeurs d'indicateurs sont sélectionnées à intervalles réguliers. La longueur des intervalles dépend de la taille voulue de l'échantillon, les valeurs sélectionnées ne correspondent donc pas aux mêmes percentiles d'une taille d'échantillon à l'autre.

Tableau 3.5 Étape 1 : Classer les valeurs de l'indicateur climatique en ordre croissant

Année de modélisation	Numéro de membre	Valeur de l'indicateur climatique	Valeur de l'indicateur hydrologique
5	1	1	14
1	4	1	21
1	1	2	24
4	1	3	28
4	3	3	13
2	2	4	20
2	4	4	23
3	1	5	11
5	3	5	19
4	4	5	40
5	2	6	38
5	4	6	37
2	1	7	32
2	3	8	21
3	2	9	5
3	3	10	14
4	2	11	44
3	4	12	19
1	3	17	18
1	2	18	17

Dans l'exemple, la longueur de l'intervalle est de dix. La première et la onzième valeur sont donc conservées (tableau 3.6). À l'aide du numéro du membre climatique et de l'année de modélisation de l'indicateur climatique sélectionné, il est possible de transposer la sélection dans le monde des indicateurs hydrologiques simulés en choisissant l'indicateur hydrologique y étant associé (tableau 3.6).

Tableau 3.6 Étape 2 : Conserver les valeurs à intervalles réguliers

Année de modélisation	Numéro de membre	Valeur de l'indicateur climatique	Valeur de l'indicateur hydrologique
5	1	1	14
5	2	6	38

3.4.1.5 Sélection aléatoire des valeurs de l'échantillon

Pour la sélection aléatoire, des numéros de membres climatiques et d'années sont générés aléatoirement. Les valeurs d'indicateurs hydrologiques simulés de ces combinaisons sont sélectionnées. Le nombre de combinaisons générées dépend de la taille de la sélection.

Afin de déterminer la robustesse de la méthode par percentiles lorsqu'on la compare à la méthode aléatoire, la méthode aléatoire est répétée de multiple fois (10) pour les cent (100) combinaisons de membres conservés. De cette façon, il est possible de déterminer le pourcentage de fois que la méthode par percentiles est plus efficace que la méthode aléatoire, en établissant une moyenne de 10 échantillonnages aléatoires pour minimiser les chances de résultats trop variables

3.4.1.6 Vérification de la robustesse de la sélection aléatoire

Afin de s'assurer que la méthode de sélection aléatoire ne résulte pas en une meilleure ou une pire sélection que la sélection par percentiles seulement par pur hasard statistique, la sélection aléatoire multiple (section 3.4.1.5) est comparée à une sélection aléatoire simple (une seule répétition). La sélection aléatoire multiple est réalisée dix fois, pour chaque taille

d'échantillon. La sélection aléatoire simple est quant à elle réalisée une seule fois pour chaque taille d'échantillon.

Si les deux sélections aléatoires (multiple et aléatoire) obtiennent des résultats similaires, il est possible de déterminer que l'écart entre la sélection aléatoire multiple et par percentiles est tangible et est réellement attribuable au bon fonctionnement de la sélection par percentiles.

3.4.1.7 Vérification de la similitude entre l'échantillon et la distribution

Afin de déterminer la ressemblance entre les valeurs d'indicateur hydrologique provenant des méthodes de sélection de la corrélation comme prédicteur (par percentiles et aléatoire) avec la distribution complète de l'indicateur hydrologique de la deuxième moitié des membres, un test de similitude est réalisé. Ce test permet de déduire quel échantillon d'indicateur hydrologique est le plus représentatif de sa distribution d'indicateur hydrologique respective dans la population qu'est l'ensemble des scénarios climatiques à notre disposition.

Le test Kolmogorov-Smirnov, qui est utilisé dans ce mémoire, est un test non paramétrique qui permet de déterminer la similitude entre deux distributions cumulatives de probabilité (CDF). Ce test calcule la différence maximale entre les deux courbes. De ce fait, plus la valeur du résultat de ce test est petite, plus la distance entre les deux courbes CDF est petite. Les deux courbes sont donc plus similaires lorsque la valeur tend vers zéro.

Dans la méthode de la corrélation comme prédicteur, le test est effectué une première fois sur la sélection par percentiles et la totalité des valeurs de l'indice hydrologique conservée pour l'étape de transposabilité. Il est ensuite effectué sur les différentes sélections aléatoires avec leur distribution complète d'indicateur hydrologique respective. Les résultats de chaque test sont ensuite comparés.

Pour la validation de la robustesse de la sélection aléatoire, le test Kolmogorov-Smirnov est effectué sur les deux méthodes de sélection aléatoire (multiple et simple) et comparée entre elles.

3.4.2 Méthode de classement par clustering

Une deuxième méthode de sélection, qui utilise une méthodologie inverse de la première méthode (méthode de la corrélation comme prédicteur) a été utilisée afin de valider les résultats obtenus à l'aide de la première méthode. Les coefficients de corrélation sont donc calculés en aval de la sélection et non en amont. Les calculs de corrélation prennent donc en considération un plus petit nombre de valeurs que la première méthode de sélection.

Avec cette deuxième méthode, les valeurs d'indicateur climatique sont premièrement classées en ordre croissant pour être ensuite divisées par blocs de longueur approximativement égale. Pour le présent projet, le nombre de subdivisions utilisées varie entre 15 et 154 afin de coïncider avec les tailles d'échantillons de la méthode de la corrélation comme prédicteur. Ensuite, une valeur dans chaque subdivision est choisie aléatoirement. Le membre climatique et l'année de modélisation de cette valeur sont par la suite utilisés afin de sélectionner l'indicateur hydrologique y étant relié. Puis, la corrélation est calculée entre la sélection de valeurs de l'indicateur climatique et la sélection de l'indicateur hydrologique, pour chaque indicateur climatique. En tout, 79 corrélations sont calculées pour chaque indicateur hydrologique. Comme pour la première méthode de sélection, l'indicateur climatique qui obtient la meilleure corrélation, en valeur absolue, est conservé pour les analyses et est nommé meilleur prédicteur. Un test de similitude entre la sélection hydrologique et la distribution complète de l'indicateur hydrologique est réalisé afin de déterminer la bonne représentativité de la distribution d'indicateur hydrologique. Comme pour la méthode par corrélations, le test de Kolmogorov-Smirnov est utilisé pour vérifier la similitude entre la distribution des indicateurs hydrologiques sélectionnés et ceux de la population. Les résultats sont également comparés à un échantillonnage aléatoire multiple tel qu'il a été discuté à la section 4.5.2.

3.4.3 Tous les membres climatiques

Dans cette méthode, la corrélation est calculée à l'aide de tous les indicateurs climatiques disponibles (79) afin d'estimer chaque indicateur hydrologique (régression linéaire multiple). Cette méthode permet de déterminer s'il est possible d'obtenir une meilleure corrélation lorsque tous les indicateurs climatiques sont utilisés, comparativement aux deux autres méthodes qui n'utilisent qu'un seul indicateur climatique à la fois.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS

La section suivante présente les résultats obtenus en termes de corrélation, de meilleurs prédicteurs, d'adéquation entre les deux méthodes de sélection et d'analyse de la robustesse de la sélection par percentiles, qui comprend l'analyse de l'amélioration de la sélection par la première méthode et la comparaison des deux méthodes structurées à une sélection l' aléatoire.

Étant donné le grand nombre de combinaisons de résultats possibles, seulement quelques indicateurs hydrologiques sont analysés dans la section suivante afin d'alléger le document. Les indicateurs hydrologiques conservés ont été sélectionnés afin de représenter une étendue de phénomènes hydrologiques : le débit maximal, le débit moyen et un faible débit (10^e percentile des débits). Des tableaux récapitulatifs pour tous les indicateurs hydrologiques sont présents à l'annexe II.

4.1 **Performances en calage des modèles hydrologiques**

Du fait que les trois modèles hydrologiques utilisés modélisent les nombreux processus hydrologiques de façon différente et que leur complexité varie, leur performance en calage respective est de ce fait différente.

La figure 4.1 présente la distribution des performances de calage (KGE) des cent bassins versants pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse).

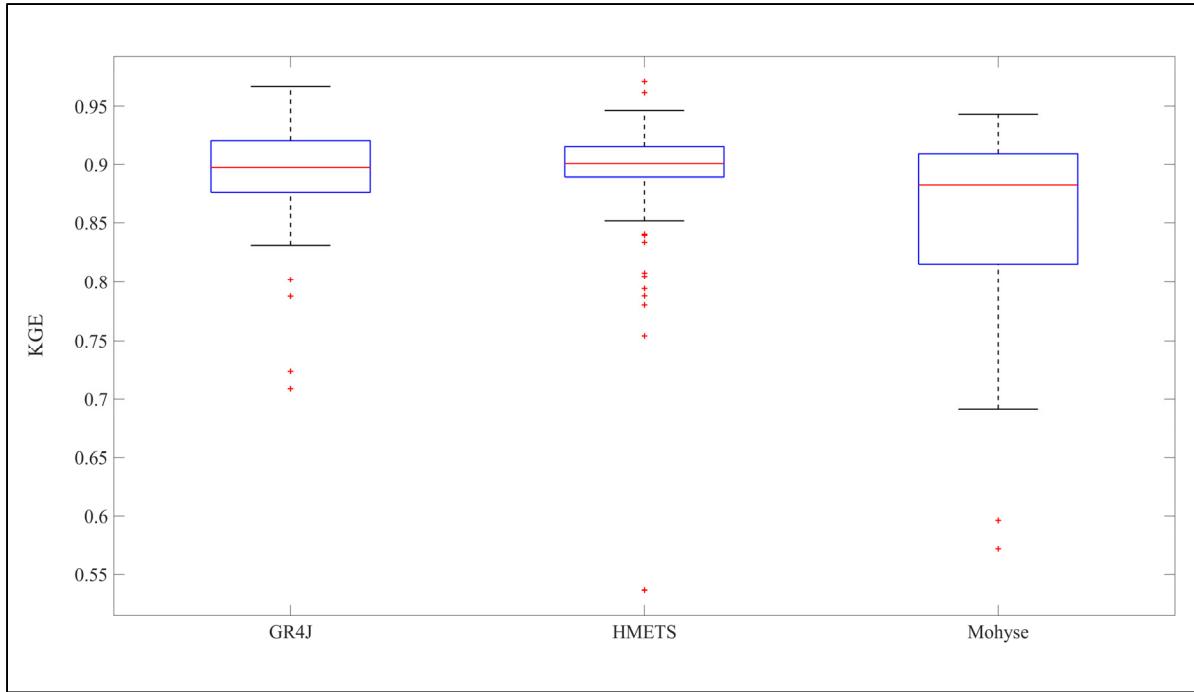


Figure 4.1 Performance de calage (KGE) des cent bassins versants pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse)

Malgré des médianes de performance relativement semblables pour les trois modèles (0,8976, 0,9010 et 0,8828 pour GR4J, HMETS et Mohyse respectivement), Mohyse performe moins bien que les deux autres modèles hydrologiques de façon générale. Effectivement, le 25^e percentile des performances de calage pour Mohyse est de 0,8152 tandis qu'il est de 0,8894 pour HMETS et 0,8765 pour GR4J. Pour 61 bassins versants, c'est avec le modèle hydrologique Mohyse que l'on obtient le moins bon KGE.

4.2 Corrélations

Sur les cent combinaisons de membres sélectionnés de façon aléatoire, il est possible de déterminer quel indicateur climatique offre la meilleure corrélation le plus souvent pour chaque bassin versant. Ensuite, la corrélation moyenne absolue du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin versant a été calculée.

La distribution spatiale des meilleures corrélations moyennes est présentée aux figures 4.2, 4.3 et 4.4. Sur ces cartes, chaque point représente le centre du bassin versant et la couleur de ce point décrit la valeur de la corrélation entre l'indicateur climatique et l'indicateur hydrologique.

Dans le cas du débit moyen (figure 4.2), la corrélation de certains bassins versants est systématiquement meilleure que d'autres, peu importe la période analysée. Par exemple, les bassins versants se situant dans la chaîne de montagnes des Rocheuses obtiennent des coefficients de corrélation médiocres, particulièrement au mois de juin. Certains bassins versants plus au Nord ont aussi de très mauvaises corrélations pour la période de juin. Le débit de crue provenant de la fonte de neige de ces bassins est principalement en juin, ce qui peut expliquer la difficulté à représenter les débits sur cette période à l'aide d'un seul indicateur climatique, calculé sur cette courte période de temps. Pour le même indicateur hydrologique, les bassins versants de la côte Ouest américaine et de la côte Est américaine, quant à eux, offrent de plus fortes corrélations que les autres bassins, spécialement sur les plus longues périodes de temps.

Malgré la différence de performance entre les différents bassins versants, une amélioration des coefficients de corrélation est notée pour la grande majorité des bassins versants pour le débit moyen sur les plus longues périodes de temps telles que la période de Juin-Juillet-Août (JJA), Septembre-Octobre-Novembre (SON), Juin-Juillet-Août-Septembre-Octobre-Novembre (JJA-SON), Décembre-Janvier-Février-Mars-Avril-Mai (DJF-MAM) et la période annuelle.

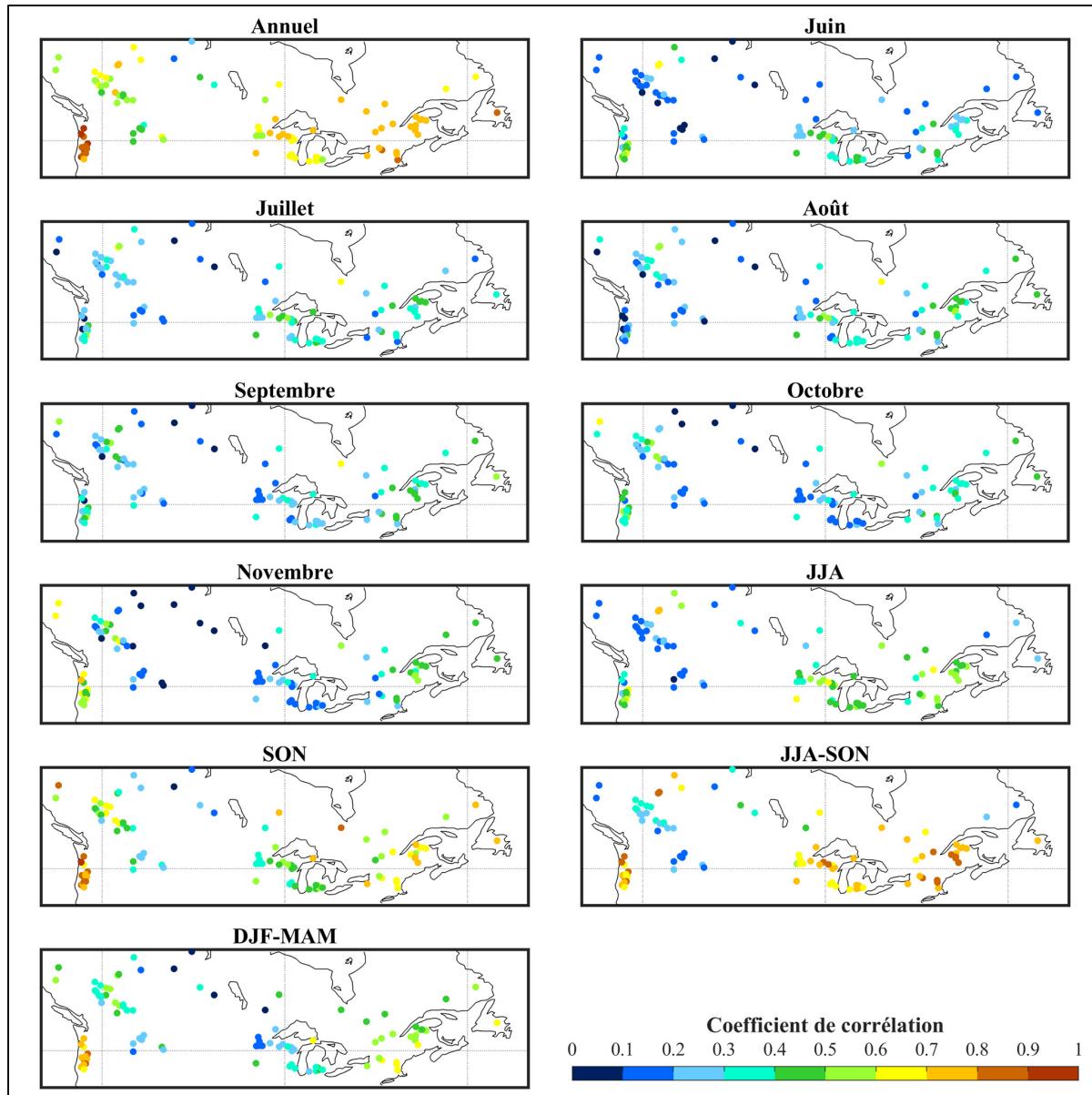


Figure 4.2 Cartes géographiques de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant pour le débit moyen avec le modèle hydrologique GR4J pour la méthode 1 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Malgré une différence parfois grande dans la valeur du coefficient de corrélation, les trois modèles hydrologiques donnent sensiblement des résultats semblables pour ce qui est de la localisation des meilleures corrélations et l'influence de la longueur de la période sur la valeur de ces corrélations.

Certains indicateurs hydrologiques sont plus difficiles à prédire que d'autres. Ainsi, les indicateurs climatiques sont largement moins bien corrélés au 10^e percentile de débit (figure 4.3) qu'au débit moyen et les conclusions ne sont pas les mêmes. Effectivement, dans ce cas-ci, les plus longues périodes n'offrent pas nécessairement les meilleures corrélations et les bassins de la côte Ouest américaine, contrairement à l'indicateur de débit moyen, ne sont pas toujours les mieux corrélés. Par exemple, en août, les bassins versants des Rocheuses performent mieux que la plupart des bassins en Oregon. Sur la période d'octobre, les bassins de la côte Ouest obtiennent des corrélations pour le débit de 10^e percentile quasi nulles (entre 0 et 0,1). Pour cet indicateur, seules les périodes de JJA et JJA-SON obtiennent globalement de meilleures corrélations.

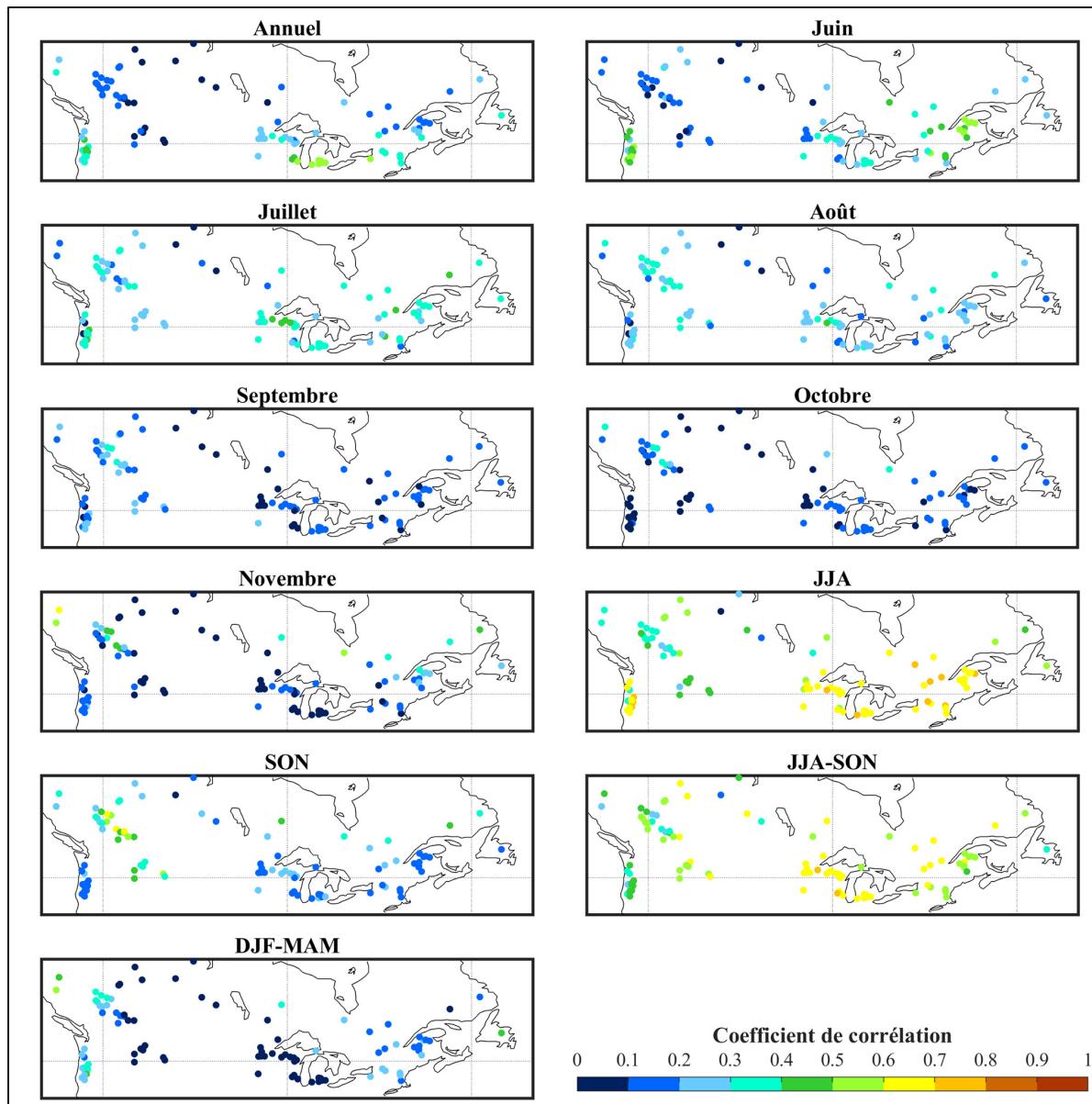


Figure 4.3 Cartes géographiques de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant pour le débit 10e percentile avec le modèle hydrologique GR4J pour la méthode 1 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Malgré une différence dans la valeur du coefficient de corrélation et le meilleur prédicteur l'obtenant, dans les deux méthodes de sélection (méthode de la corrélation comme prédicteur (1) et méthode par clustering (2)), la localisation de ces corrélations est sensiblement les mêmes. Les bassins obtenant de meilleures corrélations dans la première méthode sont aussi

les plus performants dans la deuxième méthode. L'influence des périodes est aussi respectée.

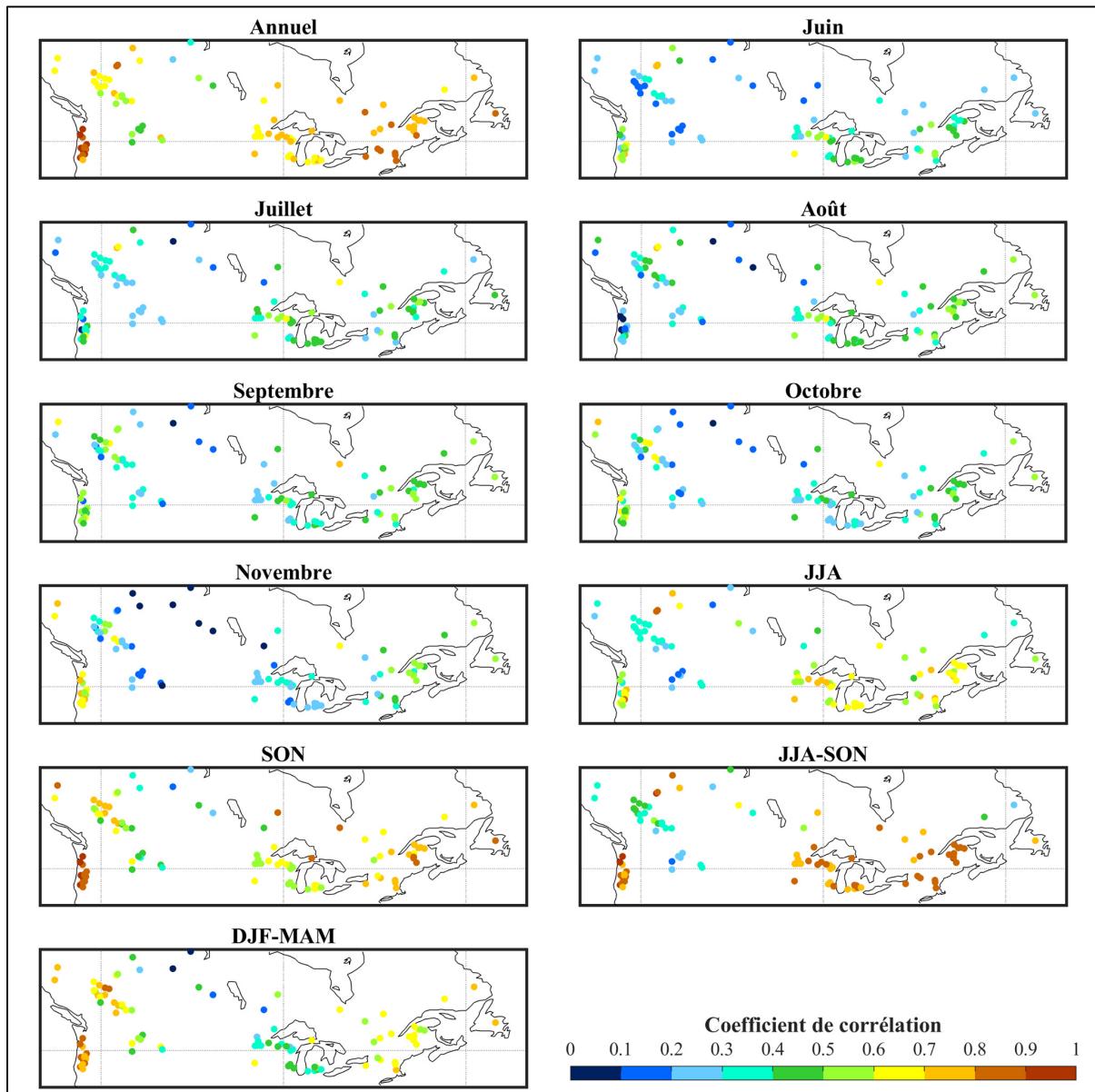


Figure 4.4 Cartes géographiques de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant pour le débit moyen avec le modèle hydrologique GR4J pour la méthode 3 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Comme attendu, lorsque tous les indicateurs climatiques (79) sont utilisés dans le calcul de corrélation, les valeurs de corrélation sont améliorées (figure 4.4). Cependant, certains bassins

versants ne sont toujours pas très performants sur les périodes mensuelles, tels que les bassins versants dans les Rocheuses.

Les conclusions tirées en termes de corrélations ne sont donc pas uniformes et ne peuvent pas être extrapolées aux autres indicateurs hydrologiques. En effet, les bassins les plus performants en termes de débit moyen ne sont pas les mêmes que pour le 10^e percentile de débit et les meilleures périodes en débit moyen ne sont pas nécessairement les mêmes que le 10^e percentile. Chaque indicateur hydrologique doit donc être attentivement analysé de façon indépendante.

4.3 Meilleurs prédicteurs

Sur les cent combinaisons de membres sélectionnés de façon aléatoire, il est possible de déterminer quel indicateur climatique offre la meilleure corrélation le plus souvent pour chaque bassin versant. Afin de faciliter les calculs, lorsque plus d'un indicateur climatique est vainqueur, seulement les données du premier sont conservées. La figure 4.5 présente la distribution du meilleur prédicteur des cent bassins versants selon leur superficie pour le débit moyen modélisé à l'aide de GR4J.

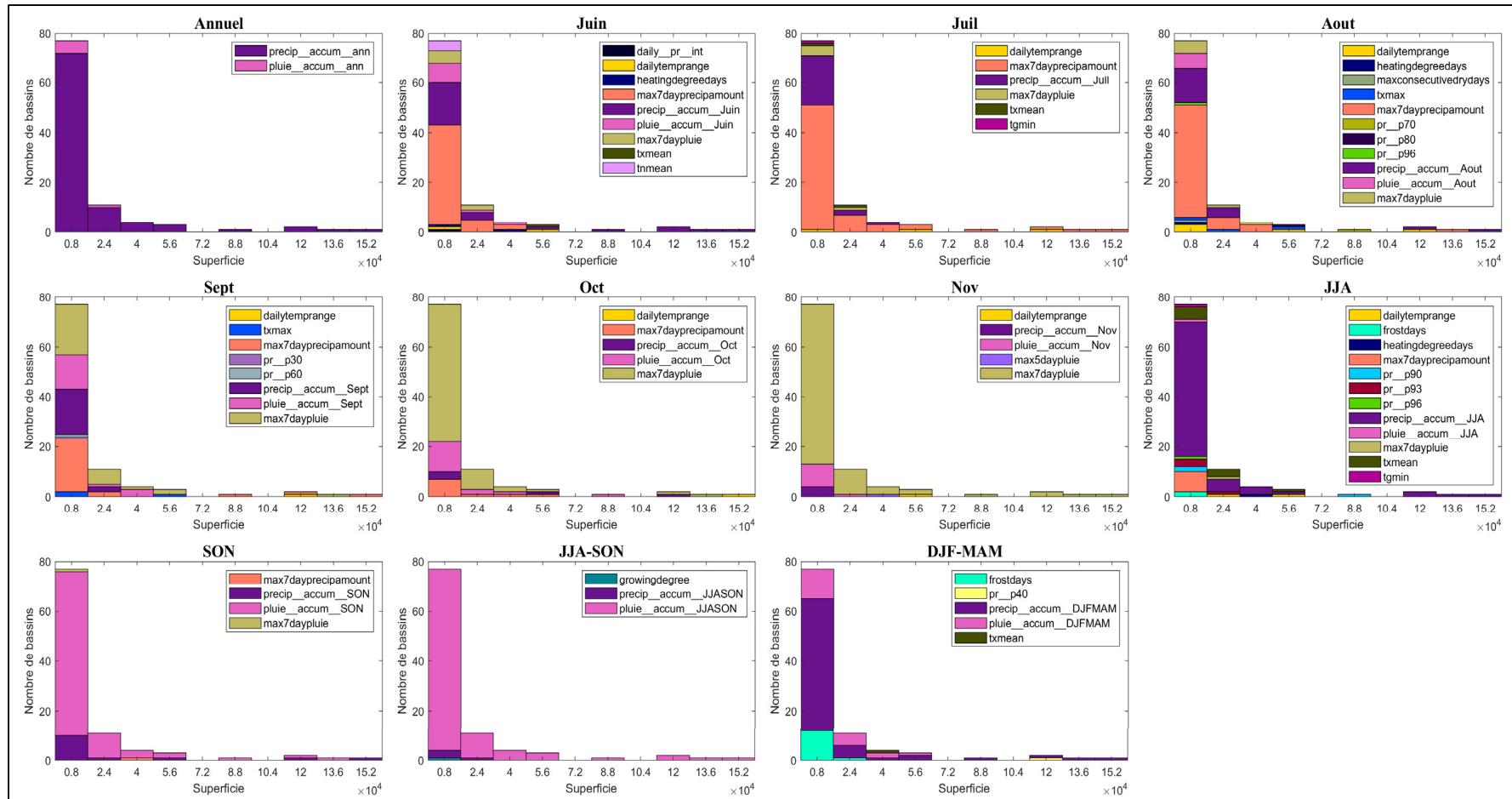


Figure 4.5 Distribution du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant selon la superficie (km^2) du bassin pour le débit moyen et le modèle hydrologique GR4J avec la méthode 1 sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Pour le débit moyen (figure 4.5), sur certaines périodes, le meilleur indicateur climatique est le même pour une grande majorité des bassins. Par exemple, pour la période annuelle, la précipitation totale annuelle est le meilleur indicateur pour la quasi-totalité des bassins (GR4J et HMETS). Pour le mois de juillet, le débit moyen de plus de la moitié des bassins sont principalement influencés par la précipitation maximale sur 7 jours consécutifs.

De façon générale, un plus grand nombre de prédicteurs est obtenu pour le faible débit et le débit maximal (non montré) que pour les débits moyens. Par exemple, pour le débit maximal annuel, 8, 6 et 7 prédicteurs sont obtenus avec GR4J, HMETS et Mohyse respectivement. Pour le débit maximal d'été (JJA), 15, 23 et 24 prédicteurs sont obtenus avec GR4J, HMETS et Mohyse respectivement.

Quoique les meilleurs prédicteurs des bassins versants d'une superficie de moins de 80 000 km² sont plus nombreux et plus variables, aucune différence de comportement n'est visible entre les grands bassins (>80 000 km²) et les petits bassins. De façon générale, pour les plus grands débits (débit moyen et maximal), les bassins semblent être influencés par les indicateurs climatiques représentant de grandes quantités de précipitation, tels que la précipitation maximale sur 7 jours consécutifs (ou pluie sur 7 jours) ou la précipitation totale (ou pluie ou neige). Pour le faible débit, des indicateurs de températures (par exemple, l'écart maximal de température journalière et la valeur maximale de la température journalière), mélangés à la précipitation (précipitation sur 7 jours ou précipitation totale) sont les indicateurs climatiques qui aident à décrire le mieux le comportement hydrologique des bassins.

Certains prédicteurs sont surprenants. Par exemple, le nombre de jours de gel (température minimale journalière < 0) consécutifs ou le nombre de jours de gel est le meilleur prédicteur de certains bassins sur la période de juin ou Juin-Juillet-Août (JJA). Une analyse particulière de ces cas sera effectuée dans la section d'analyse et discussion.

4.4 Adéquation entre les deux méthodes

Sur les cartes suivantes (figures 4.6 à 4.8), le point représente le centre du bassin versant et la couleur indique si les deux méthodes de sélection par percentiles (méthode 1 et 2) fournissent le même prédicteur préférentiel (vert) ou non (rouge), respectif à chaque bassin versant.

Les deux méthodes ne s'entendent pas toujours sur le meilleur prédicteur pour la majorité des bassins versants à l'étude, même pour un indicateur hydrologique relativement facile à modéliser, comme le débit moyen (figure 4.6).

Pour cet indicateur, les meilleurs prédicteurs des deux méthodes sont plus souvent les mêmes sur de longues périodes que sur les périodes mensuelles. Ainsi, sur la période annuelle, l'automne (SON), l'été-automne (JJA-SON) et l'hiver-printemps (DJF-MAM), la majorité des bassins versants obtiennent le même prédicteur à l'aide des deux méthodes. Pour les périodes mensuelles, seuls les mois d'octobre et de novembre, sur les six mois analysés, offrent une adéquation entre les deux méthodes pour la majorité des bassins.

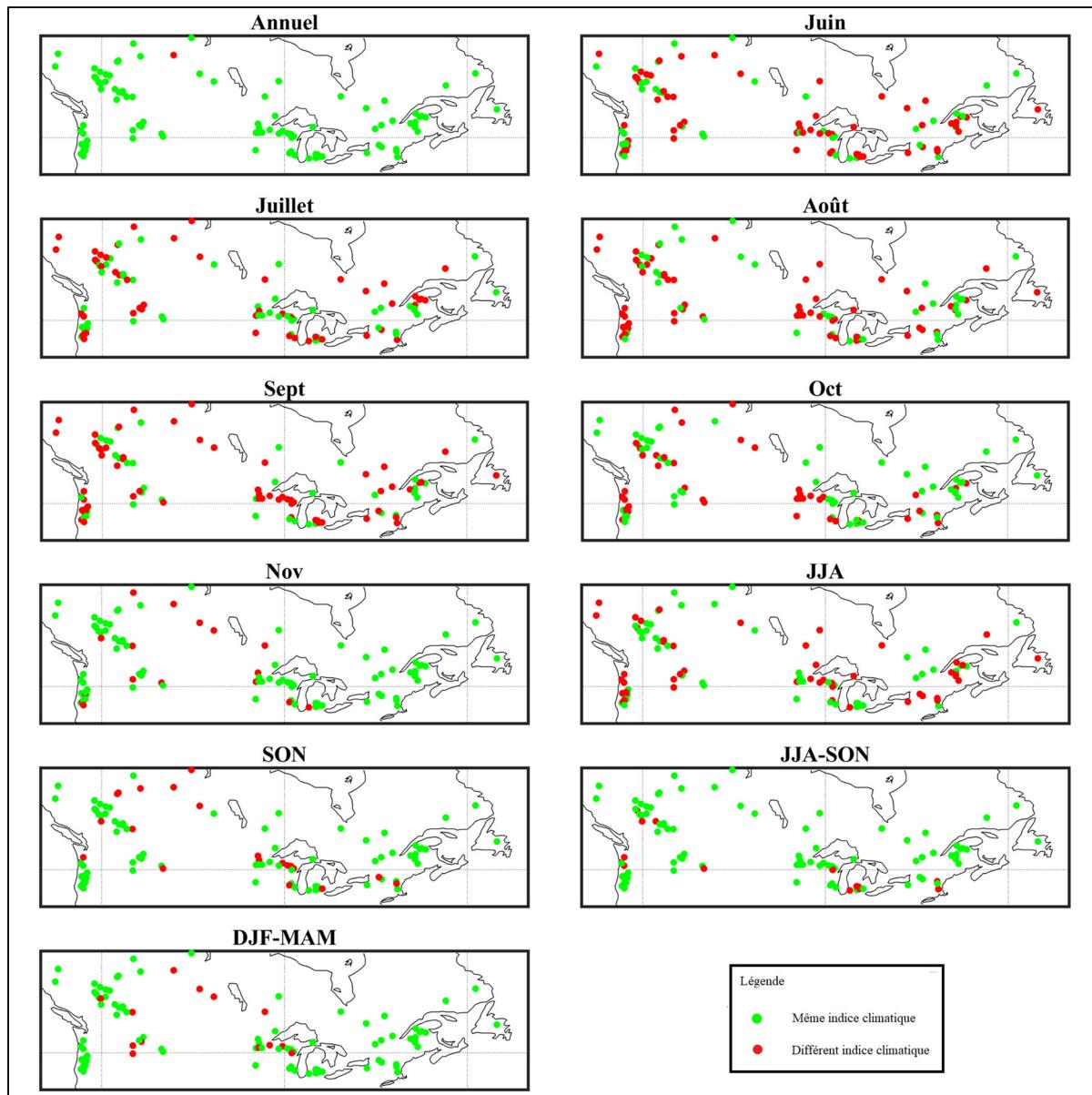


Figure 4.6 Cartes géographiques de l'adéquation des meilleurs prédicteurs obtenus à l'aide des deux méthodes de sélection par percentiles (méthode de la corrélation comme prédicteur (1) et la méthode de classement par clustering (2)) pour le débit moyen et le modèle hydrologique GR4J sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Pour l'indicateur de faible débit (figure 4.7), une plus faible majorité de bassins versants ont le même prédicteur pour les deux méthodes sur la période annuelle, d'octobre, de novembre, d'été (JJA), d'automne (SON) et d'été-automne (JJA-SON) et d'hiver-printemps (DJF-MAM).

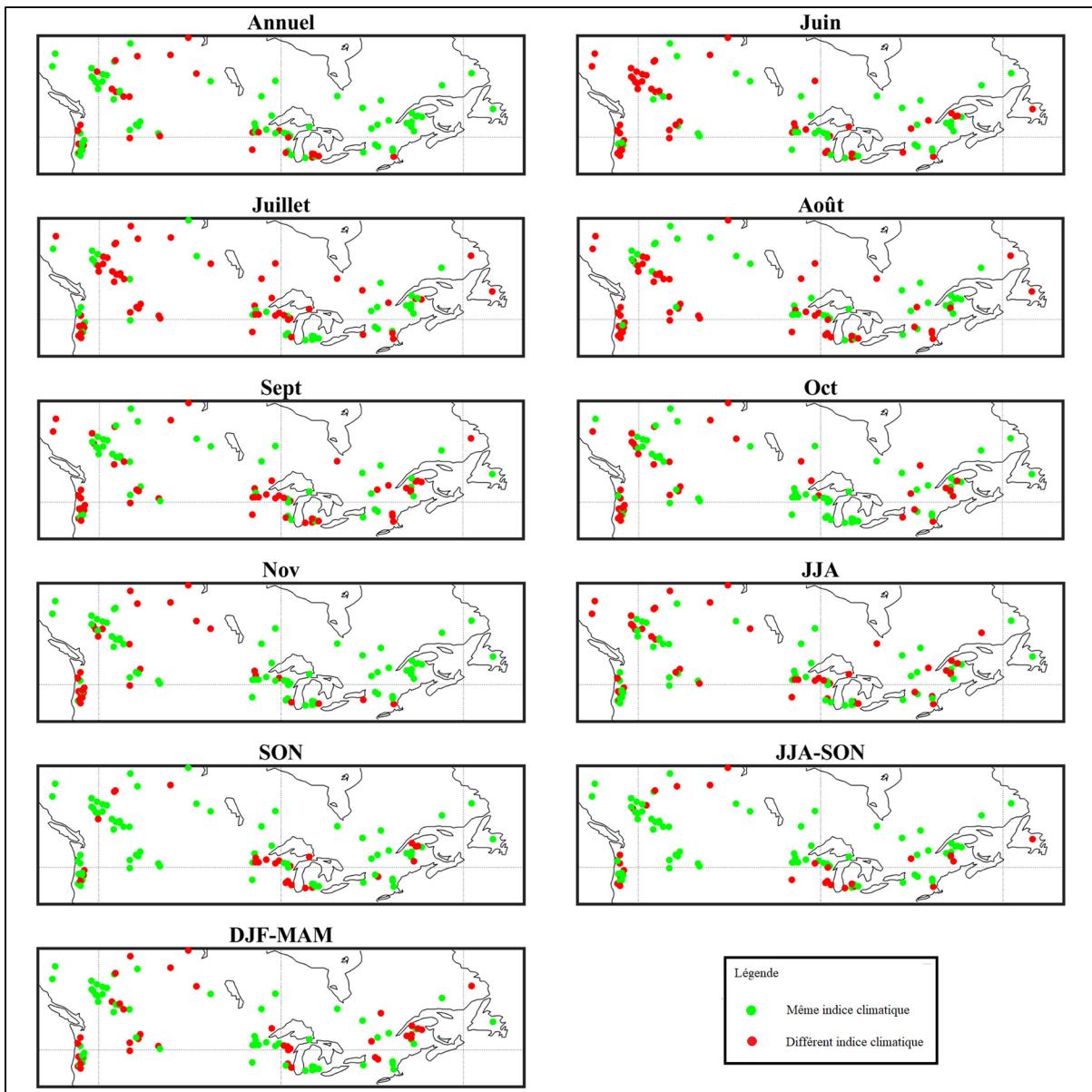


Figure 4.7 Cartes géographiques de l'adéquation des meilleurs prédicteurs obtenus à l'aide des deux méthodes de sélection par percentiles (méthode de la corrélation comme prédicteur (1) et la méthode de classement par clustering (2)) pour le débit 10e percentile et le modèle hydrologique GR4J sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Pour le débit maximal (figure 4.8), il y a adéquation entre les deux méthodes pour le débit annuel, le débit maximal de septembre, d'octobre, de novembre, d'automne (SON), d'été-automne (JJA-SON) et d'hiver-printemps (DJF-MAM).

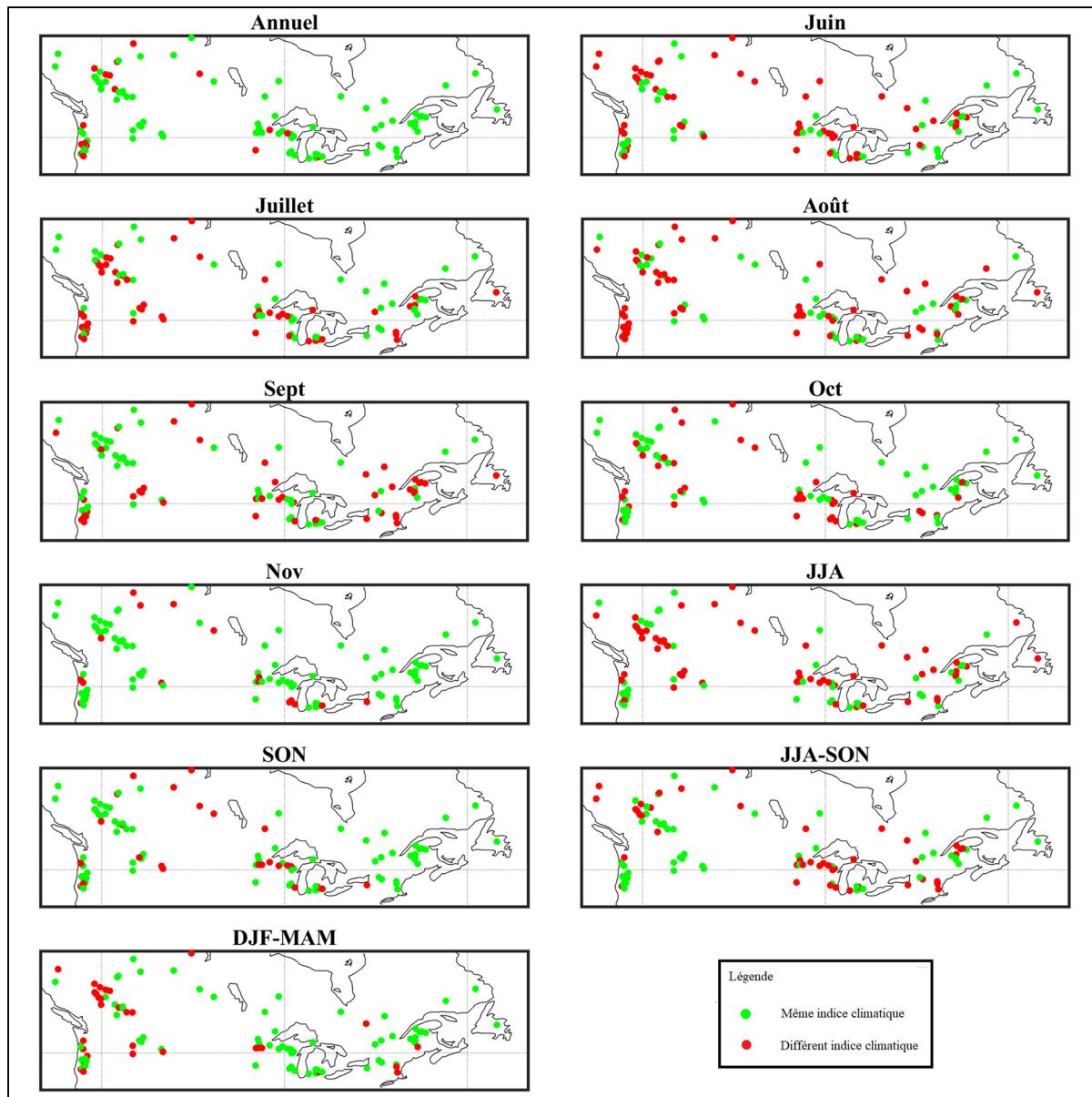


Figure 4.8 Cartes géographiques de l'adéquation des meilleurs prédicteurs obtenus à l'aide des deux méthodes de sélection par percentiles (méthode de la corrélation comme prédicteur (1) et la méthode de classement par clustering (2)) pour le débit maximal et le modèle hydrologique GR4J sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

La proportion de bassins, sans nécessairement être les mêmes bassins, qui obtient une adéquation entre les deux méthodes est approximativement la même pour les trois modèles hydrologiques.

4.5 Analyse de la robustesse des méthodes

Sur les cent (100) combinaisons de membres sélectionnés de façon aléatoire, il est possible de calculer le pourcentage d'essais où la sélection par percentiles offre un meilleur résultat au test Kolmogorov-Smirnov que la sélection aléatoire multiple.

4.5.1 Amélioration de la similitude avec l'utilisation de la méthode de la corrélation comme prédicteur

Il est à noter que la distribution des valeurs du test de Kolmogorov-Smirnov d'une sélection aléatoire simple comparée à la moyenne d'une sélection aléatoire multiple ne suit pas une loi binomiale centrée autour de 50% comme attendu. Ceci signifie que la moyenne de la distribution n'est pas égale à sa médiane et qu'elle doit être asymétrique. Ainsi, l'amélioration de la sélection par percentiles doit être comparée à une distribution aléatoire centrée autour de 55% et non 50%. Deux distributions sont présentées dans les résultats suivant afin de déterminer l'amélioration de la similitude réellement attribuable à la sélection par percentiles.

Les figures 4.9 à 4.11 montrent deux distributions pour chaque période. La première est la distribution du pourcentage d'essais où la sélection par percentiles offre un meilleur résultat que la moyenne de plusieurs sélections aléatoires. La deuxième distribution est le pourcentage de fois où la moyenne de plusieurs sélections aléatoires offre un meilleur résultat qu'une sélection aléatoire simple. Ceci est effectué dans le but de s'assurer que le fait de prendre la moyenne de dix sélections aléatoires ne biaise pas les résultats en raison de la distribution asymétrique, tel que discuté ci-dessus.

Les résultats pour le débit moyen montrent que l'amélioration par l'utilisation de la sélection par percentiles est d'autant plus grande sur les périodes où la corrélation est généralement plus forte (Annuel, JJA, SON, JJA-SON, DJF-MAM) (figure 4.9). Effectivement, le centre de la deuxième distribution est positionné à un plus haut pourcentage que la première distribution. De ce fait, l'amélioration est de l'ordre d'environ 21% pour la période annuelle, tandis que sur la période du mois de Juin, elle est environ de 6%. Une amélioration, quoique légère, est tout

de même notable sur les périodes où la corrélation est plus faible (entre 5% pour la période de Septembre et 7% pour la période de Novembre).

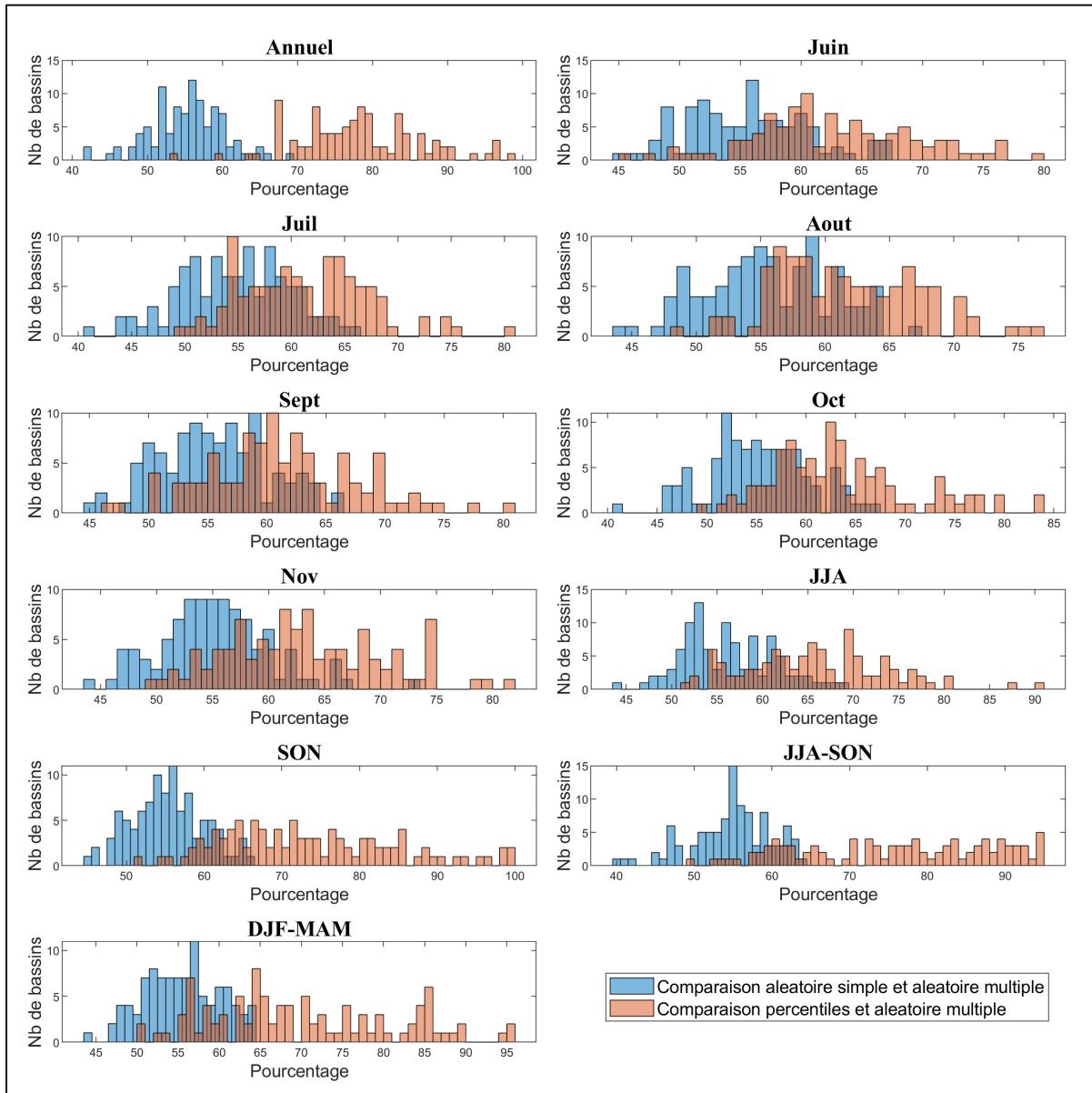


Figure 4.9 Distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection par percentiles et la population est plus grande que la sélection aléatoire (orange) pour les cent bassins versants et la distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection aléatoire multiple est plus grande que la sélection aléatoire simple (bleu) pour les cent bassins versants avec GR4J pour le débit moyen sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Une analyse similaire peut être faite avec le débit 10^e percentile (figure 4.10) et le débit maximal (figure 4.11). L'amélioration des résultats du KS-Test par l'utilisation des percentiles est plus grande sur les périodes où la corrélation est meilleure.

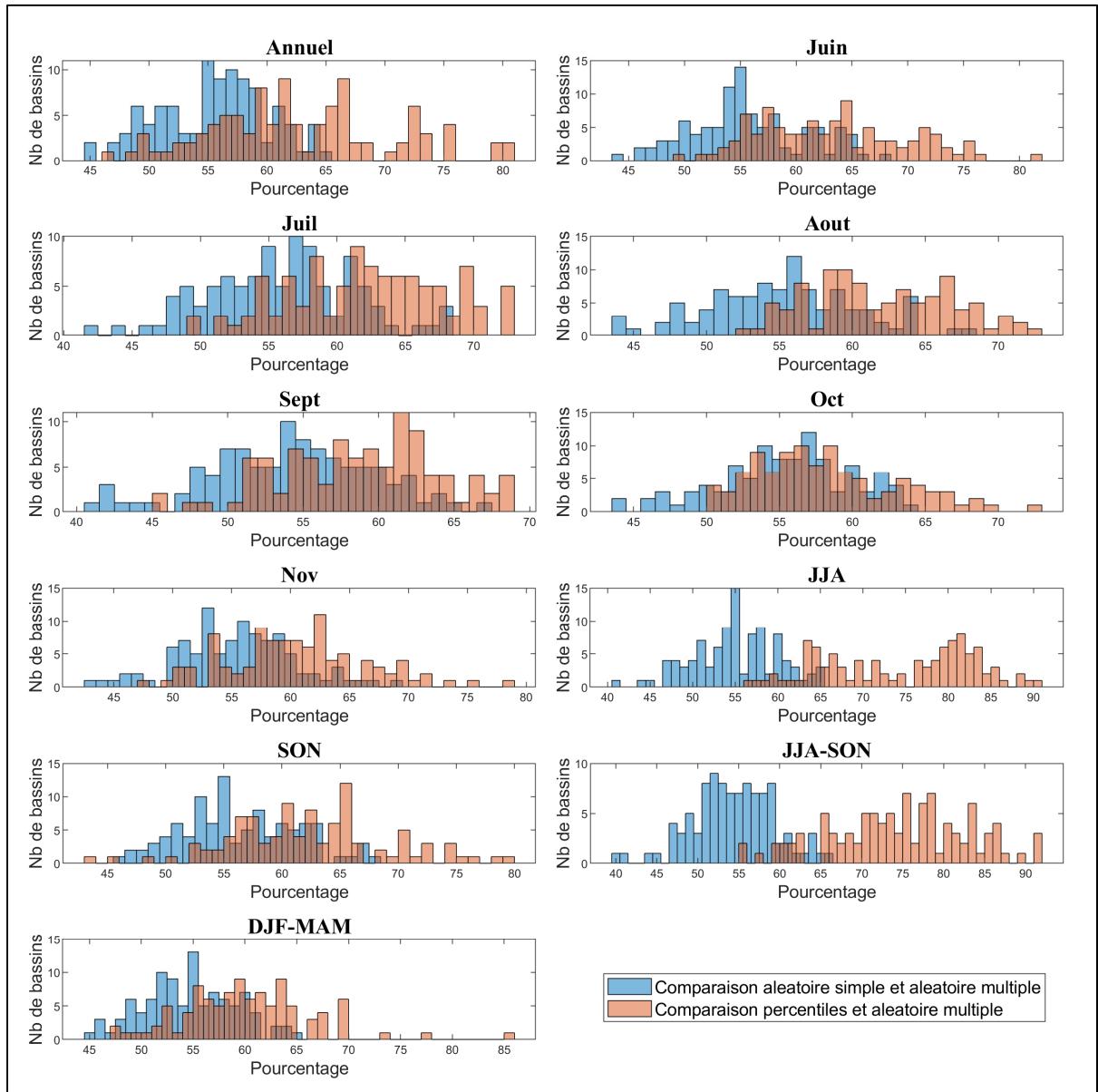


Figure 4.10 Distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection par percentiles et la population est plus grande que la sélection aléatoire (orange) pour les cent bassins versants et distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection aléatoire multiple est plus grande que la sélection aléatoire simple (bleu) pour les cent bassins versants avec GR4J pour le débit 10^e percentile sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Sur la figure 4.10, on constate que dû aux très mauvaises corrélations en octobre pour le débit 10^e percentile pour la quasi-entièreté des bassins versants (la grande majorité a une corrélation plus petite que 0,2), l'amélioration de la similitude par la sélection par percentiles est très faible (1%). Toutefois, une amélioration notable de 21% est présente pour la période d'été (JJA) et d'été-automne (JJA-SON), sur les deux seules périodes où la corrélation de la majorité des bassins versants avec leur indicateur climatique respectif est supérieure à 0,4.

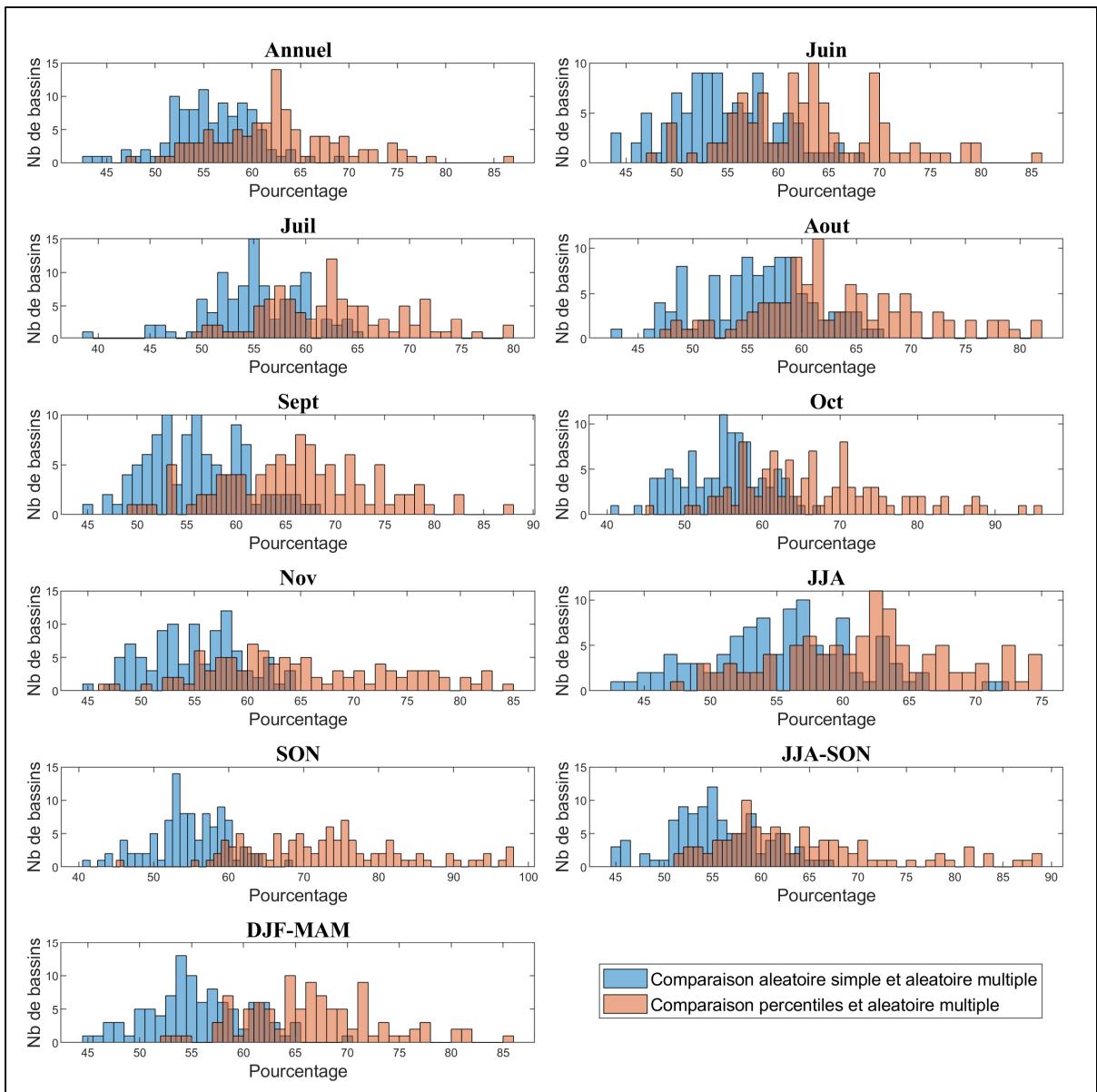


Figure 4.11 Distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection par percentiles et la population est plus grande que la sélection aléatoire (orange) pour les cent bassins versants et distribution du pourcentage d'essais où la similitude entre la sélection aléatoire multiple est plus grande que la sélection aléatoire simple (bleu) pour les cent bassins versants avec GR4J pour le débit maximal sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

4.5.2 Comparaison des deux méthodes et l'aléatoire

Afin de déterminer si les échantillons provenant des deux méthodes ont une meilleure similitude à leur population respective qu'une sélection aléatoire, l'indicateur climatique respectif à chaque bassin versant obtenu à l'aide de la méthode du meilleur prédicteur a été imposé à la méthode par clustering.

Lorsque les mêmes indicateurs climatiques sont utilisés, les résultats démontrent pour le débit maximal (figure 4.12) que les deux méthodes offrent effectivement toujours de meilleures similitudes avec la population d'indicateurs qu'une sélection aléatoire et ce, pour tous les modèles hydrologiques et toutes les périodes. Effectivement, le premier quartile (25^e percentile de chaque distribution) des valeurs du KS-Test des distributions des deux méthodes est constamment plus petit que la distribution de l'aléatoire. De plus, les médianes des deux méthodes de sélection sont systématiquement plus petites que l'aléatoire. Par exemple, pour la période annuelle la médiane avec GR4J est de 0,0743, 0,0793 et 0,0876 pour la méthode 1, 2 et aléatoire respectivement. La période où les sélections sont les plus performantes comparativement à la méthode aléatoire est la période d'automne (SON) où les médianes avec GR4J sont 0,0610, 0,0649 et 0,0877 pour la méthode 1, 2 et aléatoire respectivement.

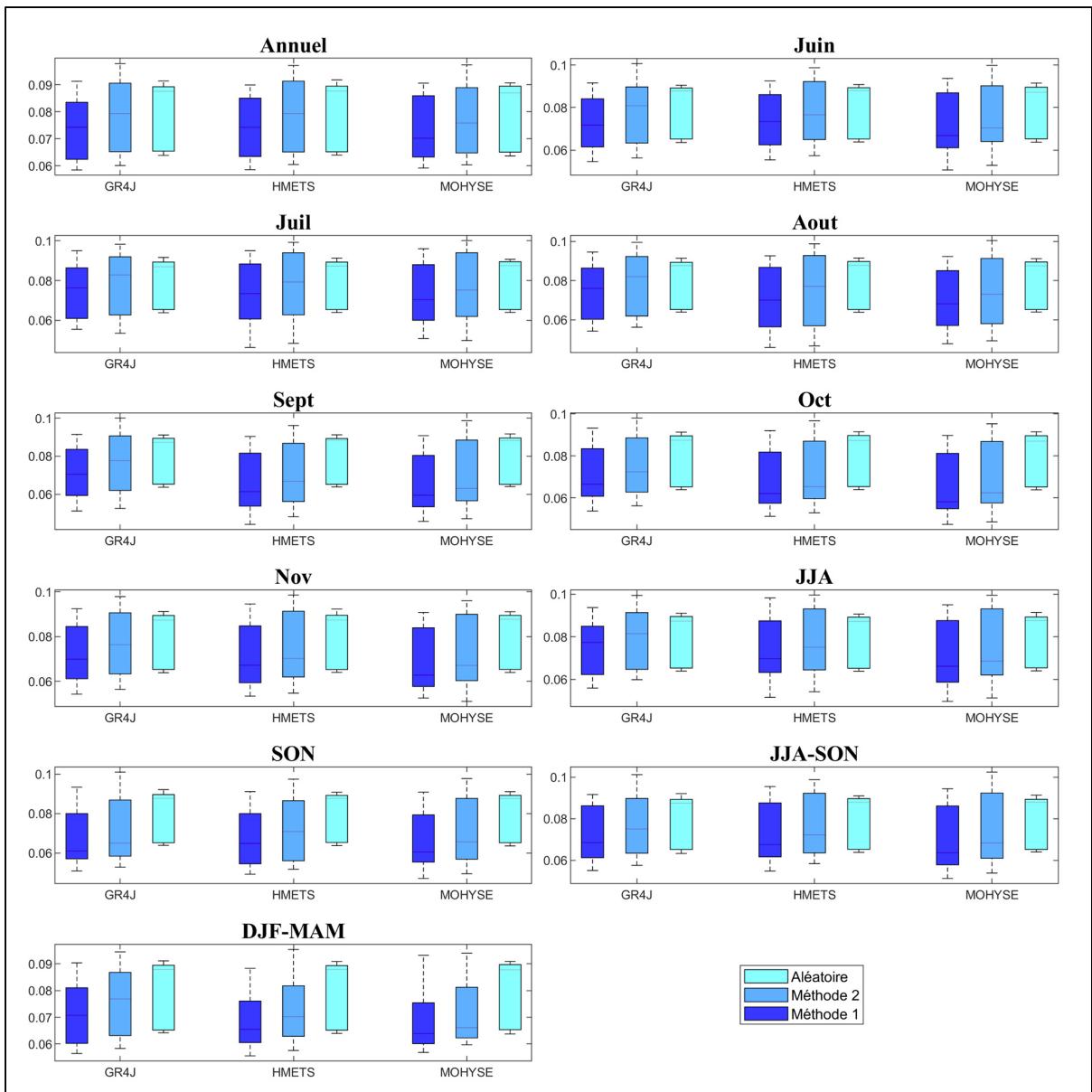


Figure 4.12 Diagrammes à moustaches des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov des deux méthodes par centiles (bleu foncé (1) et bleu (2)) et l’aléatoire (bleu pâle) lorsque le même indicateur est assigné aux deux méthodes pour une taille d’échantillon de dix pour cent, pour le débit maximal et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Pour le débit 10^e percentile (figure 4.13), avec GR4J sur la période annuelle, les médianes sont de 0,0759, 0,0837 et 0,0879 pour la méthode 1, 2 et aléatoire respectivement. Dans ce cas-ci, la plus grande amélioration se produit sur les périodes d’été (JJA) avec des médianes de 0,0711,

0,0747 et 0,0878 et d'été-automne (JJA-SON) avec des médianes de 0,0722, 0,0755 et 0,0876 pour la méthode 1, 2 et aléatoire respectivement. Ces périodes coïncident avec les périodes où la corrélation est généralement plus forte pour la majorité des bassins versants (figure 4.3).

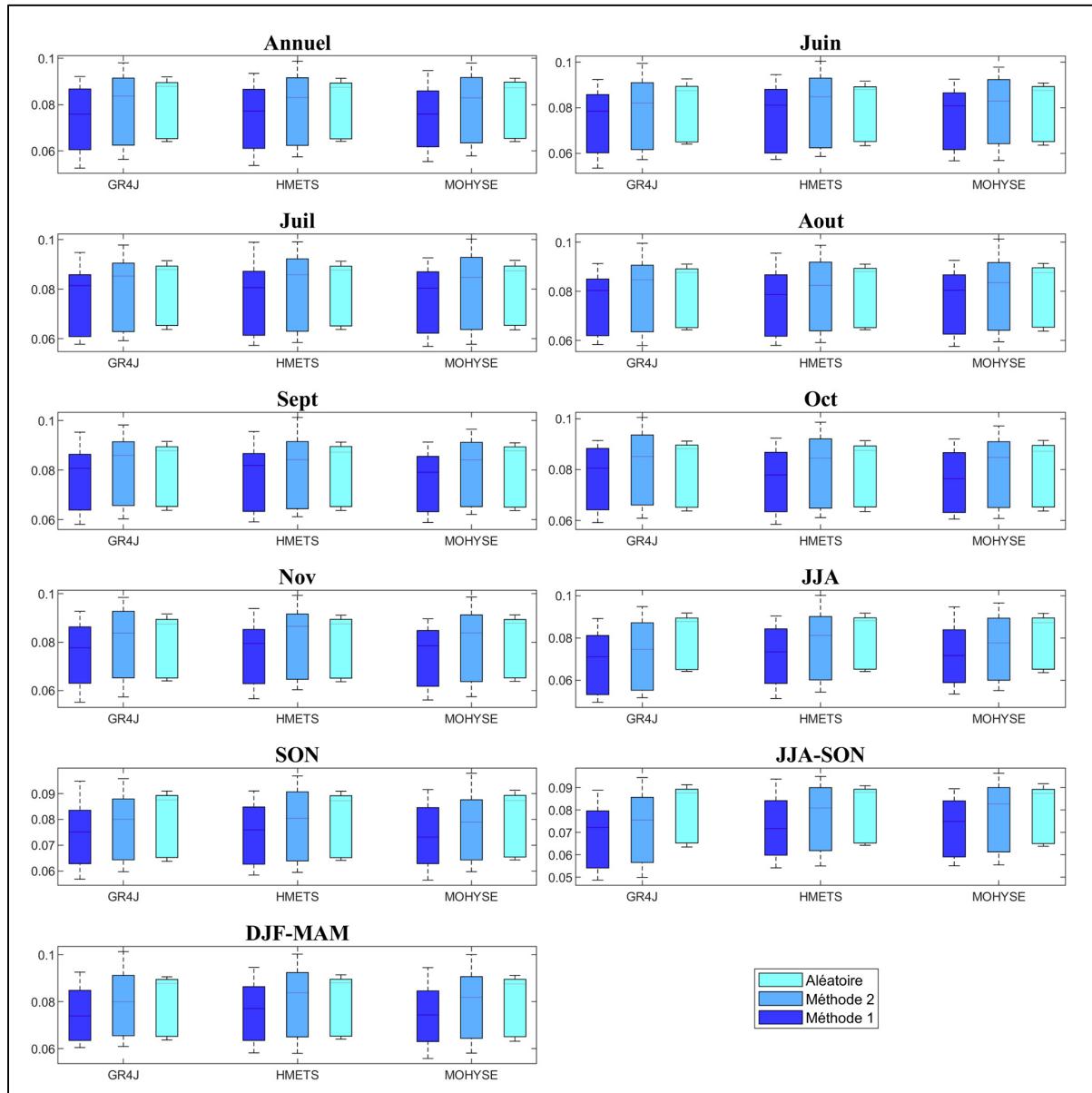


Figure 4.13 Diagrammes à moustaches des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov des deux méthodes par centiles (bleu foncé (1) et bleu (2)) et l'aleatoire (bleu pâle) lorsque le même indicateur est assigné aux deux méthodes pour une taille d'échantillon de dix pour cent, pour le débit 10^e percentile et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Dans l'ensemble, la deuxième méthode performe un peu moins bien que la première méthode, ce qui est attendu puisque les indicateurs climatiques qui lui sont imposés proviennent de la première méthode. Elle reste cependant plus performante que la méthode de sélection aléatoire. De façon générale, l'étendue de la distribution aléatoire n'est cependant pas nécessairement plus petite que les distributions des sélections structurées.

4.6 Indicateur climatique modal

À l'aide des distributions présentées à la section 4.3, l'indicateur climatique modal, c'est-à-dire l'indicateur qui est le meilleur prédicteur pour le plus grand nombre de bassins versants, est déduit. Ces indicateurs climatiques modaux ne sont pas nécessairement les mêmes lorsque la première et la deuxième méthode de sélection est appliquée. Ces différents indicateurs sont identifiés aux sections suivantes.

4.6.1 Méthode de la corrélation comme prédicteur

Dans le tableau 4.1, on constate que les indicateurs climatiques sont assez constants lorsque la même période est analysée, peu importe l'indicateur hydrologique. Par exemple, sur la période annuelle, il y a seulement deux indicateurs climatiques modaux soit la précipitation totale (61) et la précipitation totale liquide (62). Pour la période d'automne (SON), tous les indicateurs hydrologiques obtiennent le même mode climatique soit la précipitation totale liquide (62).

La plupart des indicateurs climatiques modaux obtenus sont des indicateurs de précipitation, sauf pour les faibles débits (percentile 1 à 9) en septembre et en octobre où le mode est la variation moyenne de température journalière (6).

Tableau 4.1 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 1 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées avec GR4J (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11))

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	61	32	32	32	57	65	65	33	62	62	61
2	61	33	33	33	67	67	67	33	62	67	61
3	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
4	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
5	61	33	33	33	67	67	67	33	62	67	61
6	61	33	33	33	67	67	67	33	62	67	61
7	61	33	33	33	67	67	67	33	62	67	61
8	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
9	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
10	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
11	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
12	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
13	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
14	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
15	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
16	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
17	62	61	61	61	6	67	67	61	62	62	62
18	62	61	61	61	6	67	67	61	62	62	62
19	62	61	61	61	61	67	67	61	62	62	62
20	62	61	61	61	61	67	67	61	62	62	62
21	62	61	61	61	61	67	67	61	62	62	62
22	62	61	33	33	61	67	67	61	62	62	62
23	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	62

Tableau 4.1 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 1 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées avec GR4J (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) (suite)

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
24	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
25	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
26	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
27	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
28	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
29	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
30	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
31	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
32	61	33	33	33	33	67	67	33	62	62	61
33	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
34	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61

Les tableaux des indicateurs climatiques modaux de la première méthode pour les modèles hydrologiques HMETS et Mohyse sont présentés à l'annexe III.

4.6.2 Méthode de classement par clustering

Les analyses réalisées pour la méthode 1 (section 4.6.1) sont aussi applicables à la méthode de classement par clustering (tableau 4.2). Les deux mêmes modes sont obtenus sur la période annuelle et la précipitation totale liquide (62) reste le mode pour tous les indicateurs hydrologiques pour la période d'automne (SON).

Tel que discuté dans la section 4.6.1, les faibles débits sont aussi principalement influencés par la variation journalière de température (6) sur les périodes de septembre et d'octobre.

Tableau 4.2 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 2 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec GR4J (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11))

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	61	32	32	58	57	65	65	32	62	62	61
2	61	67	33	33	67	67	67	33	62	67	61
3	61	33	67	67	67	67	67	61	62	62	61
4	61	67	33	33	33	67	67	62	62	62	61
5	61	33	33	33	67	67	67	33	62	67	61
6	61	33	33	33	67	67	67	33	62	67	61
7	61	33	67	67	33	67	67	33	62	62	61
8	62	61	61	62	6	6	67	61	62	62	62
9	62	61	62	61	6	6	67	61	62	62	62
10	62	62	62	62	6	6	67	62	62	62	62
11	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
12	62	61	61	61	6	6	67	62	62	62	62
13	62	62	62	61	6	67	67	61	62	62	62
14	62	61	62	61	6	6	67	62	62	62	62
15	62	61	61	61	6	6	67	62	62	62	62
16	62	62	61	61	6	6	67	61	62	62	62
17	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
18	62	62	61	62	6	67	67	61	62	62	62
19	62	61	62	62	6	67	67	61	62	62	62
20	62	62	61	33	6	67	67	61	62	62	62
21	62	61	33	33	6	67	67	61	62	62	62
22	62	33	33	67	67	67	67	61	62	62	62

Tableau 4.2 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 2 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec GR4J (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) (suite)

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
23	61	33	33	33	33	67	67	61	62	62	62
24	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
25	61	33	33	33	33	67	67	33	62	62	61
26	61	33	33	67	33	67	67	33	62	62	61
27	61	33	33	67	67	67	67	33	62	62	61
28	61	33	33	67	33	67	67	67	62	62	61
29	61	33	33	33	33	67	67	33	62	62	61
30	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
31	61	33	33	33	33	67	67	67	62	62	61
32	61	67	33	33	67	67	67	33	62	62	61
33	61	33	33	67	67	67	67	67	62	62	61
34	61	33	67	33	67	67	67	33	62	67	61

Les tableaux des indicateurs climatiques modaux de la deuxième méthode pour les modèles hydrologiques HMETS et Mohyse sont présentés à l'annexe III.

CHAPITRE 5

ANALYSE DES RÉSULTATS ET DISCUSSION

À la suite des résultats, une analyse plus approfondie de certains concepts est réalisée dans la section suivante. L'impact du choix du modèle hydrologique et de leur calage ainsi que l'impact de l'application de l'indicateur climatique modal sur les différentes méthodes sont discutés. Le chapitre se termine sur les limitations du projet.

5.1 Impact du choix du modèle hydrologique

Pour toutes les étapes de la méthodologie (calcul de corrélation, meilleur prédicteur, test de Kolmogorov-Smirnov), les trois modèles hydrologiques utilisés obtiennent des résultats différents. Cependant, les modèles GR4J et HMETS semblent donner des résultats plus similaires entre eux que ceux obtenus à l'aide du modèle Mohyse. Par exemple, pour la période annuelle, le meilleur prédicteur pour le débit moyen est soit la précipitation totale et la pluie totale (GR4J) ou la précipitation totale (HMETS), tandis que Mohyse obtient six indicateurs différents (Intensité journalière moyenne des précipitations, précipitation 97^e percentile, 98^e percentile et 99^e percentile, précipitation totale et neige totale).

Dans la littérature scientifique, il a été démontré que l'impact du modèle hydrologique est plus grand sur les faibles débits (Giuntoli et al., 2015; Velázquez, J. A., et al., 2013). Dans la présente étude, les divergences ne semblent pas plus importantes sur les faibles que les grands débits sur ces périodes. Cependant, les modèles hydrologiques n'ont pas été calés sur la période d'étiage lorsque ces débits étaient à l'étude.

Sur certaines périodes, une plus grande disparité entre les modèles hydrologiques est observable pour le débit maximal, tandis que d'autres périodes, les disparités sont plus grandes pour l'indicateur hydrologique de faible débit (10^e percentile). Par exemple, sur la période de septembre, on constate une différence de deux meilleurs prédicteurs entre les trois modèles

hydrologiques pour le débit 10^e percentile, tandis qu'une différence de cinq est constatée pour le débit maximal. À l'inverse, sur la période de novembre, on constate une différence de trois prédicteurs pour le 10^e percentile et de deux pour le débit maximal.

De plus, il existe une plus grande différence de corrélation entre les trois modèles hydrologiques sur le débit maximal que sur le 10^e percentile pour la période de septembre. Pour la méthode 1, la médiane obtenue pour le débit maximal à l'aide du modèle hydrologique GR4J est de 0,4 et celle de Mohyse est de 0,64, ce qui représente un écart de 60%. Pour le débit 10^e percentile sur la même période et pour la même méthode, une médiane de la corrélation de 0,21 est obtenue avec GR4J et de 0,24 avec Mohyse, ce qui représente un écart de 14%.

Ces disparités entre les trois modèles peuvent être expliquées par le fait que Mohyse n'a pas été conçu dans l'optique de recherche, mais plutôt comme un outil pédagogique. Il n'est donc pas surprenant que ses résultats soient différents des deux autres. Effectivement, malgré des performances de calage relativement bonnes (section 4.1), ce modèle obtient toutefois, pour la majorité des bassins versants, les pires performances de calage, ce qui lui permet de moins bien s'adapter aux différentes périodes et aux différents processus hydrologiques.

Quoiqu'il ait été démontré que le modèle hydrologique n'est pas nécessairement la source d'incertitude prédominante dans une étude d'impact (Chen et al., 2011; Wilby & Harris, 2006; Kay et al., 2009), le modèle hydrologique est une composante à prendre en considération dans la chaîne d'incertitude d'étude hydroclimatique et élargit le spectre de résultats possibles.

5.2 Corrélations

Les résultats présentés à la section 4.2 montrent que de façon générale, les corrélations sont plus faibles sur les plus courtes périodes de temps analysées, les périodes mensuelles.

Ceci pourrait être expliqué par le fait qu'il existe un certain délai entre les événements climatiques et leur réaction hydrologique. En analysant les corrélations entre les indicateurs climatiques du mois de septembre et le débit moyen du mois d'octobre, il y a amélioration de

la corrélation et changement de meilleur prédicteur pour plusieurs bassins comparativement à lorsque l'on analyse les deux types d'indicateurs sur le mois d'octobre. Pour la plupart des bassins versants, la précipitation totale du mois de Septembre influence le débit moyen du mois d'octobre.

Logiquement, plus le bassin est grand, plus le délai entre le climat et la réaction hydrologique est grand puisque le temps de concentration est plus grand. Cependant, les plus grandes améliorations en termes de corrélation ne se produisent pas nécessairement sur les plus grands bassins. De ce fait, d'autres facteurs influencent sûrement ce délai, tels que l'utilisation du sol, les pentes, etc. Il est possible que ce phénomène (délai) puisse expliquer qu'on obtienne de meilleures corrélations sur les plus longues périodes de temps. D'ailleurs, ce délai a déjà été observé et est documenté dans la littérature (Aguado, Cayan, Riddle & Roos, 1992).

5.3 Meilleurs prédicteurs

Dans la section 4.3, les résultats obtenus montrent que pour des périodes d'été (Juin, Juillet-Août) relativement chaudes, le meilleur prédicteur climatique de certains bassins versants est le nombre de jours de gel ou le nombre consécutif maximal de jours de gel.

Après vérification, trois cas de figure sont détectés. Dans le premier, tous les indicateurs climatiques offrent une très mauvaise corrélation (souvent sous 0,1) et le nombre de jours de gel est le moins pire de tous les très mauvais prédicteurs. Dans le deuxième, toutes les valeurs de l'indicateur climatique sont nulles, sauf quelques valeurs qui sont un peu plus importantes. Ces deux ou trois valeurs biaissent la corrélation, ce qui engendre une forte pente (vers le bas). De ce fait, l'utilisation de ces corrélations peut être mise en doute pour certains bassins versants.

Dans le dernier cas, la corrélation est effectivement bonne (plus il y a de jours de gel, plus le débit est grand). Dans ce cas, les trois modèles hydrologiques et les corrélations calculées à l'aide des données observées suivent la même tendance, ce qui peut laisser croire que la corrélation est effectivement robuste pour ce bassin versant, même si elle est dans une direction

opposée à ce qui était attendu au départ. Un débit plus grand lorsque le nombre de jours de gel est plus grand pourrait être expliqué par le fait que la température plus froide entraîne le déplacement de l'arrivée du débit de crue. Dans les bassins étudiés pour ce cas particulier, le débit de crue se produit durant le mois de juin ce qui résulte en de grandes valeurs de débits, ce qui pourrait expliquer la corrélation positive forte avec les jours de gel sur cette période.

5.4 Adéquation entre les deux méthodes

Tel que discuté à la section 4.4, les deux méthodes offrent des résultats différents en termes de corrélation et de meilleur prédicteur respectif à chaque bassin versant.

En général, la méthode de classement par clustering (2) offre un plus grand nombre de « meilleurs prédicteurs » que la méthode de la corrélation comme prédicteur (1). Ce plus grand nombre de prédicteurs est probablement dû au fait que le calcul de la corrélation est effectué sur une plus petite taille d'échantillon pour la deuxième méthode que pour la première. Effectivement, la première méthode utilise la moitié des valeurs d'indicateurs (environ 1500 ou environ 850) tandis que la deuxième méthode utilise des tailles d'échantillons variant entre 15 (7) et 154 (77) valeurs pour les bassins dans le domaine ClimEx (hors ClimEx). De ce fait, l'allure du nuage de points de la méthode 2 est beaucoup plus dépendante des valeurs d'indicateurs choisies et la corrélation varie plus.

5.5 Impact du calage des modèles hydrologiques

Comme le calage des modèles hydrologiques sur une période continue réussit à bien représenter la crue annuelle, mais a plus de difficulté à s'adapter aux périodes plus sèches d'étiage, un calage seulement sur la période d'étiage d'été (JASON) a été effectué pour trois bassins versants du Québec (tableau 5.1). Une meilleure modélisation des débits d'été pourrait améliorer les résultats de (1) la corrélation entre les indicateurs climatiques et hydrologiques et (2) les valeurs de similitude entre les sélections et les populations en découlant.

Tableau 5.1 Caractéristiques des trois bassins versants québécois utilisés lors du nouveau calage sur la période JASON

Nom du bassin	Superficie (km²)	Latitude	Longitude	Précipitation moyenne annuelle (mm)
Rivière Rimouski	1610	48,1460	-68,4787	1049
Rivière Batiscan	4480	47,2000	-72,2739	1137
Rivière Petite Nation	1330	46,1341	-75,1226	1042

Les performances de calage (KGE) sur la période JASON obtenues lors du calage continu et pour le calage spécifiquement réalisé sur cette période sont présentés au tableau 5.2 suivant.

Tableau 5.2 Performance de calage (KGE) sur la période JASON pour le calage continu et le calage effectué seulement sur cette période pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) pour les trois bassins versants québécois retenus

	GR4J		HMETS		MOHYSE	
Nom du bassin	Calage continu	Calage JASON	Calage continu	Calage JASON	Calage continu	Calage JASON
Rivière Rimouski	0,8344	0,8554	0,6580	0,8822	0,6375	0,7888
Rivière Batiscan	0,7518	0,9036	0,7485	0,8840	0,7303	0,7947
Rivière Petite Nation	0,7441	0,7641	0,7297	0,9082	0,5383	0,6365

5.5.1 Méthode de la corrélation comme prédicteur

Les résultats démontrent que la corrélation sur les périodes d'été n'est pas toujours améliorée avec le calage sur la période JASON (figure 5.1). L'étendue de l'amélioration de cette

corrélation (lorsque présente) est dépendante du modèle hydrologique, du bassin versant et de la période.

Cependant, l'amélioration est plus significative pour le modèle hydrologique HMETS que les deux autres modèles hydrologiques, et ce, pour toutes les périodes analysées. Ceci peut être expliqué par le fait que le modèle HMETS comporte plus de paramètres libres (21) que GR4J (6) et Mohyse (10), ce qui lui permet de mieux s'adapter à différentes situations de calage.

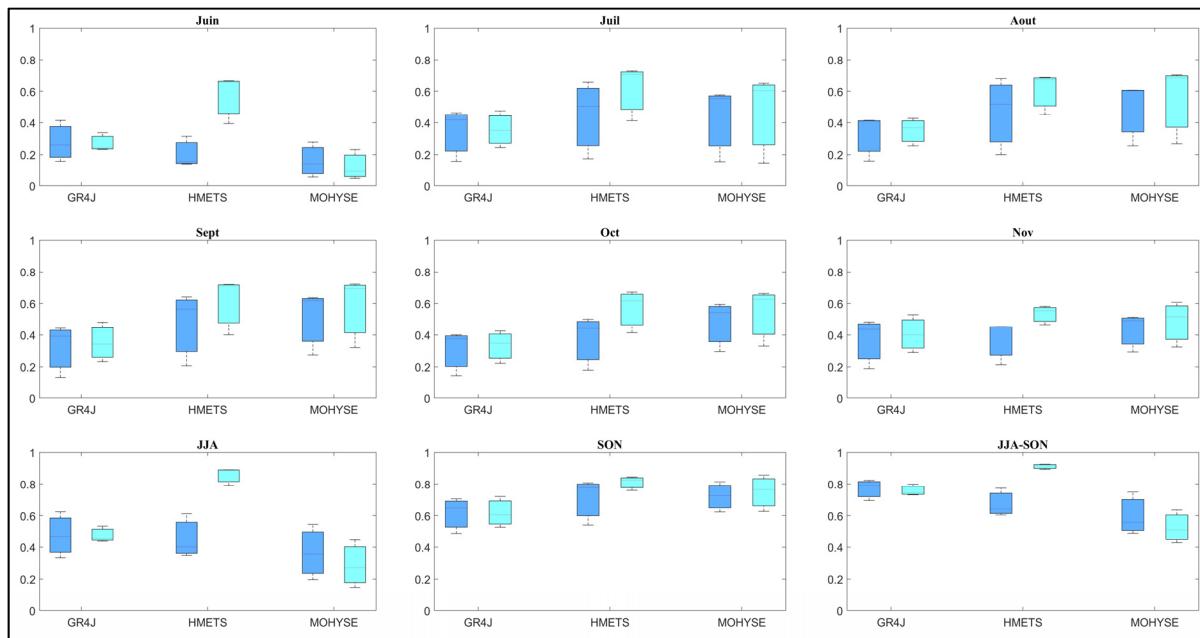


Figure 5.1 Diagrammes à moustaches de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin obtenu lors du calage continu (bleu foncé) et du calage sur la période JASON (bleu pâle) pour l'indicateur hydrologique de débit moyen, pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 9 périodes analysées (Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON)

De plus, l'indicateur climatique qui est le meilleur prédicteur change parfois entre les deux types de calage, ce qui permet d'obtenir une meilleure corrélation. Les indicateurs climatiques restent toutefois dans la même catégorie d'indicateur, qui représentent de grandes quantités de précipitation. Par exemple, pour le débit moyen modélisé à l'aide des modèles hydrologiques HMETS et GR4J, l'indicateur climatique qui sort vainqueur se joue entre quatre indicateurs :

la précipitation maximale sur 7 jours consécutifs, la pluie maximale sur 7 jours consécutifs, la précipitation totale et la précipitation totale liquide.

Cependant, lorsque le meilleur prédicteur climatique reste inchangé avec le nouveau calage, la corrélation n'est pas nécessairement améliorée. Par exemple, pour le bassin Rivière Rimouski, les indicateurs de juillet (33), d'août (33), de septembre (62), d'octobre (67), de novembre (67) et d'automne (62) pour le débit moyen avec le modèle hydrologique GR4J obtiennent des coefficients de corrélation pires sur le calage JASON que sur le calage continu. Pour le même modèle hydrologique, sur le bassin Rivière Petite Nation les périodes où l'indicateur ne change pas entre les deux calages (Juillet, Août, Octobre, Novembre, JJA, SON et JJA-SON), les corrélations sont systématiquement améliorées.

Pour les trois indicateurs hydrologiques, les périodes d'été (JJA) et d'été-automne (JJA-SON) ont des comportements moins prévisibles sur le nouveau calage puisqu'elles comprennent le mois de Juin, qui n'est pas inclus dans ce calage.

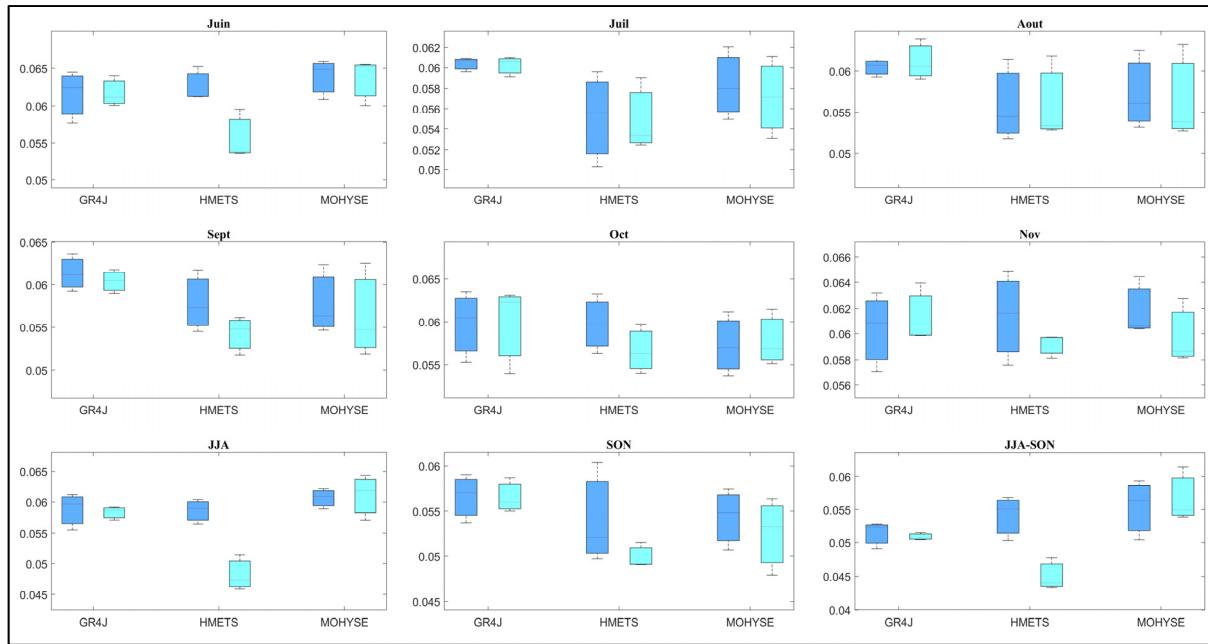


Figure 5.2 Diagrammes à moustache de la valeur du test Kolmogorov-Smirnov du meilleur prédicteur respectif à chaque bassin obtenu lors du calage continu (bleu foncé) et du calage sur la période JASON (bleu pâle) pour l'indicateur hydrologique de débit moyen et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS et Mohyse) sur les 9 périodes analysées (Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON)

Lorsque la corrélation est améliorée, les valeurs de similitude sont de ce fait grandement améliorées (figure 5.2). Par exemple, la forte amélioration de la corrélation pour HMETS sur la période JJA (médiane de 0,4 pour le calage normal et médiane de 0,8 pour le calage JASON) résulte en une forte amélioration du résultat du KS-Test (médiane de 0,058 pour le calage normal et médiane de 0,047 pour le calage JASON). Une forte relation entre la corrélation et la valeur du KS-Test peut être tirée.

L'étape de calage des modèles hydrologiques est donc une composante importante dans l'incertitude de la chaîne hydroclimatique. Cependant, la valeur ajoutée du calage sur la période d'été et d'automne est difficile à établir puisqu'elle n'est pas homogène, ni sur les périodes, ni sur les bassins versants, ni sur les indicateurs hydrologiques.

5.6 Indicateur climatique modal

Afin de cibler l'indice climatique à utiliser pour bien représenter chaque indicateur hydrologique spécifique, l'indicateur climatique modal de chaque période a été imposé à tous les bassins versants, pour les deux méthodes de sélection.

5.6.1 Impact de l'indicateur modal sur la corrélation

Une fois le mode du meilleur prédicteur obtenu pour chaque période analysée et chaque modèle hydrologique, la corrélation moyenne sur 100 essais de chaque bassin versant est calculée avec ce nouvel indicateur.

5.6.1.1 Méthode de la corrélation comme meilleur prédicteur

Les figures 5.3 et 5.4 suivantes montrent les résultats de l'impact du mode sur la corrélation pour la première méthode de sélection par percentiles.

Sur la figure 5.3, on constate que l'impact d'imposer le mode du meilleur prédicteur à tous les bassins sur l'étendue des valeurs de corrélation pour le débit moyen dépend des périodes analysées et des modèles hydrologiques. La période d'hiver-printemps (DJF-MAM) semble toutefois être la période où la corrélation diminue le plus avec le nouvel indicateur climatique. Pour cette période, la médiane avec l'indicateur climatique respectif est de 0,4328 et 0,3170 pour le mode (36,5%) avec GR4J, avec HMETS elle passe de 0,5118 à 0,3964 (29,1%) et avec Mohyse de 0,5040 à 0,4050 (24,2%).

Sur la période annuelle, l'impact est très petit pour les trois modèles hydrologiques puisqu'il y a un petit nombre de meilleurs prédicteurs respectifs pour cette période, comme discuté dans la section 4.3.

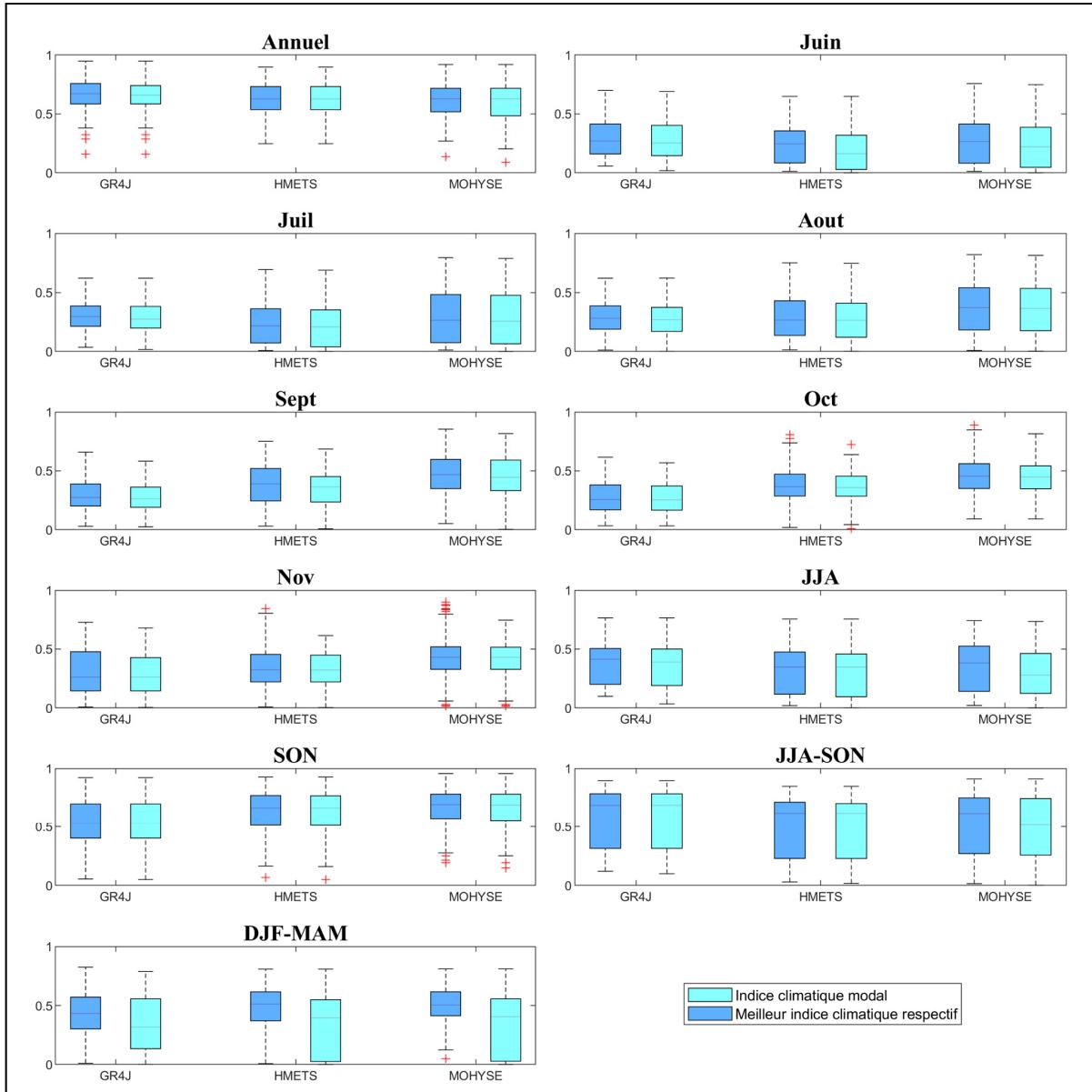


Figure 5.3 Diagrammes à moustache montrant l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin (bleu foncé) et l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur mode (bleu pâle), pour le débit moyen et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, MOHYSE) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Pour le débit moyen, le modèle hydrologique Mohyse semble être le modèle hydrologique le plus sensible des trois au changement d'indicateur sur la période annuelle, d'été (JJA), d'automne (SON) et d'été-automne (JJA-SON). En général, le modèle GR4J semble quant à lui être le moins sensible au changement d'indicateur climatique. Sa plus petite sensibilité peut

être due au fait que ce modèle hydrologique obtient habituellement un plus petit nombre de meilleurs prédicteurs.

L'impact d'imposer le mode du meilleur prédicteur à tous les bassins versants sur la corrélation est parfois petit, comme sur la période annuelle. Ceci peut être dû à trois raisons : (1) le meilleur indicateur climatique respectif de la grande majorité des bassins versants était déjà le mode de l'indicateur climatique (i. e. sur la période annuelle), (2) l'indicateur climatique respectif du bassin et le mode sont très similaires (i. e. précipitation maximale sur 7 jours consécutifs vs pluie maximale sur 7 jours consécutifs, en Juin) et (3) l'indicateur climatique modal est un indicateur climatique qui donnait une aussi bonne corrélation que le meilleur indicateur climatique retenu, mais qui n'a pas été retenu puisqu'un seul indicateur était conservé en début de méthodologie.

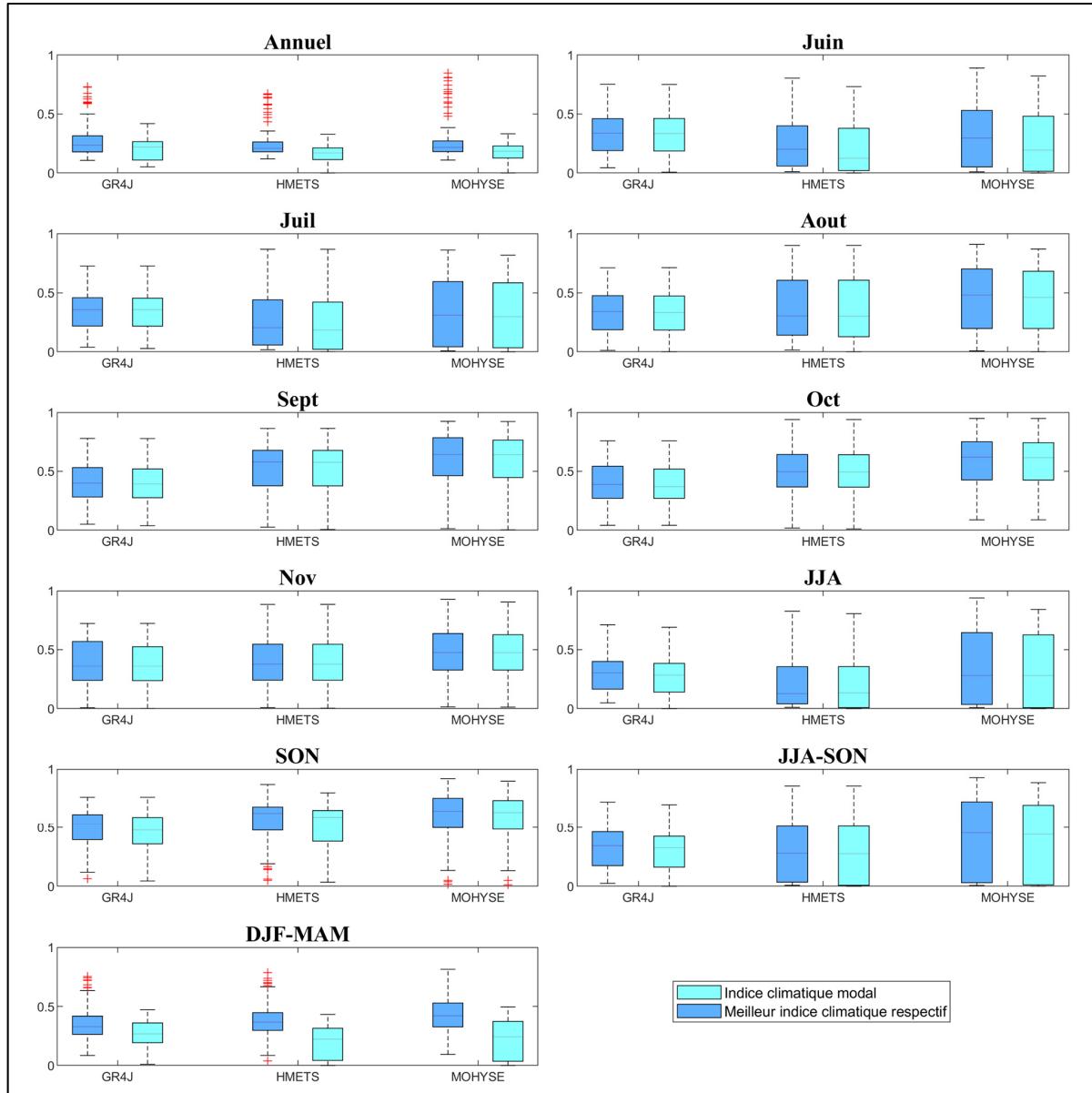


Figure 5.4 Diagrammes à moustache montrant l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin (bleu foncé) et l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur mode (bleu pâle), pour le débit maximal et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Pour le débit maximal (figure 5.4), l'impact est plus grand sur la période annuelle et la période d'hiver-printemps (DJF-MAM) pour les trois modèles hydrologiques. Encore une fois, GR4J semble moins sensible que les deux autres modèles.

5.6.1.2 Méthode de classement par clustering

La figure 5.5 suivante montre les résultats de l'impact du mode sur la corrélation pour la deuxième méthode de sélection.

L'impact d'imposer l'indicateur climatique modal à tous les bassins est plus grand sur la méthode par clustering (figure 5.5) que la méthode de la corrélation comme prédicteur (figure 5.3) pour le débit moyen, particulièrement sur les périodes mensuelles. Par exemple, avec le modèle hydrologique GR4J et pour la période de juin, les deux médianes sont sensiblement les mêmes (0,27 avec le meilleur prédicteur respectif et 0,2540 pour le mode (6,3%)) pour la méthode 1, tandis que pour la méthode 2, le mode de l'indicateur climatique entraîne une baisse d'environ 0.1 (de 0,3409 à 0,2372 (43,7%)).

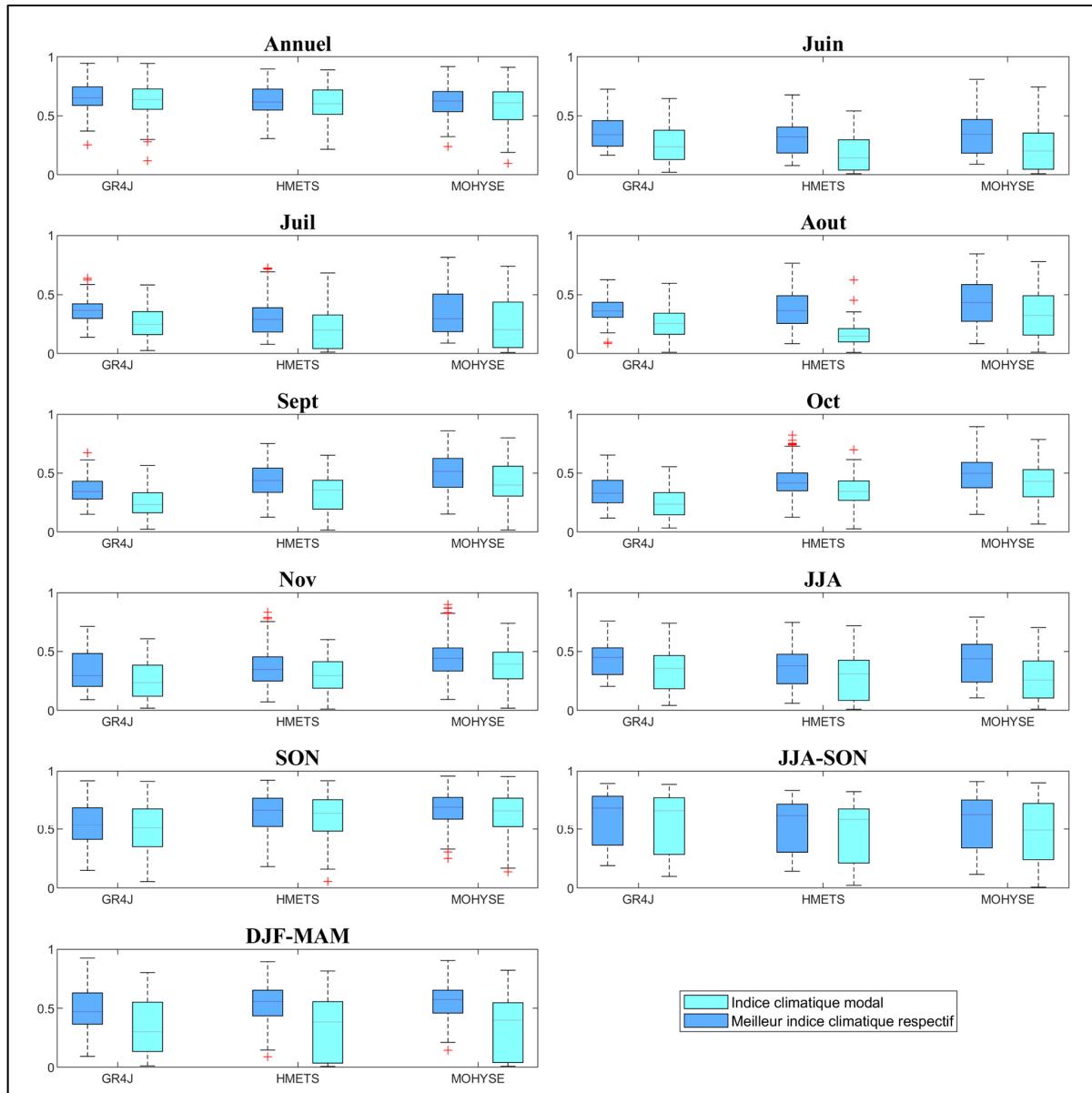


Figure 5.5 Diagrammes à moustache montrant l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin (bleu foncé) et l'étendue de la corrélation moyenne du meilleur prédicteur mode (bleu pâle), pour le débit moyen et pour les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Avec la méthode de classement par clustering, HMETS semble être le modèle hydrologique le plus sensible au changement d'indicateur sur les périodes de juin et d'août. De plus, il semble plus sensible au mode climatique que dans la méthode 1.

La différence d'impact entre les deux méthodes peut être expliquée par le fait que la méthode par clustering obtient un plus grand nombre de meilleurs prédicteurs que la méthode 1, tel que décrit dans la section 5.4. On impose donc à un plus grand nombre de bassins versants un indicateur climatique qui représente moins bien leur hydrologie.

5.6.2 Impact de l'utilisation du mode sur la valeur du test Kolmogorov-Smirnov

En général, lorsque la corrélation est plus forte, les valeurs du Kolmogorov-Smirnov diminuent. Cependant, deux regroupements se forment lorsque l'on compare les bassins versants qui se situent dans le domaine de ClimEx et ceux qui ne s'y situent pas. Effectivement, les deux regroupements suivent la même tendance, mais sont décalés par rapport à leur valeur de Kolmogorov-Smirnov. À corrélation égale, la sélection d'indicateurs climatiques effectuée pour les bassins versants compris dans le domaine ClimEx a une plus grande similitude (plus petite valeur de k) avec la population de cet indicateur hydrologique que les bassins à l'extérieur du domaine de ClimEx. De ce fait, la distribution des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov n'est pas linéaire tel que présenté à la figure 5.6.

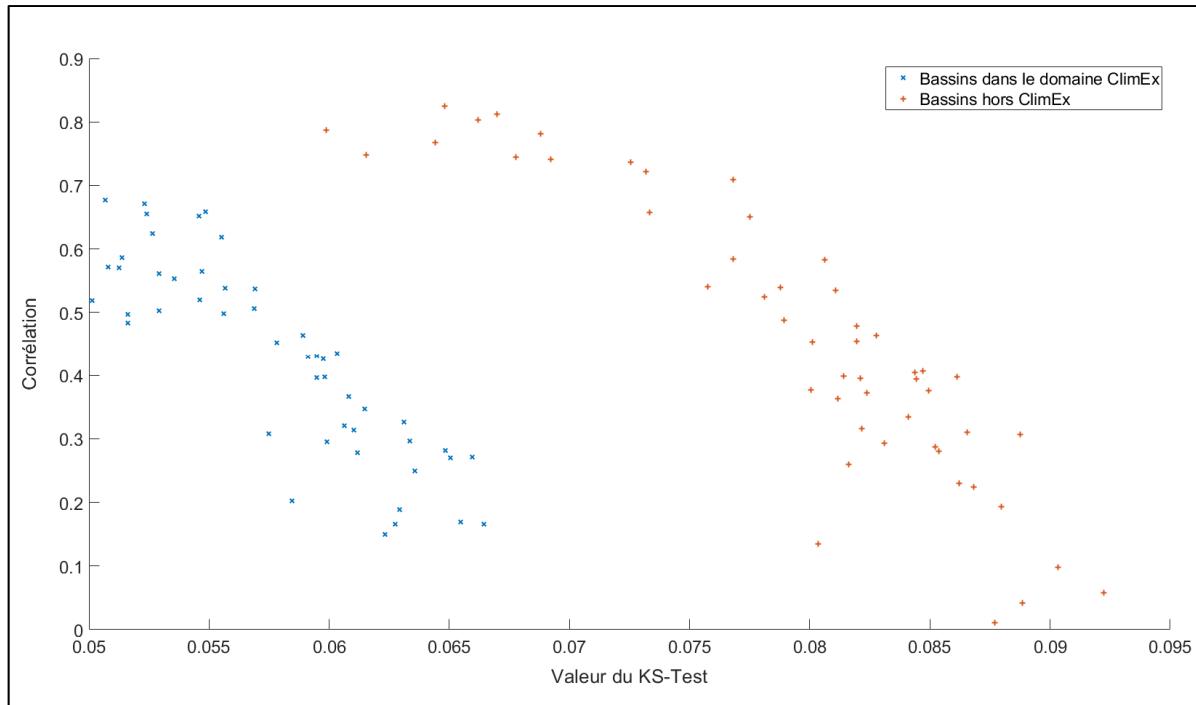


Figure 5.6 Valeurs du KS-Test selon la valeur du coefficient de corrélation pour les bassins compris dans le domaine de ClimEx (bleu) et les bassins non compris dans le domaine de ClimEx (orange)

Ce phénomène peut être expliqué par le fait que les membres d'un grand-ensemble, à cause de leur structure très semblable, offrent des résultats climatiques très similaires entre eux. Par exemple, la valeur du premier membre de ClimEx est plus semblable aux 49 autres membres qu'elle l'est d'une valeur d'un membre climatique provenant de CMIP5. Ainsi, la probabilité de sélectionner une valeur qui est similaire à une autre est beaucoup plus grande que lorsque seulement des membres de modèles complètement différents sont utilisés, tels que CMIP5 et CORDEX.

Afin de bien déterminer l'impact d'imposer l'indicateur climatique mode à tous les bassins versants sur les valeurs du KS-Test, les analyses subséquentes de ces valeurs sont séparées selon deux catégories : les valeurs des bassins versants se situant dans le domaine ClimEx et les valeurs des bassins versants ne s'y situant pas.

5.6.2.1 Méthode de la corrélation comme prédicteur

Les figures 5.7 et 5.8 suivantes montrent les résultats de l'impact du mode sur la similitude de l'échantillon avec la population respective (test Kolmogorov-Smirnov) pour la première méthode de sélection par percentiles.

De façon générale, imposer le mode de l'indicateur climatique à tous les bassins versants entraîne une baisse de la similitude entre l'échantillon et la population.

Pour le débit maximal (figures 5.7 et 5.8), l'impact de l'indicateur climatique modal est plus grand sur la période annuelle et d'hiver-printemps (DJF-MAM) que sur les autres périodes. Ce plus grand impact sur la valeur de similitude est en lien direct avec la baisse de la corrélation sur ces périodes (section 5.6.1.1). Une forte relation entre la baisse de la corrélation et la baisse de la similitude peut être tirée des analyses du mode de l'indicateur climatique. Sur la période DJF-MAM, les fortes diminutions de corrélation se traduisent dans de fortes baisses de la similitude (plus grande valeur de Kolmogorov-Smirnov), et ce pour les bassins compris et non compris dans le domaine de ClimEx. De plus, lorsque les corrélations restent sensiblement les mêmes avec le mode de l'indicateur climatique, les valeurs du KS-Test sont aussi stables, comme pour le modèle hydrologique GR4J sur la période de Juin.

Lorsque le même indicateur hydrologique est analysé pour les deux catégories de bassins versants, l'impact du mode semble plus grand sur les étendues de valeur de Kolmogorov-Smirnov des bassins contenus dans le domaine de ClimEx (figure 5.7 et figure 5.8). Par exemple, pour les bassins compris dans ClimEx (figure 5.7), sur la période annuelle une augmentation de la valeur du test Kolmogorov-Smirnov (donc diminution de la similitude) de 0,0622 à 0,0632 (1,6%), de 0,0631 à 0,0633 (0,3%) et de 0,0635 à 0,0636 (0,16%) est observée pour les modèles hydrologiques GR4J, HMETS et Mohyse respectivement. Pour les bassins non compris dans ClimEx (figure 5.8), une augmentation de la valeur du test Kolmogorov-Smirnov de 0,0835 à 0,0853 (2,2%), de 0,0846 à 0,0871 (3,0%) et de 0,085 à 0,0874 (2,8%) est observée pour les modèles hydrologiques GR4J, HMETS et Mohyse respectivement pour la même période.

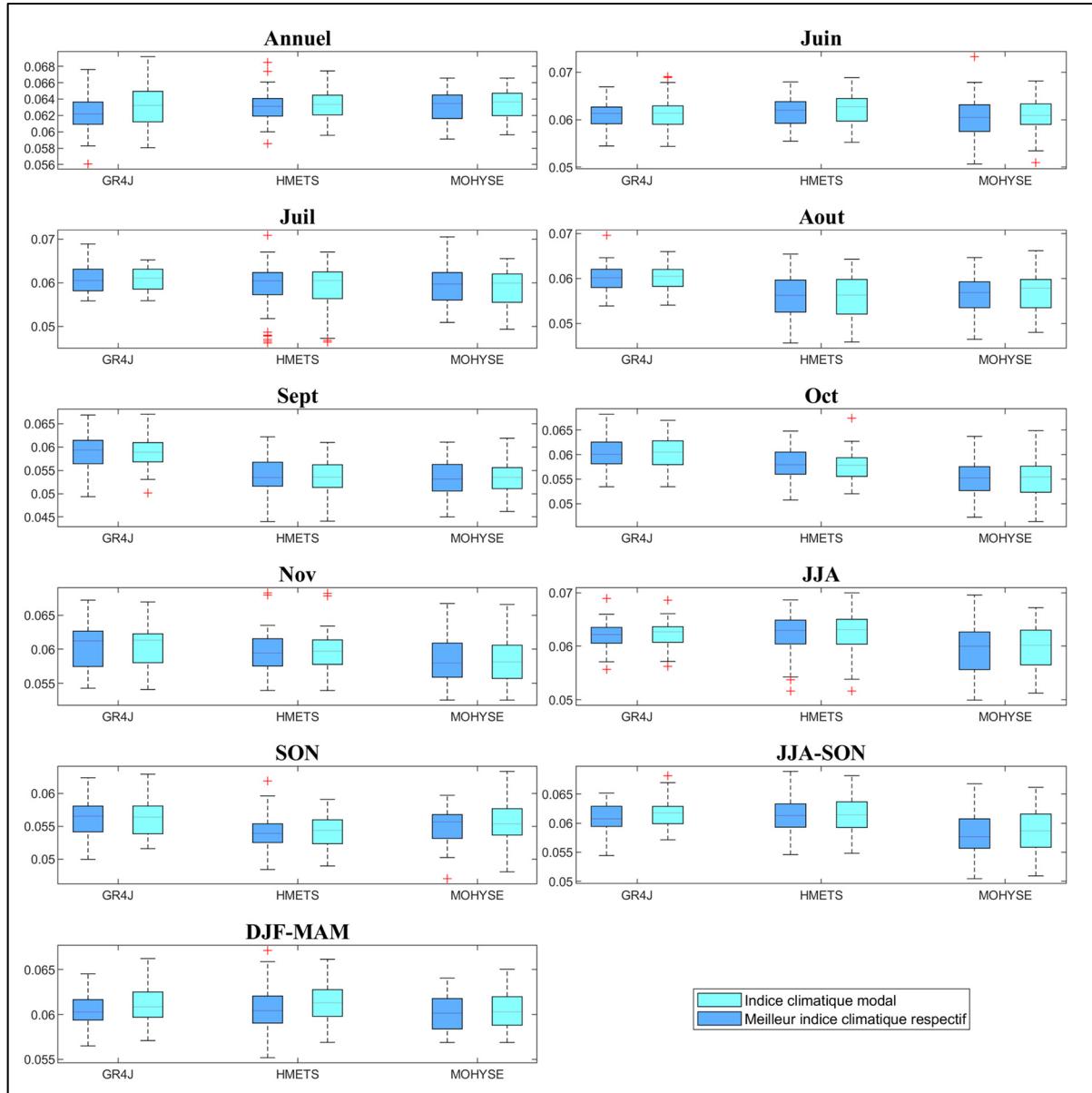


Figure 5.7 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins avec ClimEx pour la première méthode, sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

De plus, un plus grand nombre de données aberrantes sont visibles dans les distributions du débit maximal pour les périodes de juin, de juillet, d'août, de septembre et d'été (JJA) avec les bassins non compris dans le domaine ClimEx que dans les bassins dans ClimEx. Tel

qu'attendu, les valeurs de KS-Test des bassins dans le domaine ClimEx sont généralement meilleures (plus petites) que les autres bassins versants.

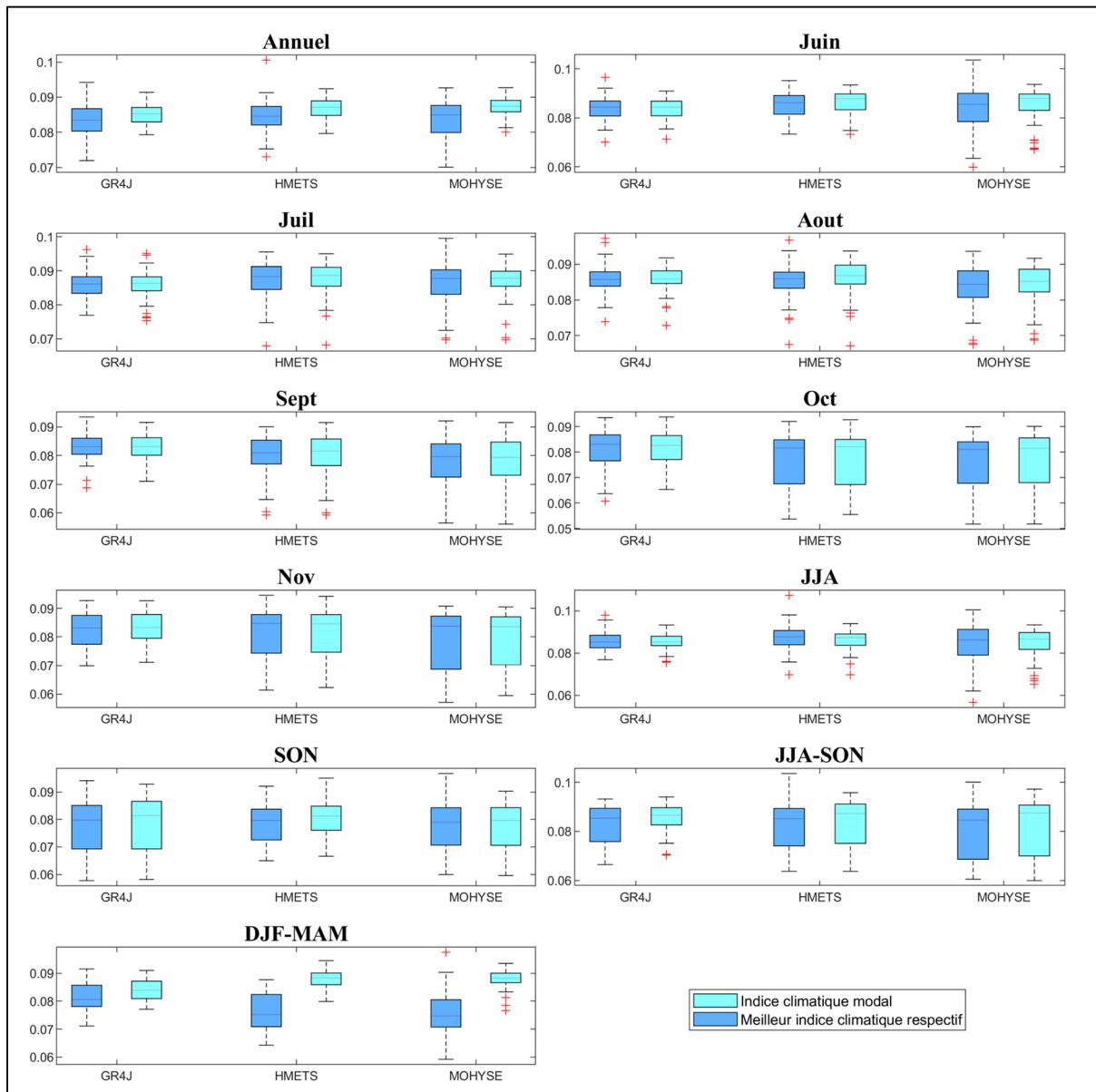


Figure 5.8 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins sans ClimEx pour la première méthode, sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

5.6.2.2 Méthode de classement par clustering

Comme pour la méthode de la corrélation comme prédicteur, le meilleur prédicteur modal obtenu à l'aide de la méthode de classement par clustering a été imposé aux autres bassins versants. Les figures 5.9 et 5.10 suivantes montrent les résultats de l'impact du mode sur la similitude de l'échantillon avec la population respective (test Kolmogorov-Smirnov) pour la deuxième méthode de sélection.

Sur certaines périodes, il y a peu de diminution significative de la similitude lorsque l'on impose l'indicateur climatique modal pour les bassins dans ClimEx (figure 5.9). Par exemple, sur la période de juin avec le modèle hydrologique GR4J, la médiane reste inchangée. Pour l'automne (SON), le mode amène une légère diminution au niveau de la médiane avec GR4J (0,0577 à 0,0583 (1%)), mais la médiane reste inchangée avec HMETS (0,0564 à 0,0563 (0,2%)) et avec Mohyse (0,0576).

Puisque l'impact sur la corrélation du mode climatique était plus grand pour la méthode de classement par clustering (2) que pour la méthode de la corrélation comme prédicteur (1) (section 5.6.1.2), l'impact sur la valeur du test Kolmogorov-Smirnov est de ce fait plus grand. Pour le débit moyen sur la période de juin, avec le modèle hydrologique GR4J, la médiane est stable à 0,0844 (meilleur prédicteur et mode) pour la méthode 1 et les médianes sont de 0,0859 (meilleur prédicteur) et de 0,0910 (mode) pour la méthode 2 pour les bassins hors ClimEx, ce qui représente une diminution de la similitude de 5,9%.

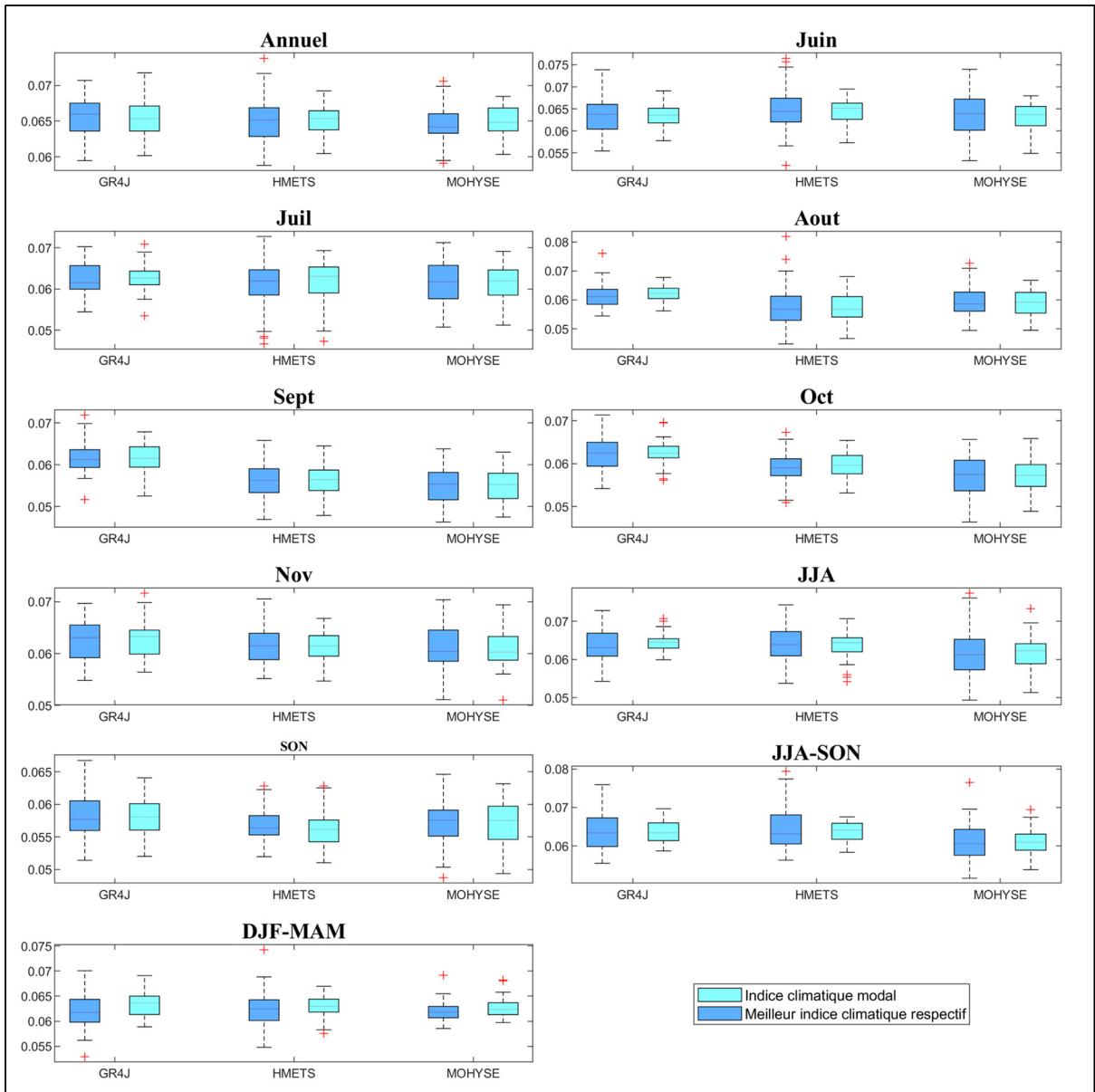


Figure 5.9 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins avec ClimEx pour la deuxième méthode, sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Encore une fois, l'impact du mode sur les résultats des bassins versants compris dans le domaine de ClimEx est plus minime que les bassins versants non compris dans ce domaine (figure 5.9 et 5.10). Par exemple, pour la période d'hiver-printemps (DJF-MAM), où l'impact

semble le plus grand, pour les bassins avec ClimEx la similitude change de 0,0620 à 0,0637 (2,7%), de 0,0628 à 0,0630 (0,3%) et de 0,0619 à 0,0624 (0,8%) pour les modèles GR4J, HMETS et Mohyse respectivement. Pour les bassins hors ClimEx, la similitude change de 0,0844 à 0,0898 (6%), de 0,0795 à 0,0929 (14,4%) et de 0,0782 à 0,0932 (16,1%) pour GR4J, HMETS et Mohyse respectivement.

Un plus grand nombre de données aberrantes est encore visible pour les bassins exclus pour plusieurs périodes analysées (Juillet, Août, JJA) (figure 5.10).

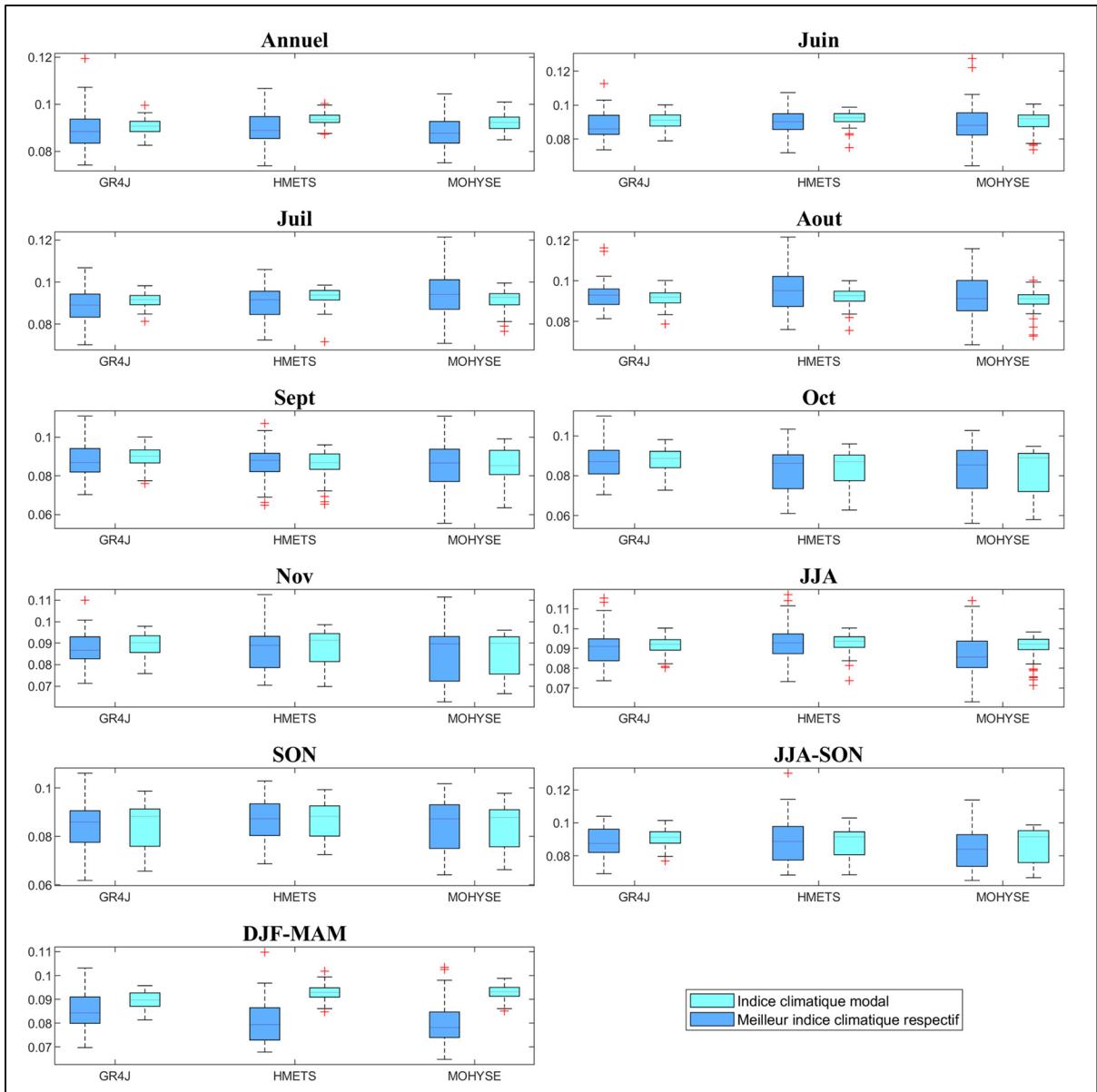


Figure 5.10 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov pour le meilleur prédicteur respectif des cent bassins versants (bleu foncé) et des valeurs de ce test pour les cent bassins versants lorsque le mode leur est imposé (bleu pâle) pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) pour les bassins hors ClimEx pour la deuxième méthode, sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

5.6.2.3 Amélioration de la similitude par les deux méthodes de sélection quand le même indicateur climatique modal est appliqué à toutes les méthodes

Afin de déterminer si les deux méthodes performent mieux qu'une sélection aléatoire lorsque le même indicateur mode leur est imposé, le meilleur prédicteur mode obtenu à l'aide de la méthode de la corrélation comme prédicteur (1) a été imposé à la méthode par clustering (2) et à une méthode de sélection aléatoire. Les figures 5.11 à 5.13 suivantes montrent les résultats de l'impact du mode sur la similitude de l'échantillon avec la population respective (test Kolmogorov-Smirnov) pour les trois méthodes (première et deuxième méthode et méthode aléatoire).

Quoique l'étendue de la similitude obtenue avec le mode du meilleur prédicteur de la méthode 2 reste relativement proche de l'étendue obtenue à l'aide du meilleur prédicteur respectif de chaque bassin versant (section 5.6.2.2), lorsque le meilleur prédicteur modal de la méthode 1 est imposé à la méthode 2, celui-ci n'est pas toujours meilleur que l'étendue de la sélection aléatoire.

Pour le débit maximal (figure 5.11), la méthode par clustering (2) performe moins bien que la méthode aléatoire sur la période annuelle et l'hiver-printemps (DJF-MAM). Les modes de ces deux périodes sont cependant constants pour les deux méthodes (1 et 2) (tableau 5.3). Le mode de la méthode 2 n'est donc pas, lui non plus, meilleur que la sélection aléatoire. Ceci peut être expliqué par le fait que l'impact de l'utilisation du mode sur la corrélation était plus important sur ces deux périodes. De ce fait, l'utilisation de l'indicateur modal amène une similitude plus faible que la sélection aléatoire.

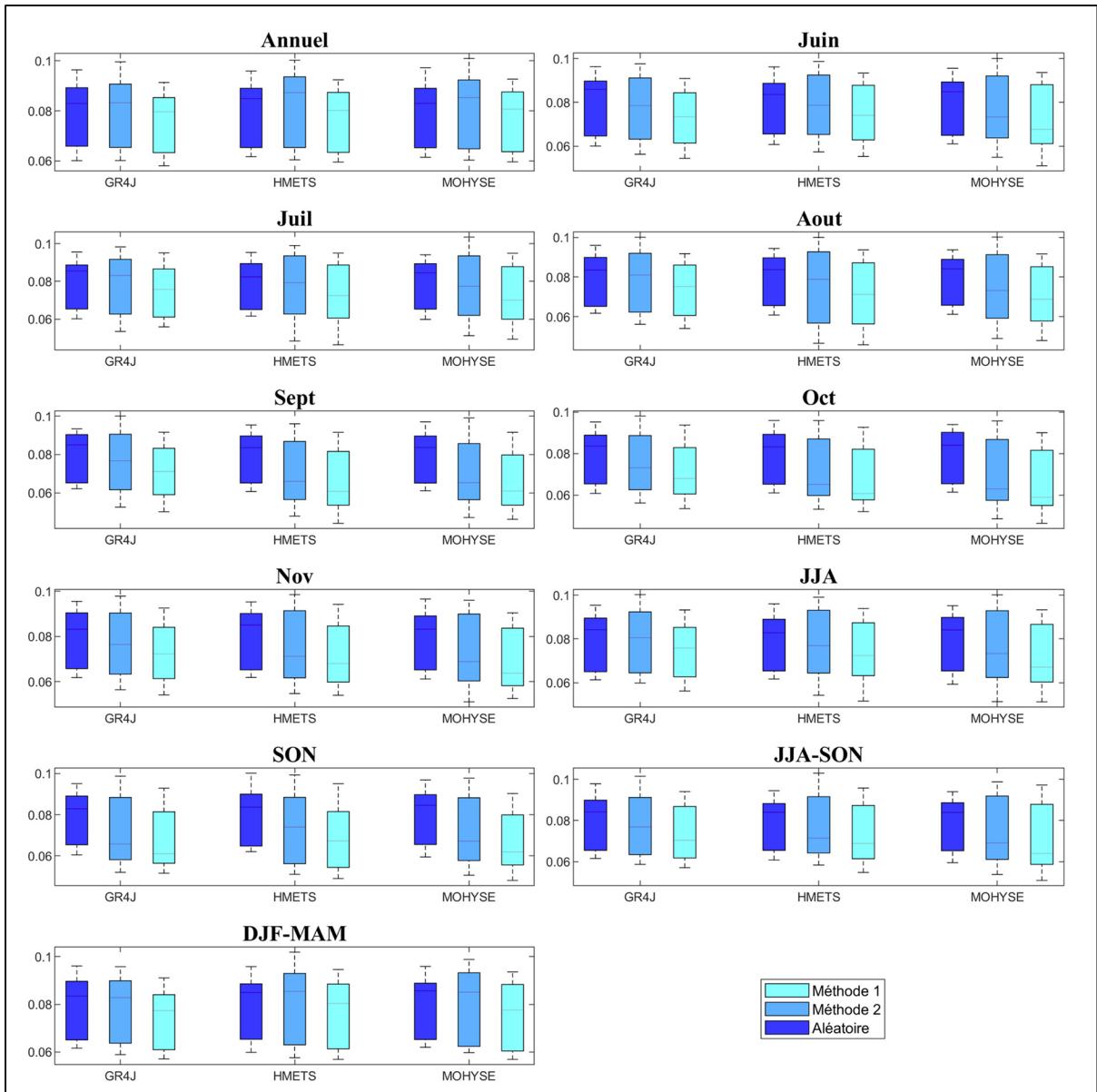


Figure 5.11 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov de tous les bassins versants de la méthode 1 (bleu pâle), la méthode 2 (bleu) et l’aléatoire (bleu foncé) lorsque le même mode est appliqué à toutes les méthodes pour le débit maximal avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

De plus, le fait que l’indicateur climatique modal de la méthode 2 n’est pas toujours meilleur qu’une sélection aléatoire peut être aussi dû au plus grand nombre de prédicteurs de cette méthode. Le mode est donc imposé à un plus grand nombre de bassins versants. Par exemple, sur la période annuelle, l’indicateur mode est le même pour la méthode 1 et la méthode 2 pour

le débit moyen (tableau 5.3 de la section 5.6.3), la méthode 2 performe mieux que l’aléatoire. Dans ce cas, seulement deux prédicteurs initiaux étaient décelés avec la méthode 2, avec 93 bassins versants obtenant le mode (précipitation totale). Pour le débit maximal, l’indicateur modal est le même pour les deux méthodes, mais la méthode 2 performe moins bien que l’aléatoire. Dans ce cas, 10 prédicteurs étaient décelés pour la méthode 2 tandis que 8 étaient décelés avec la première méthode.

Pour le débit moyen (figure 5.12), les deux méthodes performent mieux que la sélection aléatoire pour toutes les périodes et tous les modèles hydrologiques. Les plus faibles améliorations de la similitude par la méthode 2, lorsque comparée à l’aléatoire, se produisent sur les périodes (Juin, Septembre et JJA avec GR4J) où il y a changement de mode entre la méthode 1 et la méthode 2 (tableau 5.3).

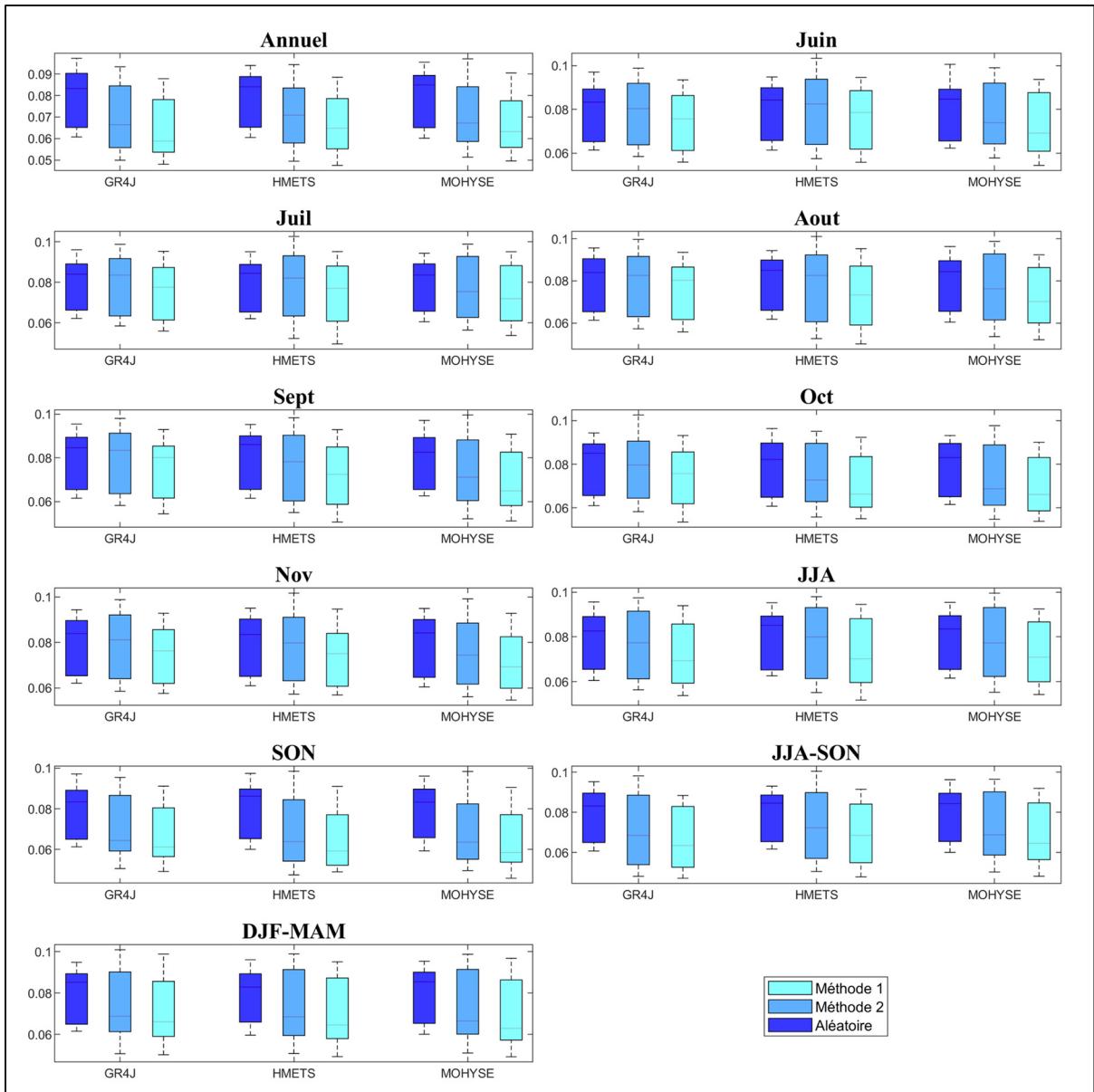


Figure 5.12 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov de tous les bassins versants de la méthode 1 (bleu pâle), la méthode 2 (bleu) et l’aléatoire (bleu foncé) lorsque le même mode est appliqué à toutes les méthodes pour le débit moyen avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

Pour le débit 10^e percentile (figure 5.13), les médianes de la méthode 2 performent généralement moins bien que la méthode aléatoire. Sur la période annuelle, de juillet et d’octobre, les trois modèles hydrologiques avec la méthode 2 offre une moins bonne similitude que l’aléatoire. Sur la période de juin, d’août, de septembre, de novembre et d’hiver-printemps

(DJF-MAM), la méthode 2 performe moins bien avec au moins un des trois modèles hydrologiques.

Les faibles performances pour le débit 10^e percentile peuvent s'expliquer par les faibles corrélations pour cet indicateur au départ. Par exemple, pour les périodes d'été (JJA) et d'été-automne (JJA-SON), les corrélations sont généralement plus fortes, ce qui se traduit par les deux méthodes offrant une meilleure similitude médiane que l'aléatoire sur ces périodes.

La deuxième méthode de sélection (clustering) est donc plus sensible à un changement d'indicateur.

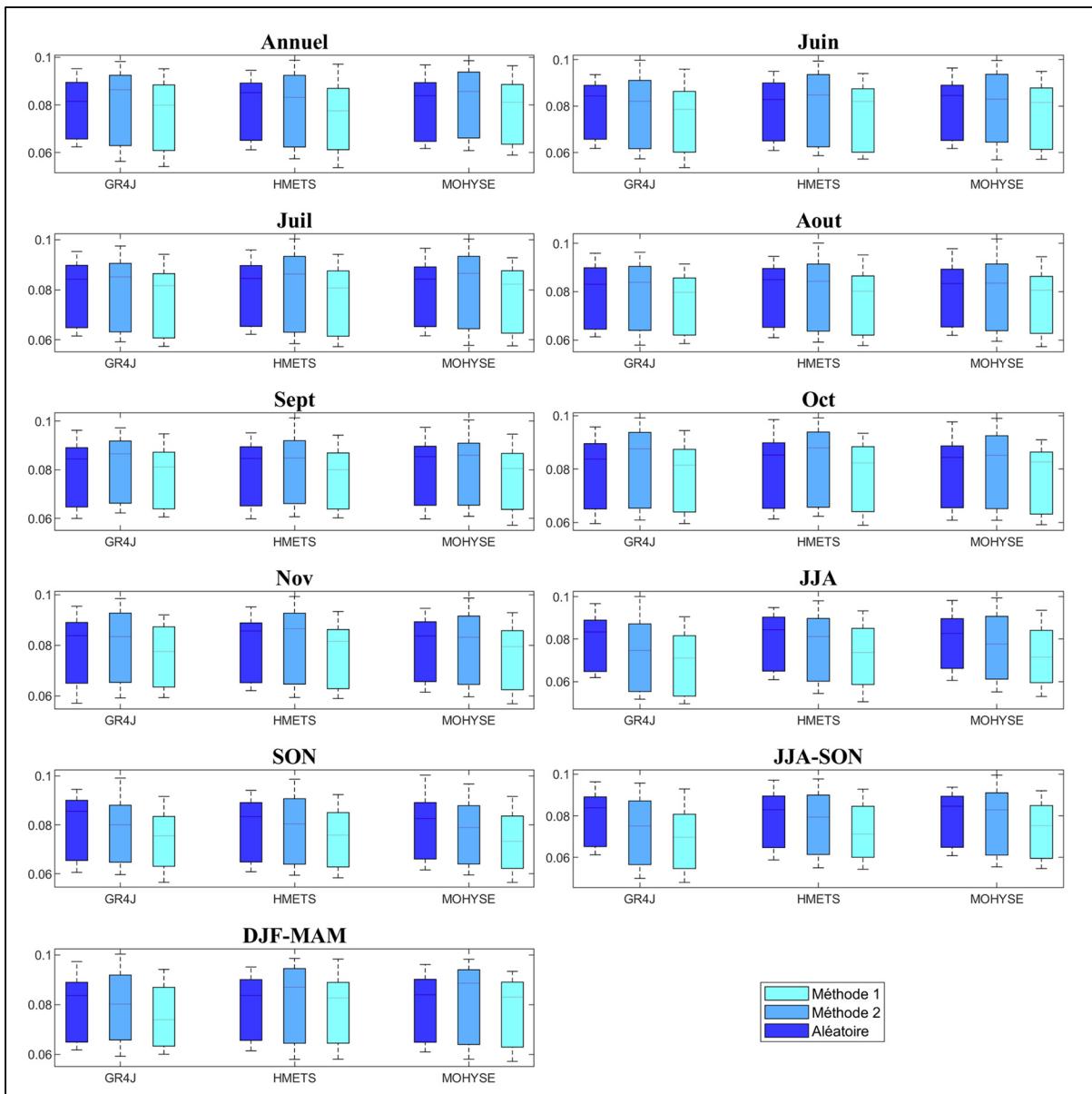


Figure 5.13 Diagrammes à moustache des valeurs du test Kolmogorov-Smirnov de tous les bassins versants de la méthode 1 (bleu pâle), la méthode 2 (bleu) et l’aléatoire (bleu foncé) lorsque le même mode est appliqué à toutes les méthodes pour le débit 10^e percentile avec les trois modèles hydrologiques (GR4J, HMETS, Mohyse) sur les 11 périodes analysées (Annuel, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre, JJA, SON, JJA-SON et DJF-MAM)

5.6.3 Adéquation entre les deux méthodes

Comme Mohyse fournit des résultats très différents des deux autres modèles hydrologiques (section 5.1), l'analyse subséquente se concentre principalement sur GR4J et HMETS.

Malgré une disparité entre les meilleurs prédicteurs respectifs à chaque bassin versant obtenus à l'aide des deux méthodes, celles-ci s'entendent sur l'indicateur climatique modal pour la plupart des périodes analysées (tableau 5.3).

Pour les périodes où les modes sont différents selon la méthode de sélection appliquée (indiqué en rouge dans le tableau 5.3), la différence entre les indicateurs est généralement très faible. Par exemple, l'indicateur de précipitation maximale sur 7 jours consécutifs (33) et l'indicateur de pluie maximale sur 7 jours consécutifs (67) sur la période de Juin, de Juillet et de Septembre. Les valeurs pour ces mois sont seulement très légèrement différentes puisque la température est relativement haute, ce qui entraîne peu de précipitation solide. Seulement quelques jours de neige sont alors présents et induisent une légère différence entre les valeurs d'indicateurs de précipitation et de pluie. La même analyse peut être faite avec l'indicateur de précipitation totale (61) et l'indicateur de pluie totale (62).

Cependant, de plus grandes différences se trouvent au mois d'Octobre pour le débit 10^e percentile avec GR4J et au mois d'Août pour le débit moyen avec HMETS. Les indicateurs changent respectivement de la pluie maximale sur 7 jours consécutifs (67) à la différence de température journalière (6) et de la précipitation totale (61) à l'écart de température journalière (6).

Tableau 5.3 Adéquation entre le mode obtenu à l'aide des deux méthodes (M1 et M2) pour les 11 périodes analysées (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) avec les modèles hydrologiques GR4J et HMETS, pour le débit maximal (Qmax), le débit moyen (Qmoy) et le débit 10^e percentile (Q10p)

GR4J		Période										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Qmax	M1	61	33	33	33	67	67	67	33	62	67	61
	M2	61	67	33	33	67	67	67	33	62	67	61
Qmoy	M1	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
	M2	61	67	33	33	33	67	67	62	62	62	61
Q10p	M1	62	61	61	61	6	67	67	61	62	62	62
	M2	62	61	61	61	6	6	67	61	62	62	62
HMETS												
Qmax	M1	63	33	33	33	67	67	67	33	62	33	63
	M2	63	33	67	33	67	67	67	33	62	33	63
Qmoy	M1	61	61	33	61	33	67	67	61	62	62	61
	M2	61	33	67	6	67	67	67	61	62	62	61
Q10p	M1	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	2
	M2	61	61	61	61	6	6	67	62	62	62	2

Le même type de disparité entre les méthodes est applicable aux différents modèles hydrologiques. Par exemple, pour le débit maximal annuel, l'indicateur climatique modal avec GR4J est la précipitation totale (61) sur cette période, tandis qu'avec HMETS le mode est la quantité totale de neige (63).

Le plus grand écart entre les modèles se trouve en hiver-printemps (DJF-MAM) pour le débit 10^e percentile, où le mode est la précipitation liquide totale (62) avec GR4J et devient le nombre de jours de gel consécutifs (2) avec HMETS.

5.7 Limites du projet

Dû aux objectifs spécifiques du projet et des données utilisées, les conclusions tirées présentent certaines limites présentées ci-dessous. Dans un cas d'étude différent, les résultats obtenus pourraient grandement varier.

Tout d'abord, tel que mentionné précédemment dans ce mémoire, le choix du modèle hydrologique contribue en grande partie à l'enveloppe d'incertitude de la chaîne de modélisation hydrologique. Or, dans ce projet, les trois modèles hydrologiques utilisés sont de type conceptuel et global. L'utilisation d'un modèle hydrologique distribué pourrait améliorer l'étape de calage et ainsi modifier la sélection jugée la plus appropriée. Cependant, un modèle hydrologique distribué requiert beaucoup plus de temps de calcul et de données observées comme intrants. Son utilisation pourrait alors être plus difficile sur un grand nombre de bassins versants.

De plus, seulement une seule fonction-objectif a été utilisée, le KGE. Ensuite, le calage des modèles hydrologiques a été fait initialement sur la période continue disponible pour tous les bassins. Lorsque les modèles hydrologiques sont calés sur la période d'analyse voulue, les résultats changent beaucoup (section 5.5). Un calage plus adapté pour les différentes périodes d'analyse, effectué sur tous les bassins pourrait offrir plus de robustesse à l'impact du calage sur les résultats.

Ensuite, une seule méthode de correction de biais a été utilisée dans ce mémoire, malgré le fait qu'il est conseillé d'en utiliser plusieurs. D'autre part, même si la méthode de correction de biais utilisée se fait à l'aide des données observées ce qui minimise l'impact de la résolution des simulations climatiques sur les résultats, l'utilisation des polygones de Thiessen ou de l'inverse de la distance au lieu de la simple moyenne arithmétique afin de calculer la température et la précipitation moyenne sur le bassin versant pourrait avoir une certaine incidence. En effet, la moyenne arithmétique des données combinée à la grande résolution des MCG (CMIP5) sur des bassins versants de petite taille peut engendrer une moins bonne représentativité du climat à l'échelle locale.

Dans ce mémoire, seulement les données des simulations climatiques sur la période de référence (1971-2000) ont été considérées dans la méthodologie. Migrer en analyse de changements climatiques sur une période future engendrerait d'autres incertitudes qui n'ont pas été prises en considération dans ce projet.

Malgré le grand nombre d'indicateurs climatiques utilisés (79) dans cette étude, l'ajout d'autres indicateurs climatiques pourrait modifier les résultats de calcul de corrélation et de ce fait le meilleur prédicteur et la similitude de l'échantillon. Par exemple, l'ajout d'indicateurs représentant de grande température maximale sur plusieurs jours (Tmax3jours, Tmax5jours, etc.) pourrait affecter le débit maximum annuel des bassins versants dans les Rocheuses puisque ces indicateurs peuvent influencer la fonte de glacier ou du couvert neigeux. De plus, dans le cadre de ce projet, les indicateurs climatiques et les indicateurs hydrologiques sont seulement comparés entre eux sur les mêmes périodes. Cependant, une saison ou un mois antérieur peut influencer la saison présente, tel que démontré dans différentes études. Par exemple, le débit maximal annuel peut être influencé par la combinaison de (1) les précipitations totales durant l'hiver (DJF) et (2) la différence de température journalière au printemps (MAM). En généralisant, nous pouvons constater que l'utilisation de régression linéaire univariée a pu limiter la quantité d'information qu'il était possible d'intégrer dans les modèles. Ceci est en grande partie causé par la nécessité de pouvoir relier des variables à des membres, ce qui est plus complexe en mode multivarié.

Certaines périodes de temps n'ont pas été analysées dans ce mémoire. Par exemple, le printemps (MAM) et l'hiver (DJF) et les mois contenus dans ces saisons (Mars, Avril, Mai et Décembre, Janvier, Février). Les processus climatiques et hydrologiques de ces saisons étant différents de ceux d'été, l'hydrologie de ces saisons peut être influencée par des prédicteurs différents. La même méthodologie pourrait toutefois être appliquée à d'autres périodes.

Malgré le grand nombre de bassins versants utilisés (100), aucun très petit bassin ($< 500 \text{ km}^2$) et très peu de très grands bassins ont été utilisés. De plus, des bassins situés dans des zones climatiques très différentes, tel que des bassins secs au Mexique, obtiendraient certainement

des résultats différents. Par exemple, les indicateurs climatiques reliés aux fortes températures pourraient être plus souvent le meilleur prédicteur pour les débits en période d'étiage, dû à l'évapotranspiration plus forte sur ces régions.

CONCLUSION

Afin de bien comprendre l'impact des changements climatiques sur différentes sphères, un nombre impressionnant de simulations climatiques est disponible. L'utilisation de toutes ces simulations climatiques étant quasi impossible pour réaliser des études, une sélection est nécessaire. La faible transférabilité d'une sélection climatique à une sélection hydrologique complexifie l'élaboration d'une méthodologie de sélection représentative de plusieurs indicateurs hydrologiques. L'objectif de ce mémoire est donc d'évaluer la corrélation entre les indicateurs climatiques et hydrologiques et l'impact sur une sélection réalisée à l'aide du meilleur prédicteur climatique.

Pour atteindre cet objectif, deux méthodes de sélection ont été appliquées sur cent bassins versants nord-américains. Les indicateurs climatiques et hydrologiques ont été calculés sur 57 et 107 simulations pour les bassins situés hors du domaine de ClimEx et pour les bassins situés dans le domaine ClimEx, respectivement. Les simulations hydrologiques ont été effectuées à l'aide de trois modèles hydrologiques globaux et conceptuels (GR4J, HMETS et Mohyse) et le calage de ces modèles est réalisé à l'aide du coefficient Kling-Gupta (KGE). Les extrants des simulations climatiques sont corrigés à l'aide d'une méthode de post-traitement avant d'être introduits dans les modèles hydrologiques.

Suite aux calculs d'indicateurs climatiques et hydrologiques, deux méthodes de sélection et une méthode aléatoire ont été appliquées aux différentes combinaisons d'indicateurs climatiques et hydrologiques.

Il a été possible de déterminer quels indicateurs climatiques prédisent le mieux les indicateurs hydrologiques pour la majorité des bassins versants (indicateur climatique modal) pour les trois modèles hydrologiques. Il existe souvent une disparité entre les résultats obtenus d'un modèle hydrologique à l'autre.

Les résultats obtenus montrent que le modèle hydrologique joue un grand rôle dans les valeurs de corrélation, du meilleur prédicteur obtenu, du mode, de l'impact du mode sur la corrélation et sur les valeurs de similitude. Les résultats varient aussi beaucoup selon la période analysée. Certains bassins versants s'adaptent mal à la méthodologie proposée dans ce mémoire (très faible corrélation à un indicateur climatique quelconque).

De plus, les deux méthodes de sélection ne donnent pas toujours les mêmes résultats, plus particulièrement pour les indicateurs climatiques modaux. Cependant, pour le débit moyen, les deux méthodes utilisées donnent de meilleures similitudes que la sélection aléatoire lorsque le même indicateur climatique modal leur est appliqué. La similitude de la sélection par percentiles est d'autant plus grande lorsque les corrélations entre les indicateurs climatiques et hydrologiques sont fortes.

Pour le débit maximal, une grande différence de corrélation et de meilleurs prédicteurs est visible entre les trois modèles hydrologiques, ce qui amène une amélioration de la similitude (par la sélection par percentiles) changeante selon la période et le modèle hydrologique utilisé. L'impact d'utiliser le mode sur la similitude est aussi dispersé (débit maximal et faible débit), ce qui diminue la confiance envers les recommandations d'utiliser ces dits modes pour ces indicateurs hydrologiques.

Il est difficile de bien représenter tous les indicateurs hydrologiques simultanément en utilisant peu de membres climatiques puisque les membres climatiques utilisés ne sont pas les mêmes d'un indicateur hydrologique à l'autre.

La méthodologie présentée dans ce mémoire constituait un pas dans la compréhension des relations complexes entre les indicateurs climatiques et les événements hydrologiques. Cette meilleure compréhension permettra de sélectionner des membres climatiques afin de réaliser des études d'impact de changements climatiques de façon efficace. La méthodologie permet, pour certains indicateurs hydrologiques, de sélectionner des membres climatiques spécifiques pour alimenter le processus de la modélisation hydrologique en classant les simulations

climatiques selon l'indicateur climatique « meilleur prédicteur », identifié dans ce mémoire, et de sélectionner des membres à intervalles réguliers dans ce classement. Il serait donc possible, pour les indicateurs hydrologiques les plus corrélés aux indicateurs climatiques, d'effectuer une sélection restreinte de simulations climatiques et tout de même obtenir une distribution de cet indice hydrologique qui serait similaire à ce qui aurait été obtenu en utilisant l'ensemble des simulations disponibles. Cependant, ces démarches devraient être appliquées pour chaque indicateur hydrologique de manière indépendante puisque le meilleur prédicteur dépend de l'indicateur hydrologique à modéliser. De plus, le choix du modèle hydrologique ajoute une grande incertitude dans le processus, donc l'applicabilité de ces méthodes dans un cas réel demeure théorique pour le moment.

RECOMMANDATIONS

Plusieurs recherches futures peuvent compléter les résultats obtenus dans la présente étude. De ce fait, des recommandations sont émises ci-dessous.

En conservant la méthodologie actuelle, il est conseillé de l'appliquer sur un plus grand nombre de bassins versants et de couvrir un plus grand éventail de type de climat. De cette façon, il serait possible d'obtenir des modes climatiques robustes spécifiques aux regroupements de bassins du même type de climat. Dans la même lignée, l'ajout de bassins versants de grande superficie permettrait d'augmenter la confiance des analyses de meilleurs prédicteurs réalisées pour ces bassins et peut-être d'établir une distinction entre le comportement des petits et des grands bassins.

De plus, l'ajout d'indicateurs climatiques pourrait permettre de mieux représenter l'hydrologie de certains bassins versants, tel que mentionné dans les limitations du projet.

Malgré une analyse peu concluante réalisée dans ce projet sur le calage spécifique à la période JASON, un calage spécifique sur d'autres périodes lorsque celles-ci sont à l'étude est une solution possible afin d'améliorer l'identification des indicateurs climatiques capables de cibler les indicateurs hydrologiques.

Une analyse de décomposition de la variance telle que l'ANOVA pourrait aider à quantifier l'impact de chaque étape de la méthodologie sur le résultat global. L'analyse de l'influence du modèle hydrologique sur les résultats serait bonifiée, par exemple.

Tel que discuté dans les limitations du projet, afin de bien évaluer l'incertitude reliée à chaque maillon de la chaîne hydroclimatique, l'ajout d'éléments à chaque composante de la chaîne est suggéré (post-traitement de données climatiques, RCP, modèles hydrologiques plus complexes) afin de solidifier les conclusions obtenues.

Quoique plus difficile à réaliser, une ébauche de méthodologie pour une sélection dans un mode multivarié (plusieurs indicateurs climatiques à la fois et en chevauchant les périodes) pourrait améliorer la similitude de l'échantillon avec la population d'indicateurs hydrologiques.

RECONNAISSANCES ET REMERCIEMENTS

La production de ClimEx a été financée dans le cadre du projet ClimEx par le ministère bavarois de l'environnement et de la protection des consommateurs. Le MRCC5 a été développé par le centre ESCER de l'Université du Québec à Montréal (UQAM ; www.escer.uqam.ca) en collaboration avec Environnement et changements climatiques Canada. Nous remercions le Centre canadien de modélisation et d'analyse du climat d'Environnement et changements climatiques Canada pour avoir exécuté et mis à disposition les simulations du grand ensemble CanESM2 utilisées dans cette étude, et le Réseau canadien d'évolution de la glace de mer et de la neige pour avoir proposé les simulations. Les calculs avec le MRCC5 pour le projet ClimEx ont été effectués sur le supercalculateur SuperMUC du Centre de calcul de Leibniz (LRZ) de l'Académie bavaroise des sciences et des humanités. L'exploitation de ce supercalculateur est financée par le ministère fédéral allemand de l'éducation et de la recherche et par le ministère bavarois de l'éducation, des sciences et des arts, par l'intermédiaire du Centre Gauss pour le supercalcul (GCS).

Nous reconnaissons le groupe de travail sur le climat régional du Programme mondial de recherche sur le climat, et le groupe de travail sur la modélisation couplée, ancien organe de coordination de CORDEX et panel responsable de CMIP5. Nous remercions également les groupes de modélisation du climat (énumérés dans le tableau 3.2 du présent document) pour avoir produit et mis à disposition leurs résultats de modélisation. Nous reconnaissons également l'infrastructure de la Fédération du réseau du système terrestre, un effort international mené par le programme de diagnostic et d'intercomparaison des modèles climatiques du ministère américain de l'énergie, le Réseau européen pour la modélisation du système terrestre et d'autres partenaires de l'Organisation mondiale des portails scientifiques sur le système terrestre (GO-ESSP).

Nous remercions le groupe de travail sur la modélisation couplée du Programme mondial de recherche sur le climat, qui est responsable du CMIP, et nous remercions les groupes de modélisation du climat (énumérés dans le tableau 3.1 de ce document) d'avoir produit et mis à disposition les résultats de leurs modèles. Pour le CMIP, le programme de diagnostic et d'intercomparaison des modèles climatiques du ministère américain de l'énergie assure la coordination du soutien et dirige le développement de l'infrastructure logicielle en partenariat avec l'Organisation mondiale des portails scientifiques sur le système terrestre.

ANNEXE I

PARAMÈTRES ET BORNES DE CALAGE

Tableau-A I-1 Paramètres et bornes de calage pour le modèle hydrologique GR4J

Paramètres	Borne inférieure	Borne supérieure
Capacité du réservoir de production (mm)	1	900
Coefficient d'échanges souterrains (mm)	-10	10
Capacité à un jour du réservoir de routage (mm)	0.5	500
Temps de base de l'hydrogramme unitaire (j)	0.5	50

Tableau-A I-2 Paramètres et bornes de calage pour le modèle de fonte de neige CemaNeige

Paramètres	Borne inférieure	Borne supérieure
Facteur degré-jour (mm/°C)	0.01	200
Coefficient de pondération de l'état thermique du manteau neigeux	1	5

Tableau-A I-3 Paramètres et bornes de calage pour le modèle hydrologique HMETS

Paramètres	Borne inférieure	Borne supérieure
Paramètre de forme de l'hydrogramme unitaire de surface	0.3	20
Paramètres de mode de l'hydrogramme unitaire de surface	0.01	5
Paramètre de forme de l'hydrogramme unitaire de la zone de vadose	0.5	13
Paramètre de mode de l'hydrogramme unitaire de la zone de vadose	0.15	1.5
Facteur degré-jour minimum (mm/°C/j)	0	20
Différence entre les facteurs degré-jour minimum et maximum (mm/°C/j)	0	20
Température de base pour la fonte de neige (°C)	-2	3
Paramètre empirique pour le calcul du facteur degré-jour (mm^{-1})	0.01	0.2
Fraction minimale de la capacité de rétention d'eau dans le couvert neigeux	0	0.1
Différence entre les fractions minimales et maximales de la capacité de rétention d'eau dans le couvert neigeux	0.01	0.25
Paramètre pour le calcul de la capacité de rétention d'eau de la neige (mm^{-1})	0.005	0.05
Température de base pour le regel (°C)	-5	2
Facteur degré-jour pour le regel (mm/°C/j)	0	5
Exposant empirique pour l'équation du regel	0	1
Fraction de l'évapotranspiration potentielle	0	3
Fraction de l'eau de surface et de ruissellement	0	1
Fraction de l'eau dans la recharge souterraine	0.00001	0.02
Fraction de l'eau de l'écoulement hypodermique	0	0.1
Fraction de l'eau de l'écoulement souterrain	0.00001	0.01
Niveau maximal de la zone vadose (mm)	0	500
Niveau maximal de la zone phréatique (mm)	0	2000

Tableau-A I-4 Paramètres et bornes de calage pour le modèle hydrologique MOHYSE

Paramètres	Borne inférieure	Borne supérieure
Coefficient d'ajustement de l'évapotranspiration potentielle (mm/j)	-1	10
Coefficient d'ajustement de la transpiration (j^{-1})	-1	10
Taux de fonte (mm/ $^{\circ}$ C/j)	0	15
Taux maximal d'infiltration (mm/j)	0	3
Coefficient de vidange de la zone de vadose vers l'aquifère (j^{-1})	0	750
Coefficient de vidange de la zone de vadose vers le cours d'eau (j^{-1})	0	5
Coefficient de vidange de l'aquifère vers le cours d'eau (j^{-1})	0	5
Paramètre de forme de l'hydrogramme unitaire	0	5
Paramètre d'échelle de l'hydrogramme unitaire	0	5
Coefficient d'ajustement de l'évapotranspiration potentielle (mm/j)	0	10

ANNEXE II

NOM ET DESCRIPTION SOMMAIRE DES INDICATEURS CLIMATIQUES

Tableau-A II-1 Nom et description sommaire des indicateurs climatiques utilisés dans ce projet

Numéro	Nom	Description sommaire
1	Cold spell days	Le nombre de jours qui font partie d'une vague de froid, définie comme cinq jours consécutifs ou plus avec une température moyenne inférieure à -10 degrés C°
2	Consecutive frost days	Nombre de jours consécutif où la température minimale est sous le point de congélation
3	Cooling degree days	La somme des degrés-jours où la température moyenne est supérieure à 18 degrés C°
4	Daily precipitation intensity	La précipitation totale divisée par le nombre total de jours pluvieux
5	Daily freeze thaw cycle	Le nombre de jours où la température journalière maximale est plus grande que 0 degré C° et que la température journalière minimale est plus petite ou égale à 0 degré C°
6	Daily temperature range	La différence moyenne entre la température maximale et la température minimale journalière
7	Daily temperature range variability	Variation moyenne absolue de la température maximale et la température minimale journalière
8	Days over precipitation thresh	Nombre de jours pluvieux (1 mm/jour) où la précipitation est supérieure à un certain percentile de précipitation (p.e. 75 ^e percentile)
9	Extreme temperature range	L'écart entre la valeur maximale des températures maximales et la valeur minimale des températures minimales
10	Frost days	Nombre de jours où la température minimale est sous le point de congélation
11	Growing degrees days	La somme des degrés-jours au-dessus de 4 degrés C°
12	Heating degree days	La somme des degrés-jours en dessous de 17 degrés C°

Tableau-A II-1 Nom et description sommaire des indicateurs climatiques utilisés dans ce projet (suite)

Numéro	Nom	Description sommaire
13	Heat wave frequency	Nombre de canicule
14	Heat wave index	Nombre de jours dans une canicule
15	Heat wave max length	Longueur de la plus longue canicule
16	Ice days	Nombre de jours où la température maximale journalière est sous le point de congélation
17	Liquid precipitation ratio	La proportion de précipitation liquide sur la précipitation totale
18	Max 1 day precipitation amount	Précipitation maximale journalière
19	Max 5 days precipitation amount	Précipitation maximale sur une fenêtre mobile de 5 jours
20	Maximum consecutive dry days	Nombre maximal de jours consécutifs où la précipitation est inférieure à 1 mm/jour
21	Maximum consecutive tx days	Nombre maximal de jours consécutifs où la température maximale est supérieure à 25 degrés
22	Maximum consecutive wet days	Nombre maximal de jours pluvieux consécutifs
23	Rain on frozen ground days	Nombre de jours pluvieux suivant une série de 7 jours consécutifs où la température moyenne est sous le point de congélation
24	Tn days below	Nombre de jours où la température minimale est inférieure à -10 degrés C°
25	Tropical nights	Nombre de jours où la température minimale est supérieure à 20 degrés C°
26	Tx days above	Nombre de jours où la température maximale est supérieure à 25 degrés C°
27	Tx max	La valeur maximale de la température maximale journalière

Tableau-A II-1 Nom et description sommaire des indicateurs climatiques utilisés dans ce projet (suite)

Numéro	Nom	Description sommaire
28	Tx tn days above	Nombre de jours où la température minimale est supérieure à 22 degrés C° et la température maximale est supérieure à 30 degrés C°
29	Warm day frequency	Nombre de jours où la température maximale est supérieure à 30 degrés C°
30	Warm night frequency	Nombre de jours où la température minimale est supérieure à 22 degrés C°
31	Wet days	Nombre de jours pluvieux
32	Max 3 days precipitation amount	Précipitation maximale sur une fenêtre mobile de 3 jours
33	Max 7 days precipitation amount	Précipitation maximale sur une fenêtre mobile de 7 jours
61	Precipitation accumulation	La précipitation totale
62	Rain accumulation	La quantité totale de pluie
63	Snow accumulation	La quantité totale de neige
64	Max 1 day rain amount	Pluie maximale journalière
65	Max 3 days rain amount	Précipitation liquide maximale sur une fenêtre mobile de 3 jours
66	Max 5 days rain amount	Précipitation liquide maximale sur une fenêtre mobile de 5 jours
67	Max 7 days rain amount	Précipitation liquide maximale sur une fenêtre mobile de 7 jours
68	Max 1 day snow amount	Neige maximale journalière
69	Max 3 days snow amount	Précipitation solide maximale sur une fenêtre mobile de 3 jours
70	Max 5 days snow amount	Précipitation solide maximale sur une fenêtre mobile de 5 jours
71	Max 7 days snow amount	Précipitation solide maximale sur une fenêtre mobile de 7 jours

Tableau-A II-1 Nom et description sommaire des indicateurs climatiques utilisés dans ce projet (suite)

Numéro	Nom	Description sommaire
72	Tx min	La valeur minimale de la température maximale journalière
73	Tx mean	La valeur moyenne de la température maximale journalière
74	Tn max	La valeur maximale de la température minimale journalière
75	Tn mean	La valeur moyenne de la température minimale journalière
76	Tn min	La valeur minimale de la température minimale journalière
77	Tg max	La valeur maximale de la température moyenne journalière
78	Tg mean	La valeur moyenne de la température moyenne journalière
79	Tg min	La valeur minimale de la température moyenne journalière

ANNEXE III

INDICATEURS CLIMATIQUES MODAUX

Tableau-A III-1 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 1 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec HMETS (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11))

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	11	73	33	33	4	4	62	31	4	4	63
2	63	33	33	33	67	67	67	33	62	33	63
3	61	61	33	61	33	67	67	61	62	62	61
4	61	61	33	61	33	67	67	61	62	62	61
5	63	33	33	33	67	67	67	33	62	33	63
6	63	33	33	33	67	67	67	33	62	33	63
7	63	33	33	33	67	67	67	33	62	33	63
8	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
9	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
10	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
11	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
12	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
13	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
14	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
15	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	44
16	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	2
17	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	2
18	61	61	61	61	6	67	67	61	62	62	2

Tableau-A III-1 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 1 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec HMETS (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) (suite)

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
19	62	61	61	61	62	67	67	61	62	62	2
20	62	61	61	61	62	67	67	61	62	62	2
21	62	61	61	61	61	67	67	61	62	62	2
22	62	61	61	61	61	67	67	61	62	62	62
23	61	33	33	33	61	67	67	61	62	62	61
24	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
25	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
26	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
27	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
28	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
29	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
30	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
31	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	63
32	63	33	33	33	67	67	67	33	62	62	63
33	63	33	33	33	67	67	67	33	62	33	63
34	63	33	33	33	67	67	67	33	62	33	63

Tableau-A III-2 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 1 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec Mohyse (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11))

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	62	32	32	32	32	65	65	32	65	32	17
2	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
3	61	33	33	33	33	67	67	61	62	62	61
4	61	33	33	33	33	67	67	61	62	62	61
5	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
6	63	33	33	33	67	67	67	33	67	33	63
7	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
8	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	62
9	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	62
10	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	62
11	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	62
12	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	2
13	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	2
14	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	2
15	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	2
16	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	2
17	2	61	61	61	33	67	67	61	62	62	2
18	62	61	61	61	61	67	67	61	62	62	2
19	62	61	33	61	61	67	67	61	62	62	2
20	62	61	33	33	61	67	67	61	62	62	2
21	62	33	33	33	61	67	67	61	62	62	62
22	61	33	33	33	61	67	67	61	62	62	62
23	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61

Tableau-A III-2 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 1 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec Mohyse (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) (suite)

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
24	61	33	33	33	33	67	67	61	62	62	61
25	61	33	33	33	33	67	67	33	62	62	63
26	61	33	33	33	33	67	67	33	67	62	63
27	61	33	33	33	33	67	67	33	67	62	63
28	61	33	33	33	33	67	67	33	67	62	63
29	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
30	63	33	33	33	67	67	67	33	67	33	63
31	63	33	33	33	67	67	67	33	67	33	63
32	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
33	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
34	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63

Tableau-A III-3 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 2 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec HMETS (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11))

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	11	73	33	33	4	4	62	31	62	4	63
2	63	33	67	33	67	67	67	33	62	33	63
3	61	62	33	6	67	67	67	62	62	62	61
4	61	33	67	6	67	67	67	61	62	62	61
5	63	33	67	33	67	67	67	67	62	33	63
6	63	33	67	33	67	67	67	67	67	33	63
7	63	33	33	33	67	67	67	67	62	33	63
8	61	61	61	62	6	6	67	61	62	62	62
9	61	61	61	61	6	6	67	62	62	62	2
10	61	61	62	62	6	6	67	62	62	62	2
11	61	61	62	61	6	6	67	61	62	62	2
12	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	2
13	61	61	61	62	6	6	67	62	62	62	2
14	61	61	62	61	6	6	67	62	62	62	2
15	61	61	61	61	6	6	67	62	62	62	2
16	61	61	61	61	6	6	67	61	62	62	2
17	61	61	61	61	6	6	67	62	62	62	2
18	61	62	62	61	6	6	67	61	62	62	2
19	62	61	61	61	6	67	67	61	62	62	2
20	62	62	61	61	62	67	67	61	62	62	2
21	62	61	62	6	6	67	67	61	62	62	2
22	62	61	33	6	67	67	67	61	62	62	61
23	61	33	67	67	67	67	67	61	62	62	61

Tableau-A III-3 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 2 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec HMETS (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) (suite)

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
24	61	33	33	33	33	67	67	61	62	62	61
25	61	33	67	33	33	67	67	67	62	62	61
26	61	33	33	67	67	67	67	33	62	62	61
27	61	33	67	33	67	67	67	33	62	62	61
28	61	33	33	67	33	67	67	67	62	62	61
29	61	33	67	33	67	67	67	67	62	62	61
30	61	33	33	33	33	67	67	67	62	62	63
31	63	33	33	67	33	67	67	33	62	62	63
32	63	33	33	33	67	67	67	67	62	33	63
33	63	67	33	33	67	67	67	33	67	33	63
34	63	33	67	33	67	67	67	67	67	33	63

Tableau-A III-4 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 2 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec Mohyse (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11))

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	62	58	59	58	32	65	65	32	65	32	17
2	63	33	33	67	67	33	67	33	33	33	63
3	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
4	61	33	67	33	33	67	67	61	62	62	61
5	63	33	33	33	67	33	67	33	33	33	63
6	63	33	33	33	67	67	67	67	67	33	63
7	63	67	67	67	33	67	67	33	67	33	63
8	2	61	61	62	67	67	67	61	62	62	2
9	2	62	61	62	33	67	67	61	62	62	2
10	2	62	62	62	67	67	67	62	62	62	2
11	2	62	61	61	33	67	67	62	62	62	2
12	2	62	61	61	67	67	67	61	62	62	2
13	2	61	61	33	33	33	67	61	62	62	2
14	2	61	67	61	67	67	67	62	62	62	2
15	2	61	33	62	67	67	67	61	62	62	2
16	2	61	33	61	67	33	67	62	62	62	2
17	2	61	33	61	33	67	67	61	62	62	2
18	62	61	61	61	67	67	67	61	62	62	2
19	62	75	33	61	67	67	67	61	62	62	2
20	62	67	33	67	33	67	67	61	62	62	2
21	62	75	33	67	33	67	67	62	62	62	2
22	61	33	33	33	67	67	67	61	62	62	61
23	61	33	33	67	67	67	67	61	62	62	61

Tableau-A III-4 Indicateurs climatiques modaux de la méthode 2 pour les 34 indicateurs hydrologiques sur les 11 périodes analysées d'un échantillon de taille de dix pour cent de la distribution complète avec Mohyse (Annuel (1), Juin (2), Juillet (3), Août (4), Septembre (5), Octobre (6), Novembre (7), JJA (8), SON (9), JJA-SON (10), DJF-MAM (11)) (suite)

Ind. Hydro.	Période										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
24	61	33	33	33	67	67	67	33	62	62	61
25	61	33	33	67	67	67	67	33	67	62	63
26	61	33	33	33	33	67	67	67	67	62	63
27	61	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
28	63	33	67	33	67	67	67	33	67	62	63
29	63	67	33	33	33	67	67	33	67	33	63
30	63	67	67	33	33	67	67	33	67	33	63
31	63	67	33	33	67	33	67	33	67	67	63
32	63	33	33	33	33	67	67	33	67	33	63
33	63	67	67	33	33	33	67	33	67	33	63
34	63	33	67	33	67	33	67	33	33	33	63

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Aguado, E., Cayan, D., Riddle, L., & Roos, M. (1992). Climatic fluctuations and the timing of West Coast streamflow. *Journal of Climate*, 5(12), 1468-1483.
- Arsenault, R., Poulin, A., Côté, P., & Brissette, F. (2014). Comparison of stochastic optimization algorithms in hydrological model calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), 1374-1384.
- Arsenault, R., Bazile, R., Ouellet Dallaire, C., & Brissette, F. (2016). CANOPEX: A Canadian hydrometeorological watershed database. *Hydrological Processes*, 30(15), 2734-2736.
- Arsenault, R., Brissette, F., & Martel, J. L. (2018). The hazards of split-sample validation in hydrological model calibration. *Journal of hydrology*, 566, 346-362.
- Casati, B., Yagouti, A., & Chaumont, D. (2013). Regional climate projections of extreme heat events in nine pilot Canadian communities for public health planning. *Journal of applied meteorology and climatology*, 52(12), 2669-2698.
- Centre d'expertise hydrique du Québec (CEHQ). Atlas hydroclimatique du Québec méridional – Impact des changements climatiques sur les régimes de crue, d'étiage et d'hydraulicité à l'horizon 2050. Québec, 2015, 81 p.
- Chen, J., Brissette, F. P., Poulin, A., & Leconte, R. (2011). Overall uncertainty study of the hydrological impacts of climate change for a Canadian watershed. *Water Resources Research*, 47(12).
- Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., & Braun, M. (2013a). Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. *Water Resources Research*, 49(7), 4187-4205.
- Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., & Braun, M. (2013b). Performance and uncertainty evaluation of empirical downscaling methods in quantifying the climate change impacts on hydrology over two North American river basins. *Journal of Hydrology*, 479, 200-214.
- Chen, J., Brissette, F. P., & Lucas-Picher, P. (2016). Transferability of optimally-selected climate models in the quantification of climate change impacts on hydrology. *Climate Dynamics*, 47(9-10), 3359-3372.

- Chen, J., Brissette, F. P., Lucas-Picher, P., & Caya, D. (2017). Impacts of weighting climate models for hydro-meteorological climate change studies. *Journal of Hydrology*, 549, 534-546.
- Chiew, F. H. S., Teng, J., Vaze, J., & Kirono, D. G. C. (2009). Influence of global climate model selection on runoff impact assessment. *Journal of Hydrology*, 379(1-2), 172-180.
- Christensen, J. H., Kjellström, E., Giorgi, F., Lenderink, G., & Rummukainen, M. (2010). Weight assignment in regional climate models. *Climate Research*, 44(2-3), 179-194.
- Clark, M. P., & Slater, A. G. (2006). Probabilistic quantitative precipitation estimation in complex terrain. *Journal of Hydrometeorology*, 7(1), 3-22.
- Cunderlik, J. M., & Burn, D. H. (2004). Linkages between regional trends in monthly maximum flows and selected climatic variables. *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(4), 246-256.
- Dalelane, C., Früh, B., Steger, C., & Walter, A. (2018). A pragmatic approach to build a reduced regional climate projection ensemble for Germany using the EURO-CORDEX 8.5 ensemble. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 57(3), 477-491.
- DeGasperi, C. L., Berge, H. B., Whiting, K. R., Burkey, J. J., Cassin, J. L., & Fuerstenberg, R. R. (2009). Linking Hydrologic Alteration to Biological Impairment in Urbanizing Streams of the Puget Lowland, Washington, USA 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 45(2), 512-533.
- Dosio, Alessandro (2016). Projections of climate change indices of temperature and precipitation from an ensemble of bias-adjusted high-resolution EURO-CORDEX regional climate models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(10), 5488-5511.
- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, V. K. (1994). Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of hydrology*, 158(3-4), 265-284.
- Schaake, J., Cong, S., & Duan, Q. (2006). The US MOPEX data set. IAHS publication, 307(9).
- Evans, J. P., Ji, F., Abramowitz, G., & Ekström, M. (2013). Optimally choosing small ensemble members to produce robust climate simulations. *Environmental Research Letters*, 8(4), 044050.
- Fortin, V., & Turcotte, R. (2007). Le modèle hydrologique MOHYSE, Note de cours pour SCA7420. *Report. Département des sciences de la terre et de l'atmosphère, Université du Québec à Montréal, Canada, 17pp.*

- Giorgi, F., Jones, C., & Asrar, G. R. (2009). Addressing climate information needs at the regional level: the CORDEX framework. *World Meteorological Organization (WMO) Bulletin*, 58(3), 175.
- Giorgi, F., & Mearns, L. O. (2003). Probability of regional climate change based on the Reliability Ensemble Averaging (REA) method. *Geophysical research letters*, 30(12).
- Giuntoli, I., Vidal, J. P., Prudhomme, C., & Hannah, D. M. (2015). Future hydrological extremes: the uncertainty from multiple global climate and global hydrological models.
- Gleckler, P. J., Taylor, K. E., & Doutriaux, C. (2008). Performance metrics for climate models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D6).
- Gupta, H. V., Beven, K. J., & Wagener, T. (2006). Model calibration and uncertainty estimation. *Encyclopedia of hydrological sciences*.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of hydrology*, 377(1-2), 80-91.
- Hostetler, S. (1994). Hydrologic and atmospheric models: the (continuing) problem of discordant scales. *Climatic Change*, 27(4), 345-350.
- Katsavounidis, I., Kuo, C. C. J., & Zhang, Z. (1994). A new initialization technique for generalized Lloyd iteration. *IEEE Signal processing letters*, 1(10), 144-146.
- Kay, A. L., Davies, H. N., Bell, V. A., & Jones, R. G. (2009). Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England. *Climatic change*, 92(1-2), 41-63.
- Knutti, R., Furrer, R., Tebaldi, C., Cermak, J., & Meehl, G. A. (2010). Challenges in combining projections from multiple climate models. *Journal of Climate*, 23(10), 2739-2758.
- Krysanova, V., Donnelly, C., Gelfan, A., Gerten, D., Arheimer, B., Hattermann, F., & Kundzewicz, Z. W. (2018). How the performance of hydrological models relates to credibility of projections under climate change. *Hydrological Sciences Journal*, 63(5), 696-720.
- Leduc, M., Mailhot, A., Frigon, A., Martel, J. L., Ludwig, R., Brietzke, G. B., ... & Scinocca, J. (2019). The ClimEx project: A 50-member ensemble of climate change projections at 12-km resolution over Europe and northeastern North America with the Canadian Regional Climate Model (CRCM5). *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 58(4), 663-693.

- Liu, Y., & Gupta, H. V. (2007). Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water resources research*, 43(7).
- Logan, T., Charron, I., Chaumont, D., & Houle, D. (2011). Atlas of climate scenarios for Québec forests. *annexes: Ouranos et MRNF*, 57, 57.
- Lutz, A. F., ter Maat, H. W., Biemans, H., Shrestha, A. B., Wester, P., & Immerzeel, W. W. (2016). Selecting representative climate models for climate change impact studies: an advanced envelope-based selection approach. *International Journal of Climatology*, 36(12), 3988-4005.
- Maraun, D., Wetterhall, F., Ireson, A. M., Chandler, R. E., Kendon, E. J., Widmann, M., ... & Venema, V. K. C. (2010). Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. *Reviews of geophysics*, 48(3).
- Maraun, D. (2016). Bias correcting climate change simulations-a critical review. *Current Climate Change Reports*, 2(4), 211-220.
- Martel, J. L., Demeester, K., Brissette, F. P., Arsenault, R., & Poulin, A. (2017). HMETS: a simple and efficient hydrology model for teaching hydrological modelling, flow forecasting and climate change impacts. *The International journal of engineering education*, 33(4), 1307-1316.
- Maslin, M., & Austin, P. (2012). Climate models at their limit?. *Nature*, 486(7402), 183-184.
- Massey Jr, F. J. (1951). The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American statistical Association*, 46(253), 68-78.
- McSweeney, C. F., Jones, R. G., & Booth, B. B. (2012). Selecting ensemble members to provide regional climate change information. *Journal of Climate*, 25(20), 7100-7121.
- Mendlik, T., & Gobiet, A. (2016). Selecting climate simulations for impact studies based on multivariate patterns of climate change. *Climatic change*, 135(3-4), 381-393.
- Mpelasoka, F. S., & Chiew, F. H. (2009). Influence of rainfall scenario construction methods on runoff projections. *Journal of Hydrometeorology*, 10(5), 1168-1183.
- Murphy, J. M., Sexton, D. M., Barnett, D. N., Jones, G. S., Webb, M. J., Collins, M., & Stainforth, D. A. (2004). Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations. *Nature*, 430(7001), 768-772.
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3), 282-290. doi: 10.1016/0022-1694(70)90255-6

- Nimon, K. F., & Oswald, F. L. (2013). Understanding the results of multiple linear regression: Beyond standardized regression coefficients. *Organizational Research Methods*, 16(4), pp. 650-674.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., & Loumagne, C. (2005). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall–runoff model?: Part 2—Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall–runoff modelling. *Journal of hydrology*, 303(1-4), 290-306.
- Pachauri, R. K., Allen, M. R., Barros, V. R., Broome, J., Cramer, W., Christ, R., ... & Dubash, N. K. (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 (p. 151). Ipcc.
- Perkins, S. E., Pitman, A. J., Holbrook, N. J., & McAneney, J. (2007). Evaluation of the AR4 climate models' simulated daily maximum temperature, minimum temperature, and precipitation over Australia using probability density functions. *Journal of climate*, 20(17), 4356-4376.
- Perrin, C., Michel, C., & Andréassian, V. (2003). Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of hydrology*, 279(1-4), 275-289.
- Pincus, R., Batstone, C. P., Hofmann, R. J. P., Taylor, K. E., & Glecker, P. J. (2008). Evaluating the present-day simulation of clouds, precipitation, and radiation in climate models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D14).
- Prudhomme, C., Jakob, D., & Svensson, C. (2003). Uncertainty and climate change impact on the flood regime of small UK catchments. *Journal of hydrology*, 277(1-2), 1-23.
- Prudhomme, C., & Davies, H. (2009). Assessing uncertainties in climate change impact analyses on the river flow regimes in the UK. Part 2: future climate. *Climatic Change*, 93(1-2), 197-222.
- Reichler, T., & Kim, J. (2008). How well do coupled models simulate today's climate?. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 89(3), 303-312.
- Reifen, C., & Toumi, R. (2009). Climate projections: Past performance no guarantee of future skill?. *Geophysical Research Letters*, 36(13).
- Sagarika, S., Kalra, A., & Ahmad, S. (2015). Interconnections between oceanic–atmospheric indices and variability in the US streamflow. *Journal of Hydrology*, 525, 724-736.

- Schmidli, J., Frei, C., & Vidale, P. L. (2006). Downscaling from GCM precipitation: a benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 26(5), 679-689.
- Taylor, K. E., Stouffer, R. J., & Meehl, G. A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(4), 485-498.
- Teutschbein, C., & Seibert, J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of hydrology*, 456, 12-29.
- Troin, M., Velázquez, J. A., Caya, D., & Brissette, F. (2015). Comparing statistical post-processing of regional and global climate scenarios for hydrological impacts assessment: A case study of two Canadian catchments. *Journal of Hydrology*, 520, 268-288.
- Valéry, A., Andréassian, V., & Perrin, C. (2014). 'As simple as possible but not simpler': What is useful in a temperature-based snow-accounting routine? Part 2—Sensitivity analysis of the Cemaneige snow accounting routine on 380 catchments. *Journal of hydrology*, 517, 1176-1187.
- Velázquez, J. A., et al. (2013) An ensemble approach to assess hydrological models' contribution to uncertainties in the analysis of climate change impact on water resources. *Hydrology & Earth System Sciences* 17.1.
- Wang, H. M., Chen, J., Xu, C. Y., Chen, H., Guo, S., Xie, P., & Li, X. (2019). Does the weighting of climate simulations result in a better quantification of hydrological impacts?. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(10), 4033-4050.
- Wilby, R. L., & Harris, I. (2006). A framework for assessing uncertainties in climate change impacts: Low-flow scenarios for the River Thames, UK. *Water resources research*, 42(2).
- Wilby, R. L., & Dessai, S. (2010). Robust adaptation to climate change. *Weather*, 65(7), 180-185.