

Attribution de l'incertitude structurelle du modèle
hydrologique dans les études d'impact du changement
climatique

par

Samed CHEBBI

MÉMOIRE PAR ARTICLE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE
SUPÉRIEURE COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION
DE LA MAÎTRISE AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE DE L'ENVIRONNEMENT
M. SC. A.

MONTREAL, LE 1 NOVEMBRE 2021

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Samed Chebbi, 2021



Cette licence [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) 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
CETTE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

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

M. Richard Arsenault, président du jury
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

Mme Annie Poulin, 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 15 OCTOBRE 2021
À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Avant de commencer la présentation de ce rapport, je profite de l'occasion pour remercier du fond du cœur toute personne qui a contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à Mr François Brissette pour m'avoir honoré en acceptant de diriger ce travail ainsi que pour sa serviabilité et ses hautes qualités morales, pour son soutien et ses conseils avisés, pour le temps consacré à la lecture et aux réunions qui ont rythmé les différentes étapes de ma mémoire et surtout pour ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion.

Je tiens fermement à mentionner le plaisir que j'ai eu à étudier à l'ÉTS. J'en remercie ici tous mes enseignants de l'ÉTS notamment ceux du laboratoire HC3 Annie, Michel et Richard.

Je présente mes respects à tous les membres du jury d'avoir accepté de juger ce travail.

Je désire également souligner l'implication sans égale de deux personnes en or : mes parents Mohamed et Zakia qui ont tout consacré pour mon éducation, qui n'ont pas cessé de m'encourager, qui m'ont appris le sens du travail et la valeur de l'espoir. Merci d'être toujours à mes côtés, par votre présence et votre tendresse, pour donner du goût et du sens à ma vie. En témoignage de mon amour et de ma grande affection, j'espère que vous trouvez dans ce travail l'expression de mes sentiments les plus sincères.

Je tiens à témoigner toute ma reconnaissance à mon frère Youssef et ma sœur Hideya qui ont été présent dans tous mes moments d'examens par leur soutien moral et leurs belles surprises sucrées. Je vous souhaite un avenir plein de joie, de bonheur, de réussite et de sérénité.

Je ne pourrais jamais exprimer le respect et l'amour que j'ai pour vous.

VI

J'adresse mes remerciements les plus sincères à ma Ghofrane pour son amour et sa patience ainsi que son support qui m'a permis de surmonter les moments les plus difficiles.

Je ne peux trouver les mots justes pour t'exprimer mes sentiments et mes pensées. Tu es mon âme sœur, tu es le soleil qui illumine mes jours, tu es ma raison de vivre.

Que ce travail soit témoignage de ma reconnaissance et de mon amour sincère et fidèle.

Je t'aime à la folie ma femme!

Enfin, Je tiens à témoigner toute ma reconnaissance à mes chers amis Amir et Youssef., vous êtes pour moi des frères et des amis sur qui je peux compter. En témoignage de l'amitié qui nous uni et des souvenirs de tous les moments que nous avons passés ensemble, je vous dédie ce travail et je vous souhaite une vie pleine de santé et de bonheur.

Attribution de l'incertitude structurelle du modèle hydrologique dans les études d'impact du changement climatique

Samed CHEBBI

RÉSUMÉ

Cette recherche a investigué l'importance de la structure des modèles hydrologiques en tant que source d'incertitude dans les études d'impacts du changement climatique sur les ressources en eau. Plusieurs études récentes ont montré que l'incertitude structurelle pouvait jouer un rôle significatif et même parfois dominant sur l'incertitude future, mais l'origine de cette incertitude a été peu explorée.

Afin d'explorer l'incertitude liée à la structure du modèle hydrologique et de comprendre l'incertitude associée à chacune des composantes structurelles, une analyse multi modèle a été faite à partir de onze (11) représentations de l'évapotranspiration, six (6) modèles d'accumulation et de fonte de neige, de même que seize (16) formulations d'écoulement de l'eau, formant ainsi 1056 combinaisons uniques de structures hydrologiques. L'étude couvre 21 métriques hydrologiques et un ensemble de 100 bassins versants situés en Amérique du Nord. L'importance de ces trois composantes à générer de l'incertitude en climats présent et futur a été étudiée et a été comparée avec celle liée aux modèles de circulation générale.

Les résultats ont montré que pour le climat actuel, l'incertitude structurelle réside majoritairement dans les formulations de l'écoulement de l'eau et ce pour toutes les métriques considérées.

Dans un climat futur plus chaud, l'incertitude structurelle des modèles hydrologiques domine les métriques de faibles débits et grands débits extrêmes et est autrement comparable à celle résultant des modèles climatiques. Les formulations d'évapotranspiration potentielle dans le climat futur contribuent plus fortement à l'incertitude globale et se compare à celle des formulations d'écoulement pour les métriques décrivant les débits moyens à élevés, mais

VIII

devient minimale pour les métriques représentant les faibles et très grands débits. La contribution à la variance provenant des formulations d'accumulation et de fonte de neige reste faible pour tous les cas et métriques considérés.

Une sélection des meilleures structures de modèles hydrologiques a relativement peu d'impact sur les incertitudes globales et relatives. Elle permet de réduire la contribution des termes d'interaction d'ordre élevé liée aux débits extrêmes (période de retour de 2 à 20 ans), et de rehausser la contribution relative des Modèles de circulation générale, mais ne permet pas de réduire significativement la variance totale, ou à réduire drastiquement la contribution des structures hydrologiques à la variance totale.

Mots-clés: changements climatiques; incertitude; modélisation hydrologique;

Structure de modèle hydrologique.

Attribution of hydrological model structural uncertainty in climate change impact studies

Samed CHEBBI

ABSTRACT

This research investigated the importance of the structure of hydrological models as a source of uncertainty in studies of the impacts of climate change on water resources. Several recent studies have shown that structural uncertainty can play a significant and sometimes even dominant role on future uncertainty, but the origin of this uncertainty has been little explored. In order to explore the uncertainty associated with the structure of the hydrological model and to understand the uncertainty associated with each of the structural components, a multi-model analysis was performed using eleven (11) representations of evapotranspiration, six (6) models of snow accumulation and melt and sixteen (16) formulations of water flow forming 1056 combinations of hydrological structures. The study covers 21 hydrological metrics and a set of 100 watersheds located in North America. The importance of these three components in generating uncertainty in present and future climates was investigated and compared with that related to general circulation models.

The results showed that for the present climate, the structural uncertainty resides mostly in the water flow formulations for all metrics considered. In a warmer future climate, the structural uncertainty in the hydrological models continues to dominate the low flow and large extreme flow metrics and is otherwise comparable to that resulting from the climate models. Potential evapotranspiration formulations in the future climate contribute more strongly to the overall uncertainty and is comparable to that from runoff formulations for metrics describing medium to high flows but becomes minimal for metrics representing low and very high flows. The contribution to variance from snow accumulation and melt formulations remains small for all cases and metrics considered.

A selection of the best hydrological model structures has relatively little impact on the overall and relative uncertainties. It reduces the contribution of high order interaction terms related to

extreme flows (return period of 2 to 20 years), and enhances the relative contribution of GCMs, but does not significantly reduce the total variance, or drastically reduce the contribution of hydrological structures to the total variance.

Keywords: climate change; uncertainty; hydrological modeling; Hydrological model structure.

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	3
1.1 Modélisation hydrologique	3
1.1.1 Historique et développement des modèles hydrologiques.....	3
1.1.2 Définition du modèle hydrologique	4
1.1.3 Typologie des modèles hydrologiques.....	4
1.1.3.1 Classification basée sur la structure du modèle	4
1.1.3.2 Modèles globaux et distribués	5
1.1.3.3 Modèles déterministes et stochastiques	6
1.1.3.4 Classification basée sur une échelle de temps	6
1.1.4 Calibration des modèles hydrologiques	7
1.1.4.1 Approches de calibration	7
1.1.4.2 Algorithmes d'optimisation	8
1.1.4.3 Fonctions objectif.....	10
1.2 Modélisation hydroclimatique en climat futur.....	12
1.2.1 Les scénarios d'émission de gaz à effet de serre (RCP)	12
1.2.2 Modèles de circulation générale (GCM).....	14
1.2.3 Réduction d'échelle	15
1.2.4 Correction du biais.....	16
1.3 Incertitude de la modélisation hydrologique en contexte de changement climatique .	17
1.3.1 L'incertitude liée aux scénarios d'émission de gaz à effet de serre	18
1.3.2 L'incertitude liée aux GCMs.	18
1.3.3 L'incertitude liée à la variabilité naturelle du climat	20
1.3.4 L'incertitude liée aux techniques de réduction d'échelle	21
1.3.5 L'incertitude liée aux modèles hydrologiques.....	22
CHAPITRE 2 PROCÉDURE DE TRAVAIL	25

2.1	Objectif	25
2.2	Contenu du mémoire.....	26
2.3	Structure de l'article.....	26
CHAPITRE 3 ATTRIBUTION OF HYDROLOGICAL MODEL STRUCTURAL UNCERTAINTY IN CLIMATE CHANGE IMPACT STUDIES.....		
		29
3.1	Abstract.....	29
3.2	Introduction.....	30
3.3	Data and study area.....	32
3.4	Methodology	34
3.4.1	Setting up multiple hydrological model structures	34
3.4.2	Hydrological models calibration.....	38
3.4.3	Future climate simulations.....	40
3.4.4	Multiple streamflow metrics	41
3.5	Results.....	42
3.6	Discussion.....	52
3.7	Conclusion	56
CONCLUSION ET TRAVAUX FUTURS		59
ANNEXE I TABLEAU RÉCAPITULATIF DE LA LISTE DES BASSINS VERSANTS EXPLOITÉS DANS CETTE ÉTUDE		
		65
ANNEXE II TABLEAU RÉCAPITULATIF DE LA LISTE DES FORMULES D'ÉVAPOTRANSPIRATION POTENTIELLE EXPLOITÉS DANS CETTE ÉTUDE		
		69
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		71

LISTE DES TABLEAUX

Page

Table 3.1 : Summary table of data related to the study watersheds	33
Table 3.2 : List of ETP formulas used in this project	36
Table 3.3 : List of snow accumulation and melting models (SNOW) used in this project.....	37
Table 3.4 : List of water flow formulations (FLOW) used in this project	37
Table 3.5 : Lists of metrics used in this study	41
Table 3.6 : Structural components for subset G1 consisting of the best-performing structural elements	48
Table 3.7 : Structural components for subset G2 constituted by eliminating the worst-performing structural elements ($QQ5 < 0.65$)	49

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 3.1: Spatial distribution of the study watersheds. The size of the points is a function of the size of the watersheds, and the color is related to the performance of the hydrological model in calibration as described in section 4	33
Figure 3.2: Overview of the different methodological steps implemented in this study	34
Figure 3.3: Decomposition of the hydrological model	35
Figure 3.4 : KGE calibration values associated with the different watersheds. The basins have been classified according to the median KGE value from the worst to the best. These basins are detailed in Appendix 1	43
Figure 3.5: distribution of KGE calibration values with respect to the different structural components (PET, SNOW, FLOW)	44
Figure 3.6: Distribution of absolute variance associated with the use of the full set of hydrological models against different metrics in current and future climate	45
Figure 3.7: Distribution of the average relative variance of all watersheds associated with the use of the full set of hydrologic models against the different metrics in current and future climate	47
Figure 3.8 : Classification of models by 5th quantile of KGE distribution associated with each model	48
Figure 3.9 : relative variation of the absolute variance for subsets G1 and G2 and those obtained by running all models.....	50
Figure 3.10: Distribution of the relative variance of the different components and their interactions associated with the use of subgroups G1 and G2 in current and future climate	51
Figure 3.11: Difference between the relative variances obtained from subgroups G1 and G2 and that obtained by running all models.....	52

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

CMAES	Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy
DDS	Dynamically Dimensioned Search
GCM	General Circulation Model
GES	Gaz à effet de serre
GGES	greenhouse gas emissions
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
KGE	Kling-Gupta Efficiency
FLOW	Formulations d'écoulement de l'eau
NSE	Nash–Sutcliffe efficiency
PET	Représentation de l'évapotranspiration
RCP	Representative Concentration Pathway
SCEUA	Shuffled Complex Evolution - University of Arizona
SNOW	Modèles d'accumulation et de fonte de neige

INTRODUCTION

L'immense importance de l'eau à la fois dans la société et dans la nature souligne la nécessité de comprendre comment le changement climatique pourrait affecter l'approvisionnement en eau. La littérature a largement inclus l'utilisation des modèles climatiques, des modèles hydrologiques et des techniques de réduction d'échelle qui relient les modèles climatiques et hydrologiques à l'échelle de l'application afin de simuler l'impact hydrologique du changement climatique (Xu & Singh, 2004). Cette approche est soumise à plusieurs niveaux d'incertitudes associés aux émissions de gaz à effet de serre, à la réponse du système climatique à ces changements aux échelles globales et locales et aux incertitudes associées aux modèles hydrologique (Bastola, Murphy, & Sweeney, 2011).

Comme tout système hiérarchique, l'incertitude se propage à travers les composants descendants. Les incertitudes du scénario RCP et celui du GCM vont être amplifiées par la réduction d'échelle et la correction des biais. Finalement l'incertitude prédictive du modèle hydrologique met fin à la cascade qui conduit à l'incertitude totale de l'évaluation de l'impact hydrologique (Honti, Reichert, Scheidegger, & Stamm, 2013).

Les premières recherches prévoient que l'incertitude liée au GCM est la plus importante comparée aux autres sources d'incertitude (Chen, Brissette, Poulin, & Leconte, 2011; Prudhomme & Davies, 2009b). Plusieurs études récentes ont toutefois montré que l'incertitude liée au modèle hydrologique est assez importante et elle devient dominante pour les faibles débits (Aryal, Shrestha, & Babel, 2019; Dallaire, Poulin, Arsenault, & Brissette, 2021; Hosseinzadehtalaei, Tabari, & Willems, 2017; Wang, Chen, Xu, Zhang, & Chen, 2020). D'une façon générale, l'incertitude liée au modèle hydrologique vient principalement de deux sources qui sont les paramètres du modèle et la structure du modèle (Liu & Gupta, 2007).

L'incertitude des paramètres peut exister en raison de l'équifinalité ou encore à cause de la dépendance des paramètres des modèles aux caractéristiques de la période de calibration qui diffère sûrement de la période de simulation (Brigode, Oudin, & Perrin, 2013). L'incertitude liée à la structure est due à l'incapacité du modèle hydrologique à modéliser parfaitement les

processus du monde réel ce qui introduit une incertitude structurelle. Par la suite, l'estimation du débit peut s'écarter du débit réel en raison d'erreurs structurelles (Gupta & Govindaraju, 2019).

Poulin, Brissette, Leconte, Arsenault, et Malo (2011) ont montré que l'incertitude liée aux paramètres de modèle est négligeable devant celle liée à la structure, et par la suite l'évaluation de l'incertitude liée aux modèles hydrologiques revient à évaluer l'incertitude structurelle. Vue l'importance et l'ampleur de l'incertitude liée à la structure de modèle, et notamment pour les faibles débits (Aryal et al., 2019; Dallaire et al., 2021; Hosseinzadehtalaei et al., 2017; Wang et al., 2020), il est important d'avoir une meilleure compréhension de cette dernière. Ce mémoire s'attaque donc à cette problématique.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Modélisation hydrologique

1.1.1 Historique et développement des modèles hydrologiques

La modélisation hydrologique a commencé dès le 19^{ème} siècle et a été exploitée en génie civil dans la construction des barrages, routes, canaux, réseaux d'assainissement et de drainage, ponts et les systèmes d'approvisionnement d'eau.

Au milieu des années 1960, la modélisation hydrologique a vu une révolution de concepts, de théories et a intégré plusieurs composants du cycle de l'eau (Vijay P Singh & Woolhiser, 2002). Au début des années 60, le Modèle de Stanford (SWM) aussi connu sous l'acronyme de HSPF, a probablement été le premier à tenter de représenter tous les processus du cycle hydrologique (Crawford & Linsley, 1966). Dans la même période, d'autres modèles moins représentatifs sont apparus, par exemple le modèle de Dawdy et O'Donnell (Dawdy & O'Donnell, 1965), HEC-1 développé par le centre d'ingénierie hydrologique (Center & Center, 1981) et TANK (Masami Sugawara, 1967).

Durant la période allant de 1970 à 1980, les modèles préliminaires cités précédemment ont connu beaucoup d'amélioration et de développement ce qui a donné naissance à plusieurs modèles qui sont devenus de nos jours des standards dans le domaine de la modélisation hydrologique (Vijay P Singh & Woolhiser, 2002). Plusieurs exemples peuvent être cités dans ce contexte tel que HEC-HMS qui est considéré comme le modèle le plus utilisé dans le secteur privé aux États-Unis, UBC et WATFLOOD qui sont populaires au Canada ainsi que RORB et WBN en Australie. De même, d'autres modèles largement utilisés ont été développés comme TOPMODEL et SHE en Europe ainsi que HBV en pays scandinaves, sans oublier Tank et Xinanjiang qui sont bien acceptés respectivement au Japon et en Chine (Vijay P Singh & Woolhiser, 2002).

1.1.2 Définition du modèle hydrologique

Un modèle en général est une représentation simplifiée de la réalité. Il se compose d'un ensemble d'équations ou d'opérations et de paramètres contenus dans un programme informatique. Ces paramètres sont des mesures numériques des propriétés ou des caractéristiques qui sont constantes dans des conditions spécifiées (Howard Wheeler, Sorooshian, & Sharma, 2007). Un modèle hydrologique est un ensemble des équations capables d'estimer le ruissellement à partir des données d'entrée qui sont principalement les données pluviométriques et les caractéristiques du bassin versant telles que la superficie, la topographie, les propriétés du sol et la couverture végétale, les caractéristiques de l'aquifère et des eaux souterraines (Devia, Ganasri, & Dwarakish, 2015).

1.1.3 Typologie des modèles hydrologiques

Les modèles peuvent être classés en fonction de leur structure, distribution spatiale, stochasticité et application spatio-temporelle (HS Wheeler, Jakeman, & Beven, 1993).

1.1.3.1 Classification basée sur la structure du modèle

Une des classifications les plus courantes est celle qui classe les modèles hydrologiques en 3 types : modèles empiriques, modèles conceptuels et modèles physiques.

Modèle empirique : aussi appelé modèle métrique, un modèle empirique est fondé sur des équations mathématiques dérivées des séries chronologiques simultanées d'entrées et des sorties. Ce type de modèles ne tient pas en considération les caractéristiques et les processus au niveau du bassin versant. Il est simplement obtenu à partir de méthodes statistiques trouvant une relation fonctionnelle entre les intrants et les extrants (Devia et al., 2015).

Modèle conceptuel : Les modèles hydrologiques conceptuels sont des modèles précipitations-ruissellement construits sur la base de relations mathématiques observées ou supposées entre différentes variables hydrologiques (Duan, Pappenberger, Wood, Cloke, & Schaake, 2019).

Ce type de modèle est la classe des modèles hydrologiques les plus connus, capables de générer des séries continues de débit en intégrant les différents processus du cycle hydrologique. Les paramètres d'un modèle conceptuel sont des valeurs physiquement non mesurables, mais déterminables en ajustant le modèle avec des données observées par procédure manuelle ou automatique. Le modèle de Stanford (SWM) développé par Crawford et Linsley en 1966 est l'un des premiers modèles conceptuels et contient de 16 à 20 paramètres (Devia et al., 2015).

Les modèles à base physique : Un modèle à base physique est une représentation se rapprochant de la physique des processus du phénomène réel à partir des variables d'état qui sont mesurables en fonction du temps et de l'espace. Les processus hydrologiques du mouvement de l'eau sont représentés par des équations qui ne nécessitent pas nécessairement d'être calibrées, mais l'évaluation d'un volume important d'information physiographique lié au bassin versant est nécessaire (Abbott, Bathurst, Cunge, O'connell, & Rasmussen, 1986). Le modèle physique peut surmonter de nombreux défauts des deux autres types de modèles grâce à l'utilisation des informations physiographiques. Il peut fournir une large gamme d'informations et il est applicable dans plusieurs situations. Le modèle SHE / MIKE SHE en est un exemple (Abbott et al., 1986).

1.1.3.2 Modèles globaux et distribués

Les modèles globaux perçoivent le bassin versant comme une seule unité, avec des variables d'état qui représentent des moyennes sur le bassin versant (Beven, 2011). Un modèle global, dans la représentation des processus, ne tient pas compte de la variabilité spatiale, des intrants, des conditions aux limites et des caractéristiques géométriques du bassin versant (Vijay P Singh, 1995). À l'opposé, un modèle distribué est capable de discrétiser spatialement le bassin versant sur une grille uniforme, ou sur un certain nombre d'éléments avec des variables d'état représentant des moyennes locales sur chaque grille/élément. Le modèle va résoudre sur chaque grille/élément les équations pour les variables d'état associées et fournit des résultats distribués dans l'espace (V. P. Singh & Frevert, 2006).

Les modèles semi-distribués rassemblent à la fois les avantages des modèles globaux et distribués. Il permet de représenter une hétérogénéité spatiale, mais jusqu'à un degré jugé utile par le modélisateur. Ce type de modèle représente les caractéristiques importantes du bassin versant, tout en demandant moins de calcul et moins de données que les modèles complètement distribués (Orellana, Pechlivanidis, McIntyre, Wheeler, & Wagener, 2008).

1.1.3.3 Modèles déterministes et stochastiques

Les modèles peuvent être classés comme modèles déterministes et stochastiques.

Les modèles déterministes produisent un résultat unique en maintenant les intrants constants tandis que les modèles stochastiques génèrent des résultats différents à partir d'un seul ensemble des données d'entrée. Ceci est dû au fait que ces modèles utilisent des variables aléatoires pour représenter l'incertitude des processus. Cela permet de tenir en compte et de modéliser l'aspect de l'incertitude provenant des intrants, des conditions aux limites ou liées aux paramètres du modèle (Beven, 2011).

Un modèle mixte déterministe stochastique peut être créé par introduction du modèle d'erreur stochastique dans un modèle déterministe. Par exemple, les précipitations stochastiques pourraient être utilisées comme entrée dans un modèle déterministe pluie-débit (Pechlivanidis, Jackson, McIntyre, & Wheeler, 2011).

1.1.3.4 Classification basée sur une échelle de temps

Les modèles peuvent être classés selon l'échelle de temps en modèles continus ou modèles basés sur des événements.

Le modèle continu prend généralement en compte une série chronologique de précipitations, qui peut incorporer plusieurs événements, tandis que les modèles basés sur des événements ne prennent en compte qu'un seul événement (Pechlivanidis et al., 2011). Ces modèles exigent généralement la spécification de certains paramètres définis en faisant correspondre la sortie du modèle avec les informations de flux enregistrées ou dérivées. Ce dernier type de modèle est largement utilisé pour la simulation et l'évaluation des crues (Stephens, Johnson, & Marshall, 2018).

1.1.4 Calibration des modèles hydrologiques

1.1.4.1 Approches de calibration

La calibration des modèles hydrologiques est un processus de sélection des jeux de paramètres adéquats afin que le modèle simule d'une façon très proche le comportement réel du bassin versant (Wagener, Wheeler, & Gupta, 2004). Il y a deux approches de calibration qui sont les calibrations manuelle et automatique (Sivakumar & Berndtsson, 2010).

- **Calibration manuelle**

La calibration manuelle dépend principalement du modélisateur qui ajuste manuellement par un processus d'essai et d'erreur les valeurs des paramètres du modèle jusqu'à ce que la sortie du modèle corresponde le plus étroitement possible aux données observées. L'ajustement des paramètres nécessite une compréhension de la structure du modèle et des données liées au bassin versant d'étude afin d'obtenir des résultats cohérents et fiables (Boyle, Gupta, & Sorooshian, 2000). Ce type de calibration prend beaucoup de temps et un travail intensif, et peut impliquer des décisions subjectives, ce qui permet à différents modélisateurs d'obtenir des jeux de paramètres différents. Un autre inconvénient de cette approche de calibration est la difficulté de ce processus dû à la complexité du modèle lui-même, ce qui demande une compréhension assez développée du modèle. Plus le nombre de paramètres à calibrer est élevé, plus les interactions entre les paramètres et l'effet de compensation sont importants ce qui rend le processus plus ardu et délicat (Sivakumar & Berndtsson, 2010).

- **Calibration automatique**

La nécessité d'accélérer le processus de calibration a donné naissance à l'approche automatique qui est basée sur une stratégie objective assistée par l'outil informatique pour l'estimation des paramètres, permettant ainsi une meilleure performance en éliminant le jugement humain subjectif impliqué dans l'approche manuelle (Boyle et al., 2000). L'approche automatique relie a priori la structure du modèle à une ou plusieurs fonctions objectif par l'intermédiaire d'un algorithme d'optimisation. Elle permet ainsi d'offrir plus d'objectivité et d'efficacité et de réduire le temps de calcul et le besoin d'expertise (Sivakumar & Berndtsson, 2010). Malgré

tous ces avantages, la méthode automatique présente certaines limites. En effet, les méthodes de calibration automatique ne sont pas encore arrivées à un niveau où elles peuvent reproduire parfaitement le jugement humain (Pechlivanidis et al., 2011). L'approche automatique peut de plus retourner des valeurs de paramètres qui correspondent à de bonnes calibrations, mais qui sont idéologiquement irréalistes d'où vient l'importance du modélisateur qui doit s'assurer de la validité des valeurs des paramètres et d'évaluer la robustesse de ces résultats. Cette évaluation passe entre autres par la comparaison des débits simulés par le modèle avec ceux observés pour une période autre que celle de la calibration, généralement appelée période de validation. Les périodes de validation et calibration doivent être suffisamment longues pour qu'elles puissent couvrir une gamme variée des conditions hydrologiques et ainsi assurer une robustesse du modèle (Sivakumar & Berndtsson, 2010).

1.1.4.2 Algorithmes d'optimisation

La surface engendrée par la fonction objectif dans l'espace des paramètres est appelée surface de réponse. L'algorithme d'optimisation cherche dans la surface de réponse les valeurs des paramètres qui correspondent à la valeur numérique optimisée (minimum) de la fonction objectif (Pechlivanidis et al., 2011).

Les méthodes d'optimisation peuvent être classées en méthodes de recherche locale et (ou) globale. Les méthodes de recherche locale sont désignées pour l'amélioration systématique de la fonction objectif en utilisant une recherche itérative à partir d'un seul point initial (arbitraire ou non) dans l'espace des paramètres. Les approches d'optimisation locale peuvent être classées en fonction du type de procédure de recherche utilisée et peuvent être groupées en méthodes basées sur les dérivées (gradient) et méthode directe (Pechlivanidis et al., 2011).

Les méthodes basées sur les gradients sont fondées sur des calculs de la première et la seconde dérivée de la surface de réponse par rapport à chaque paramètre du modèle (Sivakumar & Berndtsson, 2010). Des exemples des méthodes basées sur le gradients peuvent être cités tel que la méthode de la plus profonde descente, celle du gradient conjugué, Newton-Raphson ou encore de Levenberg-Marquardt (Jackson, 2007).

Contrairement aux méthodes basées sur les gradients, les méthodes de recherche directe échantillonnent la valeur de la fonction objectif de manière systématique sans recours aux dérivées de la surface de réponse par rapport à chaque paramètre (Sivakumar & Berndtsson, 2010).

D'une façon générale, les méthodes de recherche locales sont insatisfaisantes pour repérer de manière fiable les meilleures valeurs (optimales locales) des paramètres et leur résultat dépend fortement du choix du point initial dans l'espace des paramètres. Contrairement aux méthodes de recherche locale, les méthodes globales explorent toute la région faisable de l'espace des paramètres en impliquant plusieurs recherches lancées simultanément à partir de différents points de départ en essayant de trouver le fond de la vallée la plus profonde. La fonction objectif est évaluée en premier lieu sur un échantillon aléatoire des points, et le processus se poursuit via un ensemble de manipulations faites selon des règles probabilistes et déterministes combinées (Jackson, 2007).

La calibration des modèles hydrologiques fait partie de la classe des problèmes sans dérivée « Derivative-Free Optimization » (Audet, 2014). Cette classe appartient à une famille appelée l'optimisation de boîte noire, qui exploite seulement la valeur de la fonction objectif obtenue lors des simulations du modèle hydrologique pour déterminer le meilleur jeu de paramètre. L'algorithme effectue plusieurs simulations du modèle hydrologique et devra baser ses décisions seulement sur les valeurs associées à la fonction objectif (Audet, Dennis Jr, & Le Digabel, 2012; Rios & Sahinidis, 2013).

Afin de répondre aux différents enjeux de la calibration automatique, plusieurs algorithmes d'optimisation globale ont été conçus et améliorés et plusieurs sont devenus des standards dans la modélisation hydrologique. On peut entre autres mentionner les exemples de SCE – UA (Duan, Sorooshian, & Gupta, 1994), DDS (Tolson & Shoemaker, 2006) et CMAES (Hansen & Ostermeier, 2001).

L'algorithme Shuffled Complex Evolution (SCE – UA) développé à l'Université de l'Arizona cherche l'optimum global d'une fonction en faisant évoluer des groupes d'échantillons prélevés dans l'espace des paramètres, via un processus appelé *évolution du complexe concurrentiel* (Competitive Complex Evolution (CCE)) (Duan et al., 1994).

Le Dynamically Dimensioned Search (DDS) est un autre algorithme d'optimisation stochastique efficace qui fonctionne d'une manière unique et différente de celle de SCE-UA. Sa structure est simple et est conçue pour adapter la recherche au nombre maximal d'évaluations des fonctions spécifiées par l'utilisateur. L'algorithme commence initialement à rechercher globalement, et se concentre plus localement lorsque le nombre d'itérations se rapproche du nombre maximal spécifié par l'utilisateur (Tolson & Shoemaker, 2006).

Le Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) est un autre exemple d'algorithme d'optimisation évolutive stochastique qui n'implique pas l'usage des dérivées. Il est différent des deux derniers algorithmes cités précédemment, Sa force par rapport aux autres algorithmes d'optimisation est son algorithme de convergence adaptatif (Hansen & Ostermeier, 2001).

Une étude comparative de dix (10) algorithmes d'optimisation globale populaires et largement utilisés montre que CMAES et DDS sont les meilleurs algorithmes d'optimisation pour les modèles hydrologiques de grande dimension (grand nombre de paramètres) et que SCE-UA est le meilleur choix parmi les modèles à petite dimension (Arsenault, Poulin, Côté, & Brissette, 2014).

1.1.4.3 Fonctions objectif

Une fonction objectif est une mesure numérique de la qualité de l'ajustement obtenu en calculant la différence entre les débits simulés par le modèle et les débits observés mesurés au niveau du bassin versant (Schaepli & Gupta, 2007).

Parmi les fonctions objectifs les plus populaires se trouve le coefficient d'efficacité de Nash et Sutcliffe (NSE). Le NSE est donné par le rapport de l'erreur quadratique moyenne entre débits observés et simulés. Il est donné par la formule ci-dessous :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (Q_t^{sim} - Q_t^{obs})^2}{\sum_{t=1}^n (Q_t^{obs} - \bar{Q}^{obs})^2} \quad (1.1)$$

Avec

NSE= Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)

Q_t^{sim} = débit simulé au pas de temps t .

Q_t^{obs} = débit observé au pas de temps t .

\bar{Q}^{obs} = débit observé moyen sur tous les temps $t=1...T$.

Un NSE égal à 1 correspond donc à un modèle parfait avec un erreur quadratique moyenne égale à zéro. Un NSE nul indique que le modèle a une capacité prédictive identique à celle de la moyenne arithmétique de la série observée en prenant l'erreur quadratique comme critère, tandis qu'un NSE inférieur à zéro signifie que le modèle a une capacité prédictive inférieure à celle de la moyenne arithmétique de la série observée (Nash & Sutcliffe, 1970).

le NSE est très sensible aux valeurs extrêmes (Moriassi et al., 2007) et plusieurs études montrent que le NSE présente de nombreuses limites et qu'une valeur élevée de NSE n'est pas toujours associée à une bonne simulation. (Jain & Sudheer, 2008).

Aux fins de combler les limites de NSE, l'indice d'efficacité de Kling et Gupta KGE (Gupta, Kling, Yilmaz, & Martinez, 2009) a été développé et introduit à partir de ce dernier. Le KGE combine trois composantes qui sont la corrélation, le biais de la simulation et le rapport des variances d'une manière plus équilibrée. La formule est la suivante :

$$KGE = 1 - ED \quad (1.2)$$

$$ED = \sqrt{((r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2)} \quad (1.3)$$

Avec

$$r = \frac{\sigma_{so}}{\sigma_{obs} \times \sigma_{sim}} \quad (1.4)$$

$$\alpha = \frac{\sigma_{sim}}{\sigma_{obs}} \quad (1.5)$$

$$\beta = \frac{\mu_{sim}}{\mu_{obs}} \quad (1.6)$$

σ_{so} = la covariance entre les débits simulés et observés

σ_{sim} =variance de débit simulé

σ_{obs} =variance de débit observé

μ_{sim} =moyenne de débit simulé

μ_{obs} =moyenne de débit observé

1.2 Modélisation hydroclimatique en climat futur

Le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) prévoit que le changement climatique aura des impacts perceptibles sur les précipitations et les températures à l'échelle mondiale (Solomon, Manning, Marquis, & Qin, 2007). Ainsi, la gestion des ressources en eau, déjà stressée par les aléas de la variabilité climatique naturelle, sera confrontée à des défis supplémentaires. Afin de tenir en considération les enjeux décrits précédemment, il est devenu nécessaire d'utiliser des modèles climatiques couplés avec les modèles hydrologiques dans les études d'impact de changement climatique sur l'hydrologie des bassins versants.

La revue de littérature montre que les études faites dans ce contexte passent généralement par cinq (5) processus indispensables qui sont le choix des profils représentatifs d'évolution de concentration des gaz à effet de serre (RCP), les simulations climatiques provenant des modèles de circulation générale (GCM), la réduction d'échelle, la correction de biais et la modélisation hydrologique (Xu & Singh, 2004).

1.2.1 Les scénarios d'émission de gaz à effet de serre (RCP)

Les RCP (Representative Concentration Pathway) sont des scénarios qui décrivent l'émission de GES basé sur différentes hypothèses sur les sources d'énergie, l'activité économique, la population et autres facteurs socio-économiques tirés des données historiques réelles et des projections socio-économiques existantes dans la littérature. Les scénarios sont nommés d'après le niveau de forçage radiatif produit par chaque scénario en 2100 (mesuré en watts par mètre carré). Par exemple, le scénario RCP8.5 correspond à un forçage de +8.5 W/m². Plus cette valeur numérique est grande, plus le système terre-ocean-atmosphère gagne en énergie et se réchauffe (Wayne, 2013).

Les RCP principaux sont un scénario d'atténuation rigoureux (RCP2.6), deux scénarios intermédiaires (RCP4.5 et RCP6.0) et un scénario avec des émissions de GES très élevées (RCP8.5) (Pachauri et al., 2014).

Le RCP 2.6 a été développé par l'équipe de modélisation IMAGE de l'agence d'évaluation environnementale des Pays-Bas (PBL). La voie d'émission de GES dans ce scénario est considérée très faible. Le niveau de forçage radiatif atteint d'abord un pic d'environ $3,1 \text{ W / m}^2$ au milieu du siècle puis elle diminue et elle revient à $2,6 \text{ W / m}^2$ en 2100. Pour atteindre ces niveaux de forçage radiatif, ce scénario est basé sur une réduction considérable des émissions de GES au fil du temps ainsi qu'un établissement des bonnes conditions socio-économiques et institutionnelles, des changements majeurs dans le système énergétique et une collaboration étroite entre tous les pays (Van Vuuren et al., 2007).

Pour le RCP 2.6, le changement de température moyenne de la surface de la Terre à l'horizon de 2100 varie entre $0,3^\circ\text{C}$ et $1,7^\circ\text{C}$ par rapport à la période de référence 1850-1900 et l'augmentation moyenne de niveau de la mer est estimée à $0,40 \text{ m}$ par rapport à la même période de référence (Pachauri et al., 2014).

Le RCP 4.5 développé par l'équipe de modélisation GCAM du (Pacific Northwest National Joint Global Change Research Institute (JGCRI)) aux États-Unis et le RCP 6 développé par l'équipe de modélisation AIM au (National Institute for Environmental Studies (NIES)) au Japon sont des scénarios de stabilisation dans lesquels le forçage radiatif total est stabilisé respectivement avant 2100 pour le premier scénario et juste après 2100 pour le deuxième scénario par l'application d'une gamme de technologies et des stratégies de réduction des émissions de gaz à effet de serre (Wayne, 2013).

Pour les scénarios de stabilisation RCP 4.5 et RCP 6, le changement de la température moyenne de la surface de la Terre à l'horizon de 2100 varie respectivement entre $1,1^\circ\text{C}$ et $2,6^\circ\text{C}$ pour le premier scénario et entre $1,4^\circ\text{C}$ et $3,1^\circ\text{C}$ pour le deuxième scénario par rapport à la période de référence 1850-1900 et l'augmentation moyenne du niveau de la mer est estimée respectivement à $0,47 \text{ m}$ et $0,48 \text{ m}$ par rapport à la même période de référence (Pachauri et al., 2014).

Le RCP 8.5 a été développé en utilisant le modèle MESSAGE par l'Institut International d'Analyse des Systèmes appliqués (IIASA) en Autriche. Ce scénario est caractérisé par une augmentation des émissions de gaz à effet de serre au fil du temps qui conduit à des niveaux élevés de concentration de gaz à effet de serre (Riahi, Grübler, & Nakicenovic, 2007).

Le RCP8.5 combine les hypothèses d'une augmentation rapide de la population et un rythme lent de changement technologique et la demande d'énergie élevée qui vient principalement du combustible fossile. Les émissions de GES augmentent ainsi d'environ trois fois au cours du siècle, le forçage radiatif résultant est le plus élevé parmi les RCP présentés par l'IPCC (Riahi et al., 2011).

Pour ce dernier scénario, le changement de la température moyenne de la surface de la Terre à l'horizon de 2100 varie entre 2,6°C et 4,8°C par rapport à la période de référence 1850-1900 et l'augmentation moyenne du niveau de la mer est estimée à 0,63 m par rapport à la même période de référence (Pachauri et al., 2014).

1.2.2 Modèles de circulation générale (GCM)

Les modèles de circulation générale (GCM) utilisent un système d'équations mathématiques pour simuler les circulations atmosphériques et océaniques en divisant les données relatives à l'atmosphère et à l'océan en une série de cellules tridimensionnelles dont chacune d'entre elles transfère les valeurs de masses et d'énergie à ses voisins basés sur les résultats des calculs au sein de chaque cellule (Hannah, 2014).

La résolution spatiale des GCM est généralement assez grossière, avec une taille de cellule qui varie généralement entre 100 et 500 kilomètres. Chaque cellule modélisée est homogène, c'est-à-dire que chaque cellule présente la même valeur d'une variable donnée (Trzaska & Schnarr, 2014).

Les modèles de circulation générale ont été au début une description simplifiée de la circulation atmosphérique et au fur et à mesure du temps ces modèles ont évolué et sont devenus plus complexes. Des couches océaniques et celle associée au couvert végétal ont été ajoutées joignant efficacement les modèles de la biosphère aux modèles de l'atmosphère océanique (Hannah, 2014).

1.2.3 Réduction d'échelle

Bien que les GCM soient considérés comme des outils de projection précieux, ils restent toujours incapables de modéliser le climat à une échelle fine à cause des grandes ressources informatiques requises pour leur fonctionnement. Ils ne peuvent donc pas tenir compte des caractéristiques influençant le climat à une échelle régionale telle que la topographie, la couverture végétale, les rivières, les chaînes de montagnes, etc. Afin de ramener les résultats grossiers fournis par les GCM à une échelle plus fine, un processus de réduction d'échelle que ce soit par méthode dynamique ou statistique doit être appliqué (Trzaska & Schnarr, 2014).

La réduction d'échelle dynamique repose sur l'utilisation d'un modèle climatique régional (RCM) qui reçoit en ses frontières les informations fournies par les GCM et l'incorpore avec des caractéristiques locales plus complexes telles que la topographie, hétérogénéité de surface de la terre et une description des processus physiques afin de générer des informations climatiques réalistes à une résolution spatiale plus élevée d'environ 20 à 50 kilomètres. Les résultats générés par les GCM alimentent en premier lieu les limites horizontales et verticales des RCM. Ensuite, des données locales spécifiques et des équations basées sur la physique sont utilisées afin de traiter ces informations provenant des GCM et d'obtenir des résultats climatiques régionaux. L'information fournie par les RCM est aussi sujette à des erreurs systématiques et nécessite souvent une correction du biais ainsi qu'une réduction d'échelle de plus haute résolution (Pielke Sr & Wilby, 2012; Xue, Janjic, Dudhia, Vasic, & De Sales, 2014). Contrairement à la méthode dynamique, la méthode statistique n'exige aucune présence d'un RCM. Elle implique l'établissement des relations empiriques entre les variables atmosphériques à grande échelle et les variables climatiques à l'échelle locale. Une fois qu'une relation a été déterminée et validée, elle sera directement appliquée sur les variables atmosphériques produites par les GCM pour produire des variables climatiques locales. Elle est moins coûteuse en temps de calcul par rapport aux RCM qui nécessitent la modélisation complexe des processus physiques. Ainsi, elle constitue une alternative parfois avantageuse pour les institutions qui n'ont pas la capacité de calcul et l'expertise technique requises pour la réduction d'échelle dynamique. De plus, contrairement aux RCM qui produisent des

projections à une échelle spatiale de l'ordre de quelques kilomètres les méthodes statistiques peuvent potentiellement fournir des informations climatiques à une échelle spatiale plus fine allant même jusqu'à l'échelle d'une station météorologique (Trzaska & Schnarr, 2014).

Souvent, une approche combinée de réduction dynamique et statistique est utilisée impliquant en premier lieu l'utilisation d'un RCM pour la réduction de la sortie de GCM à une échelle régionale puis l'application de la méthode statistique afin de réduire davantage les données de sortie du RCM à une résolution plus fine (Guyennon et al., 2013).

1.2.4 Correction du biais

Les résultats d'une simulation fournis par les RCM sont souvent biaisés (Christensen, Boberg, Christensen, & Lucas-Picher, 2008; Teutschbein & Seibert, 2010), tout comme ceux des GCMs. Ces biais sont causés par des erreurs systématiques dues à l'imperfection dans la conceptualisation, la discrétisation et le calcul de la moyenne spatiale dans les cellules de la grille. Cela rend l'utilisation des sorties de RCM comme données d'entrée directes pour les études d'impact hydrologique plus compliquée. Il est fortement recommandé d'appliquer des méthodes de correction des biais aux résultats fournis par les RCM. Les biais typiques sont dus à une estimation erronée des températures extrêmes (Ines & Hansen, 2006) ou à une sous ou surestimation générale des variations saisonnières incorrectes des précipitations (Christensen et al., 2008; Teutschbein & Seibert, 2010). Plusieurs méthodes de correction des biais ont été développées pour réduire les variables climatiques à partir des modèles climatiques (Chen, Brissette, Chaumont, & Braun, 2013).

Chen, Brissette, et Lucas-Picher (2015) ont montré que les biais de précipitation sont clairement non stationnaires et ils varient sur des échelles du temps beaucoup plus courtes que celles normalement prises en compte dans les études d'impact des changements climatiques, contrairement aux biais de température qui peuvent être considérés comme à peu près stationnaires par rapport à l'ampleur du signal du changement climatique.

L'évaluation de plusieurs méthodes de correction des biais allant du simple au plus complexe montre qu'en général, toutes les méthodes de correction des biais sont capables d'améliorer les valeurs des précipitations simulées par les RCM. La performance dépend du choix d'une

méthode de correction et ces méthodes doivent être validées sur le « passé récent » avant toute étude d'impact relative au changement climatique. Il est fortement recommandé d'inclure l'incertitude globale dans les études d'impact hydrologique. En particulier, pour les études d'impact sur le changement climatique, l'utilisation d'un seul modèle ou méthode pourrait mener à des résultats erronés (Chen et al., 2013).

1.3 Incertitude de la modélisation hydrologique en contexte de changement climatique

Étant donné que le changement climatique aura des impacts potentiellement importants sur la disponibilité et la gestion des ressources en eau (Parry et al., 2007), il est devenu nécessaire d'évaluer cet impact sur les systèmes hydrologiques. Cette évaluation passe par la prise en compte de l'incertitude qui est une étape essentielle et indispensable dans les études d'impact du changement climatique (Clark et al., 2016).

Tel que mentionné dans la section 2, les cinq principales sources d'incertitude qui doivent être explorées le long du processus de modélisation hydrologique en contexte de changement climatique sont : 1) les scénarios d'émission (RCP), 2) le modèle climatique global (GCM), 3) la méthode de réduction d'échelle, 4) la structure du modèle hydrologique et, 5) les paramètres du modèle hydrologique (Xu & Singh, 2004). À ces derniers s'ajoute la variabilité naturelle du climat (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Prudhomme & Davies, 2009a; Wilby & Harris, 2006).

Comme tout système hiérarchique, l'incertitude se propage à travers les composants. Les incertitudes du scénario RCP et celui du GCM vont être amplifiées par la réduction d'échelle et la correction des biais. Finalement l'incertitude structurelle du modèle hydrologique met fin à la cascade qui conduit à l'incertitude totale de l'évaluation de l'impact hydrologique (Honti et al., 2013).

1.3.1 L'incertitude liée aux scénarios d'émission de gaz à effet de serre

Les émissions futures de gaz à effet de serre dépendent fortement des facteurs socio-économiques tels que la population, l'évolution technologique, la croissance économique et d'autres facteurs difficiles à prédire et, par conséquent, il est compliqué de connaître d'une manière précise l'évolution future des émissions de GES (Jenkins & Lowe, 2003).

Tel que mentionné à la section 2, l'IPCC, dans son rapport de synthèse (AR5), a élaboré quatre (4) scénarios d'émissions de GES (RCP2.6, RCP 4.5, RCP 6 et RCP 8.5) qui prédisaient l'évolution de la population et de l'activité économique au 21^e. Ces scénarios sont devenus la base des études climatologiques récentes (Pachauri et al., 2014).

L'évolution des différents scénarios d'émissions est relativement similaire pour les 30 prochaines années. Dans la seconde partie du siècle, les scénarios divergent fortement, ce qui implique que l'incertitude liée aux émissions de GES sera relativement faible au cours des 30 prochaines années et elle sera beaucoup plus importante dans la seconde moitié du siècle.

Des études antérieures ont montré que les scénarios d'émission de gaz à effet de serre (GGES) sont une source d'incertitude assez importante que ce soit à court terme (2020- 2050) ou à long terme (2050 - 2100) là où l'incertitude due aux scénarios d'émission de gaz va augmenter davantage (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Prudhomme, Jakob, & Svensson, 2003). Cette incertitude sera beaucoup plus prononcée à partir de 2080 surtout pour les faibles débits (Gao, Booij, & Xu, 2020).

L'évaluation de plusieurs scénarios appliqués à deux bassins versants en Angleterre a montré que l'incertitude du scénario d'émission de GES dépend de la superficie et de la forme et de la topographie (plate ou raide) du bassin versant (Kay, Davies, Bell, & Jones, 2009).

1.3.2 L'incertitude liée aux GCMs.

Tel que mentionné précédemment à la section 1.2, les modèles de circulation générale (GCM) utilisent un système d'équations mathématiques pour simuler la circulation atmosphérique (Hannah, 2014). La crédibilité des projections provenant des GCM dépend de la capacité de ces équations à reproduire les processus réels, de l'aptitude des GCM à simuler avec précision

le climat passé et la concordance entre les résultats provenant des différents modèles (Daniels et al., 2012).

Les résultats produits par différents GCM prévoient un réchauffement et une augmentation de la température moyenne mondiale en réponse à l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre. Cependant, l'ampleur de cette augmentation varie. De plus, dans certaines régions du monde, Des GCMs projettent des augmentations de précipitations tandis que d'autres projettent des diminutions de celles-ci., ce qui met en évidence l'incertitude liée au GCM. Cette incertitude est due à l'imperfection des GCM dans la représentation des processus climatiques, et à la connaissance imparfaite des conditions climatiques qui servent de point de départ des conditions initiales pour la projection climatique. Elle est aussi due à la variabilité climatique naturelle qui domine parfois le signal anthropique du changement climatique (Trzaska & Schnarr, 2014).

Les premières recherches sur l'incertitude indiquent que le GCM est la source d'incertitude la plus importante comparativement aux autres (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Prudhomme & Davies, 2009b).

Par contre, au cours des dernières années certains travaux ont montré que bien que l'incertitude liée au GCM soit dominante pour les débits moyens (Aryal et al., 2019; Gao et al., 2020), la contribution des autres sources d'incertitude peut parfois dépasser celle des GCM et en particulier pour les faibles débits. Par conséquent, la considération de diverses sources d'incertitude est particulièrement importante dans ce cas (Wang et al., 2020).

Dallaire et al. (2021) ont entre autres montré que l'incertitude structurelle domine celle des GCM pour les débits faibles, et cela doit être pris en compte lors de la réalisation d'études d'impact du changement climatique.

En général, les études qui sont basées sur un seul GCM doivent être manipulées avec beaucoup de prudence (Minville, Brissette, & Leconte, 2008) et il est fortement recommandé d'utiliser une analyse multi modèle et d'exploiter plusieurs GCM afin de surmonter ce défi (Trzaska & Schnarr, 2014).

L'usage de moins de cinq (5) GCM conduit à une sous-estimation de l'incertitude liée à ce dernier et par la suite il est fortement recommandé d'utiliser au moins dix (10) GCM ou plus afin de bien prendre en considération cet enjeu (Wang et al., 2020).

1.3.3 L'incertitude liée à la variabilité naturelle du climat

La variabilité naturelle est définie comme les incertitudes découlant du caractère aléatoire ou imprévisible inhérent au monde naturel (Willows, Reynard, Meadowcroft, & Connell, 2003). Elle peut être subdivisée en variabilité de basse fréquence et de haute fréquence en fonction de l'échelle de temps (Solomon et al., 2007). Elle comprend les événements environnementaux tels que les éruptions volcaniques, les tremblements de terre ou les événements extrêmes du climat qui peuvent dans une période, agir pour renforcer le changement climatique induit par les humains ou au contraire le réduire (Willows et al., 2003).

À l'échelle locale, les résultats indiquent que la variabilité naturelle du climat dominera l'incertitude des précipitations extrêmes annuelles et saisonnières jusqu'à la fin du siècle dans de nombreuses régions du monde (Gao et al., 2020; Martel, Mailhot, Brissette, & Caya, 2018). Dans certains cas, la variabilité naturelle peut compromettre notre capacité à détecter le signal du changement climatique aux échelles locales et régionales et ceci devrait être prise en compte lors de la mise en œuvre des stratégies d'adaptation (Martel et al., 2018).

La variabilité naturelle est difficile à évaluer sur la base des observations à court terme couramment utilisées pour prédire les conditions climatiques futures. Elle peut être évaluée uniquement en utilisant les données climatiques caractérisant de longues périodes de temps. Puisque les séries chronologiques climatiques observées dépassent rarement quelques dizaines d'années, les chercheurs doivent concevoir des séries qui leur permettront de définir l'ampleur de la variabilité naturelle et des extrêmes (Willows et al., 2003).

Plusieurs approches ont été développées dans ce sens. Prudhomme et Davies (2009a) ont décrit une méthode de rééchantillonnage de blocs (block bootstrapping) pour créer plusieurs séries à partir d'une période d'observation limitée dans le but de construire des séries à long terme (Prudhomme & Davies, 2009a). Une autre approche consiste à utiliser un générateur

stochastique du climat pour produire d'importantes séries chronologiques climatiques (Chen, Brissette, Leconte, & Caron, 2012; Chen, Zhang, Liu, & Li, 2009).

1.3.4 L'incertitude liée aux techniques de réduction d'échelle

Tel qu'il était signalé dans la section 1.2, la réduction d'échelle est considérée comme un outil précieux permettant de ramener les résultats grossiers fournis par les GCM à une échelle plus fine (Trzaska & Schnarr, 2014).

Cette dernière peut toutefois contribuer à l'incertitude totale d'une manière assez importante (Chen, Brissette, & Leconte, 2011; Mirdashtvan, Najafinejad, Malekian, & Sa'doddin, 2018; Troin, Velázquez, Caya, & Brissette, 2015). Elle est plus importante pour les précipitations que pour les températures (Chen, Brissette, & Leconte, 2011; Mirdashtvan et al., 2018; Troin et al., 2015), mais elle reste généralement moins importante que l'incertitude liée aux GCM ou GGES (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Prudhomme et al., 2003).

Chen, Brissette, et Leconte (2011) ont comparé six (6) méthodes de réduction d'échelle et vingt-huit (28) projections du changement climatique à partir d'une combinaison de sept (7) GCM et de trois (3) GGES. Ils montrent que la méthode de réduction d'échelle est une source majeure d'incertitude pour les débits hivernaux tandis que les projections GCM-GGES dominant l'incertitude durant la saison de fonte des neiges et que ces incertitudes sont similaires pendant l'été et en automne. Les résultats montrent ainsi que les études qui sont basées sur une seule méthode de réduction d'échelle doivent être traitées avec beaucoup de prudence.

Prudhomme et Davies (2009a) ont utilisé trois (3) GCM, deux (2) GGES et deux (2) techniques de réduction d'échelle (un modèle statistique de réduction d'échelle (SDSM) et un modèle régional de climat RCM (HadRM3)) pour étudier l'incertitude des débits fluviaux et ont démontré que les GCM étaient les principaux contributeurs à l'incertitude mensuelle du débit moyen. Ils ont montré aussi que HadRM3 surestimait le débit au début du printemps, tandis que le SDSM sous-estimait le débit au début du printemps et de l'automne.

1.3.5 L'incertitude liée aux modèles hydrologiques

La modélisation des processus hydrologiques entraîne des erreurs dues à deux principales sources d'incertitude. Ces sources sont celles liées aux paramètres et à la structure du modèle (Liu & Gupta, 2007). L'incertitude des paramètres peut exister en raison de la dépendance des paramètres des modèles aux caractéristiques de la période de calibration qui peut différer de la période de simulation (Brigode et al., 2013).

Les modèles hydrologiques, même dans le cas idéal et avec un jeu de paramètres parfait, restent des simplifications aboutissant à une représentation incomplète de la réalité. Ce manque de capacité à modéliser parfaitement les processus du monde réel introduit une incertitude structurelle et par la suite l'estimation du débit peut s'écarter du débit réel en raison d'erreurs structurelles (Gupta & Govindaraju, 2019).

Poulin et al. (2011) ont étudié l'incertitude liée à la structure du modèle hydrologique et les paramètres du modèle d'un bassin versant dominé par la neige dans la province de Québec au Canada en comparant deux (2) modèles hydrologiques, dont l'un est le modèle conceptuel global HSAMI (Vincent Fortin, 2000), et l'autre est le modèle distribué HYDROTEL (J.-P. Fortin et al., 2001) afin d'évaluer l'incertitude liée à la structure du modèle. L'incertitude des paramètres a été estimée en effectuant des calibrations automatiques multiples. Les résultats ont révélé que l'incertitude de la structure du modèle est plus significative que l'incertitude des paramètres du modèle. De plus, un jeu de paramètres obtenu par calibration peut être utilisé dans le climat futur sans contribution majeure dans l'incertitude totale. Il est aussi recommandé d'utiliser plusieurs modèles hydrologiques de différents niveaux de complexité dans les études de l'incertitude globale associée aux évaluations d'impact hydrologique (Poulin et al., 2011).

Plusieurs recherches ont montré que d'une façon générale, l'incertitude liée aux paramètres des modèles est moins significative que les autres sources d'incertitude (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Kay et al., 2009), elle est même négligeable comparativement à celle liée aux GCM et aux réductions d'échelle (Joseph, Ghosh, Pathak, & Sahai, 2018).

Des études récentes ont montré que l'incertitude liée à la structure du modèle hydrologique est importante et peut devenir dominante pour les faibles débits (Aryal et al., 2019; Dallaire et al., 2021; Hosseinzadehtalei et al., 2017; Wang et al., 2020).

Des études comparatives de l'incertitude liée aux modèles de neige (SNOW), aux représentations évapotranspiration potentielle (PET) et aux formulations d'écoulement (FLOW) ont montré que le FLOW contribue le plus à l'incertitude, suivie du choix de PET tandis que les modèles de neige SNOW viennent en dernier lieu et contribuent le moins à l'incertitude totale (Troin, Arsenault, Martel, & Brissette, 2018; Troin et al., 2015).

CHAPITRE 2

PROCÉDURE DE TRAVAIL

2.1 Objectif

Vue l'importance et l'ampleur de l'incertitude liée à la structure des modèles hydrologiques et particulièrement pour les faibles débits tel que décrit dans la revue de littérature, il est fondamental d'avoir une meilleure compréhension de cette dernière. Des études complémentaires devront donc être développées afin d'avancer l'état de l'art dans cet axe de recherche.

Ce mémoire vise à contribuer à cet effort de recherche. Une meilleure façon d'explorer en détail l'incertitude de la structure de modèle hydrologique est de discrétiser le modèle hydrologique en plusieurs composantes structurelles. Dans ce mémoire, 3 composantes principales des modèles hydrologiques seront considérées, soient: la représentation de l'évapotranspiration (PET), les modèles d'accumulation et de fonte de neige (SNOW), ainsi que des formulations d'écoulement de l'eau (FLOW) qui traduisent les écoulements latéraux et verticaux de l'eau. Cette discrétisation en composantes structurelles permettra d'analyser l'incertitude associée à chacune afin de mieux comprendre de quelle partie du modèle vient l'incertitude.

L'objectif principal de ce mémoire est donc d'explorer l'incertitude liée à la structure du modèle hydrologique.

Pour atteindre cet objectif principal les objectifs spécifiques suivants seront poursuivis dans ce mémoire :

- Mettre en place des composantes multiples de PET, de modules de neige et des structures d'écoulement variés pour l'étude de l'incertitude structurelle des modèles hydrologiques.
- Faire la modélisation hydrologique de plusieurs bassins versants avec l'ensemble des combinaisons possibles des composantes structurelles;

- Comparer l'importance des composantes structurelles à générer de l'incertitude en climats présent et futur, et pour plusieurs métriques hydrologiques;
- Comparer cette incertitude avec celle liée aux GCM, généralement considérée comme étant la plus importante lors d'études de l'impact du changement climatique;
- Évaluer l'impact de réduction du nombre de composants sur l'incertitude.

2.2 Contenu du mémoire

Le chapitre 1 de ce mémoire constitue une revue de littérature fondée sur des études variées et récentes couvrant ainsi l'avancement de l'état de l'art dans cet axe de recherche.

Le chapitre 2 récapitule l'objectif principal, les objectifs spécifiques, une courte description du contenu de la mémoire ainsi que la structure de l'article.

Le chapitre 3 présente l'article dans son intégralité rédigé en anglais et soumis pour publication en date du 24/08/2021 au *Journal of Hydrology*. C'est l'un des journaux les plus réputés à l'échelle internationale dans tous les sous-domaines des sciences hydrologiques, y compris la modélisation hydrologique en contexte de changement climatique. Les articles publiés dans ce journal font l'objet de révisions avant publication. Le présent article vient s'inscrire dans une suite logique qui regroupe un ensemble d'autres ouvrages portant sur la question de l'évaluation de l'impact des changements climatiques sur la modélisation hydrologique. Ce dernier vise à mieux illustrer et comprendre l'incertitude liée à la structure des modèles hydrologiques en contexte de changements climatiques.

Enfin, une conclusion et des annexes sont présentées à la fin de ce document.

2.3 Structure de l'article

Dans le but de subvenir aux exigences de mise en page, l'article, les figures et les tableaux qui en font partie ont été adaptés au format du mémoire.

- Un résumé (abstract) permettant de comprendre le sujet de l'étude et les principaux commentaires et conclusions qui en découlent apparaissent dès le début de la lecture.

- Une introduction est conçue de façon à résumer le contexte, la problématique et l'objectif de l'article.
- Une section qui suit l'introduction décrit la méthodologie suivie au cours de la recherche. Cette section présente l'emplacement et les caractéristiques des bassins versants faisant l'objet de l'étude ainsi que les résultats et démontre quels ont été les produits de cette recherche qui sont analysés dans la section discussion.
- Une conclusion générale, une synthèse des résultats a été établie, les connaissances acquises ont été mises en relief en se référant à l'objectif initial tout en ouvrant les perspectives d'approfondissement de la recherche dans le sujet.
- Une liste des références bibliographiques qui ont servi d'outils de rédaction de cet article, ainsi que les références propres au mémoire sont insérées à la fin du présent document.

CHAPITRE 3

ATTRIBUTION OF HYDROLOGICAL MODEL STRUCTURAL UNCERTAINTY IN CLIMATE CHANGE IMPACT STUDIES

Samed Chebbi^a, François Brissette^a

*^a Département de génie de la construction, École de Technologie Supérieure, 1100 rue
Notre-Dame Ouest., Montréal, Québec, Canada H3C 1K3*

Cet article a été soumis pour publication au Journal of Hydrology en Aout 2021

3.1 Abstract

Uncertainty in climate model choice has long been considered as one of the most important factors in studies related to the impact of climate change on water resources. Recent work has however shown that this uncertainty can be dominant for some hydrological metrics. This study explores hydrological model structure uncertainty by breaking it down into three main components. A total of 1056 structures are formed by assembling 11 potential evapotranspiration formulations, 6 snow accumulation and melt models, and 16 vertical and horizontal water flow formulations. The study covers 21 hydrological metrics and a set of 100 watersheds located in North America. The importance of these three components in generating uncertainty in present and future climates is studied and compared with that of general circulation models.

The results show that for the present climate, the structural uncertainty resides mostly in the water flow formulations for all metrics considered. In a warmer future climate, the potential evapotranspiration formulations contribute more strongly to the overall uncertainty, and are comparable to the flow formulations for metrics describing medium to high flows, but become minimal for those representing low and very high flows. The contribution of snow accumulation and melt formulations to the variance remains small for all cases and metrics considered.

The structural uncertainty of hydrological models dominates the low and large extreme flow metrics, and is otherwise comparable to that resulting from climate models. The choice of the best hydrological model structures has relatively little impact on the overall and relative uncertainties.

Keywords: climate change; uncertainty; hydrological modeling; hydrological model structure.

3.2 Introduction

The Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) predicts that climate change will have discernible impacts on global precipitation and temperature (Pachauri et al., 2014). Thus, water resource management, which already faces severe stresses from natural climate variability, will face additional challenges.

To address the issues described above, the impacts of climate change on hydrological systems must be assessed. This assessment requires considering and quantifying the different sources of uncertainty, that represents an essential step in climate change impact studies carried out in this context (Clark et al., 2016).

The six main sources of uncertainty that need to be explored during the hydrological modeling process in the context of climate change are: 1) emission scenarios (RCP), 2) the global climate model (GCM), 3) natural climate variability, 4) the downscaling/ bias correction method 5) the hydrological model structure and, 6) hydrological model parameters (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Prudhomme & Davies, 2009a; Wilby & Harris, 2006).

Uncertainties related to greenhouse gas emission scenarios, GCMs, and downscaling have been widely discussed in the literature, and are generally considered as being the most impactful (Aryal et al., 2019; Chen, Brissette, & Leconte, 2011; Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Gao et al., 2020; Prudhomme & Davies, 2009a; Prudhomme et al., 2003; Wang et al., 2020). Several studies have discussed natural variability, and have shown that it can compromise the ability to detect the climate change signal at the local and regional scales, a point that must be taken into account when implementing adaptation strategies (Gao et al., 2020; Martel et al., 2018). (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Joseph et al., 2018; Kay et al., 2009)) considered

uncertainty related to hydrological model parameter to be negligible, and that it does not contribute significantly to total uncertainty.

Uncertainty related to hydrological model structures has received less attention than other sources of uncertainty, and needs to be further explored.

This uncertainty arises from the fact that hydrological models, even in the ideal case and with a perfect set of parameters, remain simplifications that result in an incomplete representation of reality. This inability to perfectly model real-world processes introduces structural uncertainty, which can propagate over time (Gupta & Govindaraju, 2019). This uncertainty can further be amplified by a warming climate.

Early uncertainty studies generally ranked GCMs at the top of the list in terms of sources of uncertainty (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Minville et al., 2008; Prudhomme & Davies, 2009b).

Several subsequent works showed that while GCM uncertainty is dominant for medium flows (Aryal et al., 2019; Gao et al., 2020; Wang et al., 2020) and high flows (Hosseinzadehtalaei et al., 2017; Wang et al., 2020), uncertainty related to the structure of the hydrological model is also important and can become dominant for low flows (Aryal et al., 2019; Dallaire et al., 2021; Hosseinzadehtalaei et al., 2017; Wang et al., 2020).

Given the importance and magnitude of the uncertainty related to the model structure, and particularly for certain metrics such as low flows, it is important to have a better understanding of the latter and to target the origin of this uncertainty within the hydrological model structure. In this study, the hydrological modeling process was discretized into three main structural components: the representation of potential evapotranspiration (PET), the snow accumulation and melt (SNOW) models, and the water flow (FLOW) formulations that reflect lateral and vertical water flows. This discretization will allow an analysis of the uncertainty associated with each of the components in order to get a better idea of the part of the model that is causing the uncertainty.

Consequently, the main objective of the present study is to better understand the origin of the structural uncertainty of the hydrological model within the hydroclimatic modeling chain.

To achieve this main objective, the following specific steps will be pursued in this study:

- Implement multiple hydrological model structures based on multiple combinations of evapotranspiration, snow accumulation and melt, and water vertical and horizontal flow formulations for the study of hydrological model structural uncertainty.
- Conduct hydrological modeling of several watersheds with all possible combinations of structural components.
- Compare the importance of structural components in generating uncertainty in present and future climate, and for several hydrological metrics.
- Compare this uncertainty with that associated to GCMs, which is generally considered to be the most important source of uncertainty in climate change impact studies.
- Evaluate the impact of reducing the number of structural components on the uncertainty.

3.3 Data and study area

The study covers a set of one hundred (100) watersheds located in North America, most in the United States and western Canada. The watersheds were selected such as to ensure their distribution over several climatic regions. Table 3.1 presents the main characteristics of the selected watersheds. The average annual precipitation for these watersheds ranges from 517 mm to 2549 mm and the average temperature ranges from -2.1°C to 19.4°C. Some basins receive significant amounts of snow, while for others, snowmelt is not a process affecting the hydrological cycle.

These basins are located at different average elevations ranging from 35 m, for basins located near the ocean to 2938 m, for basins located in the Rocky Mountain range. The total areas of these basins vary from 328 km² to 69234 km².

Hydroclimatic data, as well as future climate projections attributed to these basins, were extracted from the NAC2H database. NAC2H contains daily observations of flow, precipitation, and minimum and maximum temperatures for 3540 catchments covering the 1950 to 2014 period for the United States and 1951 to 2010 period for Canada (Arsenault, Brissette, Chen, Guo, & Dallaire, 2020). NAC2H also contains future climate change scenarios

from 20 GCMs processed through four different bias correction methods. The watersheds studied are listed and detailed in Appendix 1. Figure 3.1 presents the spatial distribution of the 100 watersheds selected for this study.

Table 3.1 : Summary table of data related to the study watersheds

	Min	Median	Mean	Max
Precipitation (mm)	501	1144	1151	2469
Mean temperature (°C)	-3,45	8,85	7,9	19,4
Min. temperature (°C)	-10,6	2.8	1.8	12.7
Max. temperature (°C)	3,7	14,9	14	26,1
Area (Km²)	329	3513	8195	69234
Average elevation (m)	35	383	719	2938
KGE_{median}	0,80	0,88	0,88	0,95

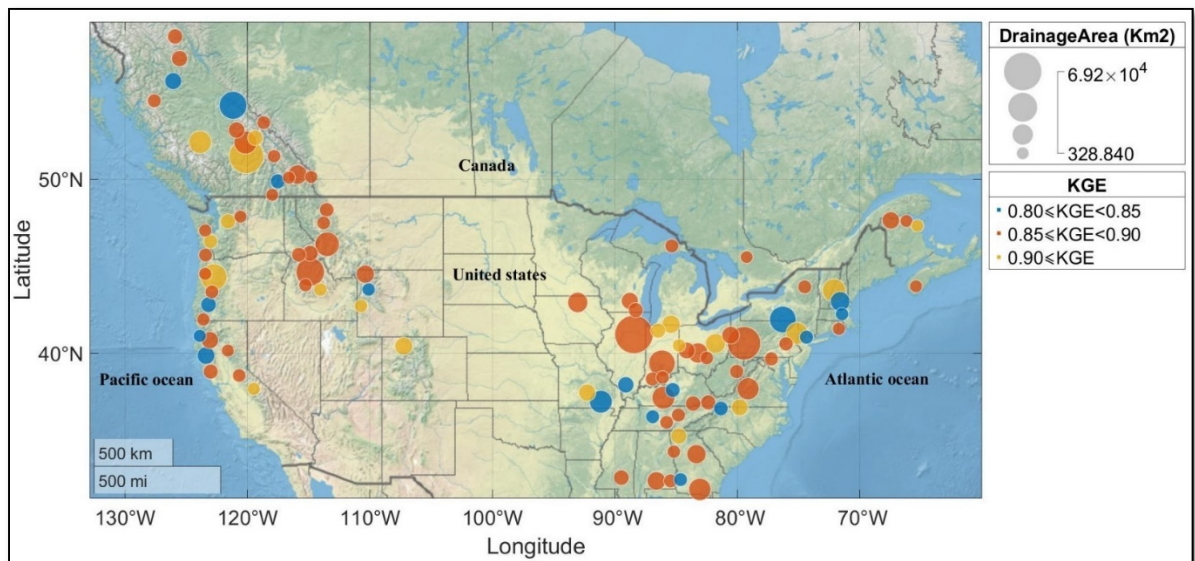


Figure 3.1: Spatial distribution of the study watersheds. The size of the points is a function of the size of the watersheds, and the color is related to the performance of the hydrological model in calibration as described in section 4

3.4 Methodology

Figure 3.2 presents the main methodological steps. These steps are detailed individually below.

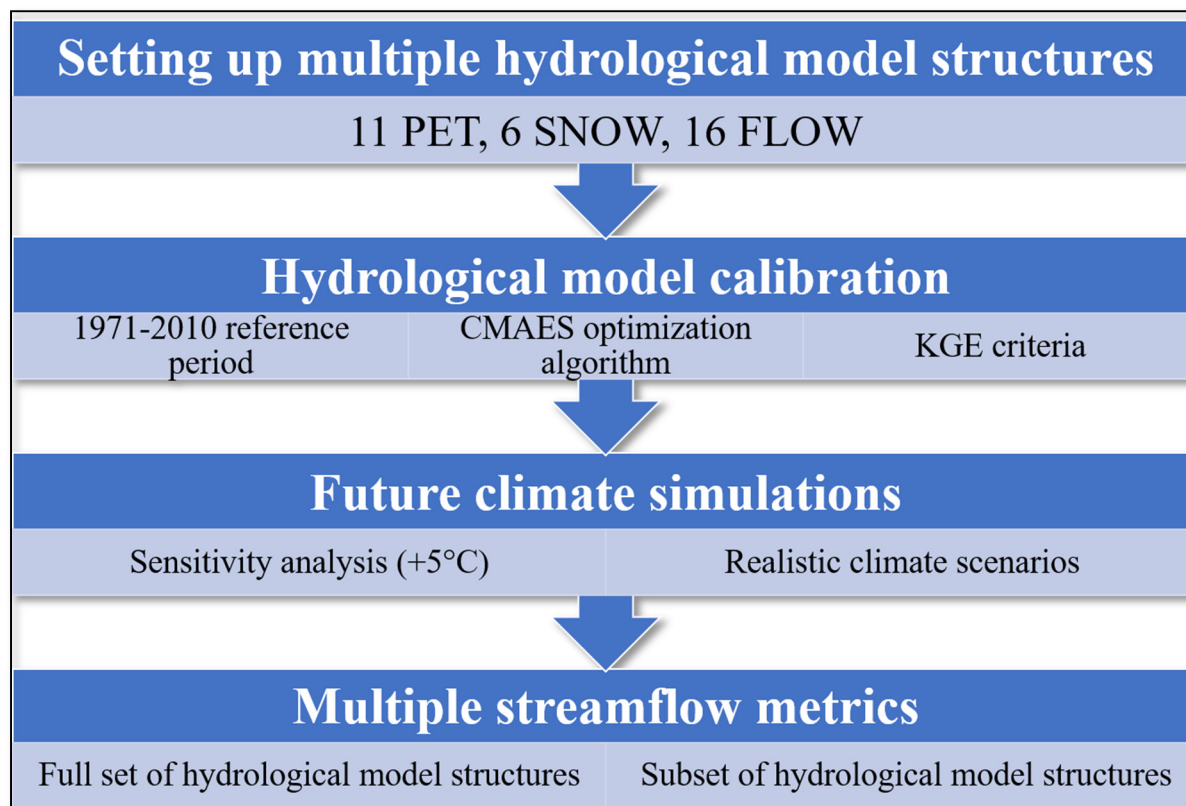


Figure 3.2: Overview of the different methodological steps implemented in this study

3.4.1 Setting up multiple hydrological model structures

The hydrological models chosen in this study are all conceptual models. This type of model is the most commonly used class of hydrological models, and can generate continuous flow series by integrating the different processes of the hydrological cycle. The parameters of the conceptual model are physically unmeasurable values, but can be determined by fitting the model with observed data through a manual or automatic procedure (Devia et al., 2015). The advantage of this class of models is their simplicity and ability to be easily implemented in

computer code, while the main disadvantage is their inability to consider spatial variability in the watershed. It is the best choice when computational time is limited and when watershed characteristics are not analyzed in detail (Sitterson et al., 2018). Given the number of watersheds and the very large number of hydrological model structures to be implemented, global conceptual models were chosen for this study.

In order to explore in the uncertainty related to the structure of the hydrological models, the latter were segmented into 3 main structural components as presented in Figure 3.3, namely: the representation of evapotranspiration (PET), snow accumulation and melting models (SNOW), as well as water flow formulations (FLOW) that translate the lateral and vertical flows of water.

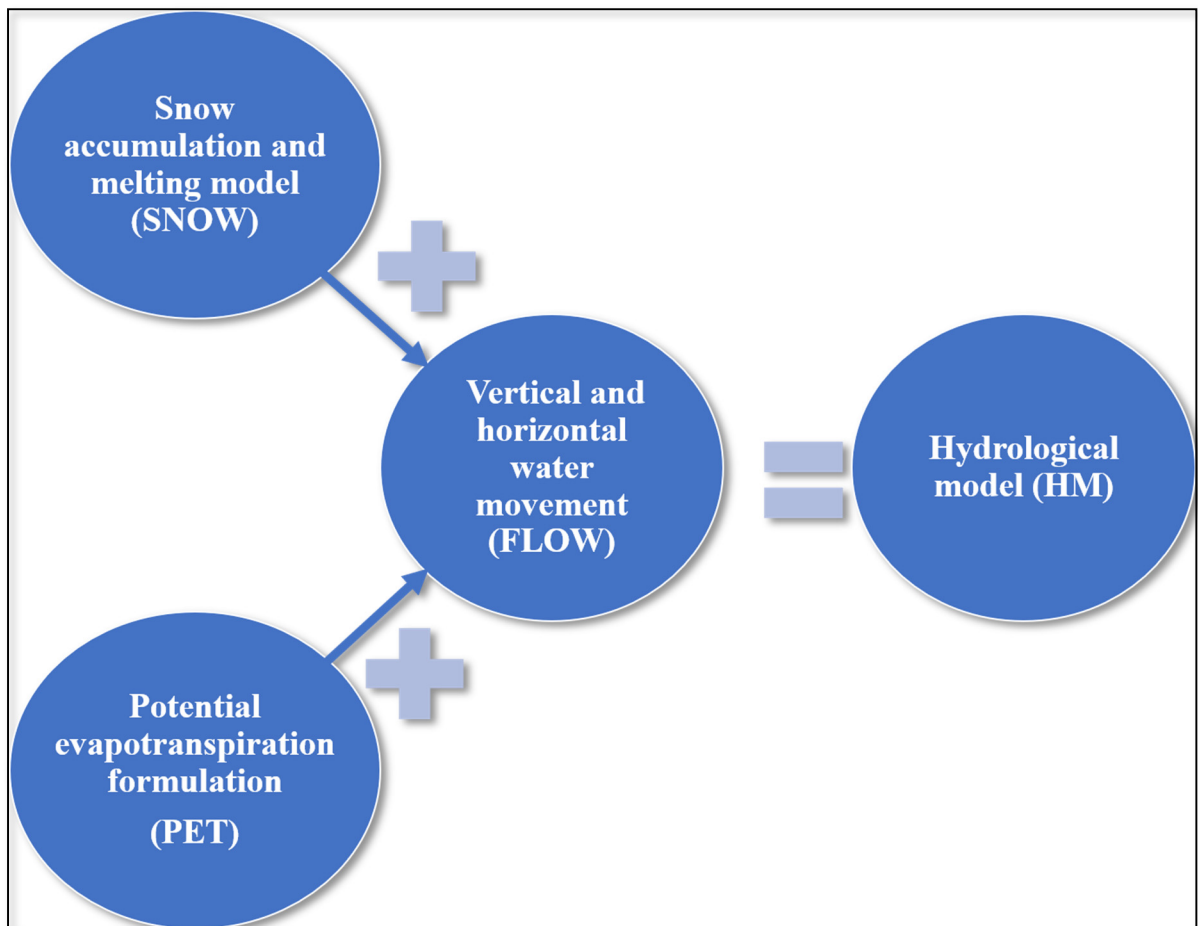


Figure 3.3: Decomposition of the hydrological model

For the evapotranspiration (ET) representations, eleven (11) evapotranspiration formulas were used in this study, as detailed in Table 3.3. Six (6) of these formulas are based on temperature, while five (5) are based on radiation, but also use temperature as their sole input. All these formulas were listed in appendix 2 and extracted from the work of Dallaire et al. (2021).

Table 3.2: List of ETP formulas used in this project

Taken from (Dallaire et al., 2021)

Name	Type	Reference
Blaney et Criddle (BC)	based on temperature	(Blaney & Criddle, 1950)
Hamon (H)	based on temperature	(Hamon, 1963)
Hydro-Québec (HQ)	based on temperature	(Vincent Fortin, 2000)
Kharrufa (K)	based on temperature	(Kharrufa, 1985)
Mohyse (M)	based on temperature	(V Fortin & Turcotte, 2006)
Thornthwaite (T)	based on temperature	(Thornthwaite, 1948)
Baier et Robertson (BR)	based on radiation	(Baier & Robertson, 1965)
Hargreaves et Samani (HS)	based on radiation	(Bray & Kurtz, 1945)
Jensen et Haise (JH)	based on radiation	(Jensen & Haise, 1963)
McGuinness et Bordne (MB)	based on radiation	(McGuinness & Bordne, 1972)
Oudin (O)	based on radiation	(Oudin, Hervieu, et al., 2005; Oudin, Michel, & Anctil, 2005)

Regarding snow models, six (6) were operated, with four (4) based on a degree-day approach (CEMANEIGE, MOHYSE, HBV and HMETS), while two (2) (SEB, ETI) were mixed degree-day/energy balance models (HYD). These models are briefly presented in Table 3.4. For a better illustration of these models, it is recommended to read the article by (Troin, Poulin, Baraer, & Brissette, 2016).

Table 3.3: List of snow accumulation and melting models (SNOW) used in this project

Name	Type of model	Number of parameters	Reference
Cemaneige	Degree-day	2	(Valéry, Andréassian, & Perrin, 2014)
ETI	degree-days/energy balance	2	(Pellicciotti et al., 2005)
HBV	Degree-day	3	(Sten Bergström, 1976)
HMETS	Degree-day	10	(al, 2017)
MOHYSE	Degree-day	2	(V Fortin & Turcotte, 2006)
SEB	degree-days / energy balance	2	(Machguth, Paul, Hoelzle, & Haerberli, 2006)

For the water flow formulations (FLOW), sixteen (16) were exploited of varying levels of complexity. These formulations as well as parameter bounds were taken from the Hoopla toolbox (Thiboult, Seiller, Poncelet, & Ancil, 2020). They are cited and detailed in Table 3.5. For a better description, readers are referred to the article by (Thiboult et al., 2020).

Table 3.4: List of water flow formulations (FLOW) used in this project

Taken from (Thiboult et al., 2020)

Name	Number of parameters	water storage reservoirs	Reference
BUCKET	6	3	(C. W. Thornthwaite & Mather, 1955)
CEQUEAU	9	2	(Girard, Morin, & Charbonneau, 1972)
CREC	6	3	(Cormary, 1973)
GARDENIA	6	3	(Thiéry, 1982)

GR4J	4	2	(Mathevet, 2005)
HBV	9	3	(S Bergström & Forsman, 1973)
IHACRES	7	3	(Jakeman, Littlewood, & Whitehead, 1990)
MARTINE	7	4	(Mazenc, Sanchez, & Thiéry, 1984)
MOHYSE	7	2	(V Fortin & Turcotte, 2007)
MORDOR	6	4	(Garçon, 1999)
NAM	10	7	(Nielsen & Hansen, 1973)
SACRAMENTO	9	5	(Burnash, Ferral, & McGuire, 1973)
SIMHYD	8	3	(Chiew, Peel, & Western, 2002)
SMAR	8	3	(O'connell, Nash, & Farrell, 1970)
TANK	7	4	(Ml SugaWara, 1979)
XINANJIANG	8	4	(Zhao, 1980)

By combining the different structural components, 1056 ($11 \times 6 \times 16$) distinct hydrological modeling structures are generated.

3.4.2 Hydrological models calibration

All 1056 hydrological model structures were calibrated in current climate over a 30-year period ranging from 1971-2010, and for the one hundred (100) watersheds.

The full 30-year period was used for calibration without a validation step, following the recommendations of (Arsenault, Brissette, & Martel, 2018). The latter demonstrated that the traditional split sampling strategy commonly used in hydrology could lead to suboptimal parameter sets.

A total of 105,600 (1056×100) hydrological model structure calibrations were performed for this study. Given this large number, an automatic calibration algorithm was selected.

The optimization algorithm chosen in this study was CMA-ES (Hansen & Ostermeier, 2001), with the choice based on a comparative study of ten (10) popular and widely used global

optimization algorithms, which showed that CMA-ES ranks among the best optimization algorithms for hydrological models having a large number of tuning parameters (Arsenault et al., 2014).

The objective function used in this study was the Kling and Gupta KGE efficiency index (Gupta et al., 2009), which was proposed to overcome some limitations of the Nash Sutcliffe (NSE) objective function. The NSE is very sensitive to extreme values (Moriassi et al., 2007) and a high value of NSE is not always associated with a good simulation (Jain & Sudheer, 2008). Among other things, the use of the NSE criterion can lead to large volume errors if the flow variability is large (Gupta et al., 2009). The KGE aims to address these shortcomings (Gupta et al., 2009), and combines three components, namely, the serial correlation, simulation bias and the variance ratio in a balanced fashion. The formula is as follows:

$$KGE = 1 - ED \quad (3.1)$$

$$ED = \sqrt{((r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2)} \quad (3.2)$$

Avec

$$r = \frac{\sigma_{so}}{\sigma_{obs} \times \sigma_{sim}} \quad (3.3)$$

$$\alpha = \frac{\sigma_{sim}}{\sigma_{obs}} \quad (3.4)$$

$$\beta = \frac{\mu_{sim}}{\mu_{obs}} \quad (3.5)$$

σ_{so} = the covariance between simulated and observed flows

σ_{sim} = variance of simulated flow

σ_{obs} = variance of observed flow

μ_{sim} = mean of the simulated flow

μ_{obs} = mean of the observed flow

The hydroclimatological data for model calibration were taken from the NAC2H database (Arsenault et al., 2020) described above. Within NAC2H, observed flow data for the 698 Canadian watersheds are derived from the CANOPEX database (Arsenault, Bazile, Ouellet Dallaire, & Brissette, 2016), while that for the 2842 U.S. watersheds are from the USGS (USGS, 2016, 2019).

Precipitation and temperature data in the NAC2H database were extracted from the CANOPEX database for Canadian watersheds. For the U.S. watersheds, weather data were drawn from the gridded database of (Livneh et al., 2015). Precipitation and temperature data were averaged over each watershed. Additional details can be found in (Arsenault et al., 2020). Figure 3.1 shows the median of the calibration KGEs for all the hydrological model structures on each of the watersheds. The numerical median KGE value is presented for each catchment in Appendix 1.

3.4.3 Future climate simulations

In order to simulate the impact of climate change on the uncertainty of the structural components of the hydrological model, two approaches were used.

In a first step, a simple sensitivity analysis was performed by increasing temperatures by 5°C to see the effect of a temperature increase on the uncertainty of the hydrological models. The 5°C temperature increase assumption is based on the RCP 8.5 scenario, where the change in the Earth's mean surface temperature by 2100 in this scenario can be as much as 5°C relative to the 1850-1900 baseline (Pachauri et al., 2014).

The second approach follows a traditional impact study and involves using climate projections from 20 GCMs from the CMIP5 ensemble over the 2070-2099 period for the RCP 8.5 scenario. The use of 20 GCMs allows the uncertainty associated with the GCMs to be covered and compared to that from the different hydrological model structures. The MBCn bias correction method was used to produce the climate scenarios used for hydrological modeling (Cannon,

2018). The MBCn method is a multivariate bias correction algorithm that transfers all attributes of the observed multivariate distribution to the distributions simulated by the climate models. It preserves the climate change signal projected by the climate models for all quantiles, which is not the case for most quantile correction methods (Maraun, 2016). MBCn is probably the most advanced quantile method that has been described in the literature. All climate change scenarios were obtained from the NAC2H database. Additional details are presented in (Arsenault et al., 2020).

3.4.4 Multiple streamflow metrics

A dimensional analysis of variance was performed for the 21 hydrological metrics presented in Table 3.5. These metrics are a subset of those taken from (Arsenault et al., 2020), and cover several quantiles of the simulated flow distribution as well as low and high flow extremes.

Table 3.5: Lists of metrics used in this study

Quantiles		
Acronym	Number	Description
QQn N=[1,5,10,20,30,33.3,40, 50,60,66.7,70,80,90,95,99]	3 to 17	Quantiles of the 30-year distribution of streamflows
Extremes (high flows and low flows)		
Qx1day	18	Mean of annual maximum discharge (roughly equal to 2-year return period)
QT= T=[5,10,20]	19 to 21	Return period of annual maximum discharge as evaluated using a Log-Pearson III distribution following USGS Bulletin 17B (IACWD, 1982)
7Q2	2	minimum 7-day, 2-year streamflow
7Q10	1	minimum 7-day, 10-year streamflow

The analysis of variance is used to attribute uncertainties to the different sources under study. In the present climate and for the +5°C sensitivity analysis, the sources of uncertainty cover only the structural components of the hydrological model (SNOW, PET, FLOW). It assigns the percentage of variance related to the main effect of each of the three components as well as to first- (SNOW-PET, SNOW-FLOW, PET-FLOW) and second- (SNOW-PET-FLOW) order interactions. The interactions indicate a dependence of one source on another.

For future climate scenarios, GCMs present an additional source of uncertainty, in addition to the three hydrological model structural components (PET, SNOW, FLOW, GCM). In this case, there are 4 main effect components, 6 first-order interaction components, 4 second-order components, and 1 for the third order. In this case, there are 21,120 values for each hydrologic metric that correspond to each of the 1056 unique hydrological model structures for each of the 20 GCMs used ($21120=1056 \times 20$).

3.5 Results

Figure 3.4 shows the distribution of calibration KGEs by watershed. The watersheds have been ranked according to median performance. Readers can refer to Appendix 1 for a better description of these watersheds. Each boxplot represents the distribution of 1056 KGE values corresponding to the 1056 different structures for each watershed. Each boxplot shows the 25th and 75th quantiles (the top and bottom of the box) and the median value (red line inside the box). The whiskers show the minimum and maximum values and the red crosses show the outliers. The medians of all boxplots are shown in Figure 3.1 and are all greater than 0.80. The 25th quantile values are all greater than 0.58 and for 95% of the catchments, are greater than 0.69. In general, it can be concluded that hydrological modeling performs well for all basins and for all model structures over the reference period. The interquartile range is relatively small for most of the basins, but is relatively large for others, indicating that the 1056 model structures do not perform equally well on these watersheds. The outliers are possibly the result

of calibrations that did not have time to converge properly for the allocated computer budget, or of some inadequate structures for certain watersheds or climate zones.

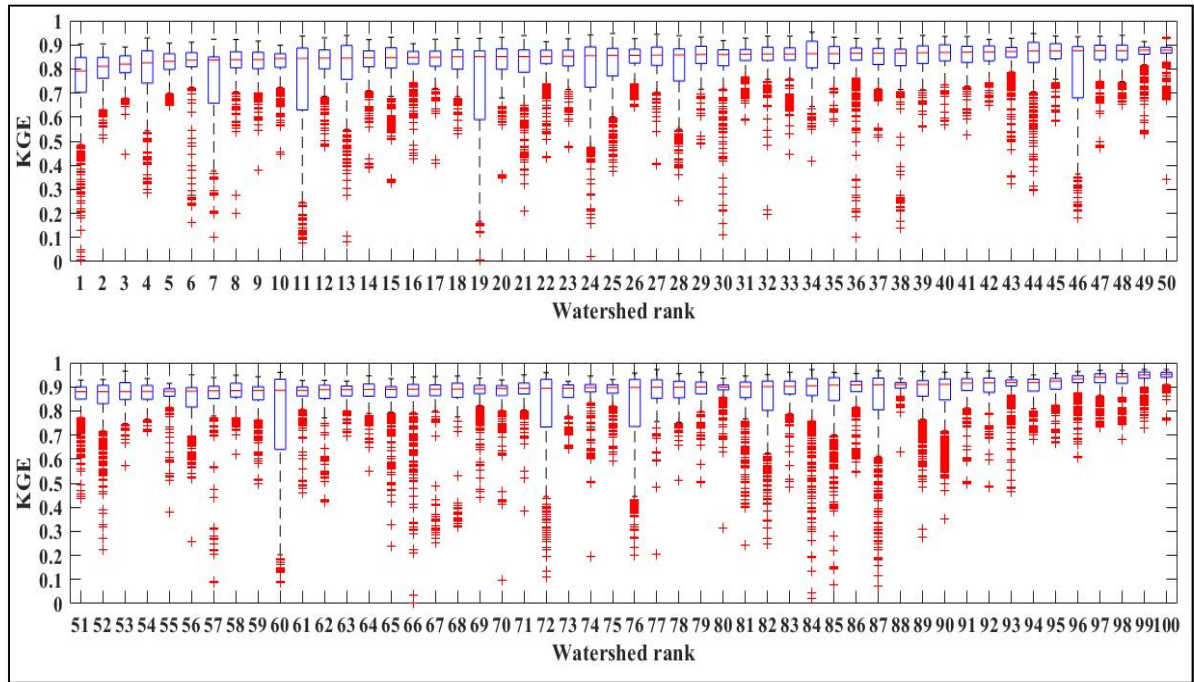


Figure 3.4 : KGE calibration values associated with the different watersheds. The basins have been classified according to the median KGE value from the worst to the best. These basins are detailed in Appendix 1

Figure 3.5 shows the distribution of KGE values in calibration with respect to the different structural components. Each boxplot corresponds to the set of KGE values in calibration associated with a hydrological model resulting from the combination of each of the three principal components (PET, SNOW, FLOW).

For the first row, each boxplot contains 6600 values corresponding to the 11 PET formulations and 6 snow models (SNOW), for the 100 watersheds. For the second and third rows, the distributions contain 9600 (16x6x100) and 17600 (16x11x100) KGE values, respectively.

All structural components perform well, and none of them perform poorly or have consistently lower values than the others. The median values for the three hydrological model components, PET, SNOW, FLOW, are all greater than 0.857, 0.858 and 0.804, respectively.

However, some components perform better than others. This higher performance is manifested by a higher median, a lower interquartile range, or both. The HBV (FLOW), Oudin (PET), and Cémaneige (SNOW) components are the best individual components, on average. However, it is important to reiterate that the differences are relatively small.

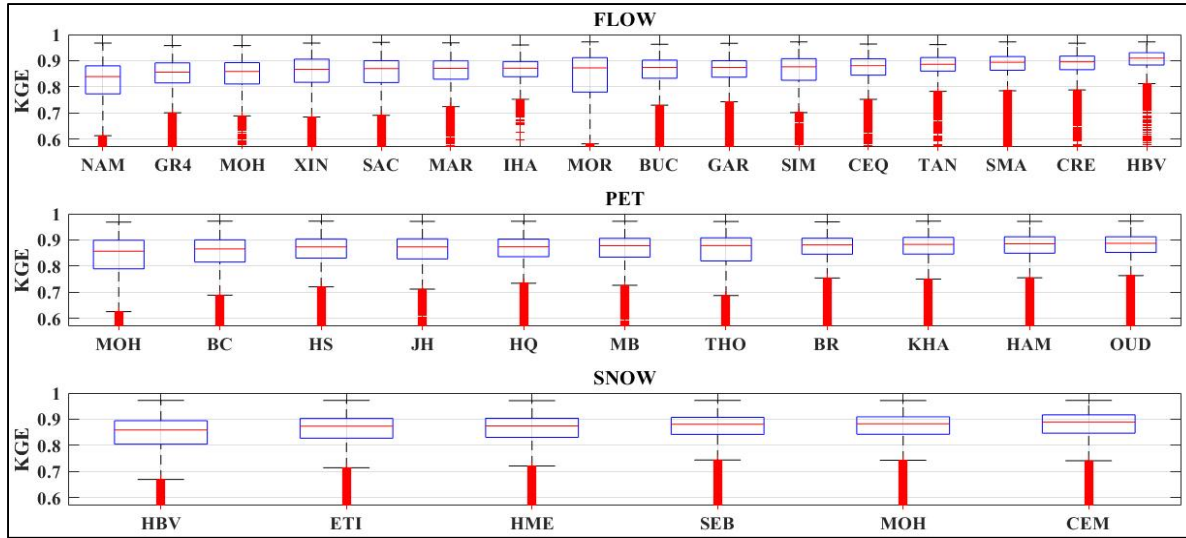


Figure 3.5: distribution of KGE calibration values with respect to the different structural components (PET, SNOW, FLOW)

Before proceeding to the attribution of variance, we need to look at the absolute variance associated with the 1056 hydrological models in current and future climates, for the 100 watersheds. Figure 3.6 shows the absolute variance per unit area associated with the different metrics as well as the ratio of absolute variance associated with the future climate to that obtained in the current climate. There is one boxplot for each of the 21 hydrological metrics, and each boxplot is comprised of 105,600 ($16 \times 11 \times 6 \times 100$) of absolute variance values. In the first row, the absolute variance (m^3/sec)² is presented per unit area to account for the wide disparity in watershed areas present in this study. Not surprisingly, the variance increases continuously with larger quantiles. The most interesting information in Figure 3.6 is related to the increase in variance under a future climate, as presented in the second (+5C scenario) and third (GCM scenarios) rows. It can be seen that the absolute variance increases almost

systematically (ratios greater than 1) for all metrics. The increase in variance is the result of a larger variability in the future between the different hydrological model structures and to the addition of an additional source of uncertainty (GCMs) in the last case. The increase in variance is particularly noticeable for quantiles 10 through 60, as well as for the 20-year return period peak flow (QT20), and for the climate scenarios from GCM (third row), since an additional source of uncertainty was added.

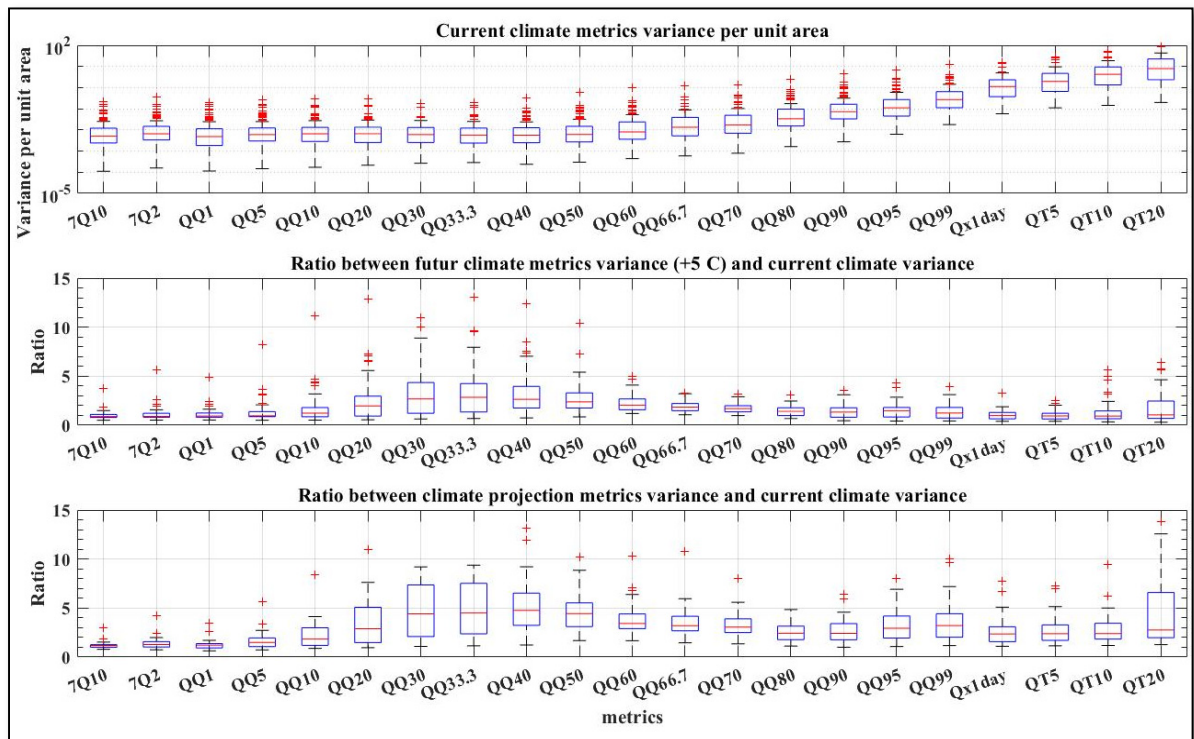


Figure 3.6: Distribution of absolute variance associated with the use of the full set of hydrological models against different metrics in current and future climate

We can now look at the contribution to variance for each of the three structural components (PET, FLOW, SNOW) for the present and future +5C climates, as well as for the four components (PET, FLOW, SNOW, GCM) for the GCM scenarios. Figure 3.7 thus presents the distribution of the relative variance of the main effects and interactions between the components. For the third row (climate scenarios from GCMs), only the main effects and first-order interactions are presented. The relative variance related to second-, third- and fourth-

order interactions is grouped under the term *Others*. The percentages of variance presented in Figure 3.7 correspond to the average values of the relative variances of the 100 watersheds. In the current climate, the percentages of variance are relatively similar for all metrics. The contribution to variance from the flow structure dominates for all metrics. The main effect of FLOW contributes 50% or more of the total variance for all metrics. The impact of FLOW is also manifested via its interactions with PET (10-20% of the variance). The independent impact of PET and SNOW formulations is minor for all metrics. Finally, 20 to 30% of the total variance comes from second-order interactions (PET-SNOW-FLOW), which shows the complex interactions between the three different components. The evolution of the relative variance in the future climate obtained by increasing the temperature by 5°C (second row) shows a significant increase in the relative variance attributed to PET for most of the metrics, and particularly for the high quantiles. This indicates that the sensitivities of the PET formulations to a temperature increase are different, and this leads to an increase in uncertainty. The interaction terms become greater for extreme flow, and especially PET-FLOW and PET-SNOW-FLOW. The 5°C temperature increase has little impact on the snow models. For future climate based on GCM outputs (third row), up to 60% of the relative variance is related to GCMs. This is particularly clear for the high quantiles. It should be reiterated that Figure 3.7 shows the relative contribution to the absolute variance. The presence of a new source of variability (GCMs) will reduce the relative contribution of other variance components, but does not change their contribution to the total absolute variance. In other words, the relative contribution of FLOW to the total variance decreases, because the total variance increases as shown in Figure 3.6. GCMs contribute much less to the variance of low flows and extreme flows. Third-order interactions are particularly important for extreme flows, again showing the complex interactions between the 4 components under study.

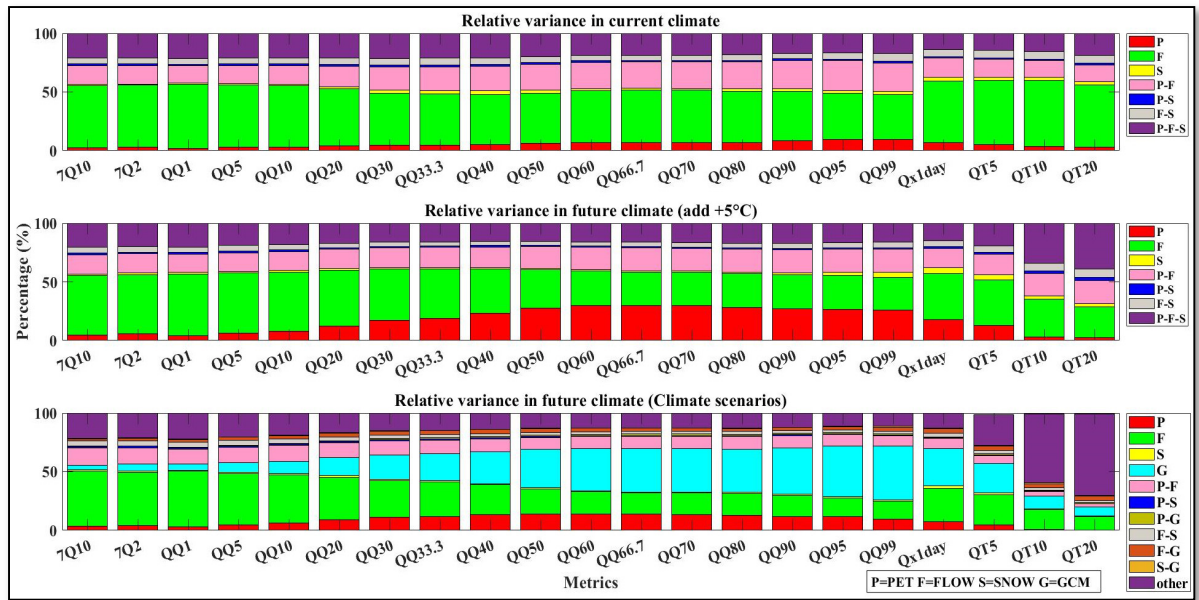


Figure 3.7: Distribution of the average relative variance of all watersheds associated with the use of the full set of hydrologic models against the different metrics in current and future climate

The analyses presented so far have retained the entire set of components for each of the three main categories (PET, SNOW, FLOW). However, Figure 3.5 shows that some structural components perform better than others. The use of inferior formulations could result in increased uncertainty associated with the use of lower performing structures. To assess this impact, a credibility set consisting of the best components is developed (Giuntoli, Villarini, Prudhomme, & Hannah, 2018; Krysanova et al., 2018). The performance of the three components is presented in Figure 3.8. This figure repeats the results presented in Figure 3.5, but ranks them on the basis of KGE performance for the 5th quantile of KGE. This choice was primarily made to eliminate outliers and KGE values that might come from calibrations that did not converge.

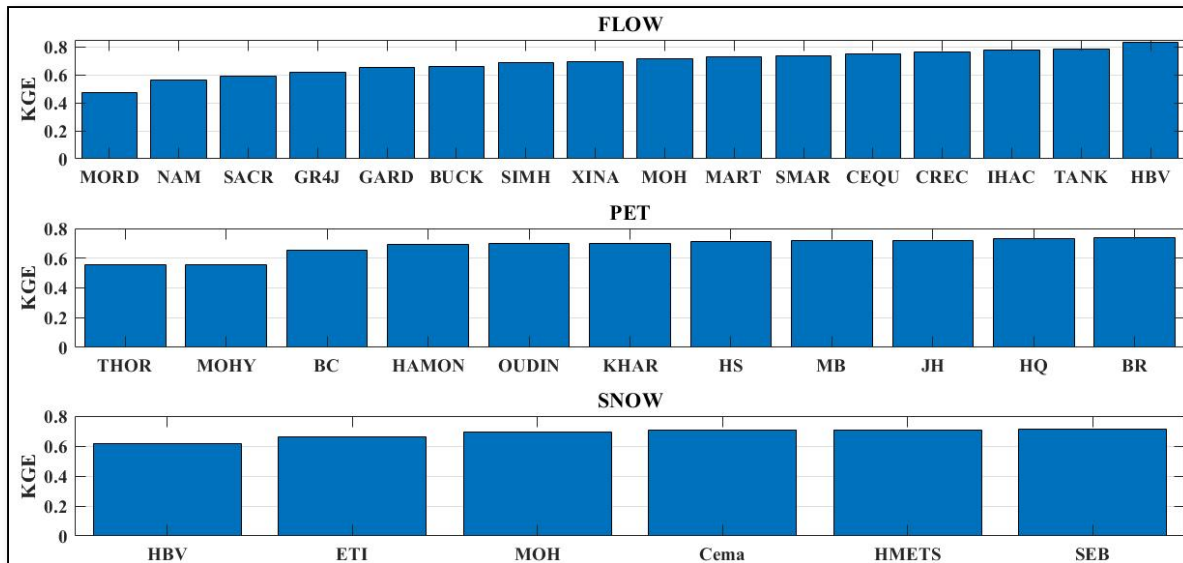


Figure 3.8 : Classification of models by 5th quantile of KGE distribution associated with each model

Based on these results, two credibility subsets were created, and their components are presented in Tables 3.6 and 3.7. Subset G1 groups the best-performing elements for each of the 3 structural categories. Four elements were retained for FLOW, and three each for PET and SNOW. We thus have 36 possible combinations out of the original 1056. For the second subset (G2), we only tried to eliminate the less-performing elements. We thus removed 4 elements for FLOW, 2 for PET and 1 for SNOW, and ended up with 540 total combinations out of the 1056 of the original group.

Table 3.6: Structural components for subset G1 consisting of the best-performing structural elements

FLOW	PET	SNOW
HBV	BR	SEB
TANK	HQ	HMETS
IHACRES	JH	CEMANEIGE
CREC		

* A second subset G2 taken by eliminating the worst structural components

Table 3.7: Structural components for subset G2 constituted by eliminating the worst-performing structural elements (QQ5<0.65)

FLOW	PET	SNOW
GARDENIA	BC	ETI
BUCKET	HAMON	MOHYSE
SIMHYD	LOUDIN	CEMANEIGE
XINANJIANG	KHARRUFA	HMETTS
MOHYSE	HS	SEB
MARTINE	MB	
SMAR	JH	
CEQUEAU	HQ	
CREC	BR	
IHACRES		
TANK		
HBV		

The performance of the two subsets is shown in Figure 3.9. The figure shows the decrease in average absolute variance for the 100 watersheds, as compared to the original set of 1056 structures, for the three cases considered (current climate, +5°C, climate scenarios from GCMs). By decreasing the number of structures, the absolute variance is expected to decrease, although an unlikely increase in absolute variance remains possible.

Not surprisingly, Figure 3.9 shows a decrease in absolute variance for all metrics, and for the three cases considered. The decrease is systematically larger for G1 (subset of 36 structures out of 1056) than for G2 (subset of 540 structures out of 1056). The decrease in absolute variance is larger for the current climate, and smaller for the climate scenarios derived from GCMs. The decreases are particularly noticeable for the high quantiles. The decreases in absolute variance are notably smaller for the future climate scenarios derived from GCMs. A 96% decrease in hydrological model structures in G1 (36 out of 1056) results in only a 30% average decrease in the absolute variance of the different metrics (between 15 and 80%,

depending on the metric). Retaining the best structures (G1) has a much greater impact than eliminating the worst-performing ones.

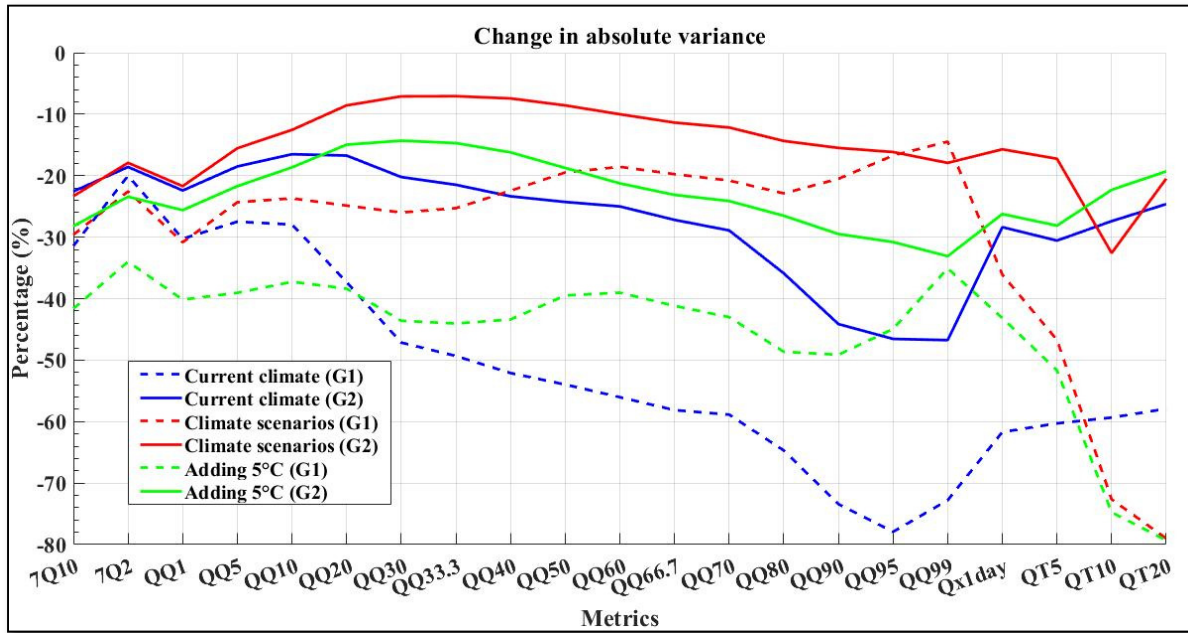


Figure 3.9 : relative variation of the absolute variance for subsets G1 and G2 and those obtained by running all models

Figure 3.10 presents the distribution of relative variance of the structural principal components for all 1056 structures (first column), as well as for the subsets of 36 structures (G1) and 540 structures (G2) in the second and third columns, respectively. The first column repeats the results from Figure 3.7, which are duplicated there for comparison. For the current climate, the distribution of variance is relatively unchanged. There is a decrease in second-order interactions and a slight increase in variance due to snow formulations (S, P-S, F-S) for the G1 ensemble. The relatively large decrease in absolute variance does not translate into significant changes in the relative contribution of each component. For future scenarios, the changes are similar, and similar observations can therefore be drawn. There is a decrease in maximum-order interactions (second- and third-order, respectively, for the +5°C and GCMs scenarios)

and an increase in the contribution of relative variance related to the climate models for the high flow quantiles.

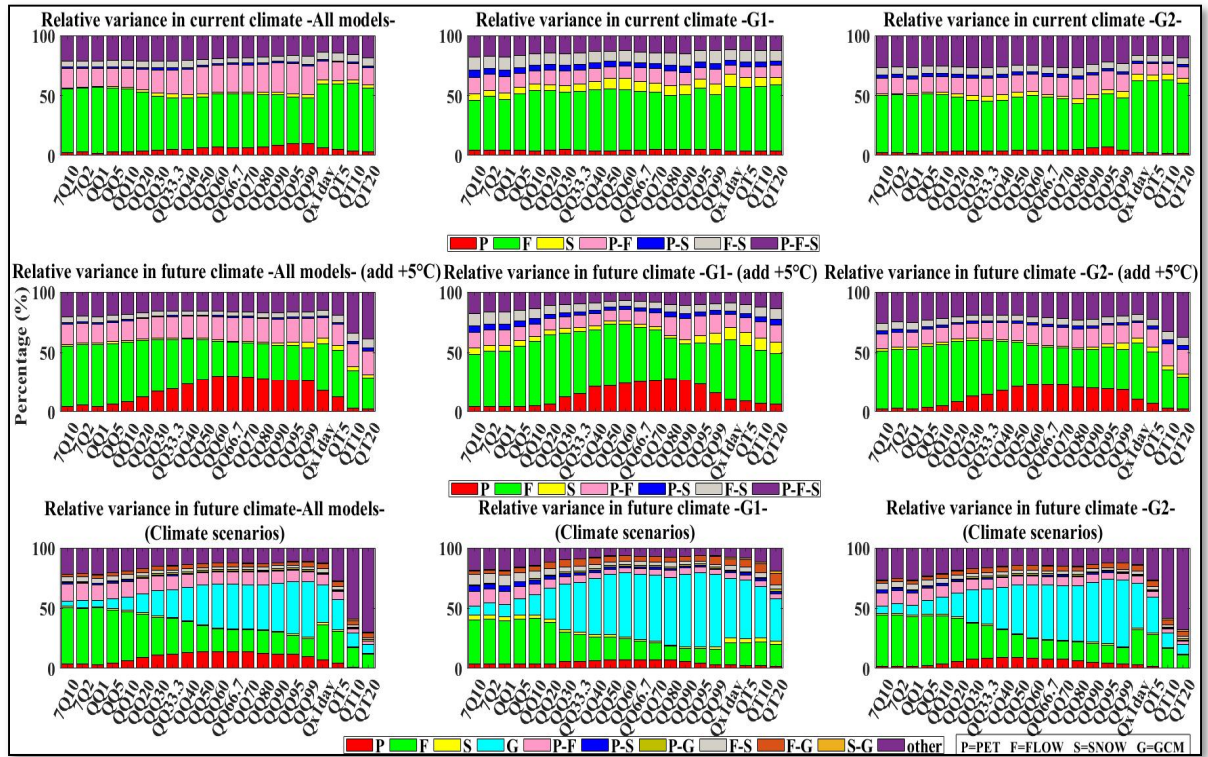


Figure 3.10: Distribution of the relative variance of the different components and their interactions associated with the use of subgroups G1 and G2 in current and future climate

To further illustrate the increases and decreases in relative variance presented in Figure 3.10, Figure 3.11 presents the differences in relative variance of all structural components for subsets G1 and G2 compared to the original set.

With respect to the current climate, for the reduced group (G1), it can be seen that the decrease in absolute variance shown in Figure 3.9 is reflected through a notable decrease in PET and FLOW interactions, as well as in second-order interactions (P-F-S). For G2, the biggest difference is related to second-order interactions, which are on the rise. The same behavior is observed for second- and third-order interactions for both future climate approaches (+5°C or climate scenarios from future climates). The subset of well-performing structures (G1) clearly decreases the relative contribution of complex high-order interactions, while the opposite is

observed for the G2 subset. For the climate scenarios derived from the GCMs, we mainly note the increase in the relative contribution of the GCMs to the total variance. This is not surprising since the number of GCMs remained constant while the number of hydrological model structures decreased in subsets G1 and G2.

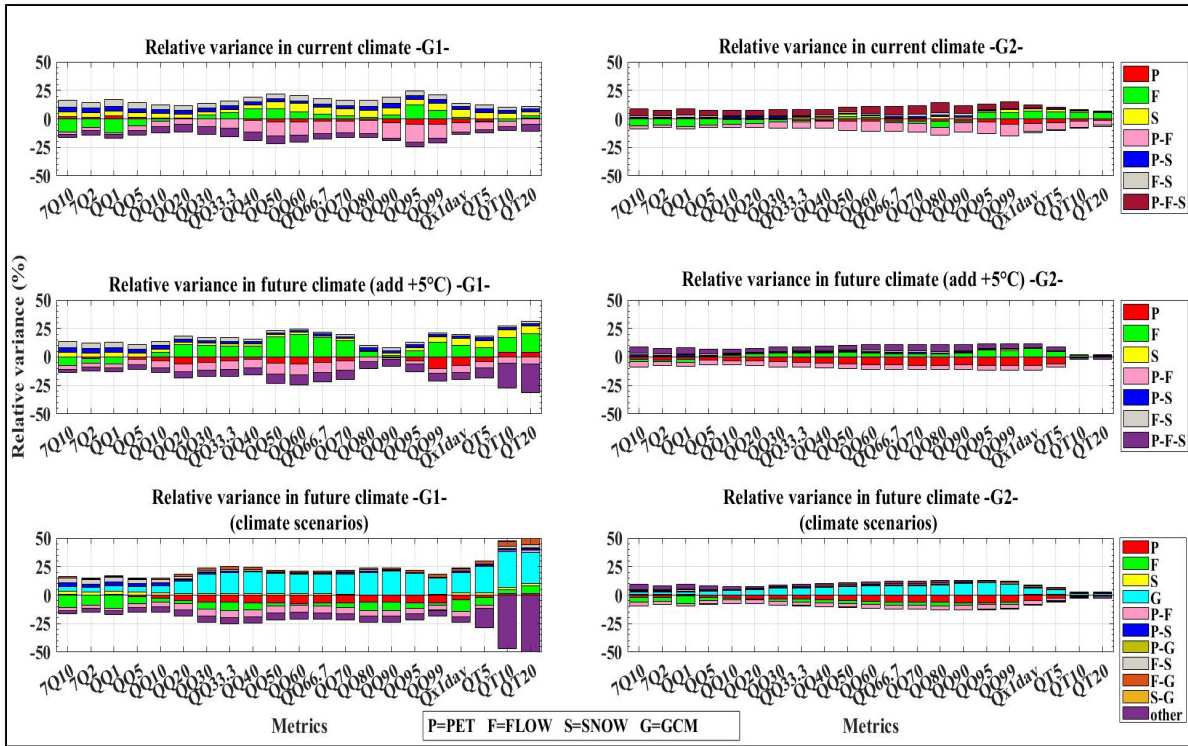


Figure 3.11: Difference between the relative variances obtained from subgroups G1 and G2 and that obtained by running all models

3.6 Discussion

To explore the uncertainty associated with the hydrological model structure and understand the uncertainty associated with each of the structural components, a multi-model analysis was performed using eleven (11) evapotranspiration (PET) representations, six (6) snow accumulation and melt (SNOW) models, sixteen (16) water flow (FLOW) formulations, for a total of 1056 hydrological structure combinations. In a first step, these 1056 combinations were

calibrated on 100 watersheds distributed over North America using observed hydroclimatological data. In a second step, the 1056 structures were used to simulate future hydrological conditions using climate scenarios. The uncertainty of the different structural components was compared to each other in present and future climates, and compared to that related to GCMs, which has often been considered in the literature as the main source of uncertainty in hydrological modeling in the context of climate change (Chen, Brissette, Poulin, et al., 2011; Prudhomme & Davies, 2009b).

In the present climate, the results show that water flow (FLOW) formulations reflecting lateral and vertical flows dominate the structural uncertainty for all metrics, as compared to the other two components, for all hydrological metrics considered. The PET formulation contributes to the uncertainty in the present climate for the middle-high quantiles (QQ30 to QQ99), partly independently, but mostly via its interactions with FLOW.

For both future climate scenario approaches (+5°C, and hydroclimatic chain from GCMs outputs), Figure 3.6 shows that the uncertainty (absolute variance) related to hydrological model choice increases for most metrics, which is consistent with what has been identified in the recent literature, and highlights the sensitivity of hydrological models to temperature, leading to increased structural uncertainty related to their inability to ideally simulate the future climate (Aryal et al., 2019; Dallaire et al., 2021; Troin et al., 2018). Low-flow metrics are the ones most likely to see a decrease in variance. This is due to the notable decrease in low flows following large temperature increases related to the climate scenarios used. The increase in variance is much greater using the climate projections from the GCMs compared to the +5°C scenario. This indicates that changes in the precipitation regime contribute as much to the future uncertainty as temperature, notwithstanding the fact that the PET and snow formulations are essentially based only on temperature. This is somewhat surprising since the temperature changes predicted by the climate models are larger than those related to precipitation, compared to the baseline period climate.

For future climate scenarios, the relative variance attributed to the main FLOW structure remains dominant over the other two components, PET and SNOW, particularly for the low-flow and large extreme flow metrics. These results show that the hydrological model structure in general, and that related to FLOW in particular, is dominant for low flows (Aryal et al.,

2019; Dallaire et al., 2021). The PET formulation shows the greatest sensitivity to temperature. In future climate, the uncertainty associated with the PET formulation becomes similar to that of the flow structures (FLOW) for the central quantiles of the flow distribution. This is due to the choice of the KGE, which explicitly considers the bias of the simulations in the calibration of the different hydrological model structures, and to the fact that actual evapotranspiration is the only way for the hydrological model to regulate water quantity in the basin. PET plays a less critical role for low and high flows that are primarily due to the absence (or overabundance) of precipitation. Much of the uncertainty in PET is manifested through interactions with FLOW, which implies that the vertical flow structure and the PET formulation interact to generate the actual evapotranspiration.

Uncertainty in the formulation of snow accumulation and melt is negligible in current and future climates for all metrics. However, many of the watersheds are located in areas of low snow cover. To address this limitation, the analysis of variance was repeated only on watersheds larger than 3000 km² with a mean February temperature below 0°C. 34 watersheds were retained. These conditions ensure that this subset represents watersheds where snow is an important component of their hydrological behavior. The results (not shown) are visually identical to those shown in Figure 3.7 for all watersheds. This indicates that the choice of snow algorithm creates very little uncertainty in current and future climates for all metrics considered. This corroborates the work of (Troin et al., 2018; Troin et al., 2016) but extends the conclusions of the latter on a larger set of metrics.

For climate scenarios derived from GCM projections, it can be seen that the uncertainty associated with GCMs is largest for the medium to high flow quantiles (QQ50 to QQ99), but is still of the same order of magnitude as that associated with hydrological model structures. This is consistent with the results of recent work on medium (Aryal et al., 2019; Gao et al., 2020; Wang et al., 2020) and high flows (Hossein-zadehtalaei et al., 2017; Wang et al., 2020). For large extreme flows, on the other hand (QT5, QT10, QT20), the variance is dominated by interaction terms and, high-order ones, in particular. It is likely that the statistical uncertainty associated with the calculation of these metrics (and for QT20, in particular) plays an important role in the uncertainty. Finally, GCMs play a minimal role in the uncertainty of low flows, a

fact that has been observed previously by (Dallaire et al., 2021; Trudel, Doucet-Généreux, & Leconte, 2017).

In a second part of the work, the impact of an optimal selection of hydrological model structure on future uncertainty was studied. Two subgroups of structural components were extracted. A first group was designed by keeping the best-performing structures (G1), while the second group (G2) was formed by eliminating the worst-performing structural components. G1 retains 36 structures out of the original 1056 (3.4%), while G2 retains 540 (51%).

Unsurprisingly, the results show a reduction in total variance for most metrics when moving from the full set of models to the G1 and G2 subsets. In the reference climate, the reduction in variance can reach 80% for some metrics. The distribution of the relative contribution to variance among the three structural components is relatively unaffected in both current and future climates, except for the metrics reflecting extreme flows (TQ5, TQ10, TQ20). For these metrics, there is a large decrease in absolute variance (Figure 3.9) for G1. Except for these three metrics, the G1 and G2 sets have a relatively small impact. For the other metrics, the 96.6% reduction in the number of hydrological structures in subset G1 only results in an average decrease of 25% in the total variance for the GCM climate scenarios. The decrease in absolute variance due to a decrease in the number of hydrological structures in subsets G1 and G2 results in an inversely proportional increase in the relative variance due to the GCMs, but does not result in a change in the patterns of variability as represented in Figure 3.10.

There are several limitations with the methodological choices made for this study.

The variance contribution results represent averages across the study watersheds. Inter-basin differences were not investigated in this study, and therefore, different behaviors are possible from one climatic or physiographic region to another.

The selection of hydrologic structures within subgroups G1 and G2 was done independently for each of the three components, PET, SNOW, and FLOW. While this is a defensible choice based on the average behavior over all 100 watersheds, there is no guarantee that the optimal structure will be obtained from a combination of these three components. Furthermore, the selection was made on the sole criterion of KGE for all hydrological metrics. A specific selection for each hydrologic metric could be considered to explore a potential variance reduction in more detail. In contrast, the 1056 structure set performs relatively well on most of

the watersheds. There are no structural components that clearly underperform and would be easy to eliminate. This partly explains the relatively small reduction in variance associated with a large reduction in the number of hydrological model structures.

In the analysis of variance, a large number of hydrologic structures are included, versus a comparatively much smaller number of GCMs. In this sense, even the reduced G1 set (36 hydrologic structures) may appear relatively large compared to that of the GCMs. This would be true if the hydrological structures were independent, but in fact, it must be recalled that the 1056 hydrological structures are ultimately derived from 11 potential evapotranspiration formulations, 6 snow accumulation and melt models, and 16 vertical and horizontal flow formulations. This is respectively reduced to 3, 3, and 4 components for subset G1. Furthermore, all structural components are of relatively similar complexity, and all represent simplified formulations of the actual physical processes acting on a catchment. There therefore is the possibility that the uncertainty related to hydrological structures, already significant in this study, is underestimated, as compared to one that would include more complex structures, such as those associated with physically-based distributed models.

3.7 Conclusion

This research investigated the importance of hydrological model structure as a source of uncertainty in studies of climate change impacts on water resources. Several recent studies have shown that the structure of the hydrological model can play a significant and sometimes even dominant role on future uncertainty, but the origin of this uncertainty has been little explored. This work separates hydrological models into three main structural components related to snow accumulation/melt (SNOW), potential evapotranspiration (PET), and water flow formulations (FLOW). The main conclusions that can be drawn are the following:

- In the present climate, the FLOW formulations reflecting lateral and vertical flow dominate the structural uncertainty for all metrics compared to the other two components.
- In future climate, the structural uncertainty in hydrological models increases significantly compared to that in current climate. This indicates a sensitivity of the structural components to an increase in temperature.

- The PET formulation shows the greatest sensitivity to temperature. In future climate, the uncertainty in the PET formulation becomes similar to that in the flow structures (FLOW) for the central quantiles of the flow distribution. However, flow structure (FLOW) uncertainty continues to dominate for low and high flows. For all metrics, the snow accumulation/melt formulation (SNOW) is negligible in current and future climates.
- Structural uncertainty from hydrologic models is comparable to that from GCMs for medium to high flow quantiles (QQ50 to QQ99) but it is dominant for low flows. The uncertainty associated with extreme flows (2 to 20-year return period) is dominated by high-order interaction terms, demonstrating a complex relationship between the various sources of uncertainty.
- A selection of the best hydrological model structures reduces the contribution of this source, and enhances the relative contribution of the GCMs, but does not significantly reduce the total variance, or drastically reduce the contribution of hydrological structures to the total variance. For the majority of the metrics, the reduced selection of the 36 best hydrological structures from the set of 1056 (a 96% reduction), results in only an average 30% reduction in total variance

CONCLUSION ET TRAVAUX FUTURS

Dans la dernière décennie, beaucoup de travaux ont été menés sur le thème de l'évaluation de l'incertitude lié à la modélisation hydrologique en contexte de changement climatique. Par contre, très peu d'études se sont concentrées sur l'origine structurelle de l'incertitude liée aux modèles hydrologiques.

Afin d'explorer en détail l'incertitude de la structure du modèle hydrologique, les modèles hydrologiques ont été discrétisés en 3 composantes structurelles principales, soient : la représentation de l'évapotranspiration (PET), les modèles d'accumulation et de fonte de neige (SNOW), ainsi que des formulations d'écoulement de l'eau (FLOW) qui traduisent les écoulements latéraux et verticaux de l'eau.

L'étude couvre ainsi une large gamme de composants structuraux qui inclut 11 PET, 6 SNOW et 16 FLOW faisant ainsi une chaîne de modélisation composée de $(11 \times 6 \times 16 = 1056)$ modèles hydrologiques distincts.

Ces modèles ont tous été calibrés sur 100 bassins versants repartis sur l'ensemble de l'Amérique du Nord. Le comportement en climat futur a ensuite été simulé selon deux scénarios:

- Le premier consiste à supposer que la précipitation va rester la même mais que les températures vont augmenter de 5°C.
- La seconde consiste à utiliser des projections climatiques provenant de 20 modèles climatiques.

Les résultats de cette recherche confirment l'importance de la structure des modèles hydrologiques en tant que source importante d'incertitude et même parfois comparable à celle liée aux GCMs.

Les principales conclusions qui peuvent être tirées sont les suivantes :

- En climat actuel, les formulations d'écoulement de l'eau (FLOW) traduisant les écoulements latéraux et verticaux domine l'incertitude structurelle pour toutes les métriques comparativement aux deux autres composantes.

- En climat futur, l'incertitude liée à la structure des modèles hydrologiques augmente fortement, comparativement à celle liée au climat actuel. Ceci indique une sensibilité structurelle importante aux changements climatique, liée à l'incapacité de cette dernière à simuler parfaitement le climat futur. Les changements au régime des précipitations contribuent tout autant à l'incertitude future que la température, et ce malgré que les formulations d'ETP et de neige soient essentiellement basées seulement sur la température. Ceci est un peu surprenant à priori puisque les changements de température prévus par les modèles climatiques sont plus importants que ceux liés à la précipitation comparativement au climat de la période de référence.
- La formulation d'ETP est celle qui démontre la plus grande sensibilité à la température. En climat futur, l'incertitude liée à la formulation d'ETP devient similaire à celle des structures d'écoulement (FLOW) pour les quantiles centraux de la distribution des débits. Toutefois, l'incertitude liée aux structures d'écoulement (FLOW) continue de dominer pour les débits faibles et élevés.
- Pour toutes les métriques, la formulation d'accumulation/fonte de la neige (SNOW) est négligeable en climats actuel et futur. Ce résultat reste valable même si on reproduit l'étude avec un sous-ensemble qui représente les bassins versants dont la neige est une composante importante de leur comportement hydrologique.
- L'incertitude structurelle provenant des modèles hydrologiques est comparable à celle des GCMs pour les quantiles de débits moyens à élevés (QQ50 à QQ99), mais est dominante pour les faibles débits. L'incertitude liée aux débits extrêmes (périodes de retour de 2 à 20 ans) est dominée par les termes d'interaction d'ordre élevé, ce qui démontre une relation complexe entre les diverses sources d'incertitude.
- Une sélection des meilleures structures de modèles hydrologiques permet de réduire la contribution de cette source, et de rehausser la contribution relative des GCMs, mais ne permet pas de réduire significativement la variance totale, ou à réduire drastiquement la contribution des structures hydrologiques à la variance totale. Pour la majorité des métriques, la sélection réduite des 36 meilleures structures hydrologiques

au sein de l'ensemble de 1056 (une diminution de 96%), ne se traduit que par une baisse moyenne de 30% de la variance totale.

Plusieurs limitations sont liées aux choix méthodologiques faits pour cette étude.

La discrétisation proposé dans cette étude est une bonne alternative, mais si la structure principale (FLOW) était subdivisée en deux ou plusieurs composantes (écoulement verticaux et écoulement horizontaux par exemple), cela pourra permettre de mieux explorer et comprendre l'origine de l'incertitude structurelle..

Les résultats de contribution à la variance représentent des moyennes sur l'ensemble des bassins versants étudiés. Les différences inter-bassins n'ont pas été étudiées dans le cadre de cette étude et il est donc possible que des comportements différents d'une région climatique ou physiographique à l'autre. Les incertitudes relatives associé à chacun des composants structuraux peuvent varier énormément d'un bassin à un autre. Ainsi il est recommandé de classer les bassins versants suivant un critère bien déterminé (par région climatique ou par superficie) avant de procéder à l'évaluation de l'incertitude relative associée à chacun des composants. Ceci permettrait d'étudier la corrélation existant entre ce critère et l'incertitude relative associée à chacun des composants.

D'autre partie, il est possible de mieux explorer les incertitudes relatives en l'évaluant à une échelle inter mensuelle ou inter saisonnière ou lieu de l'échelle inter-annuelle choisie dans cette étude.

La sélection des structures hydrologiques au sein des sous-groupes G1 et G2 s'est faite indépendamment pour chacune des trois composantes ETP, SNOW et FLOW. Bien que ce soit un choix défendable basé sur un comportement moyen sur l'ensemble des 100 bassins versants, rien ne garantit que la structure optimale provienne de la combinaison de ces trois éléments. Il serait intéressant de mieux comprendre la cause des calibrations qui correspondent à des valeurs de KGE aberrantes durant l'étude et de mieux comprendre l'impact de ces derniers sur les résultats obtenues. De plus, la sélection s'est faite sur le seul critère du KGE pour toutes les métriques hydrologiques. Une sélection spécifique pour chaque métrique hydrologique pourrait être considérée pour explorer la réduction potentielle de variance plus en détail. Par contre, l'ensemble des 1056 structure est relativement performant sur la majorité des bassins versants. Il n'y a pas de composantes structurelles qui sous-performe nettement et

qui serait facile à éliminer. Ceci explique en partie la relativement faible réduction de variance associée à une forte réduction du nombre de structures de modèles hydrologiques.

L'évaluation de l'effet de réduction des composants structuraux sur l'incertitude a été fait seulement avec deux sous ensemble. Il est recommandé dans les travaux futur d'étudier l'effet d'une réduction progressive des composants structuraux sur l'incertitude et cela peut être fait en éliminant les composants structuraux un par un en observant à chaque fois l'effet d'une telle réduction sur la répartition de l'incertitude. Dans l'analyse de variance, un grand nombre de structures hydrologiques est inclus comparativement à un nombre comparativement beaucoup plus petit de GCMs. En ce sens, même l'ensemble réduit G1 (36 structures hydrologiques) peut sembler relativement large comparativement à celui des GCM. Ceci serait vrai si les structures hydrologiques étaient indépendantes, mais dans les faits on doit se rappeler que les 1056 structures hydrologiques proviennent ultimement de 11 formulations de l'évapotranspiration potentielle, 6 modèles d'accumulation et de fonte de neige, ainsi que de 16 formulations des écoulements vertical et horizontal. Ceci est respectivement réduit à 3, 3, et 4 composantes pour le sous-ensemble G1. De plus, toutes les composantes structurelles sont de complexité relativement similaire, et représentent toutes des formulations simplifiées de nature conceptuelle. Les formules plus simples demeurent très largement utilisées et c'est principalement justifié par l'absence de données fiables permettant d'alimenter les formulations plus physiques et la difficulté de spatialiser ces dernières. Il n'est donc pas impossible que l'incertitude reliée aux structures hydrologiques, déjà significative dans cette étude, soit sous-estimée par rapport à une autre qui inclurait des structures plus complexes telles que celles associées à des modèles distribués à bases physiques. En effet, ces formulations à bases plus physiques risquent de mieux traduire l'effet du changement climatique puisque, en utilisant des formules plus simples essentiellement basées sur la température, il est "attendu" que l'augmentation de la température se traduise par une amplification du processus simulé, et ce sans égard aux changements affectant d'autres variables qui pourraient avoir un impact additif ou négatif sur le même processus.

Enfin, l'implication des autres sources d'incertitude (e.g variabilité naturelle, RCP...) en plus de celles déjà prises en compte permettrait d'avoir une vision plus globale sur la répartition de

l'incertitude par rapport aux différentes sources et au niveau des interactions entre ces dernières.

ANNEXE I

TABLEAU RÉCAPITULATIF DE LA LISTE DES BASSINS VERSANTS EXPLOITÉS DANS CETTE ÉTUDE

Tableau A1: Liste des bassins versants objets de l'étude détaillée et classés selon leur médiane de KGE

N°	ID	Lat	Long	Altitude (m)	Area (Km ²)	Tmin (°C)	Tmax (°C)	Pannuelle (°C)	KGE med
1	'08MB005'	51,89	-123,87	1079	19200	-4,7	8,0	501	0,80
2	'12150800'	47,74	-121,60	870	3979	1,6	11,3	2249	0,81
3	'01643000'	39,65	-77,23	147	2115	6,1	17,8	1100	0,82
4	'12353000'	46,46	-113,49	1689	23344	-4,7	10,7	696	0,83
5	'03157500'	39,70	-82,50	250	1188	4,5	16,6	1047	0,83
6	'02361000'	31,58	-85,46	127	1776	11,8	24,9	1371	0,84
7	'08LB047'	52,11	-119,37	1000	4490	-3,4	6,1	928	0,84
8	'03054500'	38,85	-80,06	652	2366	2,9	15,7	1316	0,84
9	'03322900'	40,49	-84,76	275	1173	5,2	15,9	969	0,84
10	'01EC001'	44,05	-65,42	106	495	2,7	11,8	1385	0,84
11	'13120500'	43,86	-114,05	2938	1139	-8,5	7,8	784	0,84
12	'03086000'	40,62	-79,46	370	50483	2,7	14,8	1154	0,85
13	'08ED002'	53,93	-127,61	1537	1900	-2,6	5,6	1195	0,85
14	'01471510'	40,59	-76,04	218	2278	4,3	15,9	1206	0,85
15	'04101500'	41,79	-85,42	279	9491	4,0	14,9	967	0,85
16	'01170500'	43,81	-72,11	336	20349	-0,7	11,8	1181	0,85
17	'05550001'	42,64	-88,30	271	3700	3,2	13,9	888	0,85
18	'03107500'	41,12	-80,55	340	8041	3,4	15,5	1045	0,85
19	'08KB001'	53,71	-121,18	858	32400	-3,4	7,0	714	0,85
20	'05517530'	41,40	-86,48	229	3562	4,8	15,3	992	0,85
21	'09251000'	40,45	-107,25	1988	8758	-5,0	11,8	688	0,85
22	'02075500'	36,54	-79,81	243	6697	7,2	20,3	1189	0,85
23	'01463500'	41,24	-75,13	435	17553	2,4	14,3	1205	0,85
24	'13023000'	42,89	-110,73	2304	1160	-9,7	7,0	1009	0,85
25	'13338500'	45,87	-115,81	1309	3024	-2,2	12,2	875	0,86
26	'02037500'	37,75	-79,13	662	17483	5,9	18,9	1101	0,86
27	'05427570'	43,19	-88,79	254	6809	2,4	13,6	878	0,86
28	'08NH130'	50,08	-116,62	2224	585	-4,3	4,4	960	0,86
29	'03303000'	38,48	-86,12	206	1232	6,3	18,8	1169	0,86

30	'12370000'	47,65	-113,79	1064	1740	-2,5	9,6	1078	0,86
31	'01389500'	41,00	-74,36	234	1973	4,3	16,0	1270	0,86
32	'03301500'	37,67	-85,29	226	3363	7,2	19,6	1222	0,86
33	'06933500'	37,50	-92,26	390	7352	6,8	19,3	1144	0,86
34	'05586100'	41,17	-88,45	189	69234	4,8	16,1	962	0,86
35	'03234500'	40,02	-83,22	286	13284	5,3	16,6	1007	0,86
36	'13235000'	44,12	-115,27	2200	1155	-7,6	9,8	911	0,87
37	'03164000'	36,47	-81,35	872	2954	3,5	16,5	1307	0,87
38	'02353500'	31,67	-84,64	111	1605	12,3	25,4	1291	0,87
39	'03140500'	40,61	-81,79	367	12579	4,3	15,6	1019	0,87
40	'05464000'	43,10	-93,04	312	13322	2,2	13,4	879	0,87
41	'01540500'	42,08	-76,30	352	29047	1,9	13,6	1034	0,87
42	'03540500'	36,04	-84,81	473	1978	7,0	19,1	1455	0,87
43	'04045500'	46,37	-85,35	212	2045	-0,5	10,7	808	0,87
44	'13317000'	44,88	-114,88	2518	34745	-6,2	10,0	728	0,87
45	'03528000'	36,86	-82,38	619	3816	5,9	18,6	1169	0,87
46	'08KA007'	52,86	-118,67	1155	1710	-5,4	4,3	751	0,88
47	'01100000'	43,16	-71,61	122	11999	1,2	13,4	1190	0,88
48	'03270500'	40,17	-84,14	315	6501	4,9	16,0	1011	0,88
49	'01BJ003'	47,75	-66,20	212	510	-1,6	8,4	1058	0,88
50	'11266500'	37,74	-119,49	2300	831	-3,8	10,5	1172	0,88
51	'04266500'	44,02	-74,50	547	1867	-1,5	10,6	1173	0,88
52	'11383500'	40,16	-121,60	1012	538	1,7	16,9	1382	0,88
53	'03374000'	39,37	-86,17	266	28801	5,8	17,3	1144	0,88
54	'03376500'	38,38	-86,94	145	2128	7,0	18,8	1213	0,88
55	'02EA005'	45,74	-79,25	376	329	-1,0	9,8	1072	0,88
56	'08ND013'	51,18	-117,83	1114	1150	-3,2	4,5	1444	0,88
57	'02223500'	33,42	-83,35	172	11391	10,5	23,7	1198	0,88
58	'03320000'	37,18	-86,04	246	19587	7,5	20,1	1284	0,88
59	'08NE039'	49,17	-117,98	1353	347	-0,9	8,9	831	0,88
60	'08KH001'	52,50	-120,90	723	5970	-3,2	7,8	726	0,89
61	'12452800'	47,99	-120,57	1005	526	-4,4	8,7	1092	0,89
62	'02413300'	33,59	-85,19	329	1051	9,1	22,2	1353	0,89
63	'14157500'	43,72	-122,90	437	1662	2,9	15,4	1485	0,89
64	'03404000'	36,79	-83,62	484	4160	5,4	18,8	1330	0,89
65	'08NK018'	50,11	-114,80	1824	621	-4,6	5,3	692	0,89
66	'11335000'	38,60	-120,68	694	1388	6,3	20,3	1126	0,89
67	'02473000'	31,81	-89,48	99	4525	11,5	24,6	1493	0,89
68	'02375500'	31,58	-86,62	84	9882	11,4	24,9	1519	0,89
69	'01BL003'	47,49	-65,30	79	383	0,0	9,5	1052	0,89

70	'13336500'	45,95	-114,88	1281	4958	-4,6	10,6	1103	0,89
71	'03421000'	35,56	-85,78	365	1657	8,0	20,3	1429	0,89
72	'08LB064'	51,88	-120,16	1352	19600	-3,0	7,4	780	0,89
73	'12035000'	47,23	-123,45	121	774	4,5	14,4	2469	0,89
74	'03434500'	35,93	-86,92	200	1768	7,8	20,9	1369	0,90
75	'11530000'	40,81	-123,07	888	7386	0,6	16,9	1199	0,90
76	'07EC002'	55,90	-125,55	1572	5560	-4,9	5,0	608	0,90
77	'02319500'	31,00	-83,07	65	18045	12,7	26,1	1267	0,90
78	'07072500'	36,91	-91,15	267	19080	7,1	20,4	1181	0,90
79	'05599490'	38,01	-89,11	130	5589	7,3	18,9	1124	0,90
80	'12358500'	48,36	-113,53	2037	2912	-4,5	8,3	1262	0,90
81	'08NG065'	50,23	-115,90	988	11500	-3,9	6,3	727	0,90
82	'07EA004'	56,90	-125,91	1879	4140	-6,2	3,7	625	0,90
83	'01099500'	42,40	-71,46	73	1036	3,7	15,2	1213	0,90
84	'08EC013'	54,86	-126,07	797	6760	-2,8	7,0	558	0,90
85	'08NJ013'	49,88	-117,53	1947	3330	-2,0	7,3	964	0,91
86	'02388500'	34,65	-84,79	237	5475	8,5	21,1	1413	0,91
87	'08LF051'	51,18	-120,09	612	55400	-1,9	8,5	702	0,91
88	'11482500'	41,08	-123,89	489	717	3,9	16,1	1680	0,91
89	'13011900'	43,87	-110,11	2671	836	- 10,6	6,4	1030	0,91
90	'06192500'	44,76	-110,38	2127	9193	-7,1	8,3	836	0,91
91	'14312000'	42,97	-123,18	320	4323	3,3	16,7	1252	0,92
92	'01118500'	41,51	-71,72	35	764	4,7	15,8	1295	0,92
93	'01BJ007'	47,79	-67,47	229	7740	-2,6	8,1	1075	0,92
94	'14190500'	44,78	-123,45	121	621	4,9	16,2	2018	0,92
95	'14377100'	42,08	-123,60	539	984	1,5	16,9	1924	0,92
96	'11477000'	39,86	-123,39	603	8059	2,8	17,4	1614	0,93
97	'14211720'	44,59	-122,75	201	28995	3,3	14,9	1645	0,94
98	'14301000'	45,86	-123,43	583	1727	2,8	14,0	2140	0,94
99	'12027500'	46,62	-123,01	51	2317	4,5	15,4	1575	0,95
100	'11467000'	38,85	-123,00	445	3464	6,0	21,4	1146	0,95

ANNEXE II

TABLEAU RÉCAPITULATIF DE LA LISTE DES FORMULES D'ÉVAPOTRANSPIRATION POTENTIELLE EXPLOITÉS DANS CETTE ÉTUDE

Tableau A2: Liste des formules d'évapotranspiration potentielle

Taken from (Dallaire et al., 2021)

Nom	formules
Blaney et Criddle (BC)	$ETP_{BC} = 0,825 \left(100 \frac{DL}{365 * 12} \right) (0,46 T_m + 8,13)$
Hamon (H)	$ETP_H = \left(\frac{DL}{12} \right)^2 \exp \left(\frac{T_m}{16} \right)$
Hydro-Québec (HQ)	$ETP_{HQ} = 0,029718 (T_{max} - T_{min}) \exp \left(0,019 \left(\frac{9}{5} (T_{max} + T_{min}) + 64 \right) \right)$
Kharrufa (K)	$ETP_K = 0,34 \left(100 \frac{DL}{365 * 12} \right) T_m^{1,3}$
Mohyse (M)	$ETP_M = \frac{4,088}{\pi} \omega * \exp \left(\frac{17,3 T_m}{238 + T_m} \right)$
Thornthwaite (T)	$ETP_T = 16 \left(\frac{DL}{360} \right) \left(\frac{10 T_m}{I} \right)^K \quad I = \sum_{n=1}^{12} \left(\frac{T_{mm}}{5} \right)^{1,514}$ $K = 0,49239 + 1,792 * I * 10^{-2} - 0,771 * I^2 * 10^{-4}$
Baier et Robertson (BR)	$ETP_{BR} = 0,157 T_{max} + 0,158 (T_{max} - T_{min}) + 0,109 R_e - 5,39$
Hargreaves et Samani (HS)	$ETP_{HS} = 0,0023 \frac{R_e}{\lambda \rho} \sqrt{(T_{max} - T_{min})} (T_m + 17,8) 1000$
Jensen et Haise (JH)	$ETP_{JH} = 1000 \frac{R_e T_m}{\lambda \rho 40}$
McGuinness et Bordne (MB)	$ETP_{MB} = 1000 \frac{R_e T_m + 5}{\lambda \rho 68}$
Oudin (O)	$ETP_0 = 1000 \frac{R_e T_m + 5}{\lambda \rho 100}$

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abbott, M., Bathurst, J., Cunge, J., O'Connell, P., & Rasmussen, J. (1986). An introduction to the European Hydrological System—Système Hydrologique Européen, “SHE”, 2: Structure of a physically-based, distributed modelling system. *Journal of hydrology*, 87(1-2), 61-77. doi: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(86\)90115-0](https://doi.org/10.1016/0022-1694(86)90115-0)
- al, m. e. (2017). HMETs—A simple and efficient hydrology model for teaching hydrological modelling, flow forecasting and climate change impacts.
- Arsenault, R., Bazile, R., Ouellet Dallaire, C., & Brissette, F. (2016). CANOPEX: A Canadian hydrometeorological watershed database. *Hydrological Processes*, 30(15), 2734-2736. doi: <https://doi.org/10.1002/hyp.10880>
- Arsenault, R., Brissette, F., Chen, J., Guo, Q., & Dallaire, G. (2020). NAC2H: The North American climate change and hydroclimatology data set. *Water Resources Research*, 56(8), e2020WR027097. doi: <https://doi.org/10.1029/2020WR027097>
- Arsenault, R., Brissette, F., & Martel, J.-L. (2018). The hazards of split-sample validation in hydrological model calibration. *Journal of hydrology*, 566, 346-362. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.09.027>
- 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. doi: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000938](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000938)
- Aryal, A., Shrestha, S., & Babel, M. S. (2019). Quantifying the sources of uncertainty in an ensemble of hydrological climate-impact projections. *Theoretical and Applied Climatology*, 135(1), 193-209. doi: <https://doi.org/10.1029/2011WR011533>
- Audet, C. (2014). A survey on direct search methods for blackbox optimization and their applications. *Mathematics without boundaries*, 31-56.
- Audet, C., Dennis Jr, J. E., & Le Digabel, S. (2012). Trade-off studies in blackbox optimization. *Optimization Methods and Software*, 27(4-5), 613-624.
- Baier, W., & Robertson, G. W. (1965). Estimation of latent evaporation from simple weather observations. *Canadian journal of plant science*, 45(3), 276-284. doi: <https://doi.org/10.4141/cjps65-051>
- Bastola, S., Murphy, C., & Sweeney, J. (2011). The role of hydrological modelling uncertainties in climate change impact assessments of Irish river catchments. *Advances in Water Resources*, 34(5), 562-576.

- Bergström, S. (1976). *Development and application of a conceptual runoff model for Scandinavian catchments*.
- Bergström, S., & Forsman, A. (1973). Development of a conceptual deterministic rainfall-runoff mode. *Nord. Hydrol*, 4, 240-253.
- Beven, K. J. (2011). *Rainfall-runoff modelling: the primer*. John Wiley & Sons.
- Blaney, H., & Criddle, W. (1950). Determining requirements water in irrigated areas from climatological and irrigation data. *Washington Soil Conservation Service*, 48.
- Boyle, D. P., Gupta, H. V., & Sorooshian, S. (2000). Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods. *Water Resources Research*, 36(12), 3663-3674.
- Bray, R. H., & Kurtz, L. (1945). Determination of total, organic, and available forms of phosphorus in soils. *Soil science*, 59(1), 39-46. doi: <http://dx.doi.org/10.1097/00010694-194501000-00006>
- Brigode, P., Oudin, L., & Perrin, C. (2013). Hydrological model parameter instability: A source of additional uncertainty in estimating the hydrological impacts of climate change? *Journal of hydrology*, 476, 410-425.
- Burnash, R. J., Ferral, R. L., & McGuire, R. A. (1973). *A generalized streamflow simulation system: Conceptual modeling for digital computers*. US Department of Commerce, National Weather Service, and State of California
- Cannon, A. J. (2018). Multivariate quantile mapping bias correction: an N-dimensional probability density function transform for climate model simulations of multiple variables. *Climate dynamics*, 50(1), 31-49. doi: <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3580-6>
- Center, H. E., & Center, W. R. S. (1981). *HEC-1 flood hydrograph package: Users manual*. US Army Corps of Engineers, Water Resources Support Center, Hydrologic
- Chen, Brissette, F., Leconte, R., & Caron, A. (2012). A versatile weather generator for daily precipitation and temperature. *Transactions of the ASABE*, 55(3), 895-906.
- Chen, Brissette, F. P., Chaumont, D., & Braun, M. (2013). Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. *Water Resources Research*, 49(7), 4187-4205.

- Chen, Brissette, F. P., & Leconte, R. (2011). Uncertainty of downscaling method in quantifying the impact of climate change on hydrology. *Journal of hydrology*, 401(3-4), 190-202.
- Chen, Brissette, F. P., & Lucas-Picher, P. (2015). Assessing the limits of bias-correcting climate model outputs for climate change impact studies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(3), 1123-1136.
- Chen, 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). doi: <https://doi.org/10.1029/2011WR010602>
- Chen, Zhang, X. c., Liu, W. z., & Li, Z. (2009). Evaluating and Extending CLIGEN Precipitation Generation for the Loess Plateau of China 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 45(2), 378-396.
- Chiew, F., Peel, M., & Western, A. (2002). Application and testing of the simple rainfall-runoff model SIMHYD. *Mathematical models of small watershed hydrology and applications*, 335-367.
- Christensen, J. H., Boberg, F., Christensen, O. B., & Lucas-Picher, P. (2008). On the need for bias correction of regional climate change projections of temperature and precipitation. *Geophysical Research Letters*, 35(20).
- Clark, M. P., Wilby, R. L., Gutmann, E. D., Vano, J. A., Gangopadhyay, S., Wood, A. W., . . . Brekke, L. D. (2016). Characterizing uncertainty of the hydrologic impacts of climate change. *Current Climate Change Reports*, 2(2), 55-64. doi: <https://doi.org/10.1007/s00704-017-2359-3>
- Cormary, Y. (1973). Étude des relations pluie-débit sur trois bassins versants d'investigation. Dans *Proceedings of the IAHS Madrid Symposium*.
- Crawford, N. H., & Linsley, R. K. (1966). Digital Simulation in Hydrology'Stanford Watershed Model 4.
- Dallaire, G., Poulin, A., Arsenault, R., & Brissette, F. (2021). Uncertainty of potential evapotranspiration modelling in climate change impact studies on low flows in North America. *Hydrological Sciences Journal*, 1-14. doi: <https://doi.org/10.1080/02626667.2021.1888955>
- Daniels, A. E., Morrison, J. F., Joyce, L. A., Crookston, N. L., Chen, S.-C., & McNulty, S. G. (2012). Climate projections FAQ. *Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-277WWW*. Fort Collins, CO: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. 32 p., 277.

- Dawdy, D. R., & O'Donnell, T. (1965). Mathematical models of catchment behavior. *Journal of the Hydraulics Division*, 91(4), 123-137.
- Devia, G., Ganasri, B., & Dwarakish, G. (2015). A review on hydrological models, *Aquatic Procedia*, 4, 1001–1007.
- Duan, Q., Pappenberger, F., Wood, A., Cloke, H. L., & Schaake, J. (2019). *Handbook of hydrometeorological ensemble forecasting*. Springer.
- 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.
- Fortin, J.-P., Turcotte, R., Massicotte, S., Moussa, R., Fitzback, J., & Villeneuve, J.-P. (2001). Distributed watershed model compatible with remote sensing and GIS data. I: Description of model. *Journal of hydrologic engineering*, 6(2), 91-99.
- Fortin, V. (2000). Le modèle météo-apport HSAMI: historique, théorie et application. *Institut de recherche d'Hydro-Québec, Varennes*.
- Fortin, V., & Turcotte, R. (2006). Le modèle hydrologique MOHYSE. *Note de cours pour SCA7420, Département des sciences de la terre et de l'atmosphère, Université du Québec à Montréal*.
- 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*.
- Gao, C., Booij, M. J., & Xu, Y.-P. (2020). Assessment of extreme flows and uncertainty under climate change: disentangling the uncertainty contribution of representative concentration pathways, global climate models and internal climate variability. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(6), 3251-3269. doi: <http://dx.doi.org/10.5194/hess-24-3251-2020>
- Garçon, R. (1999). Modèle global pluie-débit pour la prévision et la prédétermination des crues. *La Houille Blanche*, (7-8), 88-95. doi: <https://doi.org/10.1051/lhb/1999088>
- Girard, G., Morin, G., & Charbonneau, R. (1972). Modèle précipitations-débits à discrétisation spatiale. *Cahiers ORSTOM, série hydrologie*, 9(4), 35-52.
- Giuntoli, I., Villarini, G., Prudhomme, C., & Hannah, D. M. (2018). Uncertainties in projected runoff over the conterminous United States. *Climatic change*, 150(3), 149-162. doi: <https://doi.org/10.1007/s10584-018-2280-5>

- Gupta, & Govindaraju, R. (2019). Propagation of structural uncertainty in watershed hydrologic models. *Journal of hydrology*, 575, 66-81. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.05.026>
- Gupta, 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. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Guyennon, N., Romano, E., Portoghesi, I., Salerno, F., Calmanti, S., Petrangeli, A., . . . Copetti, D. (2013). Benefits from using combined dynamical-statistical downscaling approaches—lessons from a case study in the Mediterranean region. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(2), 705-720.
- Hamon, W. R. (1963). Estimating potential evapotranspiration. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 128(1), 324-338.
- Hannah, L. (2014). *Climate change biology*. Academic Press.
- Hansen, N., & Ostermeier, A. (2001). Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. *Evolutionary computation*, 9(2), 159-195. doi: <https://doi.org/10.1162/106365601750190398>
- Honti, M., Reichert, P., Scheidegger, A., & Stamm, C. (2013). Uncertainty of a hydrological climate change impact assessment-Is it really all about climate uncertainty?
- Hosseinzadehtalaei, P., Tabari, H., & Willems, P. (2017). Uncertainty assessment for climate change impact on intense precipitation: how many model runs do we need? *International Journal of Climatology*, 37, 1105-1117. doi: <https://doi.org/10.1002/joc.5069>
- Ines, A. V., & Hansen, J. W. (2006). Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agricultural and forest meteorology*, 138(1-4), 44-53.
- Jackson, B. M. (2007). *Modelling water and solute transport within vegetated soils using a stochastic framework* (Imperial College London (University of London)).
- Jain, S. K., & Sudheer, K. (2008). Fitting of hydrologic models: a close look at the Nash–Sutcliffe index. *Journal of Hydrologic Engineering*, 13(10), 981-986. doi: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2008\)13:10\(981\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2008)13:10(981))
- Jakeman, A., Littlewood, I., & Whitehead, P. (1990). Computation of the instantaneous unit hydrograph and identifiable component flows with application to two small upland

- catchments. *Journal of hydrology*, 117(1-4), 275-300. doi: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(91\)90060-U](https://doi.org/10.1016/0022-1694(91)90060-U)
- Jenkins, G., & Lowe, J. (2003). *Handling uncertainties in the UKCIP02 scenarios of climate change*. Met Office.
- Jensen, M. E., & Haise, H. R. (1963). Estimating evapotranspiration from solar radiation. *Journal of the Irrigation and Drainage Division*, 89(4), 15-41.
- Joseph, J., Ghosh, S., Pathak, A., & Sahai, A. (2018). Hydrologic impacts of climate change: Comparisons between hydrological parameter uncertainty and climate model uncertainty. *Journal of hydrology*, 566, 1-22. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.08.080>
- Kay, A., Davies, H., Bell, V., & Jones, R. (2009). Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England. *Climatic change*, 92(1), 41-63. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s10584-008-9471-4>
- Kharrufa, N. (1985). Simplified equation for evapotranspiration in arid regions. *Beiträge zur Hydrologie*, 5(1), 39-47.
- 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. doi: <https://doi.org/10.1080/02626667.2018.1446214>
- Liu, Y., & Gupta, H. V. (2007). Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water Resources Research*, 43(7).
- Livneh, B., Bohn, T. J., Pierce, D. W., Munoz-Arriola, F., Nijssen, B., Vose, R., . . . Brekke, L. (2015). A spatially comprehensive, hydrometeorological data set for Mexico, the US, and Southern Canada 1950–2013. *Scientific data*, 2(1), 1-12. doi: <http://dx.doi.org/10.1038/sdata.2015.42>
- Machguth, H., Paul, F., Hoelzle, M., & Haeberli, W. (2006). Distributed glacier mass-balance modelling as an important component of modern multi-level glacier monitoring. *Annals of glaciology*, 43, 335-343. doi: <http://dx.doi.org/10.3189/172756406781812285>
- Maraun, D. (2016). Bias correcting climate change simulations-a critical review. *Current Climate Change Reports*, 2(4), 211-220. doi: <https://doi.org/10.1007/s40641-016-0050-x>

- Martel, J.-L., Mailhot, A., Brissette, F., & Caya, D. (2018). Role of natural climate variability in the detection of anthropogenic climate change signal for mean and extreme precipitation at local and regional scales. *Journal of Climate*, 31(11), 4241-4263. doi: <http://dx.doi.org/10.1175/JCLI-D-17-0282.1>
- Mathevet, T. (2005). *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire? Développements empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants* (Doctorat spécialité Sciences de l'eau, ENGREF Paris).
- Mazenc, B., Sanchez, M., & Thiéry, D. (1984). Analyse de l'influence de la physiographie d'un bassin versant sur les paramètres d'un modèle hydrologique global et sur les débits caractéristiques à l'exutoire. *Journal of hydrology*, 69(1-4), 97-118. doi: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(84\)90158-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(84)90158-6)
- McGuinness, J. L., & Bordne, E. F. (1972). *A comparison of lysimeter-derived potential evapotranspiration with computed values*. US Department of Agriculture.
- Minville, M., Brissette, F., & Leconte, R. (2008). Uncertainty of the impact of climate change on the hydrology of a nordic watershed. *Journal of hydrology*, 358(1-2), 70-83. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.05.033>
- Mirdashtvan, M., Najafinejad, A., Malekian, A., & Sa'doddin, A. (2018). Downscaling the contribution to uncertainty in climate-change assessments: representative concentration pathway (RCP) scenarios for the South Atlantic Range, Iran. *Meteorological Applications*, 25(3), 414-422.
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900. doi: <http://dx.doi.org/10.13031/2013.23153>
- 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.
- Nielsen, S. A., & Hansen, E. (1973). Numerical simulation of the rainfall-runoff process on a daily basis. *Hydrology Research*, 4(3), 171-190. doi: <https://doi.org/10.2166/nh.1973.0013>
- O'connell, P., Nash, J., & Farrell, J. (1970). River flow forecasting through conceptual models part II-The Brosna catchment at Ferbane. *Journal of hydrology*, 10(4), 317-329. doi: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90221-0](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90221-0)
- Orellana, B., Pechlivanidis, I., McIntyre, N., Wheeler, H., & Wagener, T. (2008). A toolbox for the identification of parsimonious semi-distributed rainfall-runoff models: Application to the Upper Lee catchment.

- 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. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.08.026>
- Oudin, L., Michel, C., & Anctil, F. (2005). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model?: Part 1—can rainfall-runoff models effectively handle detailed potential evapotranspiration inputs? *Journal of hydrology*, 303(1-4), 275-289. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.08.025>
- Pachauri, R. K., Allen, M. R., Barros, V. R., Broome, J., Cramer, W., Christ, R., . . . Dasgupta, P. (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*. Ipcc.
- Parry, M., Parry, M. L., Canziani, O., Palutikof, J., Van der Linden, P., & Hanson, C. (2007). *Climate change 2007-impacts, adaptation and vulnerability: Working group II contribution to the fourth assessment report of the IPCC* (Vol. 4). Cambridge University Press.
- Pechlivanidis, I., Jackson, B., McIntyre, N., & Wheeler, H. (2011). Catchment scale hydrological modelling: a review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and applications. *Global NEST journal*, 13(3), 193-214.
- Pellicciotti, F., Brock, B., Strasser, U., Burlando, P., Funk, M., & Corripio, J. (2005). An enhanced temperature-index glacier melt model including the shortwave radiation balance: development and testing for Haut Glacier d'Arolla, Switzerland. *Journal of Glaciology*, 51(175), 573-587. doi: <https://doi.org/10.3189/172756505781829124>
- Pielke Sr, R. A., & Wilby, R. L. (2012). Regional climate downscaling: What's the point? *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 93(5), 52-53.
- Poulin, A., Brissette, F., Leconte, R., Arsenault, R., & Malo, J.-S. (2011). Uncertainty of hydrological modelling in climate change impact studies in a Canadian, snow-dominated river basin. *Journal of hydrology*, 409(3-4), 626-636.
- Prudhomme, C., & Davies, H. (2009a). Assessing uncertainties in climate change impact analyses on the river flow regimes in the UK. Part 1: baseline climate. *Climatic change*, 93(1), 177-195. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s10584-008-9464-3>

- Prudhomme, C., & Davies, H. (2009b). Assessing uncertainties in climate change impact analyses on the river flow regimes in the UK. Part 2: future climate. *Climatic change*, 93(1), 197-222. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s10584-008-9461-6>
- 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. doi: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(03\)00065-9](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(03)00065-9)
- Riahi, K., Grübler, A., & Nakicenovic, N. (2007). Scenarios of long-term socio-economic and environmental development under climate stabilization. *Technological Forecasting and Social Change*, 74(7), 887-935.
- Riahi, K., Rao, S., Krey, V., Cho, C., Chirkov, V., Fischer, G., . . . Rafaj, P. (2011). RCP 8.5—A scenario of comparatively high greenhouse gas emissions. *Climatic change*, 109(1), 33-57.
- Rios, L. M., & Sahinidis, N. V. (2013). Derivative-free optimization: a review of algorithms and comparison of software implementations. *Journal of Global Optimization*, 56(3), 1247-1293.
- Schaefli, B., & Gupta, H. V. (2007). Do Nash values have value? *Hydrological Processes: An International Journal*, 21(15), 2075-2080.
- Singh, V. P. (1995). *Computer models of watershed hydrology*. Water Resources Publications.
- Singh, V. P., & Frevert, D. K. (2006). Watershed models. Repéré à <http://www.crcnetbase.com/isbn/9780849336096>
- Singh, V. P., & Woolhiser, D. A. (2002). Mathematical modeling of watershed hydrology. *Journal of hydrologic engineering*, 7(4), 270-292.
- Sitterson, J., Knightes, C., Parmar, R., Wolfe, K., Avant, B., & Muche, M. (2018). An overview of rainfall-runoff model types.
- Sivakumar, B., & Berndtsson, R. (2010). Advances in data-based approaches for hydrologic modeling and forecasting.
- Solomon, S., Manning, M., Marquis, M., & Qin, D. (2007). *Climate change 2007-the physical science basis: Working group I contribution to the fourth assessment report of the IPCC* (Vol. 4). Cambridge university press.
- Stephens, C., Johnson, F., & Marshall, L. (2018). Implications of future climate change for event-based hydrologic models. *Advances in Water Resources*, 119, 95-110.

- Sugawara, M. (1967). RUNOFF ANALYSIS AND WATER-BALANCE ANALYSIS BY A SERIES STORAGE TYPE MODEL.
- SugaWara, M. (1979). Automatic calibration of the tank model/L'étalonnage automatique d'un modèle à cisterne. *Hydrological Sciences Journal*, 24(3), 375-388. doi: <https://doi.org/10.1080/02626667909491876>
- Teutschbein, C., & Seibert, J. (2010). Regional climate models for hydrological impact studies at the catchment scale: a review of recent modeling strategies. *Geography Compass*, 4(7), 834-860.
- Thibault, A., Seiller, G., Poncelet, C., & Anctil, F. (2020). The HOOPLA toolbox: a HydrOLOgical Prediction LABoratory to explore ensemble rainfall-runoff modeling. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.*, 2020, 1-18. doi: 10.5194/hess-2020-6. Repéré à <https://hess.copernicus.org/preprints/hess-2020-6/>
- Thiéry, D. (1982). Utilisation d'un modèle global pour identifier sur un niveau piézométrique des influences multiples dues à diverses activités humaines. *IAHS Publication*, 136, 71-77. doi: <http://dx.doi.org/10.1080/02626668209491102>
- Thornthwaite. (1948). Una aproximación para una clasificación racional del clima. *Geographical Review*, 38, 85-94.
- Thornthwaite, C. W., & Mather, J. R. (1955). The water budget and its use in irrigation.
- Tolson, B., & Shoemaker, C. (2006). The Dynamically Dimensioned Search (DDS) Algorithm as a Robust Optimization Tool in Hydrologic Modeling. Dans *AGU Fall Meeting Abstracts* (Vol. 2006, pp. H41I-07).
- Troin, M., Arsenault, R., Martel, J.-L., & Brissette, F. (2018). Uncertainty of hydrological model components in climate change studies over two Nordic Quebec catchments. *Journal of Hydrometeorology*, 19(1), 27-46. doi: <http://dx.doi.org/10.1175/JHM-D-17-0002.1>
- Troin, M., Poulin, A., Baraer, M., & Brissette, F. (2016). Comparing snow models under current and future climates: Uncertainties and implications for hydrological impact studies. *Journal of hydrology*, 540, 588-602. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.06.055>
- 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.

- Trudel, M., Doucet-Généreux, P.-L., & Leconte, R. (2017). Assessing river low-flow uncertainties related to hydrological model calibration and structure under climate change conditions. *Climate*, 5(1), 19. doi: <https://doi.org/10.3390/cli5010019>
- Trzaska, S., & Schnarr, E. (2014). A review of downscaling methods for climate change projections. *United States Agency for International Development by Tetra Tech ARD*, 1-42.
- USGS. (2016). National water information system data available on the world wide web (USGS water data for the nation).
- USGS. (2019). National Hydrography Dataset (ver. USGS National Hydrography Dataset Best Resolution (NHD) for Hydrologic Unit (HU) 4-2001.
- 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. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.04.058>
- Van Vuuren, D. P., Den Elzen, M. G., Lucas, P. L., Eickhout, B., Strengers, B. J., Van Ruijven, B., . . . Van Houdt, R. (2007). Stabilizing greenhouse gas concentrations at low levels: an assessment of reduction strategies and costs. *Climatic change*, 81(2), 119-159.
- Wagener, T., Wheeler, H., & Gupta, H. V. (2004). *Rainfall-runoff modelling in gauged and ungauged catchments*. World Scientific.
- Wang, H. M., Chen, J., Xu, C. Y., Zhang, J., & Chen, H. (2020). A framework to quantify the uncertainty contribution of GCMs over multiple sources in hydrological impacts of climate change. *Earth's Future*, 8(8), e2020EF001602. doi: <https://doi.org/10.1029/2020EF001602>
- Wayne, G. P. (2013). The beginner’s guide to representative concentration pathways. *skeptical science*, 25.
- Wheeler, H., Jakeman, A., & Beven, K. (1993). Progress and directions in rainfall-runoff modelling.
- Wheeler, H., Sorooshian, S., & Sharma, K. D. (2007). *Hydrological modelling in arid and semi-arid areas*. Cambridge University Press.
- 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). doi: <http://dx.doi.org/10.1029/2005WR004065>

- Willows, R., Reynard, N., Meadowcroft, I., & Connell, R. (2003). *Climate adaptation: Risk, uncertainty and decision-making. UKCIP Technical Report*. UK Climate Impacts Programme.
- Xu, C.-Y., & Singh, V. P. (2004). Review on regional water resources assessment models under stationary and changing climate. *Water resources management*, 18(6), 591-612.
- Xue, Y., Janjic, Z., Dudhia, J., Vasic, R., & De Sales, F. (2014). A review on regional dynamical downscaling in intraseasonal to seasonal simulation/prediction and major factors that affect downscaling ability. *Atmospheric research*, 147, 68-85.
- Zhao, R.-J. (1980). The xinanjiang model. Dans *Proceedings of the Oxford Symposium*.