

Application de techniques de post-traitement des prévisions
météorologiques pour améliorer les prévisions hydrologiques
opérationnelles: étude de cas sur plusieurs bassins versants
canadiens

par

Freya Saima AGUILAR ANDRADE

MÉMOIRE PAR ARTICLES PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE
SUPÉRIEURE COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE
LA MAÎTRISE AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE DE LA CONSTRUCTION
M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 14 DÉCEMBRE 2023

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Freya Saima Aguilar Andrade, 2023



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
CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

Mme Annie Poulin, directrice de mémoire
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

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

M. Jean-Luc Martel, président du jury
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

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

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

LE 24 NOVEMBRE 2023

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers de nombreuses personnes, car la réalisation du présent travail n'aurait pas été possible uniquement grâce à mes propres efforts. En tête de cette liste, se trouve ma mère, une personne qui m'a toujours enseigné à croire en mes capacités et à poursuivre mes rêves. Ces deux dernières années ont été marquées par un soutien sans faille de ma famille malgré la distance géographique, et ils n'ont jamais manifesté le moindre reproche pour le manque de contact dû à mon emploi du temps chargé. Même s'ils ne liront peut-être jamais ce travail, ils seront fiers de voir mon diplôme et la professionnelle que je suis devenue.

J'adresse également mes remerciements les plus sincères au Dr. Rabin, car sans sa confiance en mes compétences, je n'aurais jamais eu l'opportunité de rencontrer des personnes aussi merveilleuses qu'Annie, Mariana et Richard. Le Dr. Rabin, (ainsi que la Dr. Annie), a réalisé un travail exceptionnel en faisant progresser la recherche tout en offrant un précieux soutien à de nombreux étudiants aspirant à une carrière dans la recherche. Leur aide a été inestimable, et je leur en serai toujours reconnaissante. Bien qu'ils considèrent peut-être cela comme faisant simplement partie de leur travail, ils ont grandement contribué à la réalisation de mon rêve de décrocher une maîtrise au Canada.

Je réserve un paragraphe spécial à Mariana, car elle le mérite amplement. D'abord, elle a été ma conseillère de thèse, puis ma collègue en laboratoire, et aujourd'hui, elle compte parmi mes amies les plus précieuses à Montréal. Mariana m'a constamment aidée à rendre la recherche plus accessible, moins ardue, malgré sa complexité intrinsèque. Mon travail n'aurait pas pu atteindre un tel niveau de professionnalisme sans son soutien indéfectible, ses précieux conseils et son aide inestimable. Je plaisante en espérant que sa contribution se traduise par une augmentation de salaire, hahaha.

Naturellement, je réserve un autre paragraphe à mon partenaire, Geoffrey. Les mots me manquent pour exprimer ma gratitude envers lui pour tout le soutien qu'il m'a apporté, que ce

VI

soit lors de mon arrivée à Montréal, dans les démarches administratives, face à mes soucis financiers, de santé et au travail. Geoffrey a été mon pilier, même lorsque j'étais accablée par le stress de la recherche et de mon emploi à temps partiel. Il mérite la reconnaissance ultime pour avoir enduré mes moments les plus difficiles et pour m'avoir toujours prodigué des paroles d'encouragement.

Enfin, je tiens à remercier Annie et Richard. Je n'aurais jamais imaginé soumettre un article, encore moins participer à une conférence en Europe, et encore moins réaliser une maîtrise au Canada. Vous êtes les enseignants les plus dévoués, ouverts d'esprit, décontractés et compréhensifs que j'aie jamais eu la chance de rencontrer. Travailler avec vous a été une véritable bénédiction, et je n'aurais pas pu rêver de meilleurs mentors. Votre dévouement dépasse largement les attentes, et je souhaite ardemment que vous soyez récompensés à la hauteur de vos mérites.

Je ne saurais oublier de mentionner mes amies, Maedeh, Daniela, Erika, Karen et Arlen : vous occupez une place spéciale dans mon cœur, et je vous remercie du fond du cœur d'avoir rendu cette période plus agréable, plus amusante et plus supportable. Je tiens également à remercier mon petit frère, Jael, pour sa compréhension face à mes horaires chargés.

À toutes les personnes que j'ai mentionnées dans ce discours de gratitude, sachez que vous avez une place permanente dans mon cœur. Votre soutien et votre amitié comptent énormément pour moi, et je vous souhaite tout le succès et le bonheur du monde.

Application de techniques de post-traitement des prévisions météorologiques pour améliorer les prévisions hydrologiques opérationnelles: étude de cas sur plusieurs bassins versants canadiens

Freya Saima AGUILAR ANDRADE

RÉSUMÉ

Les prévisions hydrologiques permettent d'estimer le débit d'eau des rivières. Elles sont essentielles pour diverses activités telles que la prévention des inondations et des sécheresses, la gestion de l'approvisionnement en eau, et les opérations des centrales hydroélectriques. Les prévisions hydrologiques à moyen terme (de 3 à 15 jours) utilisent des modèles hydrologiques pilotés par des prévisions des modèles de prévision météorologique dynamique. Cependant, les prévisions hydrologiques contiennent souvent des biais dus à divers facteurs tels que les incertitudes dans les paramètres du modèle hydrologique, les déficiences dans la structure du modèle, les entrées météorologiques, la mesure peu fiable des données d'entrée et la mauvaise spécification des conditions initiales ou de leurs limites. En général, les données d'entrée météorologique sont la principale source d'incertitude dans les prévisions hydrologiques, incertitude qui les rend moins utiles aux gestionnaires des ressources en eau. Cependant, elles peuvent être améliorées grâce à des méthodes de post-traitement. Le post-traitement a la capacité de réduire les biais globaux et d'améliorer la propagation de l'incertitude afin d'améliorer l'utilité des prévisions dans la prise de décisions.

Dans cette étude, la technique de post-traitement de la correction par quantiles (mieux connu sous sa dénomination anglaise Quantile Mapping; QM) a été mise en œuvre sur les prévisions météorologiques, plus précisément sur les données de précipitations. La méthode QM est conçue pour être une méthode de post-traitement simple et efficace pour la prévision, destinée à une utilisation opérationnelle par les utilisateurs finaux. Par conséquent, le QM a été évalué dans trois configurations différentes : un schéma d'application mensuel, un schéma saisonnier et un schéma annuel. L'évaluation a été effectuée sur 20 bassins versants de différentes superficies allant de 30 km² à plus de 30 000 km² au Canada. Les méthodes de post-traitement ont été entraînées sur la précipitation des prévisions d'ensemble opérationnelles ECMWF de 2015 à 2019 et ensuite appliquées dans les prévisions de 2020, chaque prévision contenant 50 membres. Huit modèles hydrologiques globaux ont été utilisés : CEQUEAU, GR5dt, HBV, HYMOD, IHACRES, MOHYSE, SIMHYD et TOPMODEL. Les modèles hydrologiques ont été calibrés à l'aide de la Stratégie d'adaptation et d'évolution de la matrice de covariance (CMAES) et des filtres d'ensemble de Kalman (EnKF) ont été utilisés pour l'assimilation de données. Les prévisions post-traitées ont ensuite été introduites dans les huit modèles précédents, en générant alors les prévisions hydrologiques pour l'année 2020 avec une période de prévision de 10 jours et un pas de temps de 6 heures.

La robustesse de la méthodologie et les résultats ont été évalués à l'aide de la métrique « Continuous Ranked Probability Score » (CRPS) et d'une nouvelle métrique que nous avons appelée « Runoff-Specific CRPS » (RSCRPS), qui est calculée en divisant le CRPS par le débit moyen de chaque bassin. Des améliorations significatives sont observées lors de

VIII

l'utilisation de QM dans les prévisions de précipitations ; cependant, ces améliorations ne se traduisent pas par des prévisions hydrologiques améliorées. Les résultats indiquent que les trois configurations de QM n'améliorent pas la précision des prévisions d'écoulement des cours d'eau dans la plupart des bassins versants et, parfois, les prévisions traitées présentent des performances moins bonnes que les prévisions brutes, ce qui souligne la nécessité de s'assurer que les méthodes de post-traitement des précipitations ont un impact positif sur les prévisions hydrologiques.

Mots-clés: Prévision hydrologique, modélisation hydrologique, prévision d'ensemble, vérification des prévisions, quantile mapping

Application of post-processing techniques for meteorological forecasts to improve operational hydrological forecasts: a case study of multiple Canadian watersheds

Freya Saima AGUILAR ANDRADE

ABSTRACT

Hydrological forecasts allow estimating streamflow in rivers runoff. This is vital for various activities such as drought and flood prevention, water supply management and hydroelectric plant operations. Medium-range hydrological forecasts (3-15 days) use hydrological models driven by dynamical weather prediction forecasts. However, hydrological forecasts often contain biases due to various factors such as uncertainties in the hydrological model's parameters, deficiencies in model structure and meteorological input, unreliable measurement of input data, and mis specified initial and boundary conditions. Generally, meteorological input is the main source of uncertainty in hydrological forecasts, uncertainty that make them less useful to water resources system managers. However, they can be further improved using post-processing methods. Post-processing has the capability to reduce overall bias and improve the uncertainty quantification (spread), in order to enhance the usefulness of the forecasts in decision-making.

In this study, the Quantile Mapping (QM) post-processing technique was implemented on meteorological forecasts, more specifically on the precipitation input. The QM method is designed to be a simple and effective post-processing method for streamflow forecasting, intended for operational use by end-users. As a result, QM was assessed in three different configurations: A monthly, a seasonal, and an annual quantile mapping application scheme. The evaluation was carried out over 20 watersheds with different surface areas from 30 km² to over 30 000 km² in Canada. Post-processing methods were trained on the precipitation of the 2015-2019 ECMWF Overall Operational Forecast and then applied in the 2020 forecast, each forecast an ensemble of 50 members. Eight global hydrological models were used: CEQUEAU, GR5dt, HBV, HYMOD, IHACRES, MOHYSE, SIMHYD and TOPMODEL. Hydrological models were calibrated and assimilated using the Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMAES) and the Ensemble Kalman Filters algorithm (EnKF). The post-processed forecasts were then introduced into the previous eight models, generating the hydrological forecasts for the year 2020 with a forecast period of 10 days and a time step of 6 hours.

The robustness of the methodology and the results were evaluated using the Continuous Ranked Probability Score (CRPS) metric and a new metric we called the Runoff-Specific CRPS (RSCRPS), which is calculated by dividing the mean daily CRPS by the mean runoff of the basin. Noticeable enhancements are observed when employing QM in precipitation forecasts; however, these improvements do not translate into enhanced hydrological forecasts. Findings indicate that the three QM configurations do not enhance the accuracy of streamflow forecasts in most catchments, and at times, the processed forecasts exhibit poorer performance compared to the raw forecasts, highlighting the need to ensure precipitation post-processing methods positively impact hydrological forecasts.

Keywords: Hydrological forecasting, hydrological modelling, ensemble forecasting, forecast verification, quantile mapping

TABLE DE MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	19
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	21
1.1 La modélisation hydrologique	21
1.1.1 Classification des modèles hydrologiques.....	22
1.2 Les prévisions météorologiques.....	24
1.3 Les prévisions hydrologiques.....	26
1.4 Le post-traitement des prévisions	28
1.4.1 Les méthodes de post-traitement hydrométéorologiques	29
1.5 Objectifs	33
CHAPITRE 2 APPLICATION OF WEATHER POST-PROCESSING METHODS FOR OPERATIONAL ENSEMBLE HYDROLOGICAL FORECASTING ON MULTIPLE CATCHMENTS IN CANADA.....	35
2.1 Abstract	35
2.2 Introduction.....	36
2.3 Materials and Methods.....	38
2.3.1 Study area	38
2.3.2 Hydrometeorological observation and weather forecast data.....	41
2.3.3 Hydrological models	42
2.3.4 Model calibration.....	45
2.3.5 Data Assimilation	46
2.3.6 Post-processing.....	47
2.3.7 Hydrological forecasting	49
2.3.8 Performance evaluation	49
2.4 Results	50
2.4.1 Hydrological model performance on the sub-daily time-step	50
2.4.2 Evaluation of the post-processing methods.....	51
2.4.3 Effects of the post-processing on streamflow simulations	54
2.4.4 Post-processing effectiveness on streamflow forecasts depending on catchment location.....	61
2.5 Discussion	64
2.5.1 Hydrological model performance and sensitivity to uncertainty.....	64
2.5.2 Post-processing of precipitation forecasts and process- conditioning	66
2.5.3 Impact on precipitation post-processing on streamflow simulations	67
2.5.4 Limitations and implications for hydrological studies	68
2.6 Conclusions and recommendations.....	69
2.7 Acknowledgements.....	71
2.8 Funding	71

CHAPITRE 3	DISCUSSION.....	73
3.1	Performances des modèles hydrologiques et sensibilité aux incertitudes.....	73
3.2	Post-traitement des prévisions de précipitations et conditionnement des processus	76
3.3	Impact du post-traitement des précipitations sur les simulations de débits	78
3.4	Limites des travaux et implications pour les études hydrologiques.....	80
CONCLUSION	85
RECOMMANDATIONS	87
ANNEXE I	BOÎTES À MOUSTACHES EN MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE	89
ANNEXE II	CARTES RSCRPS EN MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE	115
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		118

LISTE DES TABLEAUX

		Page
Tableau 1.1	Liste des méthodes statistiques représentatives de post-traitement appliquées aux prévisions météorologiques et hydrologiques.....	31
Tableau 2.1	Main characteristics of the 20 catchments used in this study.....	40
Tableau 2.2	Main characteristics of the eight lumped hydrological models used in this study.....	44
Tableau 2.3	Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) results during model calibration.....	51
Tableau 2.4	Most effective hydrological model at each catchment by postprocessing method.....	56

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Visualisation de la structure spatiale des modèles hydrologiques, A (Modèle global), B (Modèle semi-distribué), C (Modèle distribué)..... 23
Figure 1.2	Composants du système de prévision hydrologique. 27
Figure 2.1	Location of the 20 catchments used in this study..... 39
Figure 2.2	Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 24h lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple)..... 52
Figure 2.3	Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 2 days lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple) 53
Figure 2.4	Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 4 days lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple) 53
Figure 2.5	Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 8 days lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple) 54
Figure 2.6	Most effective hydrological model at each catchment by post-processing method. Eastern Canada catchments. Not shown: The Alberta catchment has HBV as the best model for the 4 cases 55
Figure 2.7	Distribution of best hydrological model based on the lowest median CRPS among the 20 catchments used in this study 57

Figure 2.8	CRPS values of the 2020 hydrological forecasting per lead-time for the 40624 station (catchment 4) with the eight different hydrological models	58
Figure 2.9	CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 03OE011 station (catchment 17) with the eight different hydrological models	59
Figure 2.10	CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 01EF001 station (catchment 14) with the eight different hydrological models	60
Figure 2.11	Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the CEQUEAU hydrological model at 5 days of lead-time	62
Figure 2.12	Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the TOPMODEL hydrological model at 5 days of lead-time	63
Figure 3.1	Distribution spatiale des valeurs médianes de RSCRPS par modèle hydrologique, avec l'utilisation des précipitations brutes de l'ECMWF	75

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AB	Alberta
CemaNeige	Module neige développé par l'institut public de recherche <i>Cemagref – UR Hydrosystèmes et Bioprocédés</i>
CEQUEAU	Modèle hydrologique développé par <i>l'Institut national de la recherche scientifique (INRS)</i> de l'Université du Québec
CMAES	Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy
CRPS	Continuous Ranked Probability Score
ECMWF	European Centre for Medium-range Weather Forecasts
EnKF	Ensemble Kalman Filter
ERA5	Cinquième génération du réanalyse ECMWF
GR4H	Modèle hydrologique « Hourly Rainfall-Runoff Model »
GR4J	Modèle hydrologique « Génie rural à 4 paramètres »
GR5dt	Modèle hydrologique à partir de la combinaison des modèles GR4J et GR4H
HBV	Modèle hydrologique « Hydrologiska Byrans Vattenavdelning »
HRU	Unités de Réponse Hydrologique
HYMOD	Modèle hydrologique « HYdrological MODel »
IHACRES	Modèle hydrologique « Identification of unit Hydrographs And Component flows from Rainfall, Evapotranspiration and Streamflow »
MCG	Modèles de Circulation Générale
MCR	Modèles Climatiques Régionaux
MOHYSE	Modèle hydrologique « Modèle Hydrologique Simplifié à l'Extrême »
NL	Newfoundland and Labrador
NS	Nova Scotia

XVIII

NSE	Nash-Sutcliffe Efficiency
NWP	Numerical Weather Prediction
ON	Ontario
PE	Prince Edward Island
PET	Potential Evapotranspiration
QC	Québec
QM	Quantile Mapping
RSCRPS	Runoff-Specific Continuous Ranked Probability Score
SIMHYD	Modèle hydrologique simplifié à partir du modèle « HYDROLOG » et développé par le <i>Cooperative Research Centre for Catchment Hydrology</i> en Australie
TOPMODEL	Modèle hydrologique « TOPographic MODEL »
UTC	Coordinated Universal Time

INTRODUCTION

Les modèles hydrologiques sont des outils essentiels pour comprendre l'écoulement de l'eau dans les bassins versants. Pour obtenir des débits précis, ces modèles sont alimentés avec des données météorologiques, notamment les températures et précipitations, qui sont transformées en débits simulés. Ces modèles sont utilisés dans de nombreuses applications pour l'évaluation, le développement et la gestion des ressources en eau. Ils sont utilisés, par exemple, pour analyser la quantité et la qualité des écoulements, les opérations des systèmes de réservoirs, le développement et la protection des eaux souterraines, la gestion de l'utilisation conjointe des eaux de surface et souterraines, les systèmes de distribution d'eau, l'utilisation de l'eau, ainsi qu'une série d'activités de gestion des ressources en eau (Singh et Woolhiser, 2002). Au Canada, les modèles hydrologiques sont utilisés de manière opérationnelle pour la prévision hydrologique afin de gérer les centrales hydroélectriques et pour prévoir les risques d'inondation. Le Canada est le quatrième plus grand producteur d'énergie hydroélectrique au monde, avec 60% de l'électricité produite provenant de sources hydroélectriques en 2019 (CER, 2023).

Le processus de prévision hydrologique typique consiste à obtenir des prévisions météorologiques, à ajuster les états initiaux d'un modèle hydrologique pour qu'ils ressemblent le plus possible à l'état hydrologique du bassin versant, puis à exécuter le modèle avec les prévisions météorologiques calibrées pour générer des prévisions hydrologiques brutes. Cependant, le débit de sortie peut contenir des biais provenant de différentes sources, tels que l'incertitude systémique et l'incertitude de mesure. L'incertitude systémique est liée à la simplification des processus apportées par les différents modèles hydrologiques et météorologiques, tandis que l'incertitude de mesure correspond à la qualité et quantité des données collectées, notamment des données provenant des stations hydrométriques et météorologiques (McMillan et al., 2012). Il est donc primordial d'ajouter une étape à la démarche de prévision hydrologique pour améliorer les propriétés de prévision hydrologique et la fiabilité du système. Cette dernière étape est appelée le post-traitement.

Le post-traitement est une étape déterminante pour améliorer la qualité de la prévision hydrologique. Le post-traitement permet de corriger, à l'aide de divers outils statistiques, les séries temporelles de diverses variables (telles que la précipitation, la température ou les débits) de telle sorte à ce que les caractéristiques de ces variables soient plus représentatives de la réalité. De plus, les précipitations sont considérées comme l'une des entrées les plus importantes pour les modèles hydrologiques, car elles affectent directement la quantité d'eau qui s'écoule dans les rivières et les cours d'eau. Cependant, les précipitations sont également la plus grande source d'incertitude des données d'entrée pour les modèles hydrologiques (McMillan et al., 2011).

L'objectif principal de la recherche du projet est d'améliorer la précision et la fiabilité des prévisions hydrologiques horaires et journalières pour les petits et moyens bassins versants partout au Canada. Par conséquent, la présente étude se concentre sur l'utilisation d'une technique de post-traitement, spécifiquement la méthode de Quantile Mapping (QM), pour améliorer l'exactitude des prévisions de précipitations sur un large ensemble de bassins versants au Canada, qui sont une variable clé dans les modèles hydrologiques et une source importante d'incertitude dans la modélisation hydrologique et la prévision du débit des cours d'eau. En post-traitant les prévisions de pluie, nous visons à générer des entrées plus fiables pour les modèles hydrologiques et produire, par la suite, des prévisions de débit plus précises. De plus, l'utilisation d'un ensemble diversifié de bassins versants et de modèles hydrologiques aidera à comprendre les limites du post-traitement des précipitations en fonction des attributs du bassin versant et de la structure du modèle hydrologique.

Ce mémoire est organisé en trois parties : Au cours du chapitre 1, nous précisons les caractéristiques des éléments qui défient une prévision hydrologique. Cela nous permettra, à l'issue de ce chapitre, de définir plus précisément les objectifs de la thèse. Le chapitre 2 présente l'article soumis qui décrit les bassins choisis pour constituer notre zone d'étude, ainsi que les outils de post-traitement utilisés. Nous présentons alors la méthodologie et les résultats obtenus. Enfin, le chapitre 3 concerne la discussion et la conclusion.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

Ce présent chapitre se concentre sur la présentation des sujets clés qui sont fondamentaux pour la compréhension et la contextualisation des méthodes employées pour la réalisation de cette étude. Les sujets abordés, dans l'ordre d'apparition, sont : la modélisation hydrologique, les prévisions météorologiques, les prévisions hydrologiques, le post-traitement statistique des prévisions, ainsi que les différents types de post-traitement existants.

1.1 La modélisation hydrologique

Les modèles hydrologiques sont considérés aujourd'hui comme des outils importants et nécessaires pour la gestion des ressources en eau et environnementales (Becker & Serban, 1990). Un modèle hydrologique peut être défini comme un ensemble d'équations qui permettent d'estimer le débit en fonction de plusieurs paramètres utilisés pour décrire les caractéristiques d'un bassin versant (Devia et al., 2015). Ces modèles sont principalement utilisés pour prédire le comportement du système et comprendre différents processus hydrologiques (Singh et Woolhiser, 2002 ; Moradkhani et Sorooshian, 2008). Les deux types de données d'entrée les plus importantes et nécessaires pour tous les modèles sont les données météorologiques, notamment la précipitation et la température, et les caractéristiques du bassin versant telles que la superficie du bassin versant, les propriétés du sol, la couverture végétale, la topographie, la teneur en humidité du sol et les caractéristiques de la nappe phréatique., entre autres. Ces modèles permettent d'obtenir des prévisions hydrologiques fiables et représentatives du site à l'étude, ce qui est essentiel pour la gestion des ressources en eau.

Une partie importante du processus de modélisation hydrologique est la calibration des paramètres des modèles hydrologiques pour produire des estimations fiables du débit des cours d'eau (Yu, 2003). La calibration du modèle est un processus d'optimisation ou d'ajustement systématique des paramètres du modèle pour obtenir un ensemble de paramètres qui fournit la meilleure estimation du débit observé (Yu, 2003). Presque tous les modèles qui estiment

l'écoulement des bassins versants doivent être étalonnés pour produire des estimations fiables du débit, car il y a peu de preuves de liens solides entre les caractéristiques physiques des bassins versants et les paramètres des modèles hydrologiques (Vaze et al., 2012).

La calibration d'un modèle hydrologique implique généralement l'exécution du modèle plusieurs fois en testant différentes valeurs de paramètres dans le but d'améliorer l'ajustement du modèle aux données de calibration (Boyle et al., 2000). La calibration peut être effectuée de différentes manières : « manuellement » dont le modélisateur établit les valeurs des paramètres, exécute le modèle pour inspecter les résultats, puis répète ce processus de nombreuses fois ; l'optimisation « automatisée », avec un algorithme optimisateur exécutant le modèle des centaines ou des milliers de fois avec différentes valeurs de paramètres ; ou en utilisant une approche « hybride » de phases d'optimisation automatisées, intercalées avec des essais manuels de jeux de paramètres (Moradkhani et Sorooshian, 2008).

La donnée de sortie principale du modèle hydrologique est l'estimation du débit à l'exutoire du bassin versant, ainsi que d'autres paramètres qui sont utilisés pour décrire les caractéristiques du bassin. Selon le modèle hydrologique, d'autres caractéristiques telles que l'infiltration du bassin, le stockage, le niveau de la nappe phréatique ou le contenu du stock de neige peuvent être extraites en plus du débit.

1.1.1 Classification des modèles hydrologiques

L'une des classifications les plus générales des modèles hydrologiques est la classification basée sur l'interprétation spatiale de la zone de capture du modèle, ce qui sépare les modèles en modèles globaux, semi-distribués et distribués. Les trois catégories spatiales de modèles hydrologiques peuvent être visualisées dans la Figure 1.1.

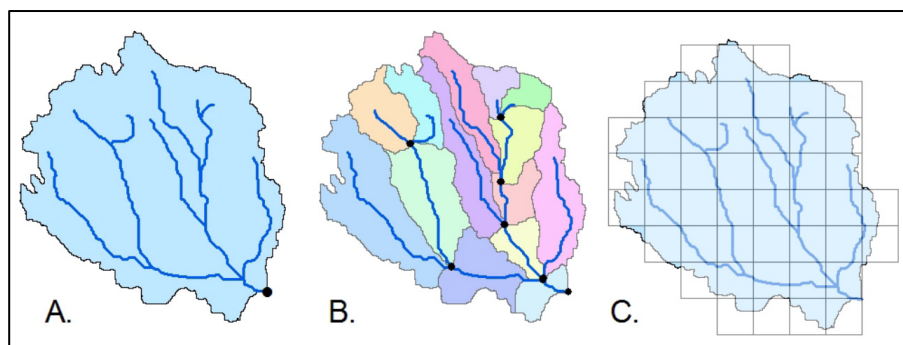


Figure 1.1 Visualisation de la structure spatiale des modèles hydrologiques, A (Modèle global), B (Modèle semi-distribué), C (Modèle distribué)

Tiré de Sitterson et al. (2017)

Les modèles globaux considèrent l'ensemble du bassin hydrographique comme une unité unique dans laquelle la variabilité spatiale n'est pas prise en compte, de sorte que les sorties sont générées sans tenir compte des processus spatiaux. Les modèles globaux traitent la zone de capture comme une seule unité homogène (voir figure 1.1 « A »). Des valeurs moyennes sont utilisées sur le bassin et les caractéristiques de la zone de capture sont établies comme étant égales pour toute la zone (Singh et Woolhiser, 2002).

Les modèles semi-distribués sont des variations de modèles globaux, avec des caractéristiques de modèles distribués permettant de représenter une certaine variabilité à l'échelle du bassin versant. Le modèle divise le bassin en zones plus petites, avec des paramètres différents pour chacune d'elles (voir figure 1.1 « B »). Les sous-bassins peuvent être divisés de nombreuses manières, par pente, groupe de sol, zones de végétation, ou en sous-sections appelées Unités de Réponse Hydrologique (HRU) dans lesquels les processus sont considérés uniformes et homogènes à la manière des modèles globaux (Esteves, 1994). Les HRU peuvent être basés sur des cartes superposées de la couverture terrestre, du groupe de sol et de l'élévation (Beven, 2012). Les débits générés à chaque HRU ou sous-bassin sont finalement transportés à l'exutoire par le biais de mécanismes de routage et de laminage.

Les modèles distribués permettent de faire des prévisions qui sont distribuées dans l'espace en divisant toute la zone de capture en petites unités, généralement un système de grille bidimensionnel ou un réseau irrégulier triangulé, de sorte que les paramètres, les entrées et les sorties peuvent varier spatialement (voir figure 1.1 « C »). Les modèles de ruissellement distribué sont les plus complexes car ils prennent en compte l'hétérogénéité spatiale des entrées et des paramètres (Sitterson et al., 2018). Les modèles distribués sont exigeants en données, avec toutes les données d'entrée distribuées dans l'espace et dans le temps. Chaque petite cellule a une réponse hydrologique distincte et est calculée séparément, mais elle incorpore des interactions avec les cellules voisines (Rinsema, 2014). Les modèles distribués spatialement ont influencé les pratiques de gestion en fournissant des données détaillées pour des applications telles que des études d'impact agricole et écologique, qui exigent des résultats spatialement variables pour diverses variables hydrologiques (e.g. voir Rode et al., 2010; Bouadi et al., 2017).

Les modèles hydrologiques globaux sont privilégiés en hydrologie en raison de leur adaptabilité et de leur simplicité. Ils requièrent moins de données, les rendant idéaux pour les applications opérationnelles. Bien que les modèles distribués soient réputés pour leur précision, ils peuvent rencontrer une limite de performance en raison de la qualité des données d'entrée. En revanche, la facilité de compréhension des modèles globaux les rend également accessibles aux non-experts, ce qui les rend encore plus attrayants dans des contextes où les données sont limitées. De plus, si le seul objectif est de simuler le débit à l'exutoire, les modèles globaux se révèlent aussi efficaces que les modèles distribués, offrant une alternative valable (Bergström, 1991).

1.2 Les prévisions météorologiques

La prévision météorologique est l'estimation des conditions météorologiques futures, basée sur des modèles numériques de prévision météorologique (Numerical Weather Prediction; NWP) qui utilisent les équations de la mécanique des fluides pour simuler le comportement de l'atmosphère (Krishnamurti, 1995). Les NWP sont construits en deux étapes : tout d'abord, un

ensemble d'équations différentielles qui décrivent le comportement continu de l'atmosphère est établi. Ensuite, les équations sont discrétisées, c'est-à-dire qu'elles sont transformées en équations de variables discrètes, pour lesquelles les solutions sont obtenues à l'aide d'un algorithme approprié (Coiffier, 2011). Les résultats de la prévision météorologique dépendent donc du processus de discrétisation utilisé.

Les modèles numériques de prévision météorologique utilisent une richesse de données observationnelles concernant de nombreuses variables qui influencent la météo et le climat, telles que des mesures de la température, l'humidité, la pression atmosphérique, de vitesse du vent, la précipitation, etc., ainsi que des données d'imagerie satellite pour initialiser les modèles (Haupt et al., 2017). La précision de la prévision dépend de la qualité des données d'entrée, de la résolution spatiale et temporelle du modèle, ainsi que de la précision des algorithmes de discrétisation et de résolution numérique (Haiden et al., 2018). En fin de compte, la prévision météorologique dépend d'une compréhension précise des processus atmosphériques et de la qualité des données d'entrée disponibles. Les progrès continus dans les modèles numériques, les observations et les ordinateurs ont permis d'améliorer la précision des prévisions météorologiques (Kimura, 2002).

Au vu des avancées dans les NWP, idéalement, la prévision hydrologique devrait utiliser des produits de NWP présentant une haute résolution spatiale, de longues périodes de prévision, des estimations fiables d'incertitude (par exemple, des prévisions d'ensemble calibrées) et des enregistrements prolongés de prévisions rétrospectives cohérents avec le modèle opérationnel. Cependant, dans la pratique, les modèles de NWP opérationnels ne présentent généralement qu'une ou deux de ces caractéristiques, mais jamais toutes à la fois (Pagano et al., 2013b). Dans certains cas, des produits de NWP avancés peuvent exister, mais ne sont pas accessibles aux services de prévision hydrologique.

1.3 Les prévisions hydrologiques

La prévision hydrologique est un processus essentiel en hydrologie qui vise à anticiper le débit d'eau dans une rivière sur une période d'intérêt. Cette pratique est cruciale dans la gestion des barrages, où les prévisions permettent d'adapter l'opération de ceux-ci en fonction des conditions climatiques et hydrologiques, tout en respectant les plans de gestion (Becker & Serban, 1990). La prévision hydrologique est également utile pour les rivières non réglementées, car elle permet de fournir des avertissements préalables, des réponses d'urgence et d'autres préparatifs avec une certaine anticipation, facilitant ainsi la gestion rapide et efficace des interventions sur le terrain (Pagano et al., 2013b).

La chaîne du système de prévision hydrologique peut se résumer en deux processus: (1) l'obtention des prévisions météorologiques et (2) la transformation météo-débit (Li et al., 2021). Comme il est possible d'observer dans le système de prévision hydrologique de la figure 1.2, nous pouvons améliorer la chaîne en ajoutant des étapes de post-traitement météo et hydrologique (étapes 1 et 3). Que ce soient des prévisions déterministes ou des prévisions ensemblistes (ensemble de prévisions déterministes), les prévisions brutes générées par des NWP ne devraient pas être utilisées directement par les utilisateurs finaux en raison de divers biais, qui doivent idéalement être retirés. Le "post-traiteur météorologique" traite les biais des prévisions météorologiques, qui sont utilisées ensuite comme entrées du modèle hydrologique. Le "post-traiteur hydrologique" traite les prévisions hydrologiques brutes sorties d'un modèle hydrologique. Les deux autres processus indiqués à la figure 1.2 (a et b) consistent en l'assimilateur de données pour l'incertitude et les biais dans les conditions initiales (Figure 1.2 (a)) et le processeur d'incertitude paramétrique pour l'incertitude dans les paramètres du modèle hydrologique (Figure 1.2 (b)).

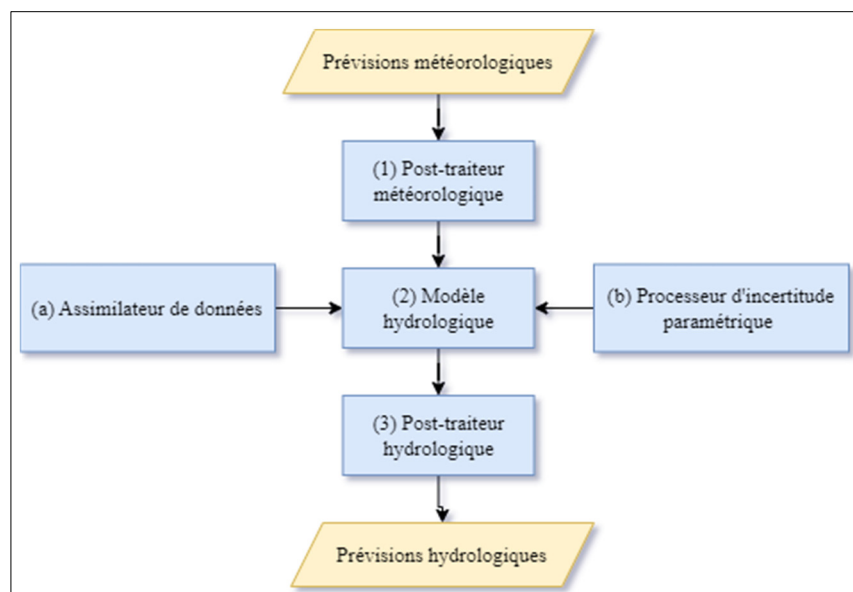


Figure 1.2 Composants du système de prévision hydrologique
Tirée du rapport synthèse de Li et al. (2021)

Comme il est possible de voir sur la figure 1.2, le post-traitement des données occupe 2 des 5 étapes de la prévision hydrologique. Il est important de se rappeler que les prévisions sont toujours entachées d'incertitudes, en raison de la sensibilité aux conditions initiales et des limites inhérentes à la modélisation mathématique de l'atmosphère et les processus d'écoulement, ce qui produit des incertitudes de prévision qui s'accroissent dans le temps. Cependant, en exécutant un modèle sur une période de temps et en ajustant les données entrantes et résultantes continuellement avec l'aide de post-traiters statistiques, il est possible d'améliorer et de maintenir sa cohérence avec les données historiques (Alley et al., 2019).

Les prévisions peuvent être émises sur plusieurs horizons temporels. Généralement, on classe les prévisions comme étant à court-terme lorsque l'horizon est de 0-3 jours, à moyen-terme pour un horizon de 3-15 jours, et de long-terme au-delà de 15 jours, bien qu'il n'y ait pas de définition fixe. De plus, il existe des types de prévision plus spécifiques telles que les prévisions saisonnières et sous-saisonnières, se situant entre les prévisions à moyen et long-terme selon les définitions. Pour bien des applications, la prévision d'intérêt est celle à court et moyen-terme, car ce sont les prévisions les plus précises et aptes à fournir des informations sur

lesquelles les gestionnaires peuvent agir (par exemple, pour évacuer une municipalité dont on prévoit l'inondation). (Duband & Tourasse, 1992). Ces prévisions se concentrent sur des décisions immédiates et nécessitent une haute précision pour prendre en compte les conditions actuelles du système hydrologique, tandis que les prévisions à long terme sont utilisées pour planifier les opérations futures et nécessitent une précision moindre.

1.4 Le post-traitement des prévisions

Les prévisionnistes opérationnels des rivières font face à plusieurs défis complexes en hydrologie. Premièrement, les modèles de pluie-débit couramment utilisés sont souvent de nature simpliste et ont été développés il y a plusieurs décennies. Deuxièmement, le domaine du développement des modèles hydrologiques conceptuels n'a pas connu de progrès significatifs récemment, ce qui limite l'amélioration des performances des modèles existants. Troisièmement, la précision des prévisions dépend étroitement de la qualité des prévisions de précipitations, qui peuvent être sujettes à des incertitudes considérables. Enfin, de nombreux processus hydrologiques essentiels ne sont pas encore modélisés ou présentent des difficultés de modélisation en raison de leur complexité ou de leur caractère non linéaire (Pagano et al., 2013b; Shrestha et al., 2013).

Développer des systèmes de prévision hydrologiques ou météorologiques fiables est difficile en raison du comportement chaotique du système terrestre et de ses composants. Les petites erreurs introduites par les observations, leur assimilation et la configuration du modèle de prévision sont amplifiées, entraînant une perte parfois significative de l'habileté de prévision (Hart et al., 2005; Pielke, 2013; Alerskans & Kaas, 2021).

La haute résolution temporelle des prévisions de précipitations, ciblant la variabilité sous-journalière, est cruciale pour diverses applications telles que la gestion des inondations, l'entretien des infrastructures, l'agriculture, et les opérations hydroélectriques (Robertson et al., 2013; Jeworrek et al., 2022). Il est impératif de reconnaître l'importance des prévisions sous-journalières à l'échelle opérationnelle, notamment au Canada, où ces prévisions jouent un rôle

central dans la planification des opérations du système de génération et la réduction des risques d'inondation, particulièrement pendant la période de fonte de neige. Malgré la reconnaissance de leur importance, les prévisions numériques du temps (NWP) présentent des défis persistants, souvent sous-estimant le nombre d'événements de précipitations avec un délai de 6 heures en raison d'inexactitudes dans la détection du moment d'initiation des précipitations par les modèles (Saedi et al., 2020). Heureusement, des efforts prometteurs ont été déployés au sein de la communauté scientifique pour relever ces défis (Robertson et al., 2013; Li et al., 2019; Jeworrek et al., 2022).

Comme le montre la Figure 1.2, les post-traiteurs statistiques (à la fois le post-traiteur météorologique et le post-traiteur hydrologique) composent une partie essentielle du système de prévision hydrologique. Dans la section suivante, différentes techniques existantes pour améliorer les prévisions seront présentées, plus spécifiquement, les techniques de post-traitement des prévisions hydrométéorologiques vu que les modèles de post-traitement pour les prévisions hydrologiques partagent des similitudes théoriques avec ceux pour les prévisions météorologiques (Li et al., 2021; Troin et al., 2021).

1.4.1 Les méthodes de post-traitement hydrométéorologiques

Cette section décrit brièvement une classification de 5 types de techniques statistiques couramment utilisées comme méthodes de post-traitement hydrométéorologique. La classification présentée ici se base sur les travaux de révision de Li et al. (2021) et de Troin et al. (2021), qui proposent respectivement 6 et 4 types de méthodes. Chacune de ces méthodes joue un rôle spécifique dans l'amélioration des prévisions hydrologiques en corrigeant les biais et en ajustant la distribution des prévisions en fonction des observations historiques (Maraun, 2016; Pagano et al., 2013a).

La première méthode, la transformation de distribution (1), également appelée transformation quantile, utilise des quantiles de transformation calculés à partir de données historiques et d'erreur de prévision pour corriger les prévisions et les rendre cohérentes avec la distribution

statistique des observations. Le Quantile Mapping (QM) et le Quantile Model Averaging (QMA) sont des techniques bien connues de cette méthode (Maraun, 2016; Wood et al., 2018). Les méthodes statistiques non paramétriques (2) sont utilisées pour analyser les données non-normales ou lorsque la distribution des données ne peut pas être établie ou est hétérogène. La méthode CBPCK (Seo et al., 2014) est largement utilisée pour réduire la variance d'erreur inconditionnelle et le biais conditionnel, améliorant ainsi les estimations des prévisions extrêmes. Ensuite, le théorème de Bayes (3) est utilisé dans les méthodes de distribution conditionnelle pour calculer la probabilité conditionnelle d'un événement en fonction de l'observation d'un autre événement. La Probabilité Conjointe Bayésienne (BJP) (Wang et al., 2009) est un exemple de cette méthode. La régression statistique (4) quantifie la relation entre différentes variables à l'aide de modèles mathématiques. Elle permet de trouver une relation mathématique entre les variables en analysant les données historiques et en déterminant la force et la nature de la relation entre ces variables. Différents types de régression, tels que le "Perfect prognosis" (Klein et al., 1959) et les "Model Output Statistics" (Glahn & Lowry, 1972), sont utilisés dans la correction des biais des prévisions hydrologiques et météorologiques. Enfin, l'habillage d'ensemble (5) est une technique qui vise à réduire les erreurs systématiques et aléatoires dans les prévisions numériques en exploitant les corrélations entre les biais. Cette méthode utilise des techniques statistiques pour corriger les biais et estimer la distribution de probabilité de l'erreur de prévision (Pagano et al., 2013a).

Cette classification des méthodes de post-traitement fournit une vue d'ensemble des processus existants à ce jour et permet d'améliorer la fiabilité et la précision des prévisions hydrologiques en corrigeant les biais et en ajustant les distributions. Le tableau 1.1 ci-dessous fournit des informations supplémentaires sur chaque méthode de post-traitement dont il a été question dans cette section pour les prévisions générées par un seul modèle.

Comme il a été mentionné, les prévisions de précipitations sont essentielles pour atteindre la plus grande précision de prévision hydrologique et le plus long horizon de prévision possible (Georgakakos et Hudlow, 1984; Hapuarachchi et al., 2011). Cependant, les précipitations sont également considérées comme l'entrée de données présentant la plus grande source

d'incertitude, ce qui rend la correction du biais une étape cruciale pour améliorer la précision des prévisions hydrologiques (Biemans et al., 2009; Shrestha et al., 2013). Le QM est connu pour son succès continu dans la correction des indices basés sur les fréquences de précipitations, tels que la médiane, la variance, la fréquence, l'intensité et les extrêmes de la précipitation journalière (Wilcke et al., 2013; Fang et al., 2015; Niranjana et al., 2022). En effet, le QM a montré la meilleure performance, en particulier pour les quantiles élevés, ce qui est avantageux pour les applications liées aux événements extrêmes de précipitation (Thiemeßl et al., 2012; Wilcke et al., 2013; Niranjana et al., 2022).

Tableau 1.1 Liste des méthodes statistiques représentatives de post-traitement appliquées aux prévisions météorologiques et hydrologiques
Tirée du rapport synthèse de Li et al. (2021) et de Troin et al. (2021)

Type	Méthode	Reference pour les prévisions météorologiques	Reference pour les prévisions hydrologiques
La transformation de la distribution	Correction par quantiles (Quantile mapping)	Piani et al. (2010) Crochemore et al. (2016)	Hashino et al. (2007)
	Quantile model averaging ¹		Schepen and Wang (2015)
Non paramétriques	La méthode analogue (Analog method)	Hamill and Whitaker (2006)	
	Conditional bias-penalized indicator cokriging ¹		Brown et Seo (2010) and (2013)
Le théorème de Bayes	Processeur bayésien des prévisions (Bayesian processor of output/forecast)	Krzysztofowicz (2004); Marty et al. (2015)	
	Processeur bayésien de l'ensemble (Bayesian processor of ensemble)	Krzysztofowicz (2008)	
	Ensemble preprocessor ¹	Schaake et al. (2007)	
	Processeur d'incertitude hydrologique (Hydrological uncertainty processor)		Krzysztofowicz et al. (2000)
	Model conditional processor ¹		Todini et al. (2008)
	Probabilité conjointe bayésienne (Bayesian joint probability)	Robertson et al. (2013)	Wang et al. (2009)

Tableau 1.1 Liste des méthodes statistiques représentatives de post-traitement appliquées aux prévisions météorologiques et hydrologiques (suite)

Type	Méthode	Reference pour les prévisions météorologiques	Reference pour les prévisions hydrologiques
La régression statistique	Méthode de la prévision parfaite (Perfect prognosis)	Klein et al. (1959)	
	Le traitement par statistiques des résultats du modèle (Model output statistic)	Glahn et Lowry (1972)	
	Le filtre de Kalman de l'ensemble (Ensemble Kalman filter)	Crochet (2004)	Vrugt et al. (2005)
	Processus autorégressifs (Autoregressive model)		Seo et al. (2006), Bogner et al. (2011)
	Modèle linéaire (General linear model postprocessor)		Zhao et al. (2011)
	Ensemble model output statistics (EMOS) ¹	Gneiting et al. (2005), Scheuerer et al. (2014)	Hemri et al. (2015)
	Régression logistique (Logistic regression)	Wilks (2009)	
	Extended logistic regression ¹	Messner et al. (2015)	Fundel et Zappa (2011)
	Régression quantile (Quantile regression)	Bremnes et al. (2004)	Weerts et al. (2011)
	Inflation de la variance (Variance inflation)		Wood et Schaake (2008)
	Member-by-member regression ¹	Van Schaeybroeck et Vannitsem (2015)	
	Error-in-variable MOS ¹	Vannitsem (2009)	Roulin et Vannitsem (2015)
	Corrections linéaires (Linear scaling)	Crochemore et al. (2016)	
	Diagramme de Talagrand (Rank histogram recalibration)	Hamill (2001) Hamill et Colucci (1998)	
Validation croisée « tous sauf un » (Leave-out-cross validation)		Li et al. (2017)	
L'habillage d'ensemble	Méthode d'habillage du meilleur membre (Best-member dressing method)	Roulston et Smith (2003); Hamill et Scheuerer (2018)	Raftery et al. (2005) Pagano et al. (2013a)
	Estimation par noyau (Dressing kernels)	Wang et Bishop (2005); Fortin et al. (2006)	

Les différentes saisons et mois présentent des caractéristiques hydrologiques et météorologiques distinctes. Plusieurs études qui appliquent des méthodes de post-traitement basées sur les quantiles (y compris le QM) ont constaté une amélioration générale des

¹ Traduction en français non trouvée.

prévisions de précipitations, en particulier pour corriger les cas de pluies extrêmes (Shastri et al., 2017 ; Tani et Gobiet, 2019 ; Niranjan Kumar et al., 2022). C'est pourquoi un post-traitement adapté à différentes fenêtres temporelles (annuelles, mensuelles, saisonnières) peut permettre de mieux saisir et modéliser les variations naturelles de la précipitation, en particulier les pluies extrêmes, fournissant ainsi des prévisions hydrologiques plus précises et utiles. Pour une variable telle que la précipitation, il est également important de veiller à ce que ces fenêtres ne soient pas trop courtes (quelques jours, semaines), car elles pourraient ne pas offrir une diversité suffisante d'événements de précipitations pour entraîner des améliorations significatives, surtout lorsque la méthode de post-traitement est appliquée de manière indépendante d'un endroit à l'autre (Hamill, 2018).

Bien qu'il existe une grande variété de méthodes qui peuvent être utilisées pour corriger le biais dans les prévisions météorologiques et hydrologiques (comme nous venons de le présenter ci-dessus), dans cette étude nous avons décidé d'utiliser la méthode de correction des quantiles (QM) car elle est présentée de manière répétée dans la communauté scientifique comme la technique de correction de biais de la prévision de précipitation la plus populaire parmi les techniques mentionnées précédemment (e.g. Maurer et Pierce, 2014; Miao et al., 2016; Trinh-Tuan et al., 2019; Katiraie-Boroujerdy et al., 2020; Li et al., 2023; etc.). Il s'agit donc d'une première évaluation de l'applicabilité de la correction par quantiles sur la prévision hydrologique avec les données et le site à l'étude afin d'évaluer et comparer le potentiel avec ce qui a déjà été établi dans la littérature.

1.5 Objectifs

L'objectif de cette étude est d'améliorer la qualité des prévisions hydrologiques d'ensemble sous-journalières à l'aide de méthodes de post-traitement statistique. Les sous-objectifs seront d'appliquer trois différentes configurations du Quantile Mapping (QM) en appliquant la méthode suivant (1) un schéma mensuel, (2) un schéma saisonnier et (3) un schéma annuel. L'accent est mis sur la comparaison de ces différentes méthodes de post-traitement et leur

capacité à améliorer les prévisions météorologiques pour perfectionner les prévisions hydrologiques.

Pour assurer la variabilité de résultats, nous utiliserons un ensemble de huit modèles hydrologiques et une vingtaine de bassins versants situés dans différentes régions du Canada. D'autre part, pour assurer la fiabilité des prévisions obtenues et de la méthodologie proposée, nous utiliserons deux indicateurs de performance : la métrique « Continuous Ranked Probability Score » (CRPS) et une nouvelle métrique que nous appelons « Runoff-Specific CRPS » (RSCRPS).

Les travaux ont fait l'objet d'un article scientifique soumis au journal *Journal of Hydrology* en septembre 2023. Cet article est présenté à la prochaine section.

CHAPITRE 2

APPLICATION OF WEATHER POST-PROCESSING METHODS FOR OPERATIONAL ENSEMBLE HYDROLOGICAL FORECASTING ON MULTIPLE CATCHMENTS IN CANADA

Freya Saima Aguilar-Andrade¹, Richard Arsenault¹, Annie Poulin¹ and Magali Troin^{1,2},

¹ Hydrology, Climate and Climate Change Laboratory, École de technologie supérieure, 1100 Notre-Dame West, Montréal, Quebec, Canada H3C 1K3

²HydroClimat TVT, Maison du Numérique et de l'Innovation, Place Georges Pompidou, 83 000, Toulon, France

Paper submitted for publication, September 2023

2.1 Abstract

Hydrological forecasts contain biases that need to be addressed for their effective use in operational decision-making in water resources management. Performing post-processing allows reducing the overall systematic bias while improving the distribution and accuracy of hydrological forecasts. In this study, a Quantile Mapping (QM) post-processing method was applied on weather forecasts following three temporal configurations (monthly, seasonal, and annual) of the quantile mapping scheme. The evaluation was carried out over 21 catchments in southern Canada. The QM method was trained on the ECMWF ensemble weather forecasts from 2015-2019 inclusively and then validated on the one-year 2020 after which they are used as forcings to eight hydrological models. The ensemble streamflow forecasts for the year 2020 were generated at a lead time of 10 days and a timestep of 6 hours. The performance of the QM method was evaluated using the Continuous Ranked Probability Score (CRPS) metric. Noticeable enhancements are observed when employing QM in precipitation forecasts; however, these improvements do not translate into enhanced hydrological forecasts. Findings indicate that the three QM configurations do not enhance the accuracy of streamflow forecasts in most catchments, and at times, the processed forecasts exhibit poorer performance compared to the raw forecasts, highlighting the need to ensure precipitation post-processing methods positively impact hydrological forecasts.

Keywords: Hydrological forecasting, weather post-processing, quantile mapping, ensemble forecasting, forecast verification

2.2 Introduction

Hydrological forecasts play a crucial role in the operational water resources sector. For hydropower and water resource management, skillful and reliable streamflow forecasts constitute a critical input for the operation and management of infrastructures (Pagano et al., 2014). Ensemble forecasting systems based on numerical weather prediction (NWP)-forced hydrological models are one suitable approach to simulate and predict river flow (Troin et al., 2021). NWP models use estimates and assumptions to predict future weather. However, they have some limitations related their structure and parametrization. Such limitations in NWP models can result in less accurate weather forecasts (Rayner et al., 2005; Wu et al., 2011; Robertson et al., 2013; Tao et al., 2014) which can propagate errors into the forecasting system and affect the accuracy of streamflow forecasts (Leutbecher & Palmer, 2008).

Uncertainty in streamflow forecasting systems can be reduced by post-processing. Statistical post-processing methods are used to compensate for errors in model structure, and to correct systematic biases that may be present in the raw forecasts (Madadgar et al., 2014; Hopson et al., 2018). Many studies have shown that statistical post-processing is able to improve weather forecast accuracy. Weather post-processing methods are applied to adjust the mean and variance of the forecasts to better match the distribution of the observed data (Verkade et al., 2013). As the hydrological response is sensitive to climate variability, an accurate post-processing is needed to represent and preserve the space-time covariance of the weather patterns over a given catchment (Hopson et al., 2018). Quantile mapping (QM) is the most common approach for post-processing weather forecasts. It involves adjusting the raw weather forecast to match the distribution of the observations. QM improves the accuracy of the forecast by making it more consistent to historical observations. It is among the more flexible bias correction methods that attempt to adjust the variance of the model distribution to better

match the observed variance (Maraun, 2016). An example is done by Baker et al. (2019), where QM successfully removes the systematic bias in the CFSv2 reforecasts. In another study, Themeßl et al. (2011) compared various downscaling and error correction methods and showed that QM method performs best for daily precipitation. Wilcke et al. (2013) evaluated the QM post-processing technique for bias correction in four weather variables: temperature, precipitation, relative humidity, and wind speed. They showed that annual and monthly biases are reduced to close to zero by QM for all variables, with the daily precipitation as the variable that was strongly improved. Precipitation is largely considered as the input data with the largest source of uncertainty (Biemans, et al., 2009; McMillan et al., 2011; McMillan et al., 2012).

Errors in initial model conditions at the time of forecast can lead to biases between the observed and simulated streamflow, rendering forecasts unrealistic for the first lead time. These errors can be reduced by data assimilation methods which aim at updating the model state variables or parameters through assimilation of observations. Data assimilation is used in hydrological modelling and forecasting with a variety of methods and assimilated data types, such as streamflow, snow water equivalent, and soil moisture (Liu et al., 2012; Zhang, 2015). Bourgin et al. (2014) investigated the role of data assimilation and post-processing in enhancing the skill of a hydrological ensemble forecasting system. They found that data assimilation had a significant impact on the quality of the ensemble mean, while post-processing had a strong effect on streamflow forecast reliability. Using both methods together led to more reliable and sharp streamflow forecasts, although the impact on forecast reliability is stronger from post-processing. However, the study was limited by the combination of one data assimilation technique, one post-processing method, and one lumped conceptual model to generate streamflow forecasts. Overall, the authors recommend comparing different post-processing methods or alternative hydrological models on multiple catchments to reach more general conclusions.

The objective of this study is to improve the accuracy and reliability of short-term (hourly and sub-daily) streamflow forecasts from small to medium-sized catchments in Canada. For this, the Quantile Mapping post-processing method is applied to the European Centre for Medium-

Range Weather Forecasts (ECMWF). We assess this technique in using multi-year hindcasts and eight different hydrological models with data assimilation in a large sample of catchments. Through this study, attempts are made to understand the limitations of post-processed precipitation based on catchment attributes and hydrological model structure. The next section describes the study area and methods implemented to investigate this issue. Section 2.3 presents the obtained results, which are discussed in Section 2.4. Concluding remarks are provided in Section 2.5.

2.3 Materials and Methods

2.3.1 Study area

Twenty catchments were selected with different surface areas from 30 km² to up to 35 000 km² (Table 2.1). This selection was based on the availability of observed streamflow data over at least a period of 10 to 15 years at a 6-hourly time-step to meet the objective of this study. More catchments were initially considered in this study, however, since streamflow data at the sub-daily scale is not readily available in Canada and must be requested manually (except in the province of Quebec), the datasets that were made available were limited in spatial distribution. Among other things, most hydrometric gauges with data at the hourly or sub-daily scales were regulated rivers, which made modelling and forecasting problematic. The final selected catchments are mainly located in eastern Canada (Figure 2.1). A comprehensive description of the catchments' characteristics can be found in Table 2.1.

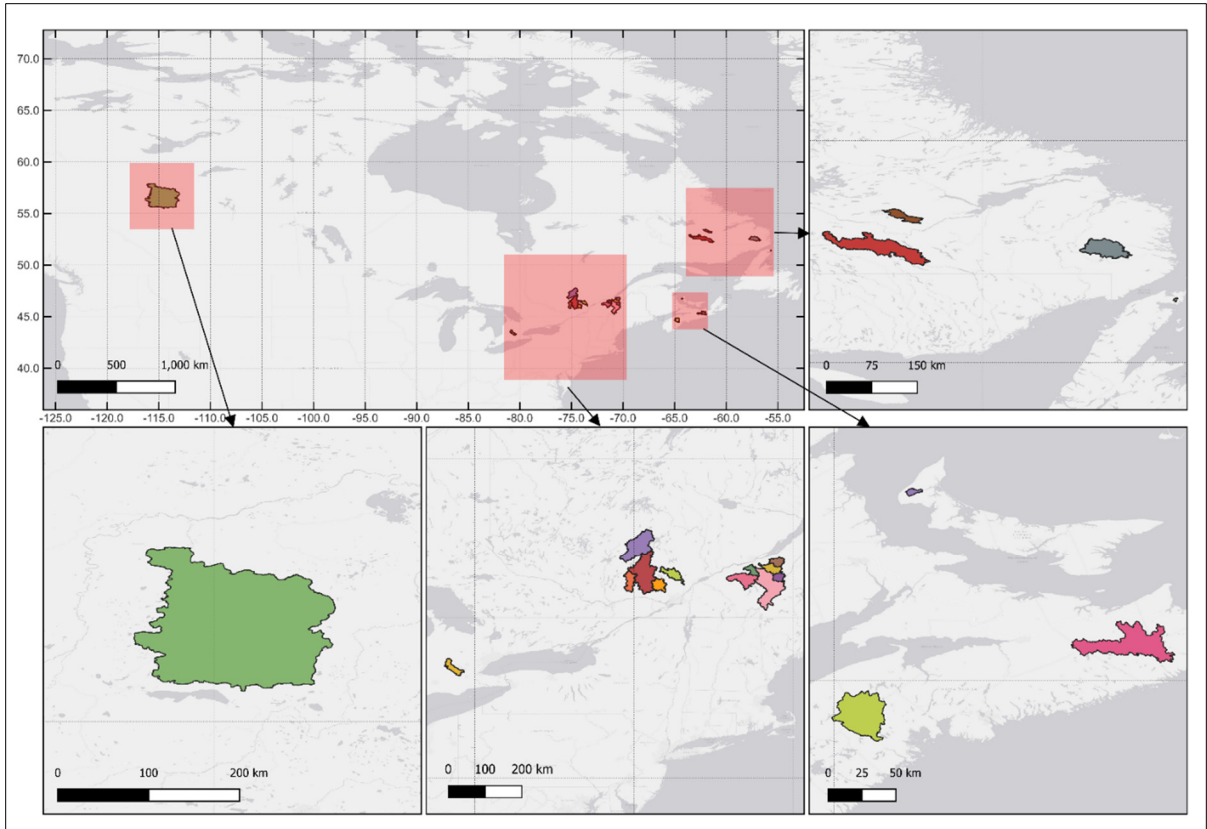


Figure 2.1 Location of the 20 catchments used in this study

Tableau 2.1 Main characteristics of the 20 catchments used in this study
The ordering of the catchments follows their location in Canada from west to east

ID	Station Name/ Catchment	P ²	Drainage area (km ²)	Lat.	Lon.	ATAP ³	AAR ³	
1	07JD002	Wabasca River At Highway No. 88	AB	35800	57.87	-115.39	512	65
2	02GA010	Nith River Near Canning	ON	1030	43.19	-80.46	1003	388
3	40406	Petite Nation	QC	1331	46.13	-75.13	1074	577
4	40624	Du Lièvre	QC	4560	47.25	-74.86	1064	673
5	40204	Rouge	QC	5479	46.40	-74.67	1121	719
6	40110	Du Nord	QC	1163	46.01	-74.22	1165	796
7	52219	L'assomption	QC	1286	46.35	-73.79	1058	712
8	24014	Bécancour	QC	2163	46.19	-71.56	1254	801
9	23401	Beaurivage	QC	708	46.47	-71.29	1239	721
10	23402	Chaudière	QC	5820	45.98	-70.74	1177	735
11	23303	Etchemin	QC	1152	46.53	-70.68	1275	862
12	23106	Du Sud	QC	821	46.74	-70.51	1235	896
13	23422	Famine	QC	696	46.26	-70.45	1147	798
14	01EF001	Lahave River At West Northfield	NS	1250	44.45	-64.59	1236	972
15	01CA003	Carruthers Brook Near St. Anthony	PE	46.8	46.74	-64.19	1161	754
16	01EO001	St. Marys River At Stillwater	NS	1350	45.17	-61.98	1262	1104
17	03OE011	Pinus River	NL	780	53.15	-61.56	1000	771
18	02XA003	Little Mecatina River Above Lac Fourmont	NL	4540	52.23	-61.32	1040	725
19	03QC002	Alexis River Near Port Hope Simpson	NL	2310	52.65	-56.87	1055	819
20	02YA002	Bartletts River Near St. Anthony	NL	33.6	51.45	-55.64	1170	712

² Provinces internationally approved alpha code: AB (Alberta), ON (Ontario), QC (Quebec), NS (Nova Scotia), PE (Prince Edward Island) and NL (Newfoundland and Labrador). All hydrometric stations can be found in the site of Environment and Climate Change Canada and the Direction de l'Expertise Hydrique of the province of Quebec.

³ ATAP: Average total annual prec. (mm), AAR: Average annual runoff (mm)

2.3.2 Hydrometeorological observation and weather forecast data

The meteorological input data necessary for the eight hydrological models include the minimum and maximum air temperatures, as well as the total precipitation, captured at 6-hour intervals. The historical data come from the ERA5 reanalysis database (Hersbach et al., 2020). ERA5 is the fifth generation of global atmospheric reanalysis published by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) that employs the assimilation of four-dimensional variable data (4DVar) from satellite and in-situ observations (Copernicus Products, 2018). The ERA5 dataset offers a spatial resolution of 0.25 degrees (~31 km at the study site) covering the entire globe, providing hourly data for a comprehensive range of variables encompassing oceanic, terrestrial, and atmospheric domains. It has been shown to be a reliable proxy for observed weather data, especially in regions with low weather station density such as in Canada (Tarek et al., 2020). This reanalysis data covered the 1981-2022 period, inclusively.

Ensemble weather forecasting data was provided by the ECMWF's operational Integrated Forecasting System (IFS) which provided minimum and maximum air temperature as well as precipitation forecasts on a 6-hourly timestep over the entire domain. The ensemble forecasts are composed of 50 members at a lead-time of 10 days with a horizontal resolution of around 18 km. These forecasts were available for 2016-2020, inclusively.

A minimum of a 10 to 15-year period of streamflow observations is required to perform a reliable model calibration (Yapo et al., 1996). The period of 10 to 15 years needs to include the forecasting 2016-2020 period to train the QM post-processing methods and to test it on an independent period. The observed daily hydrometric data was obtained from the Water Survey of Canada website and covers the period 1997-2022. To align with the project requirements of a 6-hour time-step, a request was made to Environment and Climate Change Canada to acquire the data in their native 5-minute time-steps, after which the data were processed at the 6-hour intervals.

2.3.3 Hydrological models

This study was conducted with eight lumped hydrological models, CEQUEAU (Girard et al., 1972), a sub-daily version of GR4J (we coined GR5dt) (Perrin et al., 2003; Mathevet, 2005), HBV (Bergström & Forsman, 1973), HYMOD (Wagener et al., 2001), IHACRES (Jakeman et al., 1990), MOHYSE (Fortin & Turcotte, 2007), SIMHYD (Chiew et al., 2002), and TOPMODEL (Beven et al., 1984), which are briefly described below and summarized in Table 2.2. All of these hydrological models are widely accessible; however, certain modifications have been implemented in their configurations to enable their utilization within a consistent lumped conceptual framework. All hydrological models are applied in the exact same framework: 6-hour time-step computations with the same input data: precipitation and mean temperature. An overview of each model is given below, and a summary is presented in Table 2.2.

CEQUEAU is a semi-distributed hydrological model that divides the catchment into predetermined grid cells of equal area. It consists of two components: a rainfall-runoff conceptual module that simulates the hydrological states of the catchment based on precipitation, air temperature, and physiographic inputs, and a transfer function that routes water downstream to simulate discharge. The model incorporates various reservoirs representing snowpack, evapotranspiration, unsaturated and saturated zone water, and storage in lakes and marshes. The model enables the vertical distribution of water and updates the state of these reservoirs, allowing for the simulation of the hydrological processes in the catchment. Some changes have been made in the CEQUEAU structure in order to use it in a homogeneous lumped conceptual framework.

GR5dt is a rainfall-streamflow model adapted for multiple time steps (hourly to daily time steps; Ficchi et al., 2017; 2019). The model is divided into two stores: a production store and a routing store. GR5dt is based on the combination of the lumped GR4J and GR4H models (Génie Rural à 4 paramètres Journalier; Perrin et al. 2003, Mathevet 2005) with five free

parameters to calibrate: GR5dt uses the four GR4J parameters and the GR4H parameter that describes the time base in hours at the unit hydrograph.

HBV (Hydrologiska Byrans Vattenavdelning) is a hydrological model that simulates streamflow using rainfall, temperature, and estimated evaporation as input data. It includes modules for snowmelt, soil water, evaporation, and groundwater, which is described by three linear reservoirs. Channel routing is done using a triangular weighting function. Estimated evaporation is provided by the Oudin formulation (Oudin, et al., 2005a; 2005b).

HYMOD (HYdrological MODel; Wagener et al., 2001) is a rainfall excess model based on a nonlinear water storage capacity distribution function. First, a snow module is used to partition total precipitation into liquid (rainfall) and solid (snowmelt) precipitation. The water then moves to the unsaturated zone, where evaporation is determined based on soil moisture; streamflow is generated based on the spatial distribution of the catchment's maximum storage capacities. The streamflow is divided into “quick” (surface) and “slow” (baseflow) flows, which eventually determine the final streamflow.

IHACRES (Identification of unit Hydrographs And Component flows from Rainfall, Evapotranspiration and Streamflow) is a conceptual rainfall-streamflow model. The model characterizes catchment-scale hydrological behaviour with six parameters. The rainfall-streamflow processes are represented by two modules: a non-linear loss module and a linear routing module.

MOHYSE (Modèle Hydrologique Simplifié à l'Extrême) is a lumped and conceptual model that operates at the daily and sub-daily time step (Fortin and Turcotte, 2007). MOHYSE comprises two compartments: a vadose zone production store and an aquifer routing store, and encompasses a set of 10 calibration parameters. The input climate variables are precipitation and mean temperature. In MOHYSE, precipitation falls on the snowpack and the melt water is added to precipitation before evaporating, infiltrating or flowing towards the stream. The infiltrated water passes through the reservoir of the vadose zone and can either return to the

atmosphere (by plant transpiration), flow to the stream or to the aquifer. Ultimately, a unit hydrograph is employed to amalgamate and "route" the distinct water fluxes generated through surface, vadose zone, and aquifer interactions.

SIMHYD is a conceptual rainfall-streamflow model that estimates daily and sub-daily streamflow from precipitation and areal potential evapotranspiration data. The model accounts for several key processes including infiltration, evapotranspiration, soil moisture, and groundwater for generating streamflow (Chiew et al., 2002). It uses a one-layer evaporation model and considers both infiltration-excess and saturation-excess streamflows by using an interception store and a soil moisture store.

TOPMODEL (TOPographic MODEL) is a semi-distributed conceptual model (Beven et al., 1984). Total streamflow is calculated as the sum of two components: saturation excess overland flow from variable contributing areas, and subsurface flow from the saturated zone of the soil. The model is based on three assumptions: (1) a sequence of steady state representations can approximate the behavior of the saturated zone, (2) the slope of the ground surface is a reasonable estimate of the hydraulic gradient, and (3) the transmissivity of the downslope area can be expressed as an exponential function of the storage deficit or water table depth. These assumptions result in a simple relationship between the catchment storage (or storage deficit) and the local water table level (or drainage-caused storage deficit).

Table 2.2 Main characteristics of the eight lumped hydrological models used in this study

Name	Number of calibrated parameters	Number of storages	Derived from
CEQUEAU	9	2	Girard et al. (1972)
GR5dt	5	2	Perrin et al. (2003) & Mathevet (2005)
HBV	9	3	Bergström and Forsman (1973)
HYMOD	6	5	Wagener et al. (2001)
IHACRES	7	3	Jakeman et al. (1990)
MOHYSE	10	2	Fortin and Turcotte (2007)
SIMHYD	8	3	Chiew et al. (2002)
TOPMODEL	7	3	Beven et al. (1984)

The hydrological models were chosen because of their successful implementation and efficient performance in Canadian catchments (Dion et al., 2021). The eight hydrological models were modified in the same manner as in Dion et al. (2021) with the inclusion of the CemaNeige snow module (Valéry, 2010). CemaNeige is a degree-day snow module which simulates the snowpack dynamics by using two parameters: the snow cover condition coefficient and the amount of snow melting related to the air temperature ($\text{mm}/^{\circ}\text{C}$) CemaNeige was adapted to Canada by simplifying it to a single altitude band and modified to run at the sub-daily time step.

Evapotranspiration (ETP) is calculated using Oudin's ETP equation (Eq. 2.1) in all hydrological models as proposed by Oudin et al. (2005a;2005b):

$$ETP = 1000 \frac{R_e T_m + 5}{\lambda \rho 100} \quad (2.1)$$

In this equation, T_m is the mean daily air temperature ($^{\circ}\text{C}$); λ is the slope of the vapor pressure curve ($\text{kPa}/^{\circ}\text{C}$), calculated using T_m ; ρ is the density of water (kg/L) and R_e is the extraterrestrial solar radiation in $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{day})$, which is determined based on the date and latitude.

2.3.4 Model calibration

The eight hydrological models were calibrated with the Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMAES) optimization algorithm with 5,000 evaluations by model (Hansen and Ostermeier, 1997; 2001). CMAES is an effective algorithm for optimizing hydrological model parameters (Arsenault et al., 2014). The calibration of the hydrological models was performed on the 1997-2022 period, corresponding to the intersection of available data. Model performance was evaluated using the Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE; Nash and Sutcliffe, 1970). The NSE ranges between $-\infty$ and 1 with $\text{NSE} = 1$ being the optimal value. It is expressed as follows:

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{t=1}^n (Q_t^{obs} - Q_t^{sim})^2}{\sum_{t=1}^n (Q_t^{obs} - Q^{mean})^2} \right] \quad (2.2)$$

where Q_t^{obs} and Q_t^{sim} are the observed and simulated streamflow at the 6-hour time-step, respectively; Q^{mean} is the mean of observed streamflows; and n is the number of observed or simulated streamflow values. The evaluation criteria are interpreted according to Moriasi et al. (2015) for a daily, monthly or annual hydrological analysis (flow), i.e. $0.50 < NSE \leq 0.70$ is satisfactory, $0.70 < NSE \leq 0.80$ is considered good and anything above is considered very good. Values below 0.50 are considered unsatisfactory.

No validation was performed, and all available data was used for calibration following best practices to maximize parameter information content as recommended by Arsenault et al. (2018), Shen et al. (2022), and Mai (2023). Instead, performance in forecasting is used to assess the calibrated model performance.

2.3.5 Data Assimilation

Data assimilation was performed with the Ensemble Kalman Filter (EnKF) which uses perturbed meteorological forcings to generate a set of probable states that are updated based on the model similarity to observed flows for nonlinear filtering issues (Evensen, 2003). The EnKF is extensively used in hydrological sciences and forecasting applications (Piazzi et al., 2021; Bergeron et al., 2021). EnKF generates an ensemble of probable initial states, allowing to quantify their uncertainty. The adjustment in initial model states is performed so that the distribution of state values matches the actual observations. Forecasts are then performed from each initial state, including the initial condition uncertainty in the forecasting process, which is another key advantage of EnKF. In this study, three hydrologic states were modified (i.e., water content in groundwater storage, vadose zone storage and snowpack water equivalent) to give a maximum flexibility to the models. Furthermore, instead of using the full ensemble of probable initial states as generated by the EnKF, the mean ensemble is considered as the best estimator of the actual initial state. This was done to avoid combining the 50 weather forecasts

to the 25 members of initial states and thus generating ensemble of 1250 forecast members, as was done in Dion et al. (2021). More details on EnKF can be found in Evensen (2003).

The use of both data assimilation and post-processing in hydrological forecasting is highly recommended since data assimilation has a strong impact on forecast accuracy while post-processing affects forecast reliability (Bourgin et al., 2014; Dion et al., 2021).

2.3.6 Post-processing

In this study, weather forecasts, and specifically precipitation forecasts, were post-processed by using the QM method (Eq. 2.3). QM employs a quantile-based transformation of distributions: a quantile of the present day simulated distribution is replaced by the same quantile of the present-day observed distribution (Maraun, 2016).

$$x_{i,corr}^f = qD_y^p \left(pD_x^p(x_{i,raw}^f) \right) \quad (2.3)$$

Where the given time series is denoted as x_i , and future simulations and derived measures are indicated with a superscript f . The quantile for a probability α of a distribution D is represented as $qD(\alpha)$ and is defined as the value which is exceeded with a probability $1-\alpha$ when sampling from the distribution. The probabilities corresponding to a given quantile $qD(\alpha)$ (i.e. the cumulative distribution function) are written as $pD(q) = \alpha$.

The QM method was used in three different temporal configurations which are briefly described below:

1. Monthly QM: this configuration involves applying the QM method to precipitation forecasts pooled by month. The monthly distribution of the raw precipitation forecasts for each lead time is adjusted to match the monthly distribution of the observed precipitation.

2. Seasonal QM: this configuration involves applying the QM method to precipitation forecasts pooled by season. The seasonal distribution of raw precipitation forecasts for each lead time is adjusted to match the seasonal distribution of the observed precipitation (winter: DJF, spring: MAM, summer: JJA, and fall: SON).
3. Annual QM: this configuration involves applying the QM method to all precipitation forecasts at once. The annual distribution of the raw precipitation forecasts for each lead time is adjusted to match the annual distribution of the observed precipitation.

The QM method is applied to the precipitation forecasts by comparing the forecasted quantiles with the observed quantiles. A correction term is calculated for each quantile forecast to adjust the forecast distribution to that of the observations. By applying the QM for different temporal configurations (i.e., monthly, seasonal, and annual) it is possible to evaluate the performance of the post-processing method at different temporal scales and to determine which configuration is the most appropriate for hydrological forecasting. Indeed, pooling forecasted and observed precipitation data on short periods (e.g., by months or seasons) means that their distributions will be more consistent with the underlying hydrological processes. However, pooling data in more (but smaller) pools also has the side effect of reducing the number of training points for the QM application, impacting thus the quality of the distributions. Therefore, by using multiple pooling configurations, we investigate how the temporal scale of the pooling data affects the quality of the forecasted precipitation. In this study, the QM method is trained on the 2016-2019 period to maximize the number of forecasted training points. The year 2020 serves as an evaluation period.

Temperatures were not corrected as this study attempts to isolate the effects of post-processing precipitation, and correcting temperatures would then make the effects intertwined and difficult to evaluate separately. It was also shown previously that post-processing precipitation has a greater impact than post-processing temperatures (Verkade et al., 2013). The second case (forecasting with post-processed precipitation) was repeated three times: once for the Monthly QM, once for the Seasonal QM and once for the Annual QM.

2.3.7 Hydrological forecasting

The eight hydrological models were run for each day of the year 2020 by using the ERA5 reanalysis data as the observed weather. For each day, optimal states of the eight hydrological models were identified, including the CemaNeige model states. The implementation of the EnKF over the year 2020 leads to a distribution of 25 possible initial model states. Instead of preserving all 25 initial states, the mean value of the initial states was selected as the best estimate of actual initial states. This was done to remove the effects of the uncertainty related to the data assimilation and isolate the impacts of the ensemble weather forecasts on the hydrological forecast distribution. This representative state becomes the basis for applying post-processing techniques consistently, allowing for a more controlled and consistent analysis of the impact of post-processing on precipitation. The daily ECMWF weather forecasts were then used as inputs into the hydrological models, initializing the models with the assimilated initial states. The forecasted data included two scenarios: (1) the raw precipitation and temperature forecasts (i.e., as a control prior to the QM post-processing) and (2) the post-processed precipitation forecasts combined with the raw temperature forecasts. Using this methodology, a 50-member ensemble of streamflow forecasts is generated for a period of 10 days at the 6-hour time-step.

2.3.8 Performance evaluation

The Continuous Ranked Probability Score (CRPS) is one of the most well-known probabilistic scoring metrics (Matheson and Winkler, 1976) widely used in weather and hydrologic sciences. CRPS is used to assess the overall accuracy of competing forecasting systems by evaluating the distance between two distributions as:

$$CRPS = \int_{-\infty}^{\infty} [P(x) - P_0(x)]^2 dx \quad (2.4)$$

$$P_0(x) = \begin{cases} 0, & x < x_0 \\ 1, & x \geq x_0 \end{cases} \quad (2.5)$$

$$P(x) = p_i \equiv \frac{i}{K}, \text{ for } x_i < x < x_{i+1} \quad (2.6)$$

where $\{x_1, \dots, x_K\}$ are the ordered members of the ensemble of size K and x_0 is the observation.

To evaluate the quality of the overall accuracy of the entire set of catchments, a new metric was applied and called Runoff-Specific CRPS (RSCRPS). The RSCRPS is calculated by dividing the CRPS of a given lead-time (i) by the mean daily streamflow of the catchment (Eq. 2.7).

$$RSCRPS = \frac{CRPS_i}{Mean\ runoff} \quad (2.7)$$

This facilitates the evaluation of the quality of forecasts in the ensemble of catchments by obtaining a unitless metric that includes information about the relative error of the ensemble forecast at each site.

2.4 Results

In the following section, we present a selection of results that represent performance of the hydrological models used, the variability of the hydrological forecasting according to the post-processing method, lead-time and the ensemble of catchments.

2.4.1 Hydrological model performance on the sub-daily time-step

Firstly, Table 2.3 shows the Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) metric of the performance of eight hydrological models with the twenty catchments over the calibration period.

Table 2.3 Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) results during model calibration

	Drainage area (km ²)	CEQUEAU	GR5dt	HBV	HYMOD	IHACRES	MOHYSE	SIMHYD	TOP-MODEL	Mean NSE
1	35800	0.40	0.51	0.66	0.62	0.51	0.44	0.60	0.66	0.55
2	1030	0.71	0.74	0.71	0.69	0.70	0.65	0.63	0.67	0.69
3	1331	0.75	0.80	0.83	0.79	0.76	0.81	0.80	0.38	0.74
4	4560	0.66	0.19	0.63	0.67	0.63	0.59	0.72	0.02	0.51
5	5479	0.85	0.82	0.85	0.85	0.78	0.84	0.87	0.83	0.84
6	1163	0.82	0.80	0.82	0.83	0.80	0.84	0.84	0.81	0.82
7	1286	0.82	0.83	0.83	0.84	0.81	0.84	0.84	0.83	0.83
8	2163	0.80	0.81	0.83	0.82	0.79	0.80	0.82	0.80	0.81
9	708	0.73	0.77	0.78	0.78	0.74	0.76	0.76	0.76	0.76
10	5820	0.78	0.79	0.81	0.81	0.78	0.80	0.80	0.79	0.80
11	1152	0.78	0.76	0.78	0.78	0.75	0.78	0.78	0.77	0.77
12	821	0.73	0.42	0.75	0.76	0.73	0.76	0.76	0.77	0.71
13	696	0.69	0.70	0.72	0.72	0.69	0.71	0.72	0.71	0.71
14	1250	0.78	0.83	0.80	0.80	0.76	0.78	0.78	0.78	0.79
15	46.8	0.68	0.68	0.65	0.66	0.68	0.66	0.66	0.66	0.67
16	1350	0.74	0.78	0.75	0.73	0.74	0.63	0.74	0.61	0.71
17	780	0.86	0.81	0.84	0.87	0.84	0.80	0.87	0.80	0.84
18	4540	0.87	0.93	0.91	0.92	0.91	0.94	0.92	0.89	0.91
19	2310	0.73	0.82	0.76	0.76	0.84	0.84	0.81	0.79	0.79
20	33.6	0.61	0.66	0.62	0.61	0.64	0.61	0.60	0.56	0.62
Mean NSE		0.74	0.72	0.77	0.76	0.74	0.74	0.76	0.70	

Table 2.3 presents the NSE values obtained during the 2007-2020 period by hydrological model and per catchment. Most hydrological models provide good NSE values over the catchments (NSE>0.70). The best NSE values are obtained for Catchment 18. Low NSE values are obtained for catchment 4, where two models, GR5dt and TOPMODEL, displays poor performance at simulating streamflow, even after multiple calibration runs to ensure proper convergence was attained.

2.4.2 Evaluation of the post-processing methods

The performance of the three post-processing QM methods is evaluated by their ability to improve raw ECMWF precipitation forecasts over the 20 catchments for the 2020 period.

Figures 2.2 to 2.5 present the precipitation CRPS values of 24 hours, 2 days, 4 days and 8 days of lead time over 356 forecasts for each catchment (365 days in the year and excluding the final 9 days where no observed data is available in the following year to compare the forecasts). We can see that the initial CRPS values of raw precipitations (see Figure 2.2) are already low, below 0.5mm per 6h period on average. As the lead time increases, the median CRPS of raw precipitation values increases (see Figure 2.5). For all catchments, the three QM methods accomplish a substantial improvement compared to the raw ECMWF precipitation with a reduction of the median of the distribution of the mean CRPS values. The CRPS values per lead-time are obtained (See Annexe I-1 and I-2). From Figures A I-1 and A I-2, a decrease in the interquartile range is obtained between the raw and post-processed precipitation forecasts for most catchments when looking at longer lead-times. The median of the distribution of the raw precipitation increases with the lead-time. The median of the distribution of the post-processed precipitation in all sets is lower than the median of raw precipitation from the first day of the lead time (24h) and even the first 6 hours.

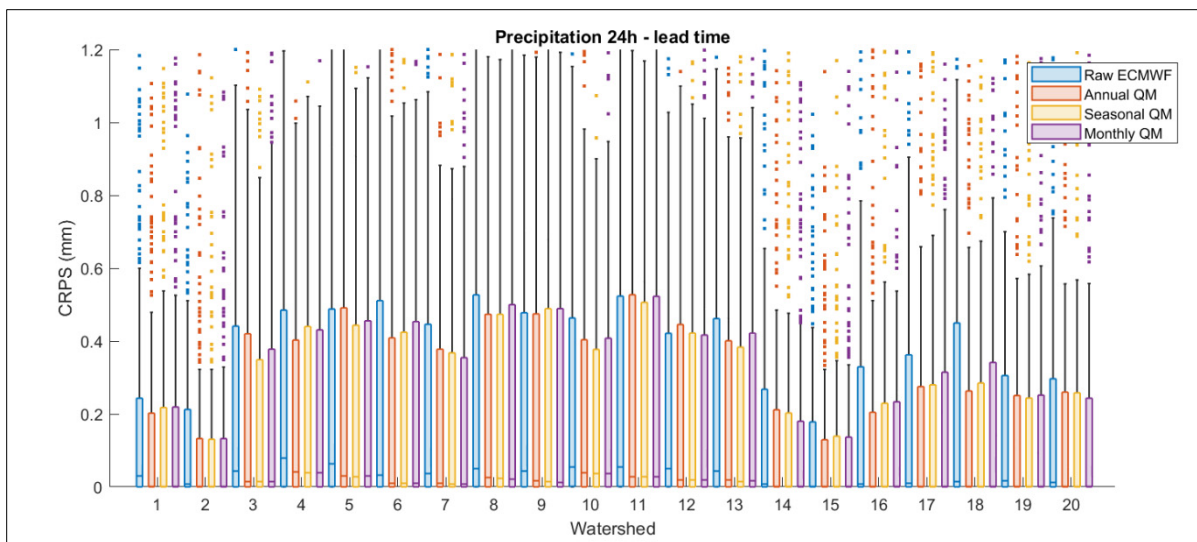


Figure 2.2 Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 24h lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple)

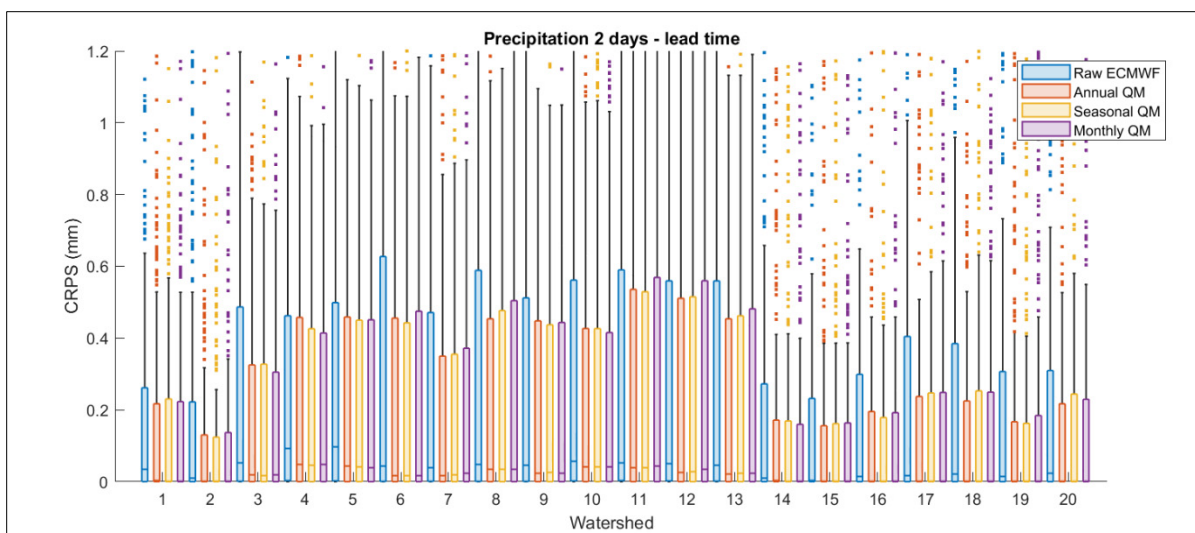


Figure 2.3 Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 2 days lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple)

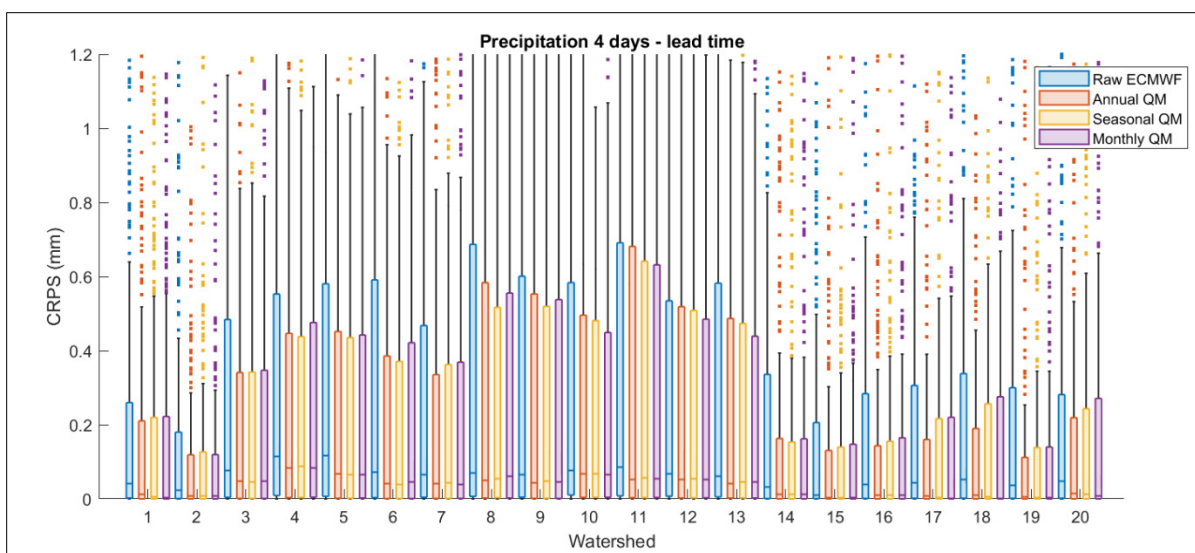


Figure 2.4 Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 4 days lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple)

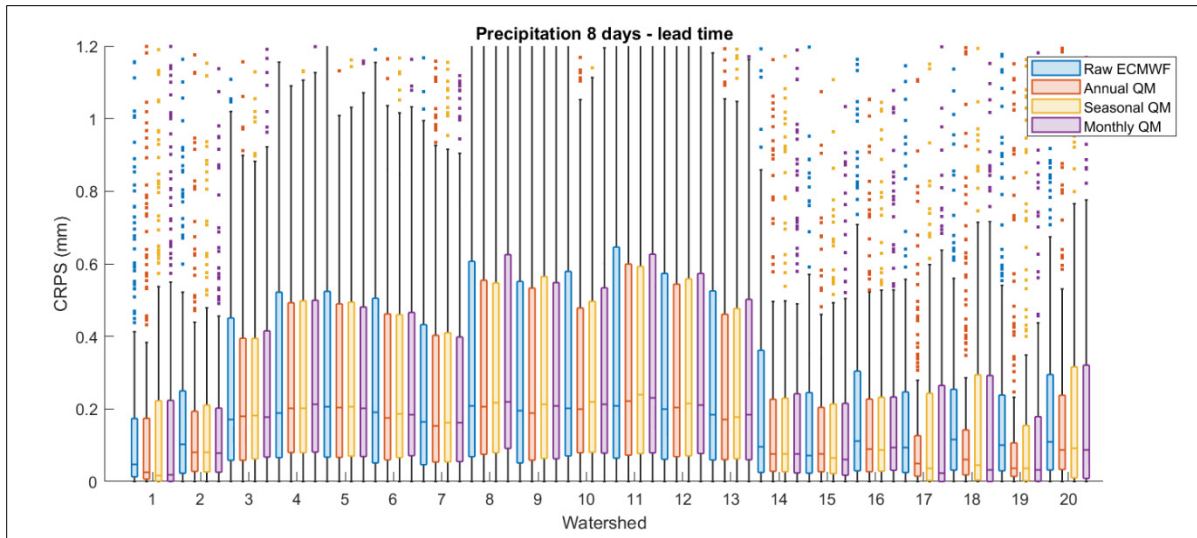


Figure 2.5 Boxplots of the precipitation CRPS of the 20 catchments used in this study at the 8 days lead time for the four precipitation sets used in this study: Raw ECMWF precipitation (blue), Annual QM (orange), Monthly QM (yellow) and Seasonal QM (purple)

2.4.3 Effects of the post-processing on streamflow simulations

The three configurations of post-processed precipitations in addition to the raw forecasts were used as inputs to the hydrological models. The best performing hydrological model, based on the lowest median CRPS assessed by catchment, is presented in Figure 2.6.

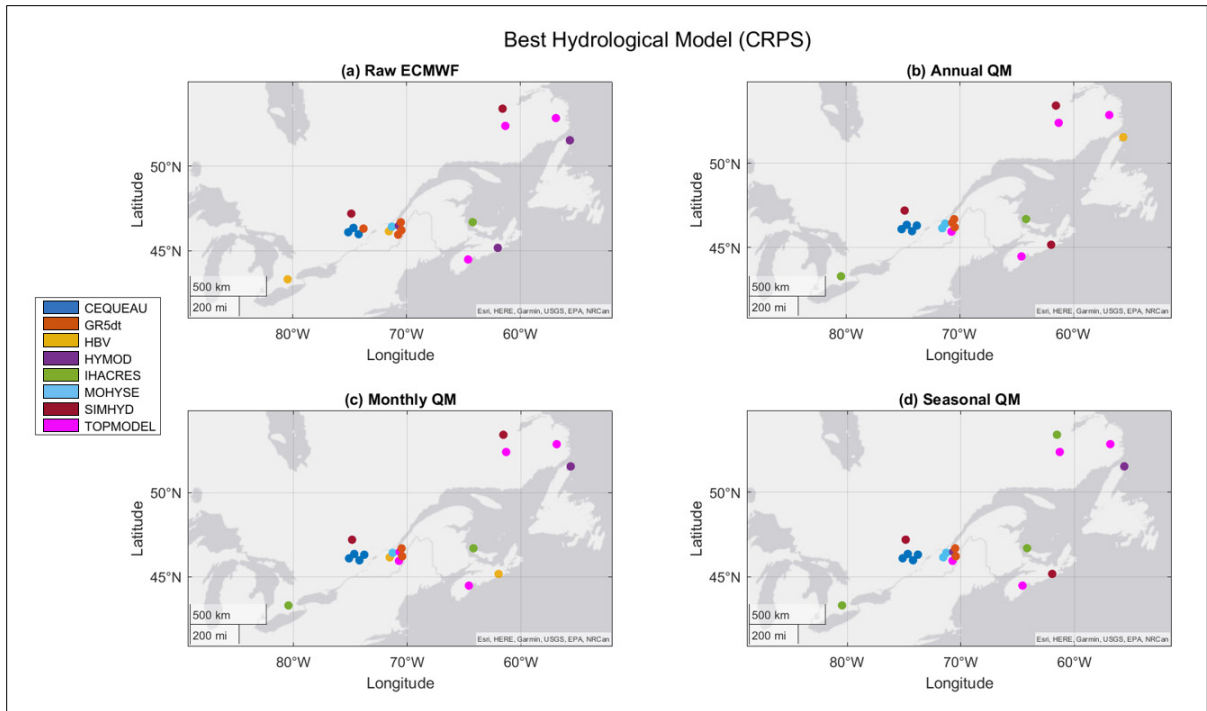


Figure 2.6 Most effective hydrological model at each catchment by post-processing method. Eastern Canada catchments⁴

CEQUEAU, GR5dt and TOPMODEL seem to provide best performance for the southeast catchments (Figure 2.6). In contrast, the rest of hydrological models (HBV, HYMOD, IHACRES, MOHYSE, SIMHYD) seem not to have specific abilities for a particular Canadian region. The choice of the hydrological model also seems to not depend on precipitation input (raw ECMWF, annual QM, monthly QM or seasonal QM) for most catchments. Table 2.4 shows the most effective hydrological model at each catchment by post-processing implementation.

⁴ Not shown: The Alberta catchment has HBV as the best model for the 4 cases. For improved image resolution, the Alberta catchment was intentionally omitted from the image.

Table 2.4 Most effective hydrological model at each catchment by post-processing method

	Drainage area (km ²)	CRPS Best Hydrological Model			
		Raw ECMWF	Annual QM	Monthly QM	Seasonal QM
1	35800	HBV	HBV	HBV	HBV
2	1030	HBV	IHACRES	IHACRES	IHACRES
3	1331	CEQUEAU	CEQUEAU	CEQUEAU	CEQUEAU
4	4560	SIMHYD	SIMHYD	SIMHYD	SIMHYD
5	5479	CEQUEAU	CEQUEAU	CEQUEAU	CEQUEAU
6	1163	CEQUEAU	CEQUEAU	CEQUEAU	CEQUEAU
7	1286	GR5dt	CEQUEAU	CEQUEAU	CEQUEAU
8	2163	HBV	MOHYSE	HBV	MOHYSE
9	708	MOHYSE	MOHYSE	MOHYSE	MOHYSE
10	5820	GR5dt	TOPMODEL	TOPMODEL	TOPMODEL
11	1152	HYMOD	GR5dt	TOPMODEL	HYMOD
12	821	GR5dt	GR5dt	GR5dt	GR5dt
13	696	GR5dt	GR5dt	GR5dt	GR5dt
14	1250	TOPMODEL	TOPMODEL	TOPMODEL	TOPMODEL
15	46.8	IHACRES	IHACRES	IHACRES	IHACRES
16	1350	HYMOD	SIMHYD	HBV	SIMHYD
17	780	SIMHYD	SIMHYD	SIMHYD	IHACRES
18	4540	TOPMODEL	TOPMODEL	TOPMODEL	TOPMODEL
19	2310	TOPMODEL	TOPMODEL	TOPMODEL	TOPMODEL
20	33.6	HYMOD	HBV	HYMOD	HYMOD
Model		GR5dt (4/20)	CEQUEAU/ TOPMODEL (4/20)	TOPMODEL (5/20)	CEQUEAU/ TOPMODEL (4/20)

Also, for some catchments, the optimal hydrological model for a given catchment is typically narrowed down to two models (see catchments 2, 7, 8, 10 and 17 from Table 2.4), or three

models (see catchments 11 and 16 from Table 2.4) based on their performance when subjected to the varying precipitation inputs. Based on the results shown in Table 2.4 and Figure 2.6, the following pie graph (Figure 2.7) shows the fraction of all cases for which each hydrological model performs best.

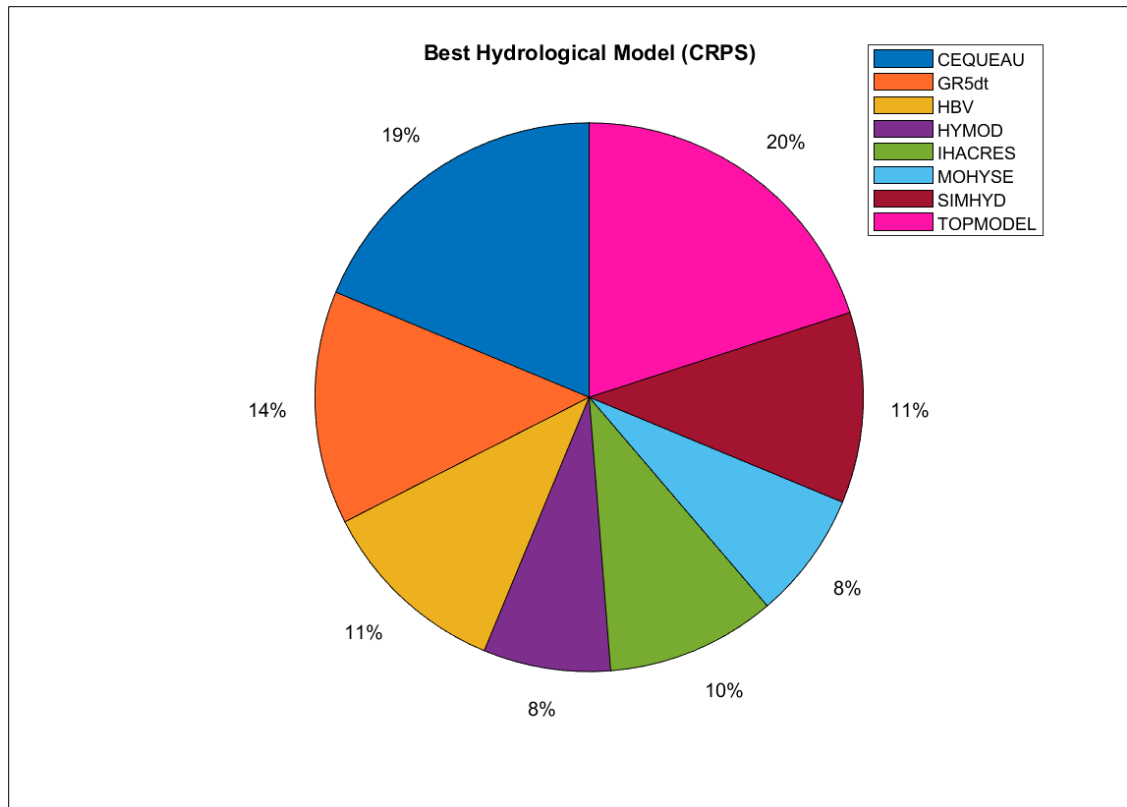


Figure 2.7 Distribution of best hydrological model based on the lowest median CRPS among the 20 catchments used in this study

A further analysis of the mean CRPS values per lead-time is provided for three catchments: 40624 – Quebec (Figure 2.8); 03OE011 – Newfoundland and Labrador (Figure 2.9), and 01EF001 - Nova Scotia (Figure 2.10). The results for the remaining catchments can be found in Annexe A-3 to A-19. The three presented basins were selected as they are representative of the results obtained from the 20 basins.

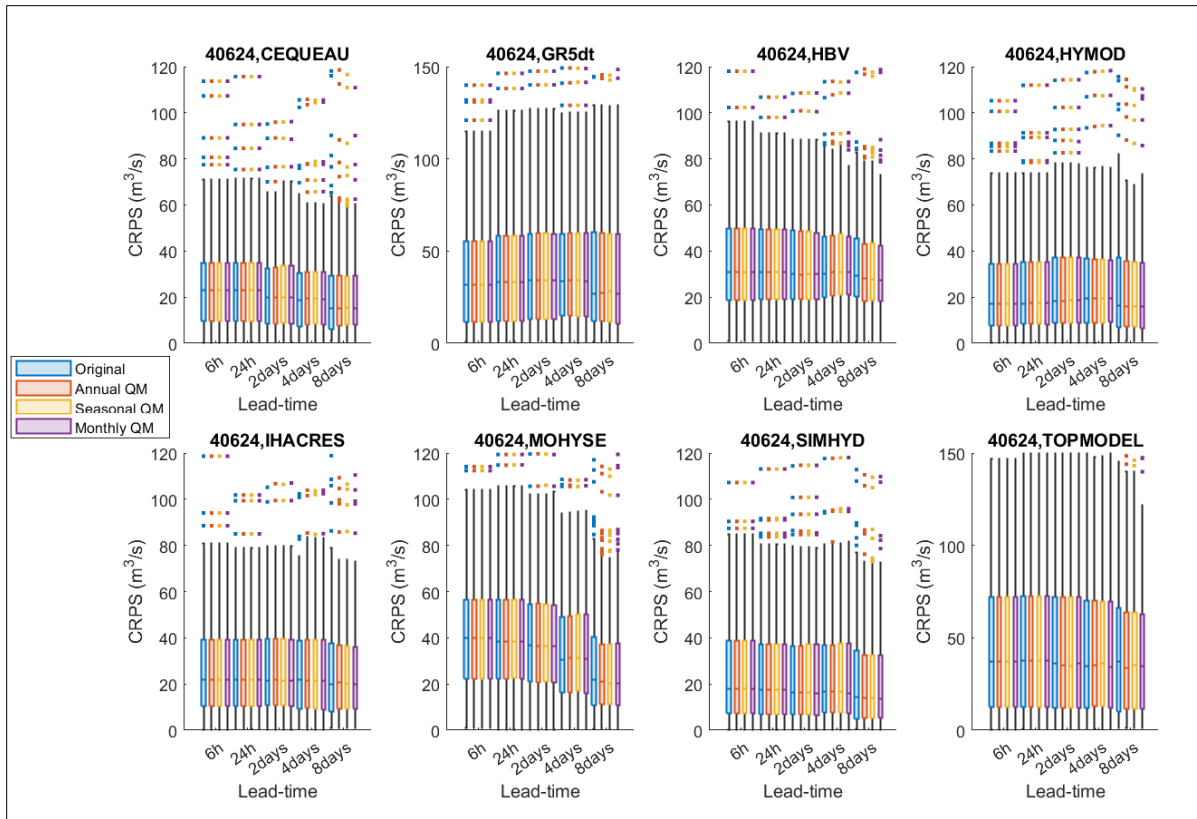


Figure 2.8 CRPS values of the 2020 hydrological forecasting per lead-time for the 40624 station (catchment 4) with the eight different hydrological models

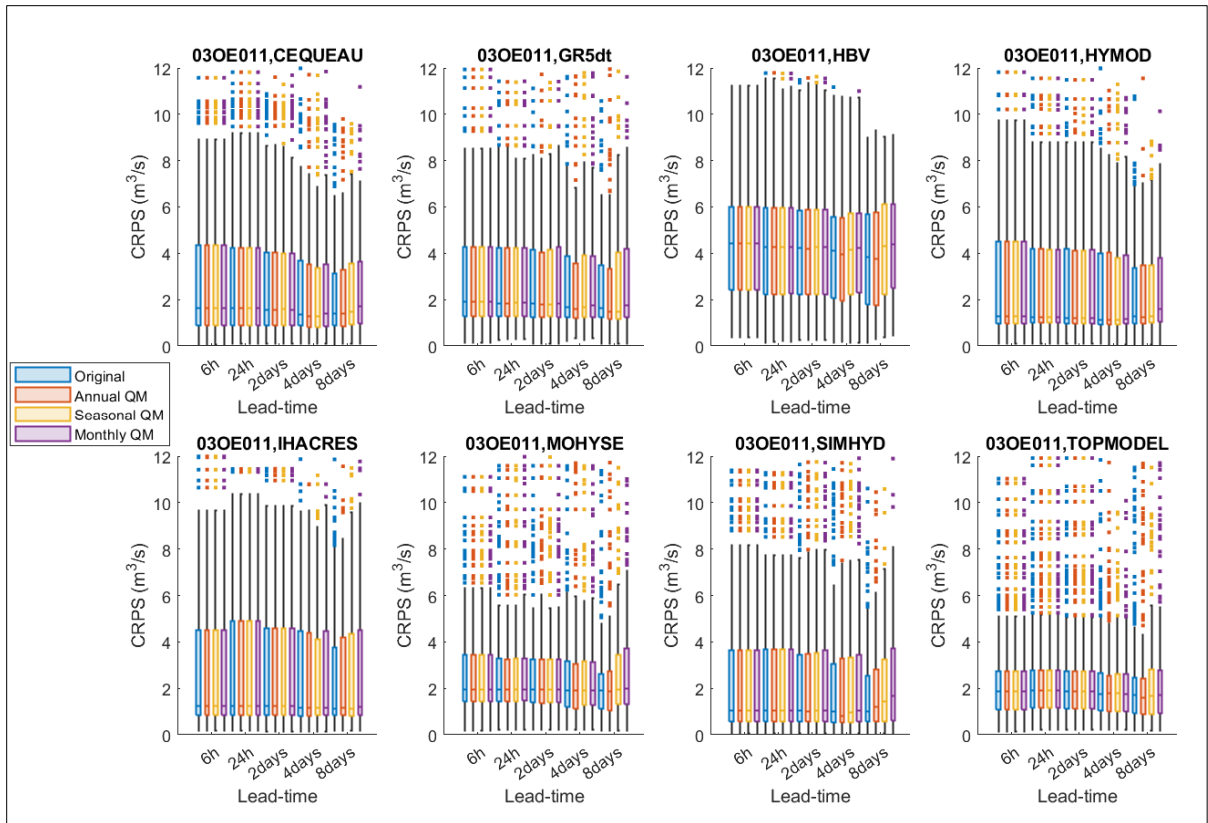


Figure 2.9 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 03OE011 station (catchment 17) with the eight different hydrological models

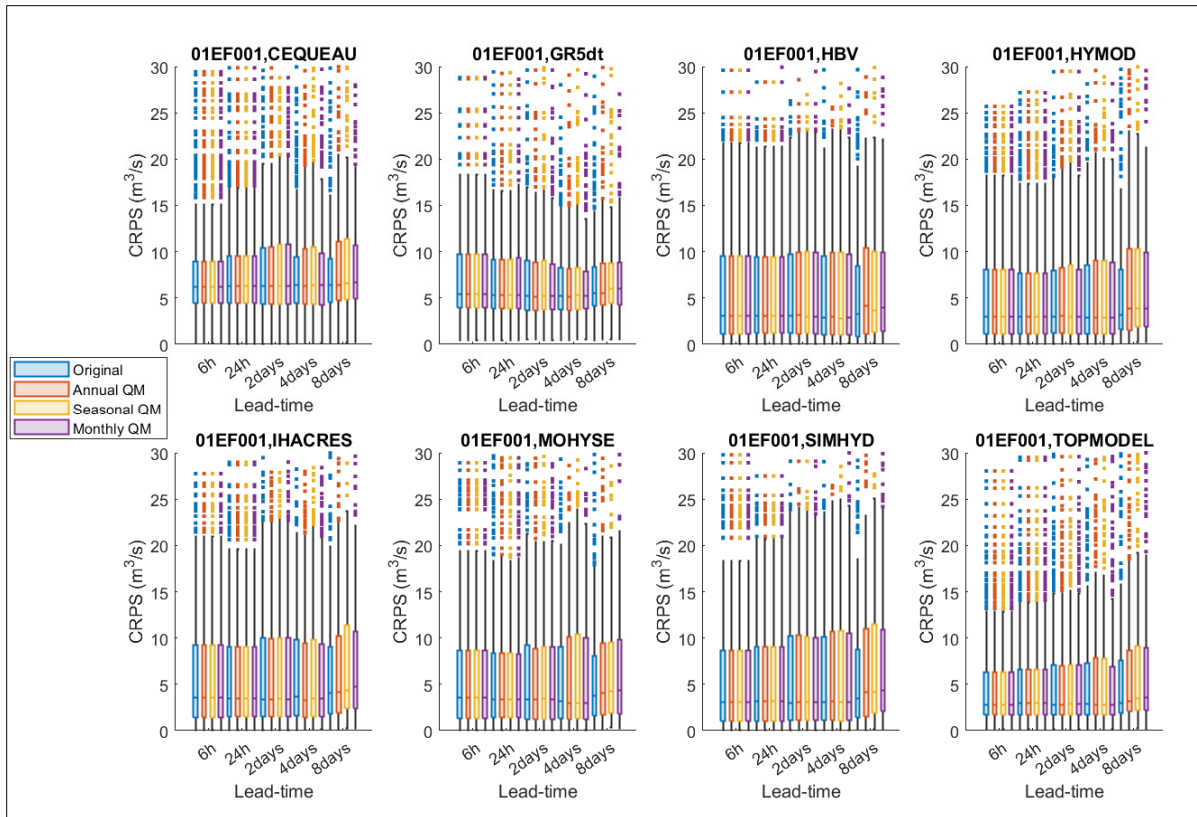


Figure 2.10 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 01EF001 station (catchment 14) with the eight different hydrological models

From Figure 2.8 it is possible to observe that the application of the annual QM post-processing method leads to slight-modest improvements in terms of bias and skill in the forecasted streamflow ensembles, particularly at longer lead times, for select catchments and specific hydrological models in catchment 4. This behaviour is observed for 7 out of the 20 stations (35%) (refer to Annexe for similar figures for all catchments). It is also observable that the performance of the QM implementation (annual, seasonal or monthly) varies according to the hydrological model used.

Figure 2.9 shows that the application of the post-processing techniques leads to a slight reduction of the CRPS median values with one hydrological model and a general increase of the median CRPS values, particularly for the longer lead-times at the catchment 17 – station 03OE011. The increases in the CRPS scores are seen for the three QM configurations from the

second day of the lead-time depending on the hydrological model used. This behaviour is observed for 6 out of the 20 stations (30%), as seen in the Annexe.

Finally, Figure 2.10 shows an increase of the median and spread of CRPS values for the catchment 14 – 01EF001 as the lead time increase for the three QM configurations and all the hydrological models. This behaviour is observed in 7 out of the 20 stations (35%).

These findings suggest that the QM configuration has a negative impact on the forecast accuracy and reliability in a majority of catchments. It is also observable that depending on the hydrological model used, the QM (annual, monthly, or seasonal) can decrease or increase the CRPS of the forecasts. The use of QM provides an increase of the CRPS in all catchments used in this study for at least one hydrological model (Annexe A-3 to A-19).

2.4.4 Post-processing effectiveness on streamflow forecasts depending on catchment location

In the following, we explore the effectiveness of hydrological post-processing for the catchments in different locations. To this effect, we use the two hydrological models that performed the best in figures 2.8 - 2.10 and evaluate results for all catchments. To do so, only the RSCRPS results are presented to ease comparison between catchments. From previous analyses, we found that the two best models are CEQUEAU and TOPMODEL. The RSCRPS results for the hydrological models forced by the three QM post-processing configurations can be found in Annexe II-1 to II-3. In general, no significant variations in RSCRPS (increase or decrease) can be seen between QM implementations (Annexe II-1 to II-3).

The RSCRPS values of the two best performing hydrological models are presented in Figures 2.11 and 2.12, providing comparisons of QM implementations for all catchments and for the CEQUEAU and TOPMODEL hydrological models. The results for the remaining six hydrological models can be found in Annexe I-20 to I-25.

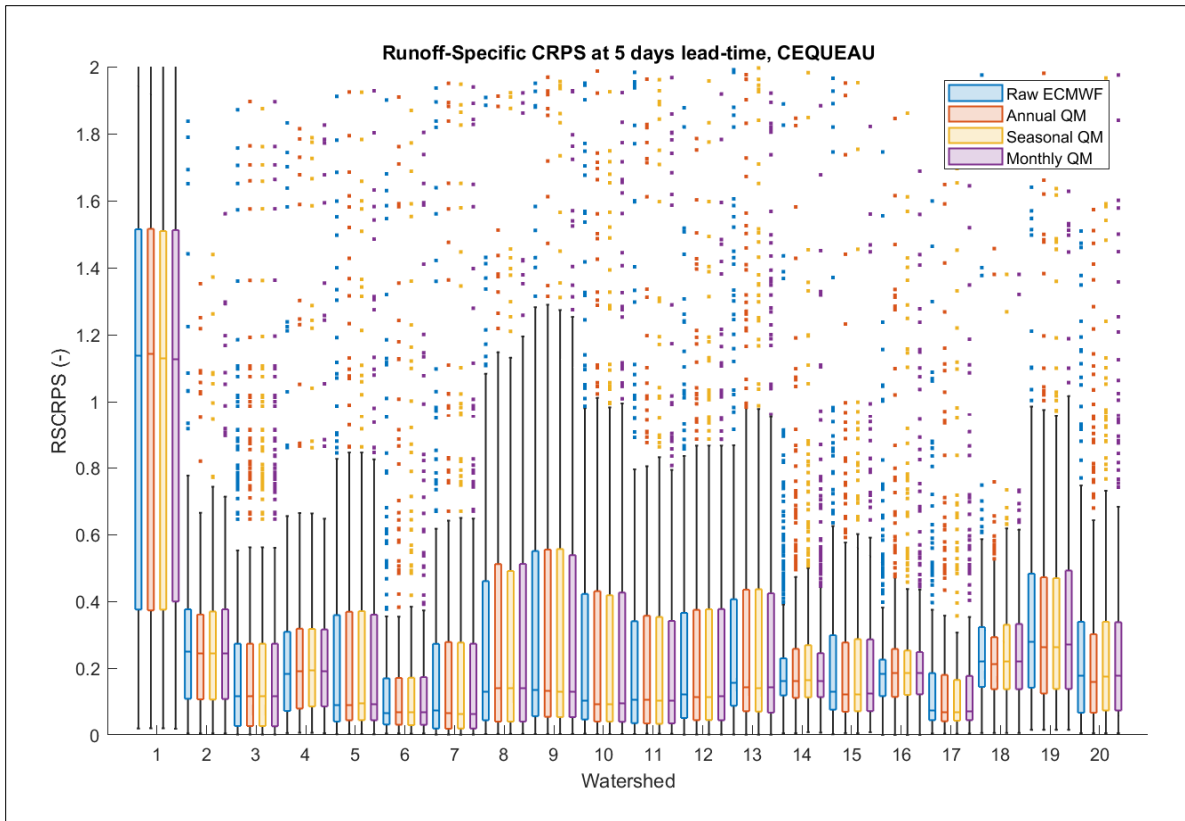


Figure 2.11 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the CEQUEAU hydrological model at 5 days of lead-time

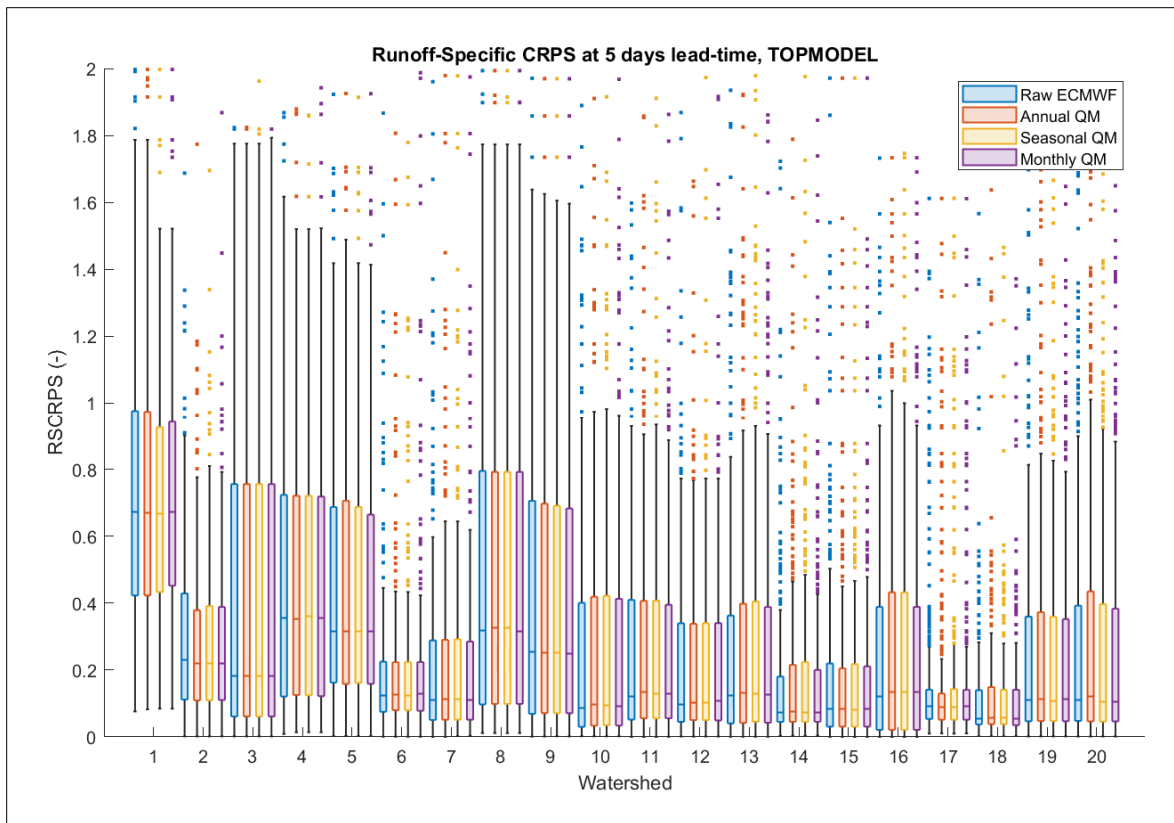


Figure 2.12 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the TOPMODEL hydrological model at 5 days of lead-time

The results show that even the two hydrological models that provide the best CRPS values generally show different results within each catchment. Catchments 1 and 12 show a lower RSCRPS value with TOPMODEL than CEQUEAU. Catchments 3, 4, 5, 8, 10, 15, 16 and 20 exhibit larger ranges of variability in the RSCRPS values with TOPMODEL than CEQUEAU. Overall, it is also important to note that the improvements seen in precipitation forecasts following QM do not propagate into the hydrological forecasts. Indeed, for most catchments, the raw and QM-processed forecasts are indistinguishable, and at times the processed forecasts are even worse than the raw forecast.

2.5 Discussion

2.5.1 Hydrological model performance and sensitivity to uncertainty

The eight hydrological models were applied at a 6-hourly timestep to better simulate streamflow on the sub-daily timesteps. With few exceptions, all the hydrological models were calibrated with at least satisfactory results, with NSE values ranging from 0.51 to 0.91 in calibration, and most models were able to perform relatively well (with NSE values > 0.7) on most catchments. Some exceptions exist for a subset of catchment-model combinations, but these are limited overall. Forecasts for up to 9 days ahead are provided at the 6-hourly timestep. A sub-daily timestep helps better represent certain hydrological processes such as snowmelt and evapotranspiration, which are highly impacted by the diurnal cycle. This allows capturing the physical processes more precisely than at the daily time step while improving the models' ability to forecast streamflow on the study catchments. For example, snowmelt was computed 4 times per day, leading to a more realistic snowmelt rate, with higher snowmelt values during the daytime than at night.

We show that some hydrological models provide better performance than others for some catchments at simulating sub-daily streamflow. However, no single structure of hydrological model performs best in all catchments. The apparent skill of the various hydrological models was also not found to be related to their complexity, as simpler models (such as GR5dt with 5 parameters and 3 reservoirs) often outperform models such as HBV (9 parameters and 3 reservoirs), and vice-versa. For the model calibration, based on the NSE scores (Table 2.3), the most-likely best performing hydrological model is TOPMODEL for catchment number 12, however this model leads to unsatisfactory NSE results for catchment number 4. If we look at the RSCRPS values of the model CEQUEAU and TOPMODEL (Figures 2.11 and 2.12), CEQUEAU shows good results for the first catchment while the model TOPMODEL does not. By looking into the lowest CRPS values obtained (Table 2.4 and Figure 2.7) CEQUEAU and TOPMODEL are the best hydrological models among the study catchments, but these models are only the best choice for 20% of the catchments used in this study. When we look at Figure 2.6, we can see that the distribution of best models does not show any pattern. This highlights

the necessity of using model ensembles as recommended in Troin et al. (2021). The set of hydrological models used in this study have a similar model structure (i.e., lumped models with 5 to 9 parameters based on the same PET and snow module routines), however some differences can be observed between models for some catchments (Table 2.3 and Figures 2.6 and 2.7). Notably, CEQUEAU and TOPMODEL, featuring 9 and 7 parameters respectively, generally emerge as the top two performing models. On the other hand, other hydrological models utilizing 9 and 7 parameters (IHACRES, HBV, MOHYSE) exhibit only half the level of preference across the catchments.

To ensure that this was not due to the calibration convergence, calibration was performed 10 times for each model and the parameter set with the best NSE value was preserved. This suggests that the differences between models are mostly caused by their internal hydrological process representation, which agrees with Thiboult and Anctil (2015), who found that the model structure and conceptualization are the dominant sources of uncertainty.

We also showed that most of the catchments (located in eastern Canada) provide the lowest RSCRPS values, whereas the catchment in western Canada depicts the highest RSCRPS values. This could be explained by the sizes of the different catchments and the hydrologic regime. The catchments in eastern Canada, are small to medium-size catchments (33 - 5820 km²) while the only large-scale catchment is located in the western part (35800km²). It could also be explained by the region, topology or land use of the different catchments. The latter are complex to model in western catchments due to the flat lands that make the effective drainage areas variable according to the precipitation intensity (see Shaw et al., 2013; Muhammad et al., 2019), leading to high RSCRPS values. In addition, flowrates in the prairie regions are very small, with most water being evaporated before reaching the water course, meaning that the RSCRPS has a high numerator and a very low denominator. This indicates that the RSCRPS, as defined in this study, is useful to compare results among catchments of similar sizes and average flowrates but should not be used to objectively assess performance across all catchments.

2.5.2 Post-processing of precipitation forecasts and process-conditioning

The post-processing of precipitation forecasts was implemented to attempt to improve streamflow forecasts. The three QM implementations improve precipitation forecasts accuracy compared to the raw forecasts in all catchments, with a decrease in the CRPS score (Figures 2.2 to 2.5). As the QM is an unconditional post-processing method, this improvement can be attributed to the correction of long-term precipitation biases. These are low even in the raw forecast (CRPS usually below 1 mm) in large part because the forecasted precipitation is generated using the ECMWF forecast model that is also used to generate the ERA5 reanalysis, which is used as observations. Therefore, it is expected that the forecasted precipitation should be of high quality for the first few lead-times, where the atmospheric assimilation is similar between both methods. This was indeed the case, as shown in figures A I-1 and A I-2 in the Annexe. Results might differ in cases where the observation and forecast models are less similar, due to the time gap of data (± 2 h) between the ECMWF forecasts (issued every 6h UTC based) and the local observation times in certain basins.

In this study, we chose to use the precipitation as the conditioning variable (or proxy) for hydrological processes. In separating by season and by month, the QM parameters were computed on days within that same season / month, meaning that they were from similar hydrometeorological conditions. We showed that conditioning on the sub-daily precipitation was able to improve the sub-daily streamflow simulations compared to the raw sub-daily precipitation forecasts. However, among the three QM conditioning configurations in sub-regional precipitation (annual, monthly or seasonal) none stand out in terms of forecasting results, both in precipitation forecasts or streamflow forecasts results, in most catchment basins: the best correction QM configuration varies between each basin. It is important to take into consideration that the calibration period of the QM post-processing method was from 2015 to 2019. It is possible that adding more data in the training period could improve results by defining the distributions better.

An open question remains regarding how to choose the variables to condition and the temporality of such conditioning. While it is theoretically possible to include more variables to condition on (e.g., temperature as a proxy for snow processes), this becomes challenging due to the issue of dimensionality leading to estimated sparse and noisy PDFs (Bennett et al., 2022). In the specific case for Canada, the hydrology of catchments is heavily influenced by the accumulation and subsequent melting of snow during the winter and spring seasons. However, the current snow model, CemaNeige, is considered to be overly simplistic as it relies solely on temperature inputs (Troin et al., 2016). This simplicity limits its ability to capture the complexity and uncertainty associated with snow hydrology. To address this, there is a growing recognition of the need to explore more advanced snow models that can provide higher temporal and spatial resolution simulations of the snow water equivalent (SWE), combining the accuracy of physically-based energy-balance (EB) models with the simplicity of degree-day (DD) models, resulting in mixed EB/DD models (Troin et al., 2016). Therefore, future studies should investigate more complex conditional post-processing methods to attempt to improve more specific and conditional biases.

2.5.3 Impact on precipitation post-processing on streamflow simulations

In this study, we focused on the precipitation postprocessing and the associated impacts on streamflow forecasts; we did not apply QM directly on the streamflow forecasts as this would mask the effects of precipitation postprocessing (Lucatero et al., 2018). A similar study by Ghimire et al. (2019) used eight QM bias correction techniques to improve hydrological simulations. The eight QM techniques were applied annually, monthly, and seasonally to precipitation as in the present study. Ghimire et al. (2019) showed that the monthly QM configuration provides the best performance at simulating streamflow. Based on the CRPS scores obtained in our study, we show that out of the three QM configurations used, the Annual QM post-processing method has the best performance (Figures 2.8 and 2.9). However, the QM does not show improvement of flow forecasts in most catchments and most hydrological models. The fact that the QM method does not improve results for most test-cases diverges

from the results found in Ghimire et al. (2019). However, that application was made on a single catchment and a single hydrological model (GR4J), limiting the generalisation of the results.

From Figures 2.8 and 2.9 (and Annexe I-3 to I-25), we can infer that the hydrological models provide less satisfactory streamflow simulations when forced by the three QM configurations, with more obvious increases of the CRPS values at the longest lead-times. This is due to the fact that timing errors are averaged when looking at longer lead times; for the short term (i.e., up to 1-2 days of lead-time at 6-hour increments), a small error in the timing of the peak flow might lead to an increase in the RSCRPS, while these errors tend to cancel out for a longer period. The results presented in this study indicate that, even though it is a simple method, the QM as implemented is not an effective post-processing method, regardless of its simplicity of implementation to satisfy operational forecasting streamflow purposes (Boucher et al., 2015).

2.5.4 Limitations and implications for hydrological studies

The experimental design of this study has some limitations. First, only twenty catchments are used for the analysis and additional catchments in different locations with different hydroclimatic characteristics in Canada should be included. As mentioned in section 2.2, the initial datasets that were made available were limited in spatial distribution and most hydrometric gauges with data at the hourly or sub-daily scales were regulated rivers, reducing the number of catchments used for this study. Therefore, other regions with more readily accessible datasets could replicate this study with a more diverse set of catchments.

Even though conceptual hydrological models are often used in streamflow forecasting studies (Velazquez et al., 2011; Arsenault et al., 2015; Andraos et Najem, 2020; Dion et al., 2021), the inclusion of one or more hydrological models in the ensemble with various representations of key hydrological processes (i.e., snow, potential evapotranspiration) would likely influence the results while allowing to extend the analysis of hydrological uncertainty associated with the model structure (Troin et al., 2016; Seiller and Anctil, 2016). Using distributed or physical-based hydrological models would provide a more thorough assessment of the impacts of

precipitation post-processing on streamflow forecasts, especially for complex catchments such as in mountainous areas, for which the improvement of sub-daily precipitation forecasts is required.

As for the performance metric, using a single efficiency criterion, such as CRPS (and RSCRPS that derives from CRPS), may not be sufficient for evaluating the performance of hydrological models. Evaluating model performance involves subjective and objective assessments, and the choice of performance metrics can be challenging due to factors such as the variability of flows, heteroscedastic errors, different benchmark models, and specific model applications (Krause et al., 2005; Pushpalatha et al., 2012; Ferreira et al., 2020). While visual inspection of the CRPS boxplots provides qualitative insights, only one metric criterion may overestimate or underestimate different types of errors. Therefore, a combination of multiple criteria, as the use of more metrics such as KGE (Gupta et al., 2009), could help to analyse better the actual performance of the proposed methodology.

Finally, this study did not explore the application of statistical post-processing techniques on the forecasted streamflow to improve the accuracy of the hydrological forecast. Both weather and streamflow post-processing methods can potentially enhance the quality of streamflow forecasts. It would be valuable to assess the combined impact of these post-processing methods on the resulting hydrological forecasts. Previous studies have explored similar analyses but on smaller scales and using daily models, which are less complex compared to sub-daily models that capture more intricate hydrological processes (Li et al., 2018; Liu et al., 2022).

2.6 Conclusions and recommendations

This study aimed to assess the effectiveness of the application of Quantile Mapping (QM) as a post-processing method for precipitation forecasts to enhance hydrological forecasts. Three temporal configurations (monthly, seasonal, and annual) of the quantile mapping scheme were specifically employed. The investigation focused on 20 catchments located in Canada, and eight distinct lumped hydrological models were utilized. The evaluation of the method's

performance was based on the CRPS (Continuous Ranked Probability Score) and RSCRPS (Runoff-Specific CRPS) metrics.

The implementation of the three different configurations of Quantile Mapping as a post-processing technique effectively reduced the CRPS values in precipitation forecasts, however, the method failed to effectively reduce the CRPS in hydrological forecasts. While certain catchments and specific hydrological models displayed improvements at longer lead-times, there were more prevalent cases where no improvement was observed, and the performance even deteriorated.

Furthermore, the study revealed that no single hydrological model demonstrated superiority over the others. The investigation employed eight different hydrological models: CEQUEAU, GR5dt, HBV, HYMOD, IHACRES, MOHYSE, SIMHYD, and TOPMODEL. All these models exhibited acceptable performance relative to the catchments utilized in this study.

The study also identified several limitations and areas for future research. Firstly, the inclusion of more catchments in different locations with diverse hydroclimatic characteristics in Canada is necessary to obtain a comprehensive analysis. Moreover, employing model ensembles is crucial due to the varying performance of hydrological models across catchments in simulating sub-daily streamflow.

Additionally, the evaluation of hydrological models should involve the use of multiple performance metrics, considering factors such as flow variability, heteroscedastic errors, benchmark models, and specific model applications. Furthermore, the potential benefits of both weather and streamflow post-processing methods should be considered, therefore, future research should assess the combined impact of these techniques on hydrological forecasting accuracy.

In summary, while the Quantile Mapping method showed limited improvements in hydrological forecasts in this study, addressing the identified limitations and exploring more

advanced post-processing techniques and models would be crucial for enhancing the accuracy and reliability of hydrological forecasts in diverse catchment areas.

2.7 Acknowledgements

The authors would like to thank the data support team at Water Survey Canada and Environment and Climate Change Canada for providing the sub-daily streamflow observation data. In this study, the ERA5 reanalysis dataset produced by Hersbach et al., (2018) was used. It has been downloaded from the Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store: <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-single-levels?tab=overview>. The authors are also grateful to the European Centre for Medium-range Weather Forecasts (ECMWF) for providing access to archived IFS forecast data from their MARS computing and archiving facilities. The basemap in figure 1.1 was created using ArcGIS® software by Esri. ArcGIS® and ArcMap™ are the intellectual property of Esri and are used herein under license. Copyright © Esri. All rights reserved. For more information about Esri® software, please visit www.esri.com.

2.8 Funding

This study was partially funded by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) under the Alliance grant number ALLRP 560780-20.

CHAPITRE 3

DISCUSSION

Dans cette section, nous détaillerons davantage la discussion présentée dans le chapitre précédent. Les sous-chapitres seront structurés de la même manière que précédemment : nous examinerons les performances des modèles hydrologiques, la prévision des précipitations avec leur post-traitement, et enfin l'incidence de ces dernières sur la prévision hydrologique.

3.1 Performances des modèles hydrologiques et sensibilité aux incertitudes

Huit modèles hydrologiques ont été appliqués avec un pas de temps de 6 heures pour mieux simuler les débits sur des pas de temps sous-journalières. À quelques exceptions près, tous les modèles hydrologiques ont été calibrés avec des résultats satisfaisants, avec des valeurs NSE (Tableau 2.3) allant de 0,51 à 0,91 pour la calibration, et la plupart des modèles ont donné des performances relativement bonnes (avec des valeurs NSE supérieures à 0,7) sur la plupart des bassins versants. Quelques exceptions existent pour un sous-ensemble de combinaisons bassin-versant/modèle, mais celles-ci sont globalement limitées. Les prévisions sont fournies jusqu'à 9 jours à l'avance avec un pas de temps de 6 heures. Un pas de temps sous-journalier permet de mieux représenter certains processus hydrologiques tels que la fonte des neiges et l'évapotranspiration, qui sont fortement influencés par le cycle diurne. Par exemple, la fonte des neiges a été calculée 4 fois par jour, ce qui donne un taux de fonte des neiges plus réaliste, avec des valeurs plus élevées pendant la journée que pendant la nuit. Cela permet de capturer de manière plus précise les processus physiques par rapport à un pas de temps quotidien tout en améliorant la capacité des modèles à prévoir les débits sur les bassins versants étudiés.

Nous montrons que certains modèles hydrologiques offrent de meilleures performances que d'autres pour certains bassins versants en ce qui concerne la simulation des débits sous-journalières. Cependant, aucune structure de modèle hydrologique ne donne les meilleurs résultats dans tous les bassins versants. La compétence apparente des différents modèles hydrologiques n'est pas non plus liée à leur complexité, car des modèles plus simples (comme

GR5dt avec 5 paramètres et 3 réservoirs) surpassent souvent des modèles tels que HBV (9 paramètres et 3 réservoirs), et vice versa. Pour l'étalonnage des modèles, sur la base des scores NSE (Tableau 2.3), le modèle hydrologique le plus performant est probablement TOPMODEL pour le bassin versant numéro 12, cependant ce modèle donne des résultats insatisfaisants en termes de NSE pour le bassin versant numéro 4. En examinant les valeurs de CRPS obtenues (Tableau 2.4 et Figure 2.7), CEQUEAU et TOPMODEL semblent d'être les meilleurs modèles hydrologiques parmi les bassins versants étudiés, mais ces modèles ne sont le meilleur choix que pour 20% des bassins versants utilisés dans cette étude. Lorsque l'on regarde la figure 2.6, on peut constater que la répartition des meilleurs modèles ne montre aucune tendance. Si l'on regarde les valeurs RSCRPS des modèles CEQUEAU et TOPMODEL (Figures 2.11 et 2.12), CEQUEAU donne de bons résultats pour le premier bassin versant tandis que le modèle TOPMODEL ne le fait pas. Cela souligne la nécessité d'utiliser des ensembles de modèles, comme recommandé dans Troin et al. (2021).

Tous les modèles hydrologiques utilisés dans cette étude présentent une structure similaire (c'est-à-dire des modèles globaux avec 5 à 9 paramètres basés sur les mêmes routines de calcul du PET et de la neige), cependant, on peut observer des différences entre les modèles pour certains bassins versants (Tableau 2.3 et Figures 2.6 et 2.7). Notamment, CEQUEAU et TOPMODEL, avec respectivement 9 et 7 paramètres, émergent généralement comme les deux modèles les plus performants. D'autre part, d'autres modèles hydrologiques utilisant également 9 et 7 paramètres (IHACRES, HBV, MOHYSE) n'obtiennent qu'environ la moitié du niveau de préférence à travers les bassins versants. Pour s'assurer que cela n'était pas dû à la convergence du calibrage, celui-ci a été effectué 10 fois pour chaque modèle et l'ensemble de paramètres donnant la meilleure valeur NSE a été conservé. Cela suggère que les différences entre les modèles sont principalement dues à leur représentation interne des processus hydrologiques, ce qui concorde avec les résultats de Thibault et Anctil (2015), qui ont constaté que la structure et la conceptualisation des modèles sont les principales sources d'incertitude.

La figure suivante illustre la distribution spatiale des médianes de RSCRPS en fonction des modèles hydrologiques. On observe que les valeurs les plus faibles de RSCRPS semblent être

associées au modèle hydrologique CEQUEAU. Les résultats du RSCRPS issus des trois configurations de post-traitement QM sont présentés en détail dans les Annexes A II-20 to A II-22.

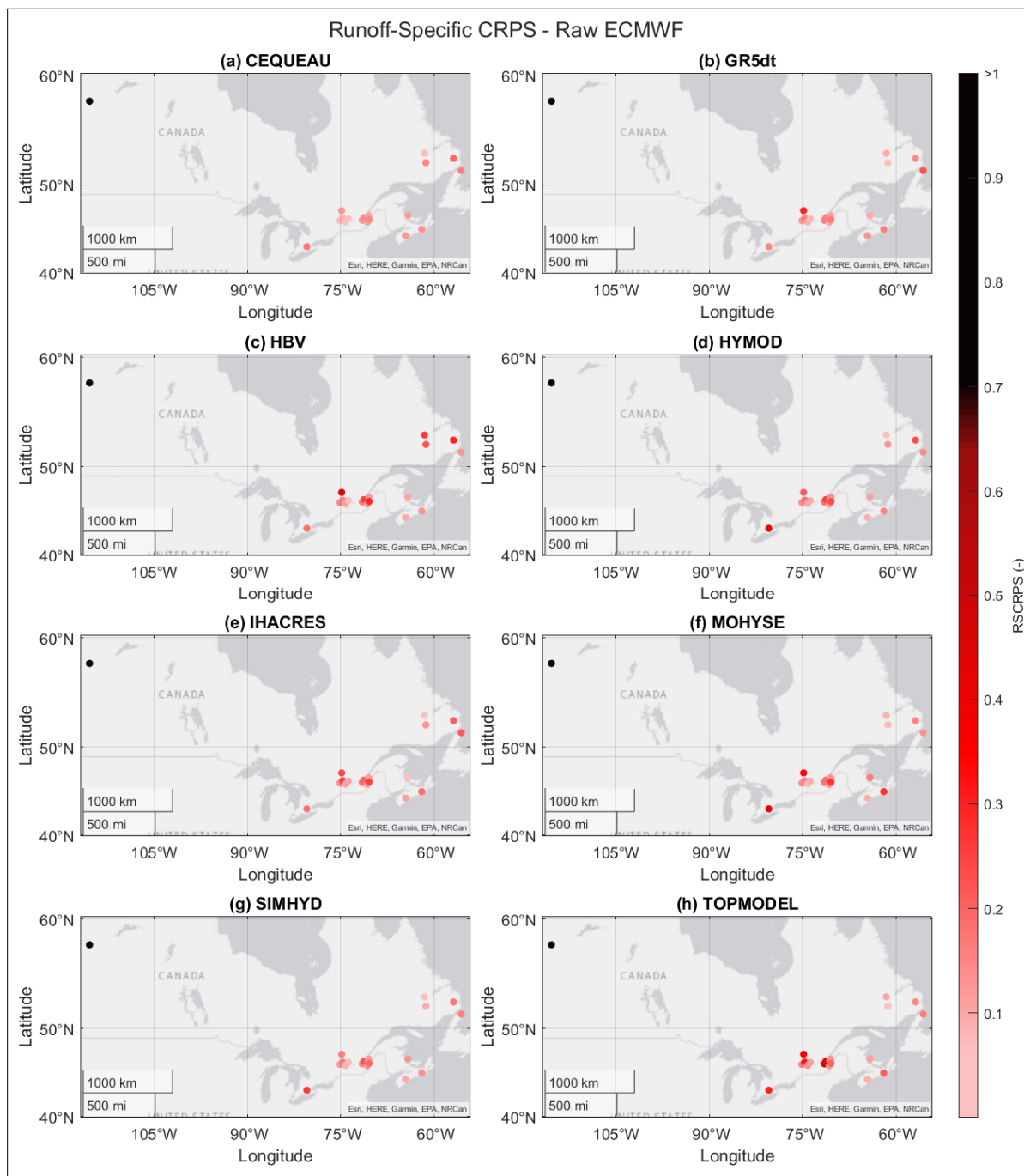


Figure 3.1 Distribution spatiale des valeurs médianes de RSCRPS par modèle hydrologique, avec l'utilisation des précipitations brutes de l'ECMWF

À la figure précédente et aux figures à l'Annexe I-20 jusqu'au I-25 ainsi que A II-1 jusqu'au A II-3, il est montré que la plupart des bassins versants (situés dans l'est du Canada) présentent les valeurs les plus faibles de RCRPS, tandis que notre bassin versant situé dans l'ouest du Canada présente les valeurs les plus élevées de RSCRPS. Cela peut s'expliquer par la taille des différents bassins versants et le régime hydrologique. Les bassins versants de l'est du Canada sont de taille petite à moyenne (33 - 5820 km²), tandis que le seul bassin versant à grande échelle se trouve dans la partie ouest (35800 km²). Cela peut également s'expliquer par la région, la topologie ou l'occupation des terres des différents bassins versants. Ces derniers sont difficiles à modéliser en raison des terrains plats qui rendent les aires de drainage effectives variables en fonction de l'intensité des précipitations, et qui conduit à des valeurs élevées de RSCRPS (voir Shaw et al., 2013 ; Muhammad et al., 2019). De plus, les débits dans ces régions sont très faibles, la plupart de l'eau s'évaporant avant d'atteindre le cours d'eau, ce qui signifie que le RSCRPS a un numérateur élevé et un dénominateur très faible. Cela indique que le RSCRPS, tel que défini dans cette étude, est utile pour comparer les résultats entre les bassins versants de tailles similaires et de débits moyens similaires, mais ne doit pas être utilisé pour évaluer objectivement les performances dans tous les bassins versants.

3.2 Post-traitement des prévisions de précipitations et conditionnement des processus

Comme nous l'avons indiqué dans nos objectifs, le post-traitement des prévisions de précipitations a été mis en œuvre pour tenter d'améliorer les prévisions de débits. Les trois implémentations du QM améliorent l'exactitude des prévisions de précipitations par rapport aux prévisions brutes dans tous les bassins versants, avec une diminution du score CRPS (Figures 2.2 à 2.5). Comme le QM est une méthode de post-traitement inconditionnelle, cette amélioration peut être attribuée à la correction des biais de précipitations à long terme. Ces biais sont déjà faibles dans les prévisions brutes (CRPS généralement inférieur à 1 mm) en grande partie parce que les précipitations prévues sont générées à l'aide du modèle de prévision ECMWF qui est également utilisé pour générer l'analyse ERA5, utilisée comme observations. Par conséquent, on s'attend à ce que les précipitations prévues soient de haute qualité pour les premiers délais, où l'assimilation atmosphérique est similaire entre les deux ensembles de

données météorologiques. Il a été effectivement le cas, comme le montrent les figures dans les Annexes I-1 et I-2. Les résultats pourraient être différents dans les cas où les données d'observation et de prévision sont moins similaires, en raison de l'écart temporel des données ($\pm 2h$) entre les prévisions ECMWF (émises toutes les 6h UTC) et les heures d'observation locales dans certains bassins versants.

Dans cette étude, nous avons décidé d'utiliser les précipitations comme variable de conditionnement (ou proxy) pour les processus hydrologiques. En les séparant par saison et par mois, les paramètres QM ont été calculés sur des jours de la même saison/mois, ce qui signifie qu'ils provenaient de conditions hydrométéorologiques similaires. Nous avons montré que le conditionnement sur les prévisions brutes de précipitations sous-journalières permet leur amélioration. Cependant, parmi les trois configurations de conditionnement QM sur les précipitations subrégionales (annuelle, mensuelle ou saisonnière), aucune ne se démarque en termes de résultats de prévision, que ce soit pour les prévisions de précipitations ou de débits, dans la plupart des bassins versants : la meilleure configuration de correction QM varie d'un bassin à l'autre. Il est important de prendre en compte le fait que la période de calibrage de la méthode de post-traitement QM a été de 2015 à 2019. Il est possible que l'ajout de données supplémentaires, ou l'utilisation d'un ensemble d'années aléatoires dans la période d'entraînement plutôt que des années continues, puisse améliorer les résultats en définissant mieux les distributions.

Une question ouverte reste celle de la façon de choisir les variables à conditionner et la temporalité de ce conditionnement. Bien qu'il soit théoriquement possible d'inclure plus de variables à conditionner (par exemple, la température en tant que proxy pour les processus liés à la neige), cela devient difficile en raison du problème de la dimensionnalité conduisant à des distributions de probabilité estimées clairsemées et bruitées (Bennett et al., 2022). Dans le cas spécifique du Canada, l'hydrologie des bassins versants est fortement influencée par l'accumulation et la fonte subséquente de la neige pendant les saisons d'hiver et de printemps. Cependant, le modèle de neige actuel, CemaNeige, est considéré comme trop simpliste car il repose uniquement sur des données de température (Troin et al., 2016). Cette simplicité limite

sa capacité à capturer la complexité et l'incertitude associées à l'hydrologie de la neige. Pour remédier à cela, il est de plus en plus reconnu qu'il est nécessaire d'explorer des modèles de neige plus avancés qui peuvent fournir des simulations de l'équivalent en eau de la neige (SWE de l'anglais « snow-water equivalent ») avec une résolution temporelle et spatiale plus élevée, en combinant la précision des modèles de bilan énergétique physique avec la simplicité des modèles degré-jour, ce qui donne des modèles mixtes de bilan énergétique/degré-jour (Troin et al., 2016). Par conséquent, les futures études devraient examiner des méthodes de post-traitement conditionnelles plus complexes pour tenter d'améliorer les biais plus spécifiques et conditionnels.

3.3 Impact du post-traitement des précipitations sur les simulations de débits

Rappelant l'objectif de la présente étude, un post-traitement des précipitations est mis en place pour évaluer les impacts sur les prévisions de débits. Dans cette étude, nous n'avons pas appliqué directement le QM aux prévisions de débits car cela masquerait les effets du post-traitement des précipitations (Lucatero et al., 2018). Une étude similaire réalisée par Ghimire et al. (2019) a utilisé huit techniques de correction de biais QM pour améliorer les simulations hydrologiques. Les huit techniques QM ont été appliquées annuellement, mensuellement et saisonnièrement aux précipitations, comme dans la présente étude. Ghimire et al. (2019) ont montré que la configuration QM mensuelle offre les meilleures performances pour la simulation des débits. Sur la base des scores CRPS obtenus dans notre étude, nous montrons que parmi les trois configurations QM utilisées, aucune méthode de post-traitement de QM se démarque par sa performance (Figures 2.8 et 2.9). En plus, le QM ne montre pas d'amélioration dans les prévisions de débit dans la plupart des bassins versants et la plupart des modèles hydrologiques. Le fait que la méthode QM ne donne pas de meilleurs résultats pour la plupart des cas de test diverge des résultats obtenus dans Ghimire et al. (2019). En revanche, l'application de Ghimire et al. (2019) a été réalisée sur un seul bassin versant et un seul modèle hydrologique (GR4J), limitant la généralisation des résultats.

À partir des Figures 2.8 et 2.9 (et des Annexes I-3 jusqu'au I-25), on peut déduire que les modèles hydrologiques donnent des simulations de prévision de débit moins satisfaisantes lorsqu'ils sont contraints par les trois configurations QM, avec une augmentation plus évidente des valeurs CRPS aux plus longs délais. Cela est dû au fait que les erreurs de synchronisation sont moyennées lorsque l'on regarde des délais plus longs; à court terme (c'est-à-dire jusqu'à 1 à 2 jours de délai avec des incréments de 6 heures), une petite erreur dans la synchronisation du pic de débit peut entraîner une augmentation du RSCRPS, tandis que ces erreurs ont tendance à s'annuler pour une période plus longue (Boucher et al., 2015).

Il convient de rappeler que l'utilisation de la méthode de QM a été proposée comme méthode potentielle de correction en raison de sa simplicité. Cependant, les résultats obtenus montrent que sa nature simple peut ne pas être suffisante pour corriger les biais. Une étude menée par Chen et al. (2013a) évalue l'incertitude de six méthodes empiriques de réduction d'échelle pour quantifier l'impact hydrologique du changement climatique. Deux bassins fluviaux d'Amérique du Nord ont été évalués, dont l'un au Québec, en utilisant le modèle hydrologique global HSAMI. L'étude a révélé une performance légèrement meilleure avec les méthodes basées sur le QM par rapport aux autres méthodes dans la prédiction des inondations extrêmes, en particulier pour le bassin situé au Québec. Bien que l'étude utilise deux bassins et un seul modèle hydrologique, un total de quatre simulations de modèles climatiques régionaux (MCR) ont été utilisées, ce qui a contribué à la variation des résultats.

Une deuxième étude réalisée par Chen et al. (2013b) compare le même ensemble de six méthodes de correction de biais, mais cette fois classées en approches basées sur la moyenne et en approches basées sur la distribution (dont le QM). Il a été constaté que les six méthodes de correction de biais ont amélioré dans une certaine mesure la représentation des débits des bassins hydrographiques, mais les méthodes basées sur la distribution étant systématiquement meilleures que celles basées sur la moyenne. Cependant, ils ont conclu que la performance de la modélisation hydrologique dépend fortement du choix de la méthode de correction de biais avec l'emplacement du bassin versant et la simulation MCR.

Enfin, Guo et al. (2020) évaluent les comportements et la variabilité spatiale de six méthodes de correction de biais multivariées de dernière génération (le QM compris) et une méthode univariée dans des modèles hydrologiques sur 2 840 bassins versants répartis dans différentes régions climatiques en Amérique du Nord. En utilisant 20 simulations de modèles de circulation générale (MCG) différents, les résultats ont montré que, par rapport à l'utilisation d'une méthode de correction de biais univariée, l'application de méthodes multivariées peut améliorer la simulation du rapport de neige, de la fonte des neiges, de l'évaporation et de plusieurs variables de débit.

L'analyse des trois dernières études, par rapport à l'application QM du présent travail, nous apprennent deux choses : premièrement, la méthode de correction de biais QM, étant une méthode basée sur la distribution, pourrait améliorer la correction de biais pour la modélisation hydrologique, mais lorsqu'elle est utilisée comme méthode multivariée et combinée à d'autres approches. Deuxièmement, la performance variera toujours en fonction de la localisation géographique du bassin versant et la simulation MGC/MCR utilisée. Ces résultats suggèrent que notre travail pourrait être limité par l'utilisation d'une version trop simpliste du QM et d'un seul produit de NWP : l'ECMWF. L'utilisation d'autres NWP pourrait permettre d'obtenir des résultats plus favorables et même de déterminer le produit NWP qui performe le mieux avec la méthode de post-traitement QM.

Pourtant, les résultats présentés dans cette étude indiquent que, même s'il est une méthode simple, le QM tel qu'il est mis en œuvre n'est généralement pas une méthode de post-traitement efficace, quel que soit son caractère simple de mise en œuvre pour satisfaire les besoins opérationnels des prévisions de débits.

3.4 Limites des travaux et implications pour les études hydrologiques

La conception expérimentale de cette étude présente certaines limites. Tout d'abord, seuls vingt bassins versants ont été utilisés pour l'analyse, et d'autres bassins versants dans différentes localités avec des caractéristiques hydroclimatiques différentes au Canada devraient être

inclus. Comme mentionné dans la section 2.2 du chapitre 2, les ensembles de données initiaux disponibles étaient limités en termes de distribution spatiale, et la plupart des jauges hydrométriques avec des données aux échelles horaires ou sous-journalières étaient situées sur des rivières réglementées, ce qui a réduit le nombre de bassins versants utilisés pour cette étude. Par conséquent, d'autres régions disposant d'ensembles de données plus facilement accessibles pourraient reproduire cette étude avec un ensemble plus diversifié de bassins versants.

Bien que les modèles hydrologiques conceptuels soient souvent utilisés dans les études de prévision des débits (Velazquez et al., 2011 ; Arsenault et al., 2015 ; Andraos et Najem, 2020 ; Dion et al., 2021), l'inclusion d'un ou plusieurs modèles hydrologiques dans l'ensemble avec différentes représentations des processus hydrologiques clés (par exemple, la neige, l'évapotranspiration potentielle) influencerait probablement les résultats tout en permettant d'étendre l'analyse de l'incertitude hydrologique associée à la structure du modèle (Troin et al., 2016 ; Seiller et Anctil, 2016). L'utilisation de modèles hydrologiques distribués ou basés sur la physique fournirait une évaluation plus approfondie des impacts du post-traitement des précipitations sur les prévisions de débits, notamment pour les bassins versants complexes tels que les zones montagneuses, dont l'amélioration des prévisions de précipitations sous-journalières est nécessaire.

En ce qui concerne la métrique de performance, l'utilisation d'un seul critère d'efficacité, tel que le CRPS (et le RSCRPS qui découle du CRPS), peut ne pas être suffisante pour évaluer la performance des modèles hydrologiques. L'évaluation de la performance du modèle implique des évaluations subjectives et objectives, et le choix des métriques de performance peut être difficile en raison de facteurs tels que la variabilité des écoulements, les erreurs hétéroscédastiques, les différents modèles de référence et les applications spécifiques des modèles (Krause et al., 2005 ; Pushpalatha et al., 2012 ; Ferreira et al., 2020). Bien que l'inspection visuelle des diagrammes en boîte CRPS fournisse des indications qualitatives, un seul critère métrique peut surestimer ou sous-estimer différents types d'erreurs. Par conséquent, une combinaison de plusieurs critères, telle que l'utilisation de plusieurs métriques telles que

le KGE (Gupta et al., 2009), pourrait contribuer à une meilleure analyse de la performance réelle de la méthodologie proposée.

Enfin, cette étude n'a pas exploré l'application de techniques de post-traitement statistique sur les prévisions de débits pour améliorer l'exactitude des prévisions hydrologiques. Les méthodes de post-traitement des données météorologiques et des débits peuvent potentiellement améliorer la qualité des prévisions de débits. Il serait intéressant d'évaluer l'impact combiné de ces méthodes de post-traitement sur les prévisions hydrologiques résultantes. Des études antérieures ont exploré des analyses similaires mais à plus petite échelle, en utilisant des modèles journaliers qui sont moins complexes par rapport aux modèles sous-journaliers qui captent des processus hydrologiques plus complexes (Li et al., 2018 ; Liu et al., 2022; Zalachori et al., 2012).

Un récent travail de Chen et al. (2021) explore la faisabilité de corriger les biais dans les modèles d'impact en comparant les performances du prétraitement et du post-traitement des simulations de modèles hydrologiques. L'étude utilise les mêmes bassins versants que leur étude antérieure dans Chen et al. (2013b), mais avec 26 Modèles de Circulation Générale (MCG) différents et deux modèles hydrologiques (HMETS et GR4J+CemaNeige). La méthode de correction des biais utilisée dans cette étude pour ajuster les précipitations et la température est le TSQM comme prétraitement (méthode dérivée du QM), et la méthode de correction des biais quotidiens univariés (DBC) de Chen et al. (2013b) pour le post-traitement. Ils ont constaté que les procédures de prétraitement et de post-traitement peuvent réduire considérablement le biais des séries temporelles d'écoulement simulé pour la plupart des MCG. En général, les deux approches de correction des biais fonctionnent mieux pour les bassins versants nordiques (ceux avec un pic de fonte des neiges au printemps) que pour ceux aux climats plus chauds. Par contre, leurs résultats ont montré que les performances du prétraitement et du post-traitement ne sont pas toujours cohérentes pour un bassin spécifique, surtout pendant la période de validation. En conclusion, il est difficile de déterminer quelle procédure fonctionne le mieux, car leur efficacité dépend du bassin et du MCG. Cela met en évidence l'importance d'utiliser

plusieurs projections climatiques pour circonscrire l'incertitude lors de la tentative d'une étude ou de prévision dans une nouvelle région (Chen et al., 2021).

Considérant (1) les conclusions obtenues dans cette étude, (2) l'analyse des études mentionnées précédemment ainsi que (3) les trois études mentionnées dans la section 3.3 (Chen et al., 2013a ; Chen et al., 2013b ; Guo et al., 2020), il est possible de statuer que les performances des méthodes de correction des biais et la réduction relative de l'incertitude dépendent en partie de la localisation géographique et de la simulation climatique choisie. Par conséquent, il est recommandé d'effectuer une validation minutieuse lors de l'utilisation de méthodes de correction des biais, en particulier dans le cadre d'études portant sur de nouvelles régions.

CONCLUSION

Cette étude visait à évaluer l'efficacité de l'application de la méthode de Quantile Mapping (QM) en tant que méthode de post-traitement des prévisions de précipitations afin d'améliorer les prévisions hydrologiques. Trois configurations temporelles (mensuelle, saisonnière et annuelle) du schéma de QM ont été spécifiquement utilisées. L'évaluation a été effectuée sur 20 bassins versants de différentes superficies allant de 30 km² à >30 000 km² au Canada, et huit modèles hydrologiques globaux distincts ont été utilisés. Les méthodes de post-traitement ont été entraînées sur la précipitation des prévisions d'ensemble opérationnelles ECMWF de 2015 à 2019 et ensuite appliquées dans les prévisions de 2020, chaque prévision contenant 50 membres. L'évaluation des performances de la méthode était basée sur les métriques CRPS (Continuous Ranked Probability Score) et RSCRPS (Runoff-Specific CRPS).

La recherche a utilisé huit modèles hydrologiques différents : CEQUEAU, GR5dt, HBV, HYMOD, IHACRES, MOHYSE, SIMHYD et TOPMODEL. Les huit modèles hydrologiques ont été modifiés dans leurs configurations pour permettre leur utilisation au sein d'un cadre conceptuel global cohérent en incluant le module de neige CemaNeige. La calibration a été réalisée avec CMAES sur la période de 1981 à 2014, dont la plupart des modèles hydrologiques ont présenté de bonnes valeurs de NSE dans les bassins versants (NSE > 0,70). De plus, l'étude a révélé qu'aucun modèle hydrologique unique ne démontrait de supériorité par rapport aux autres. Tous ces modèles ont montré des performances acceptables par rapport aux bassins versants utilisés dans cette étude. Les résultats soulignent l'importance de recommander l'utilisation d'un système multi-modèle pour la prévision hydrologique.

La mise en œuvre des trois configurations différentes du Quantile Mapping en tant que technique de post-traitement a effectivement réduit les valeurs de CRPS dans les prévisions de précipitations. Cependant, la méthode n'a pas réussi à réduire efficacement le CRPS dans les prévisions hydrologiques. Bien que certains bassins versants et certains modèles hydrologiques aient présenté des améliorations pour des périodes de prévision plus longues, il y avait plus de cas où aucune amélioration n'a été observée et les performances se sont même détériorées.

L'application directe du QM sur les prévisions de précipitation a un effet positif sur leur amélioration, cependant, cette amélioration ne se propage pas aux prévisions hydrologiques. Par conséquent, il serait intéressant d'appliquer directement la méthode de QM sur les prévisions hydrologiques et de comparer les résultats avec ceux présentés dans cette étude.

La réalisation de cette étude nous a permis de comprendre que le QM, en tant que méthode simple de post-traitement pour les prévisions de précipitations, est un outil efficace. Cependant, l'utilisation de ces données de prévision corrigées n'est pas recommandée pour effectuer des simulations hydrologiques. Cette conclusion est liée aux limites présentées lors de la réalisation de cette étude, qui devront être abordées dans les travaux futurs, tels que l'exploration d'autres techniques de post-traitement, ainsi que l'application à un groupe de bassins avec des caractéristiques hydroclimatiques plus variées. Ces recommandations, parmi d'autres qui peuvent être trouvées dans la section suivante, sont nécessaires pour comparer et/ou compléter les résultats présentés dans cette étude.

RECOMMANDATIONS

Les recommandations présentées ci-dessous ont été identifiées pour projets de recherche futures :

1. Tout d'abord, il est nécessaire d'inclure davantage de bassins versants dans différentes localités présentant des caractéristiques hydroclimatiques diverses au Canada afin d'obtenir une analyse complète.
2. De plus, l'utilisation d'ensembles de modèles est cruciale en raison des performances variables des modèles hydrologiques dans la simulation des débits sous-journalières des cours d'eau.
3. L'évaluation des performances des modèles hydrologiques et des méthodologies devrait impliquer l'utilisation de plusieurs mesures de performance.
4. Les recherches futures devraient évaluer l'impact combiné de méthodes de post-traitement des données météorologiques et des débits sur l'exactitude des prévisions hydrologiques.
5. Il est recommandé d'explorer plusieurs techniques de post-traitement, y compris des méthodes multivariées et différentes approches d'analyse en dehors des méthodes basées sur la distribution. Il convient de porter une attention particulière aux caractéristiques des bassins versants à étudier dans le choix de la technique.
6. L'évaluation des performances des méthodes de post-traitement devrait être mise en œuvre sur un ensemble plus varié de NWP, ce qui pourrait contribuer à accroître la variabilité de résultats.

En résumé, bien que l'utilisation de la méthode de post-traitement de Quantile Mapping ait montré des améliorations limitées dans les prévisions hydrologiques de cette étude, il serait essentiel de prendre en compte les limites identifiées et d'explorer des techniques de post-traitement et des modèles plus avancés afin d'améliorer la précision et la fiabilité des prévisions hydrologiques dans divers bassins versants.

ANNEXE I

BOÎTES À MOUSTACHES EN MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE

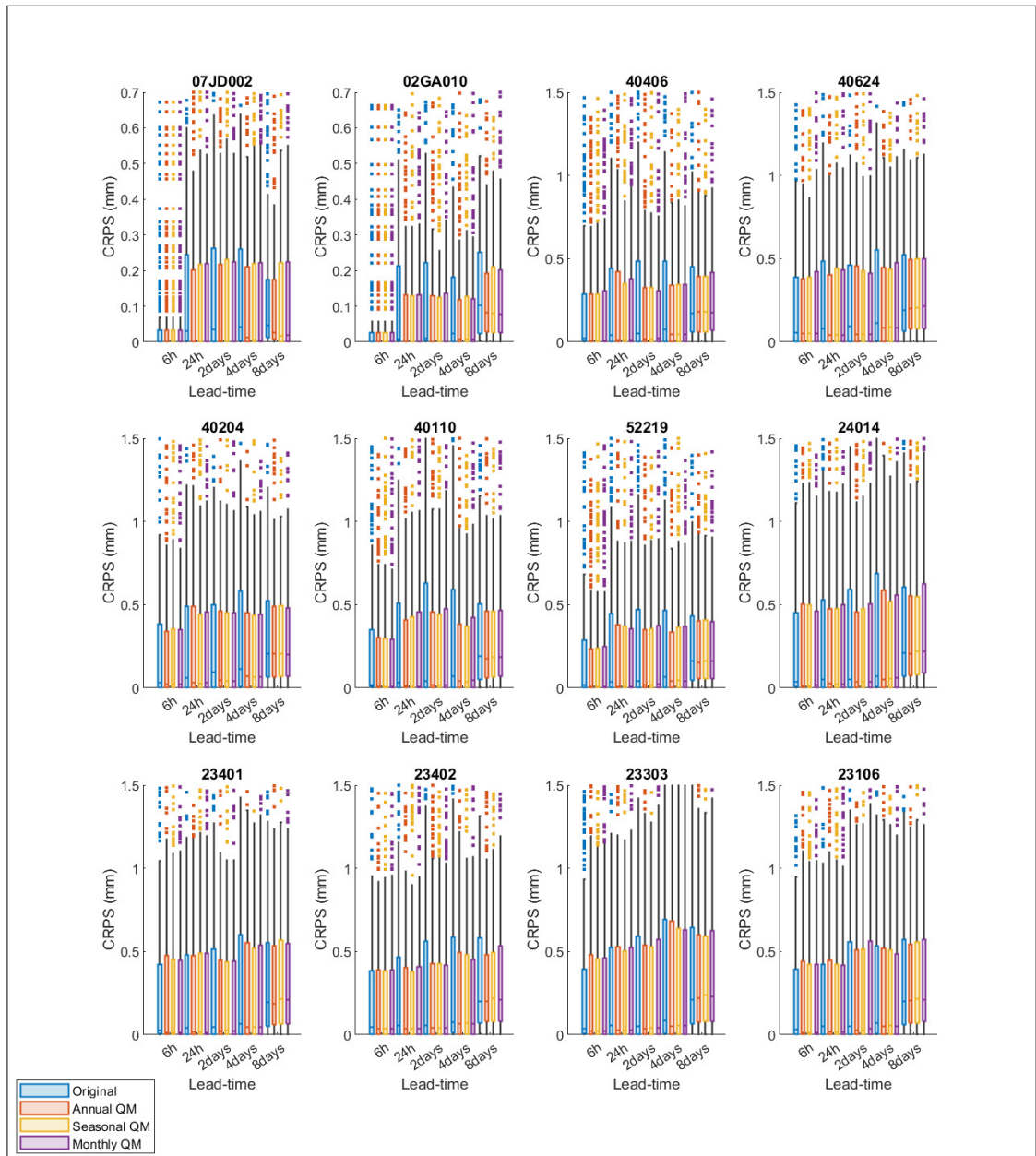


Figure A I-1 CRPS values of the 2020 Precipitation forecasts per lead-time for each catchment from 1 to 12

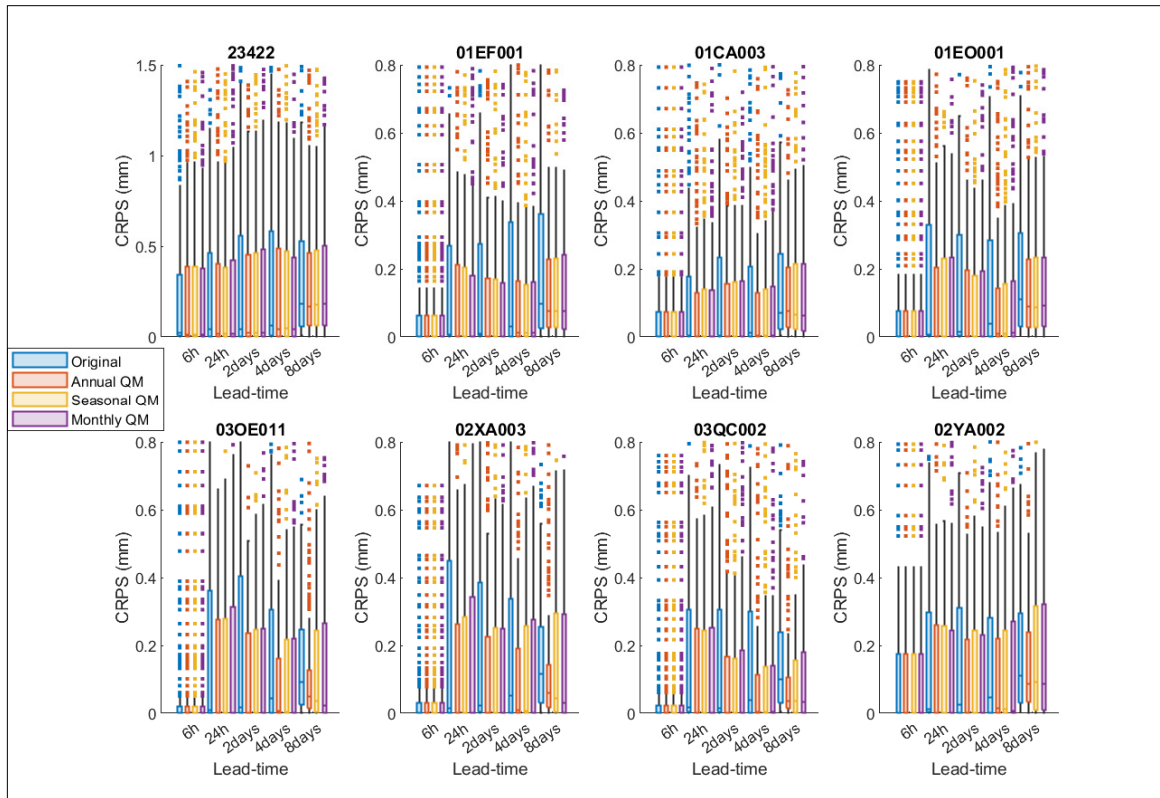


Figure A I-2 CRPS values of the 2020 Precipitation forecasts per lead-time for each catchment from 13 to 20

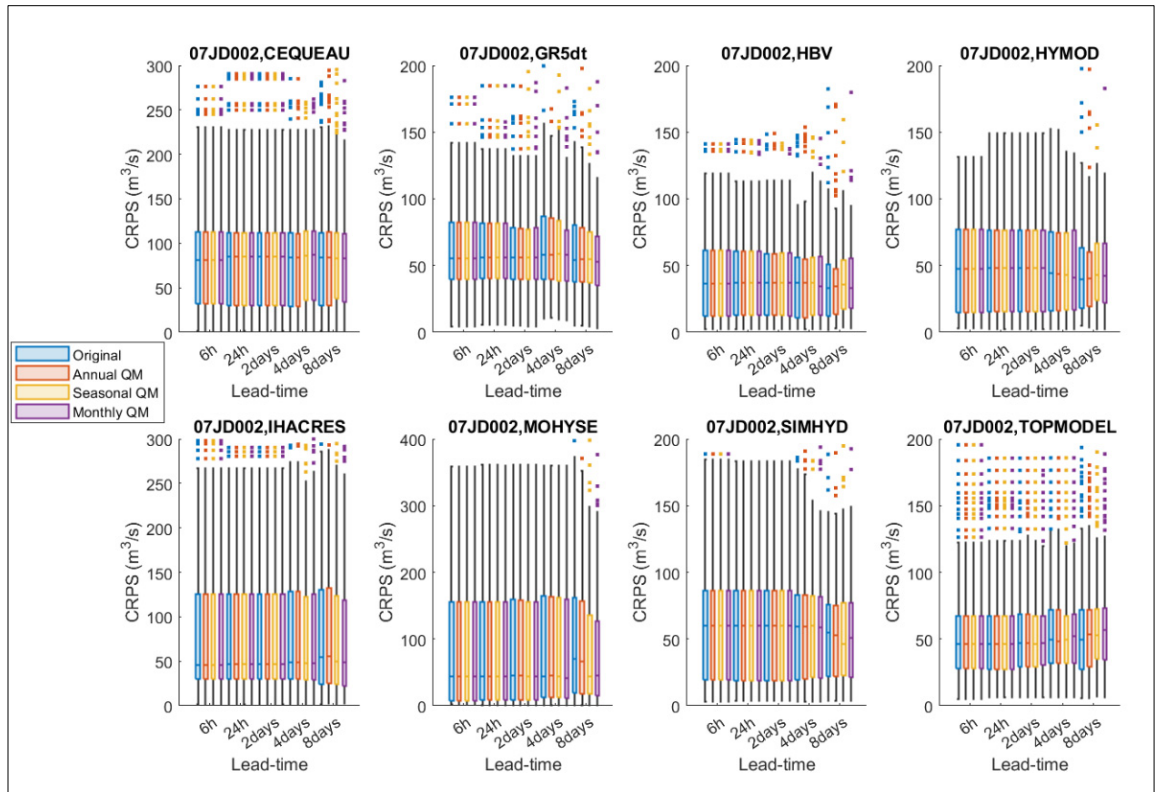


Figure A I-3 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 07JD002 station with the eight different hydrological models

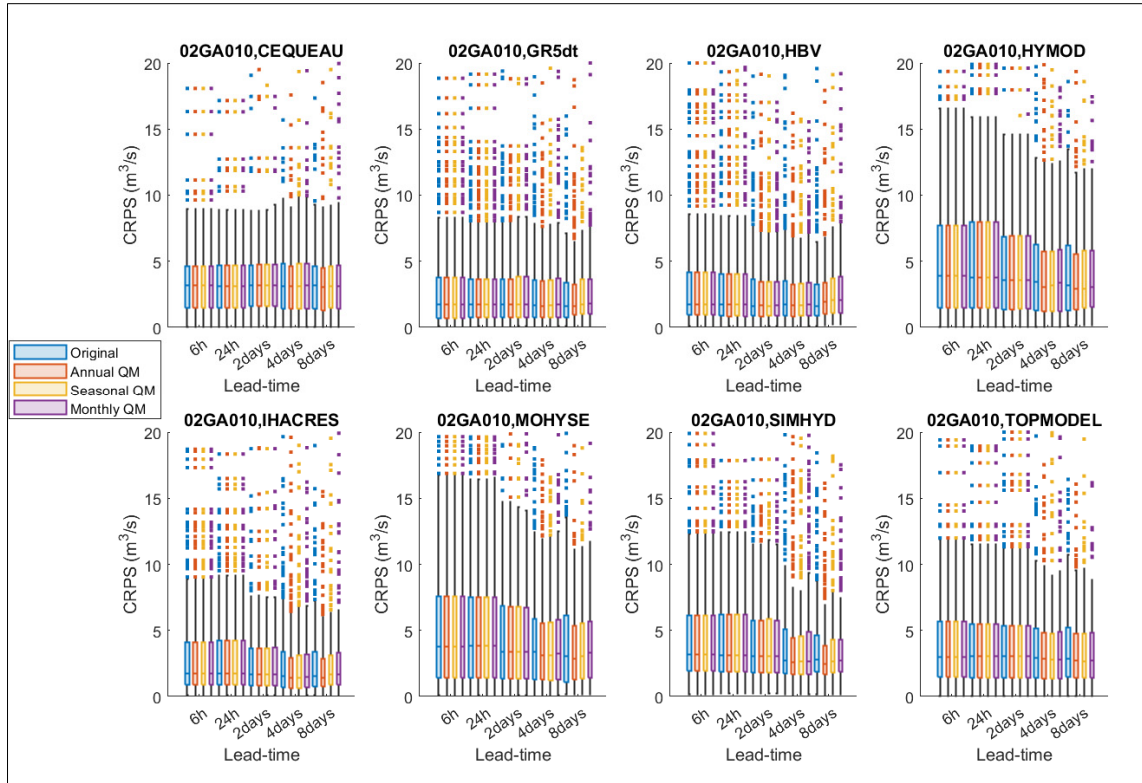


Figure A I-4 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 02GA010 station with the eight different hydrological models

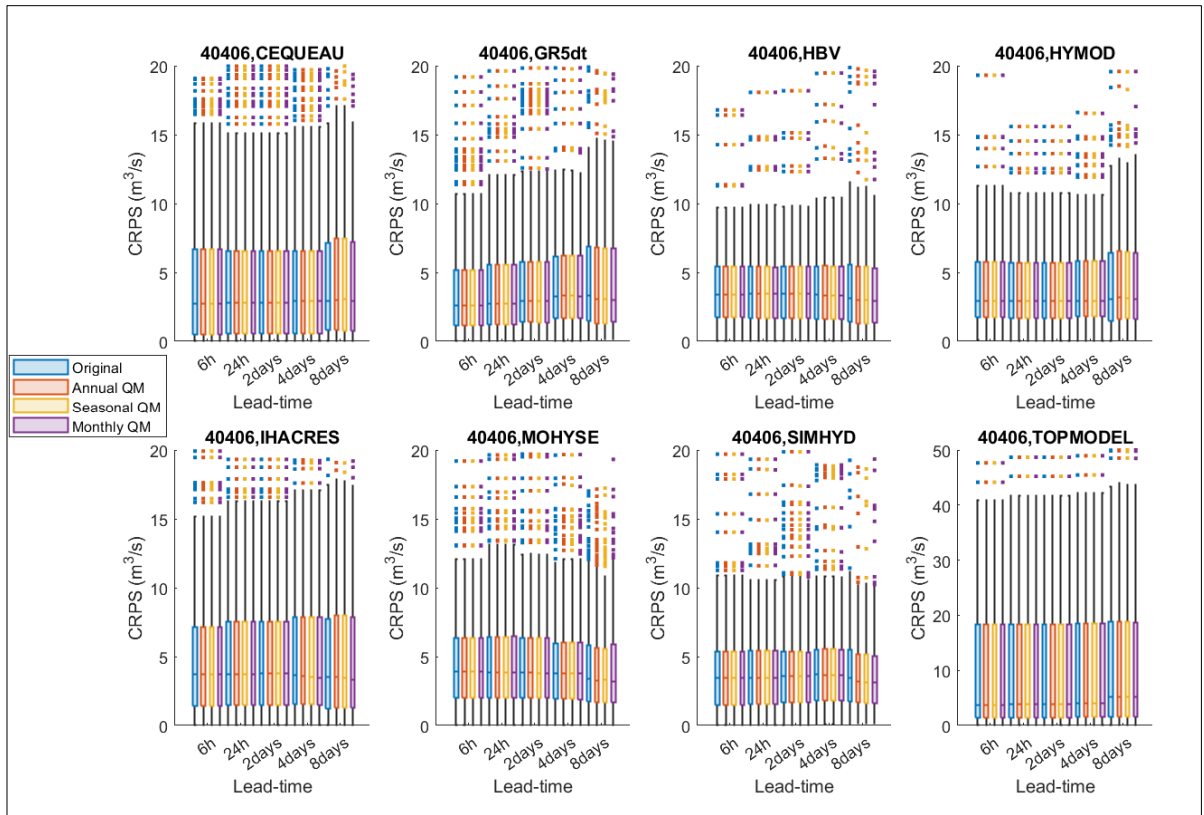


Figure A I-5 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 40406 station with the eight different hydrological models

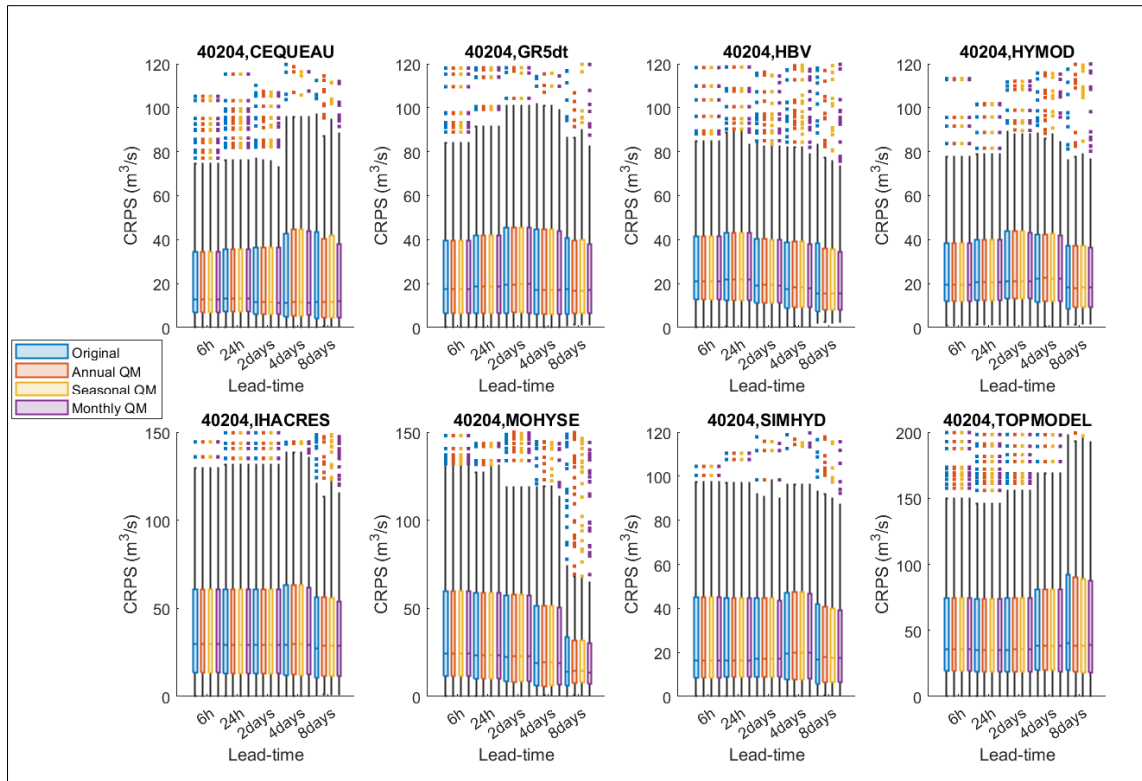


Figure A I-6 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 40204 station with the eight different hydrological models

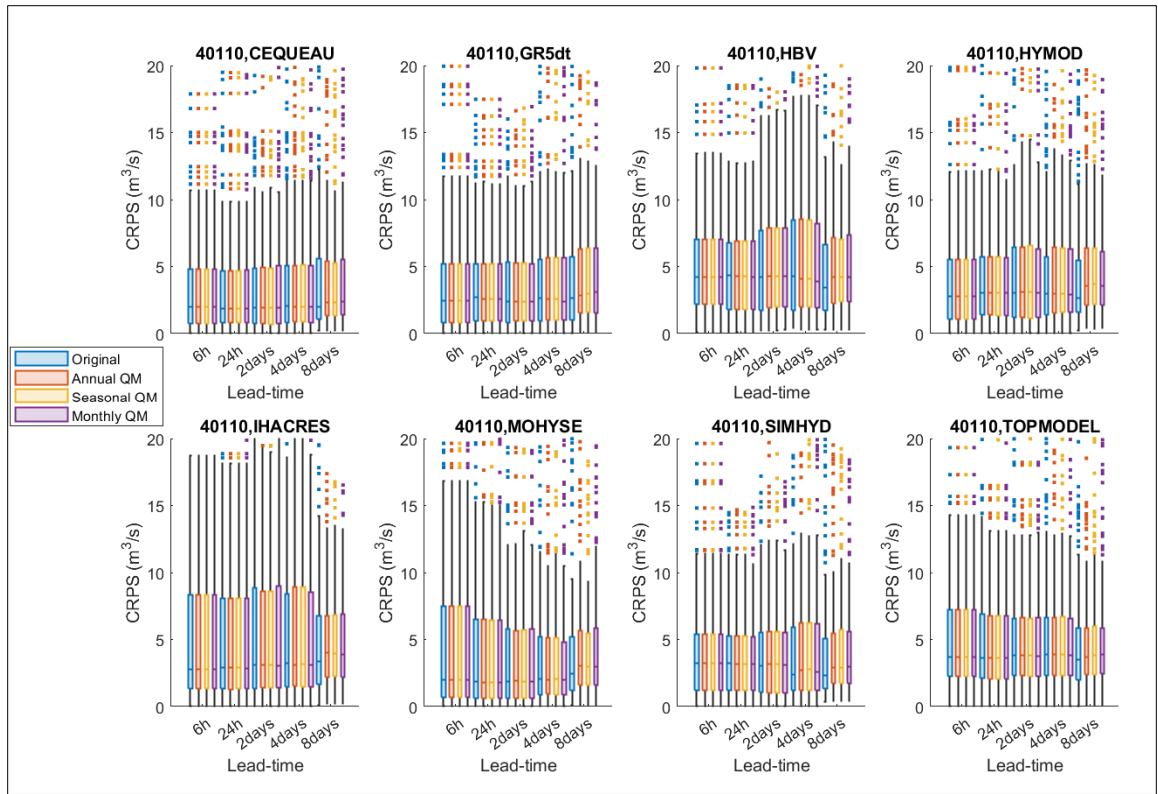


Figure A I-7 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 40110 station with the eight different hydrological models

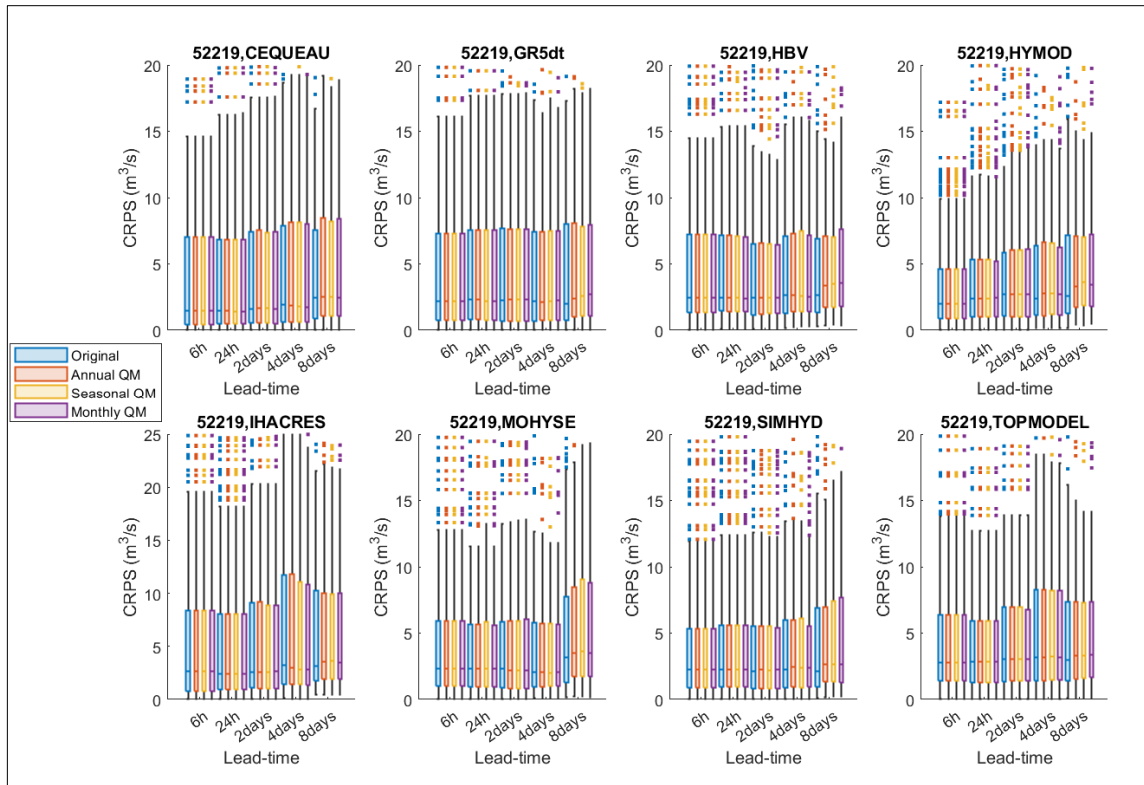


Figure A I-8 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 52219 station with the eight different hydrological models

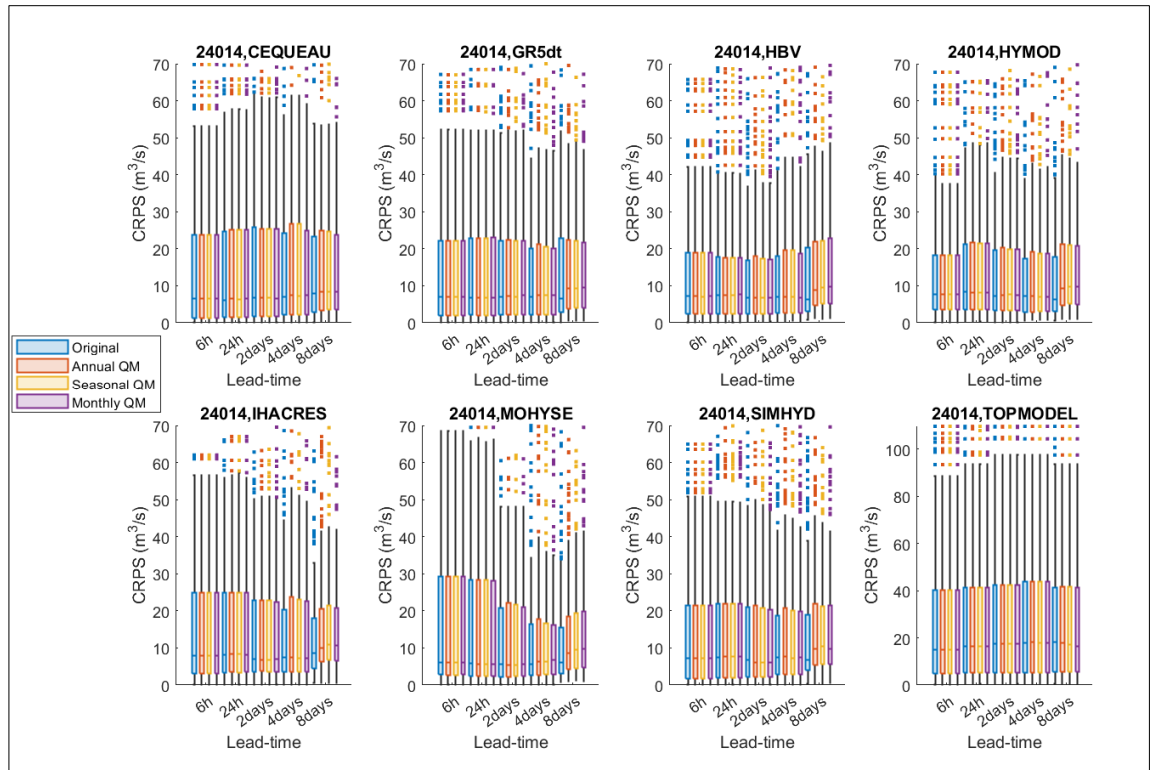


Figure A I-9 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 24014 station with the eight different hydrological models

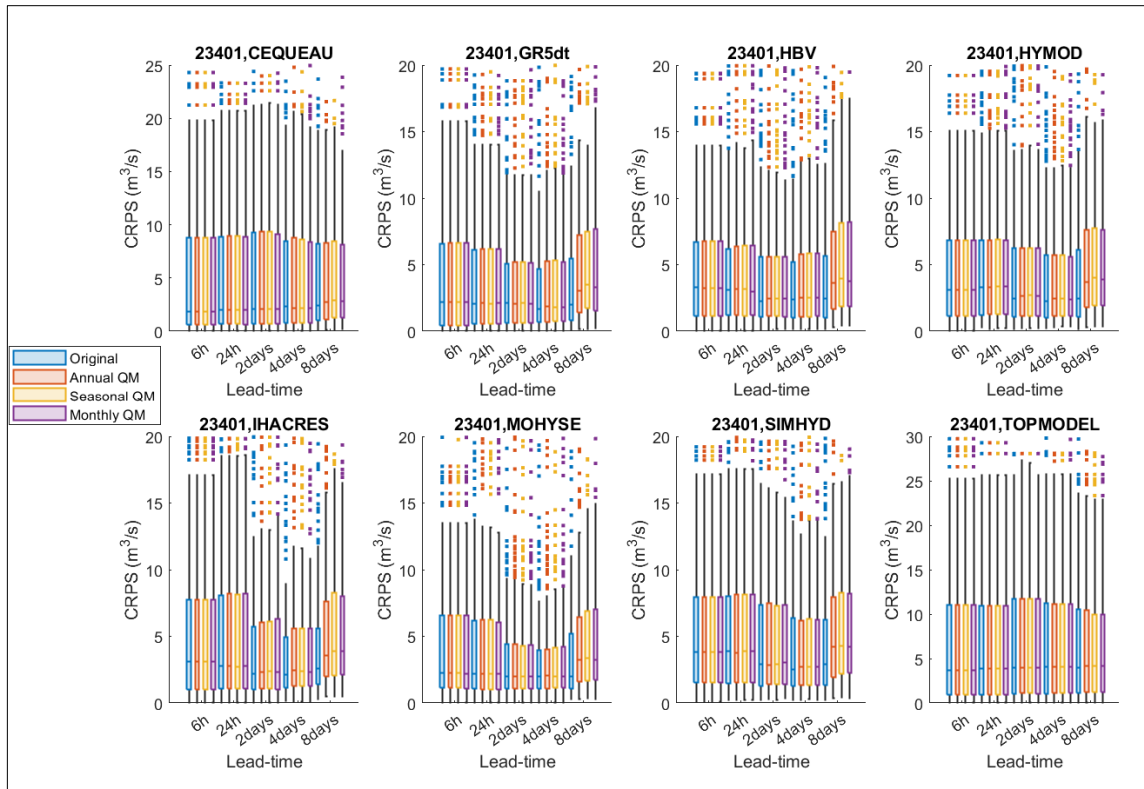


Figure A I-10 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 23401 station with the eight different hydrological models

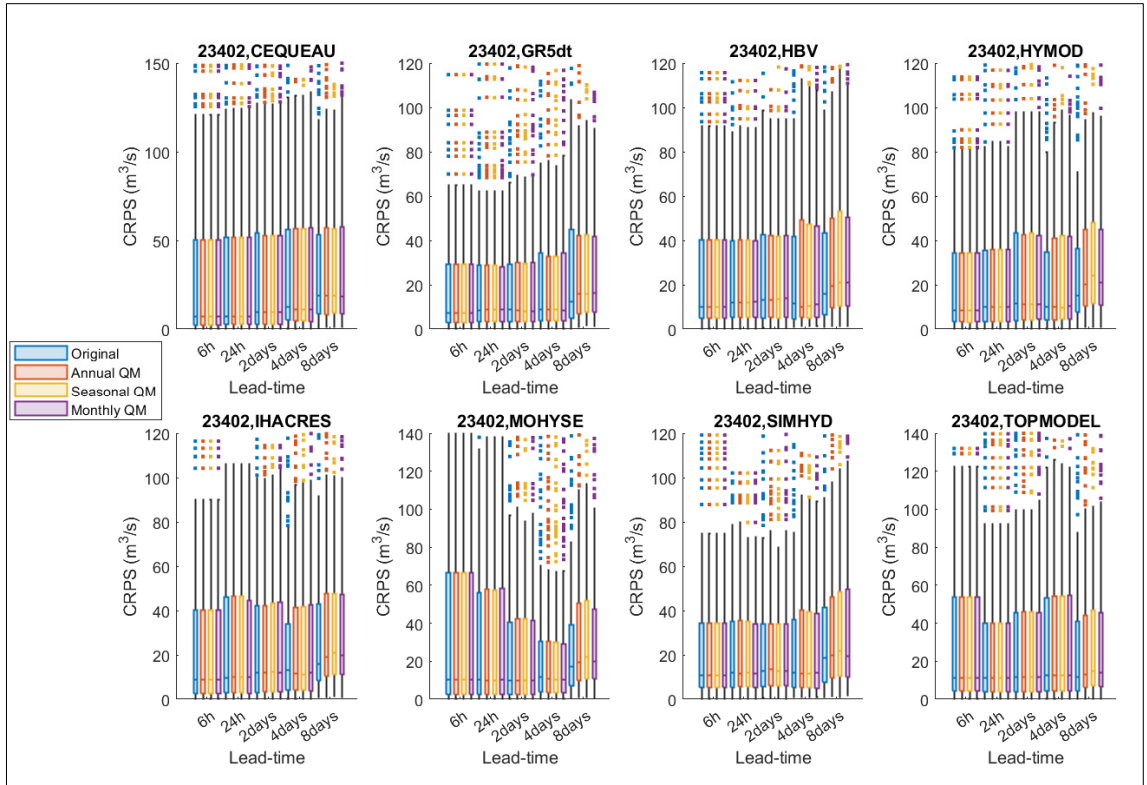


Figure A I-11 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 23402 station with the eight different hydrological models

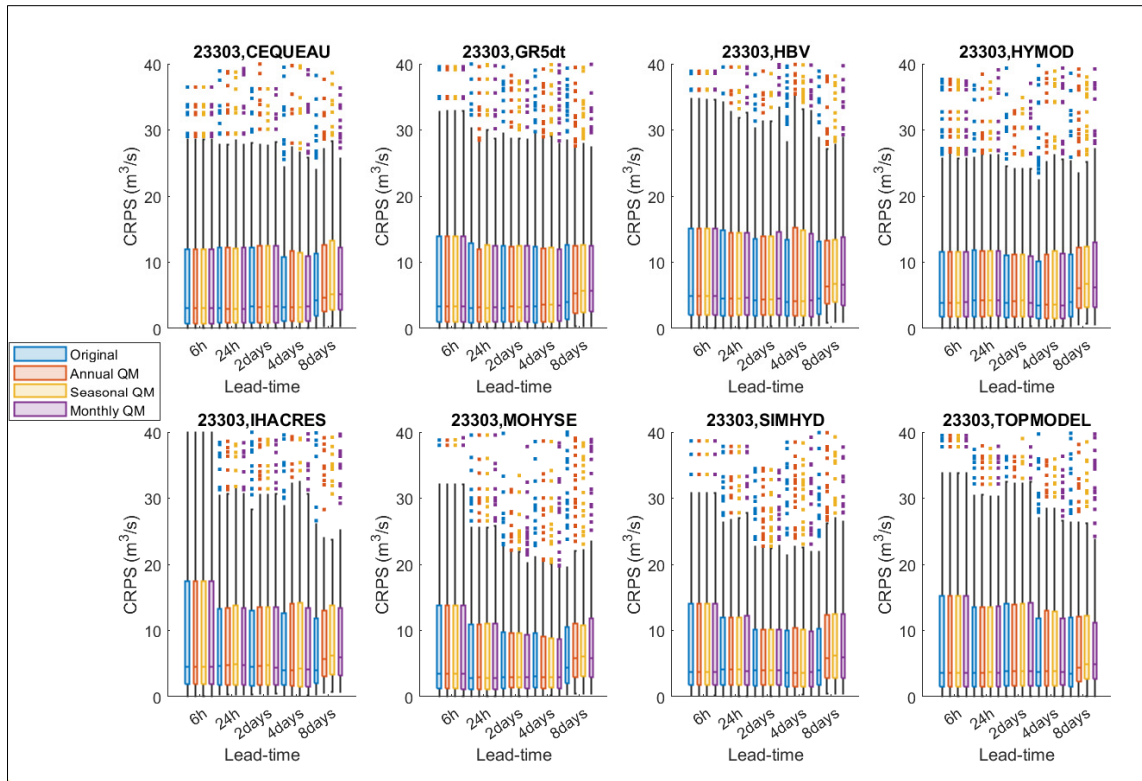


Figure A I-12 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 23303 station with the eight different hydrological models

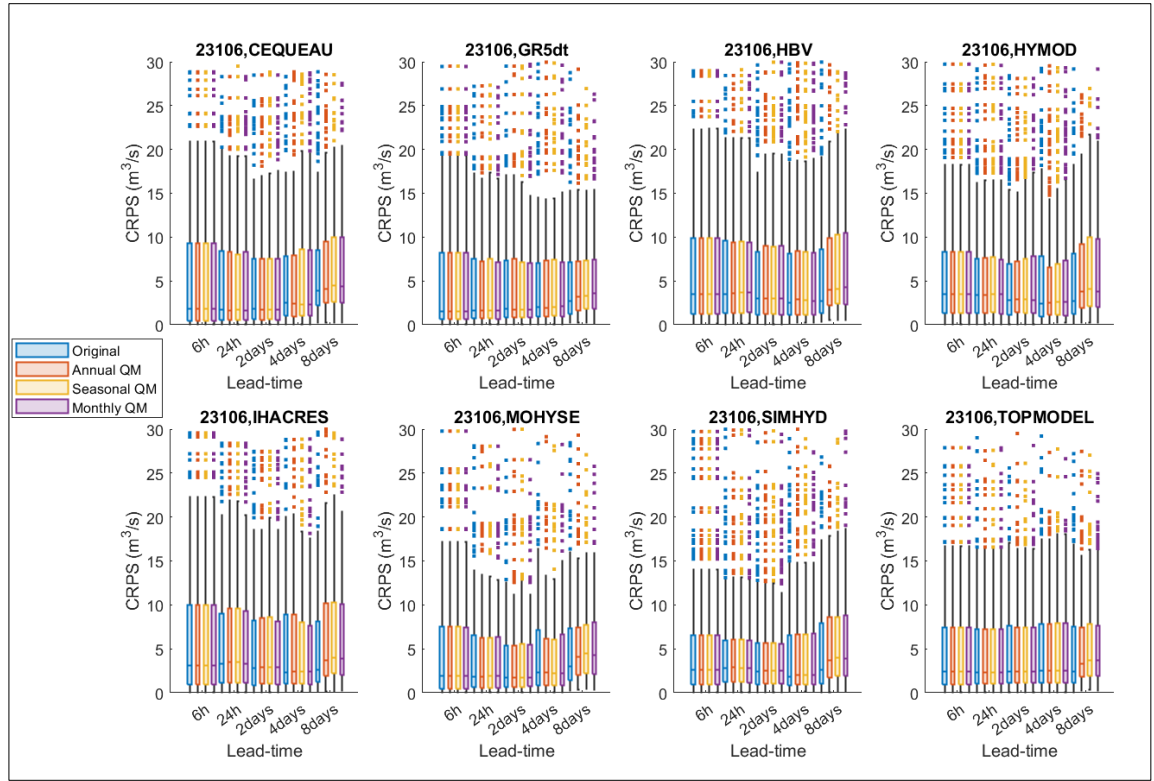


Figure A I-13 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 23106 station with the eight different hydrological models

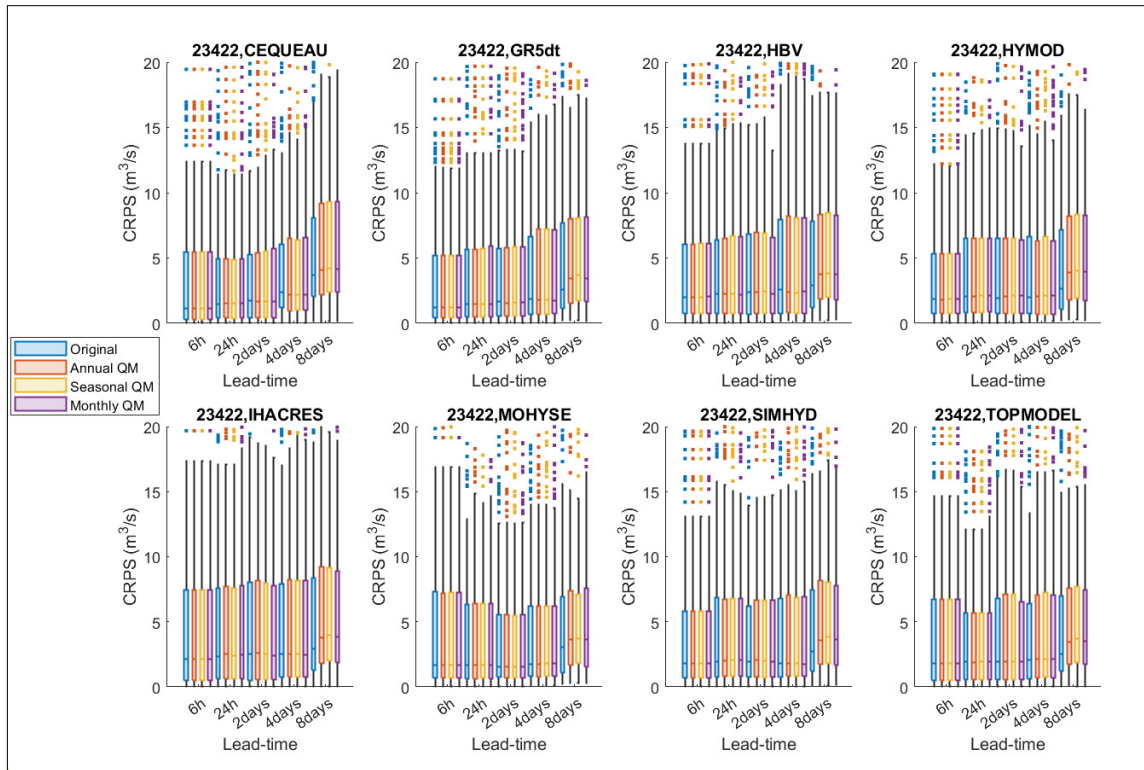


Figure A I-14 CRPS values of the 2020 hydrological forecasting per lead-time for the 23422 station with the eight different hydrological models

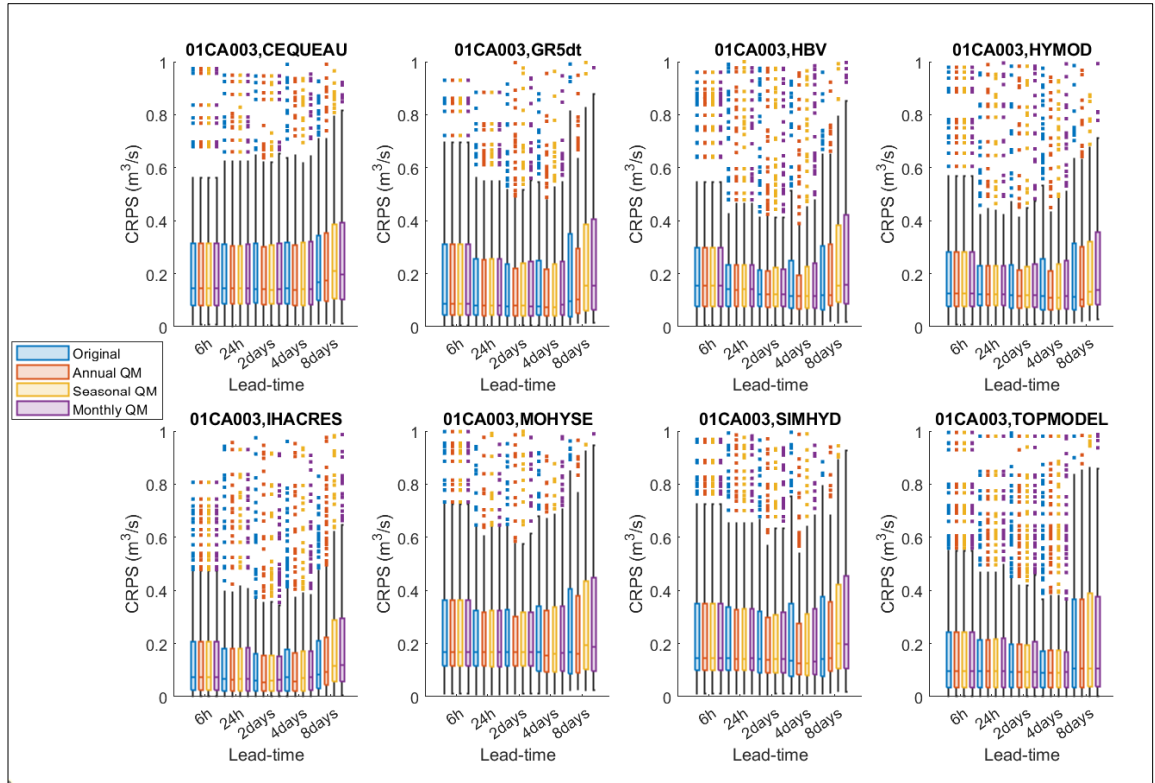


Figure A I-15 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 01CA003 station with the eight different hydrological models

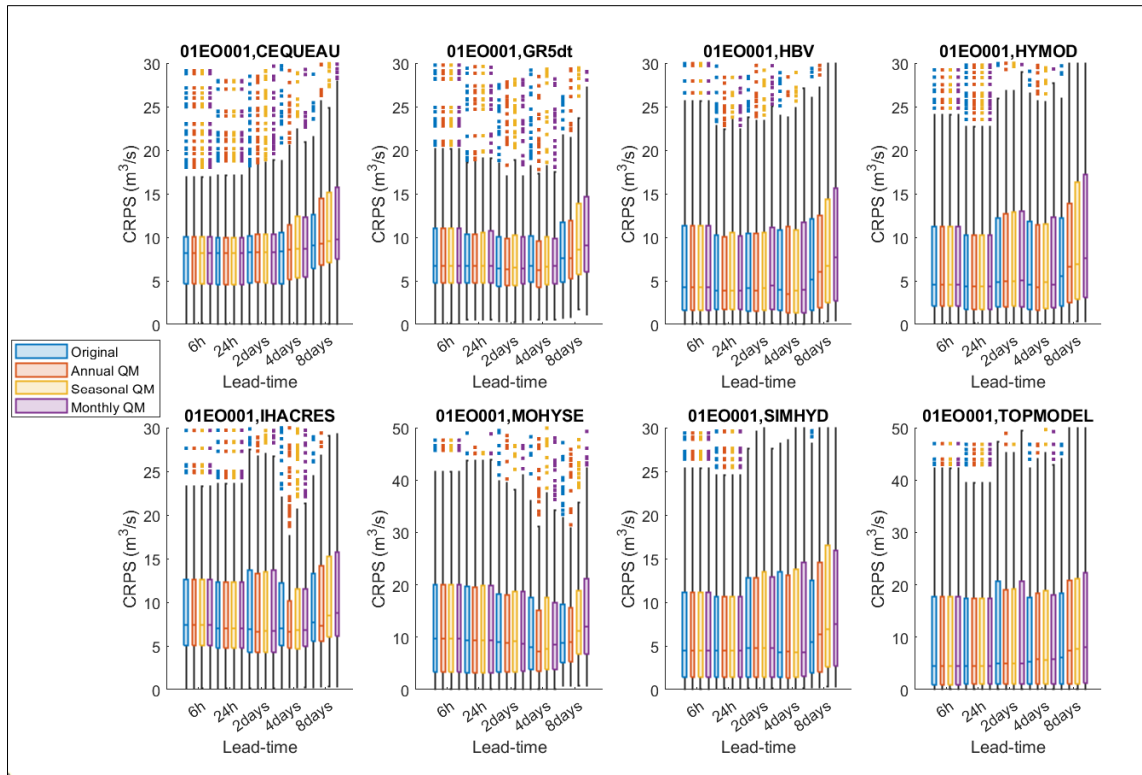


Figure A I-16 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 01EO001 station with the eight different hydrological models

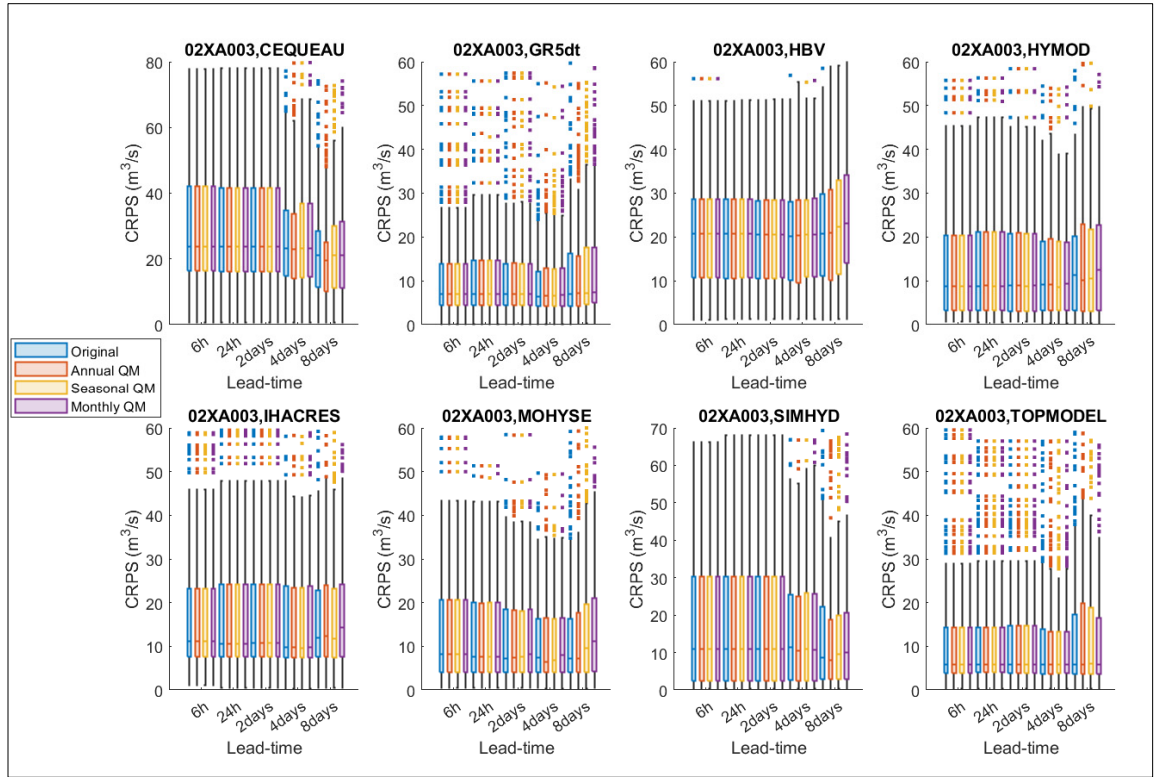


Figure A I-17 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 02XA003 station with the eight different hydrological models

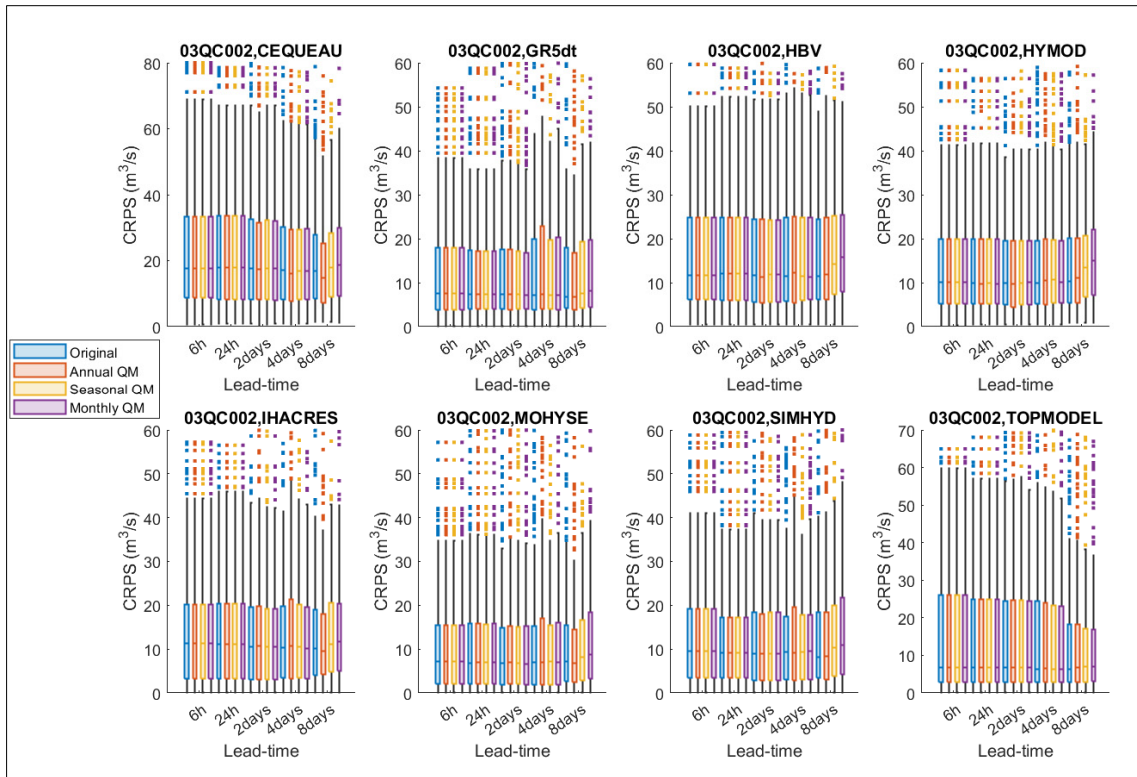


Figure A I-18 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 03QC002 station with the eight different hydrological models

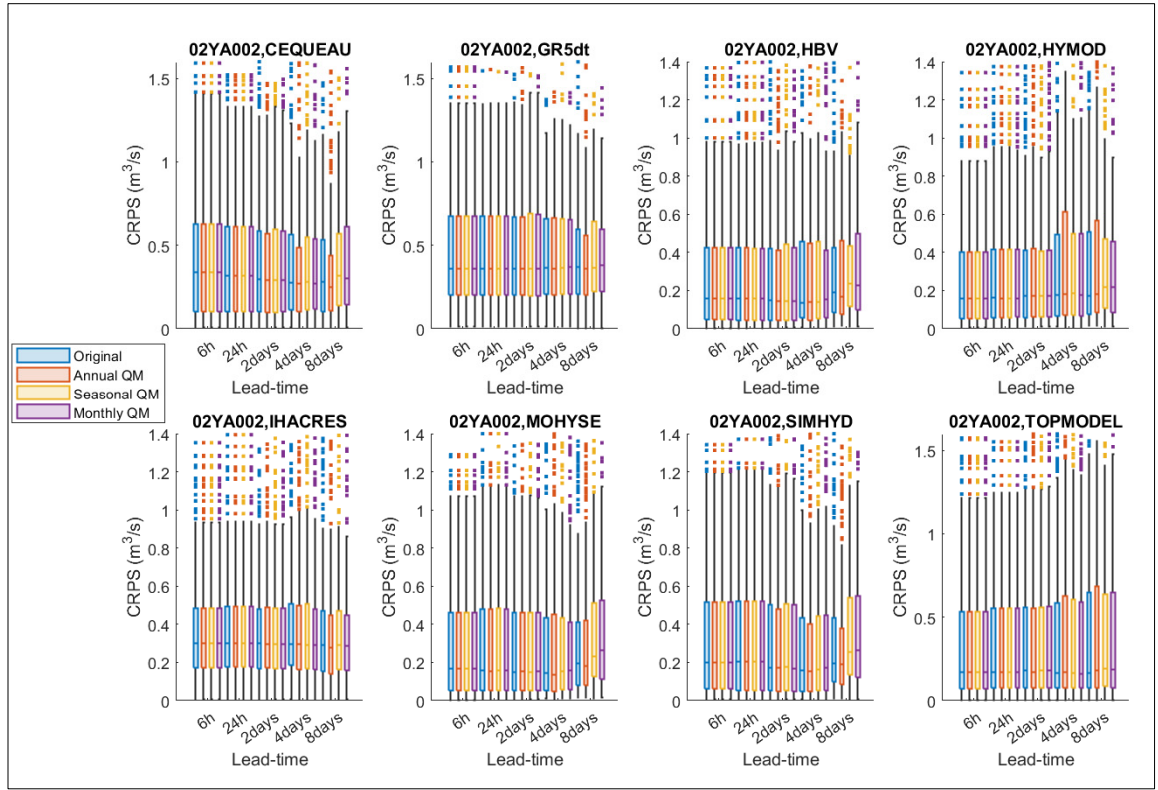


Figure A I-19 CRPS values of the 2020 hydrological forecasts per lead-time for the 02YA002 station with the eight different hydrological models

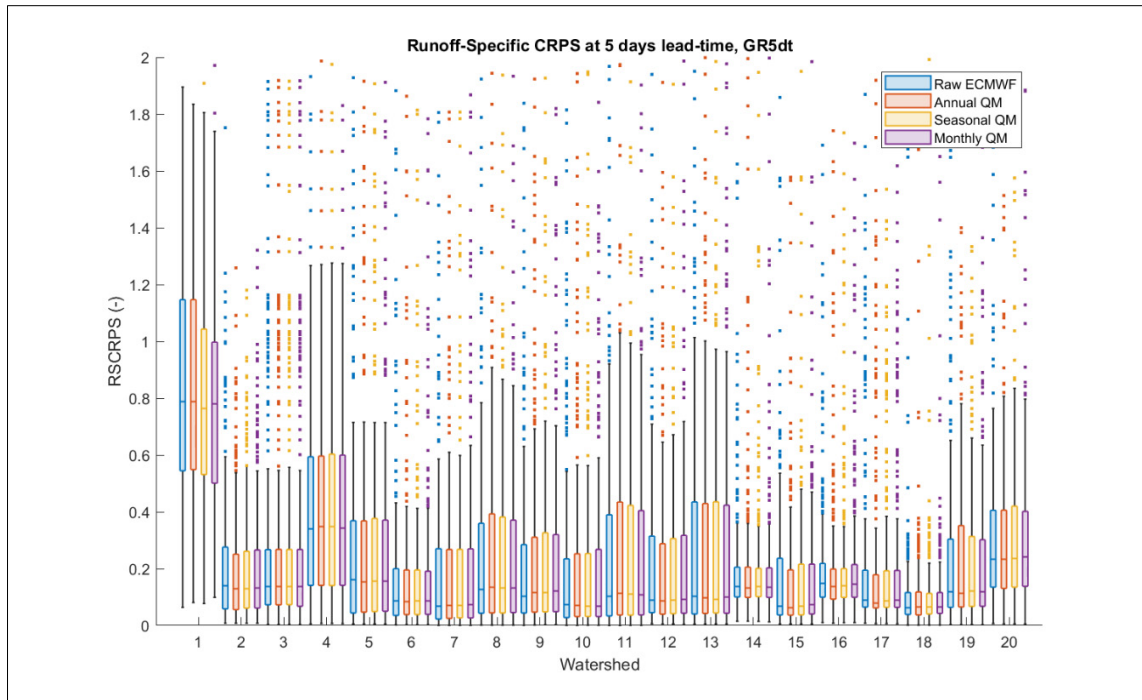


Figure A I-20 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the GR5dt hydrological model at 5 days of lead-time

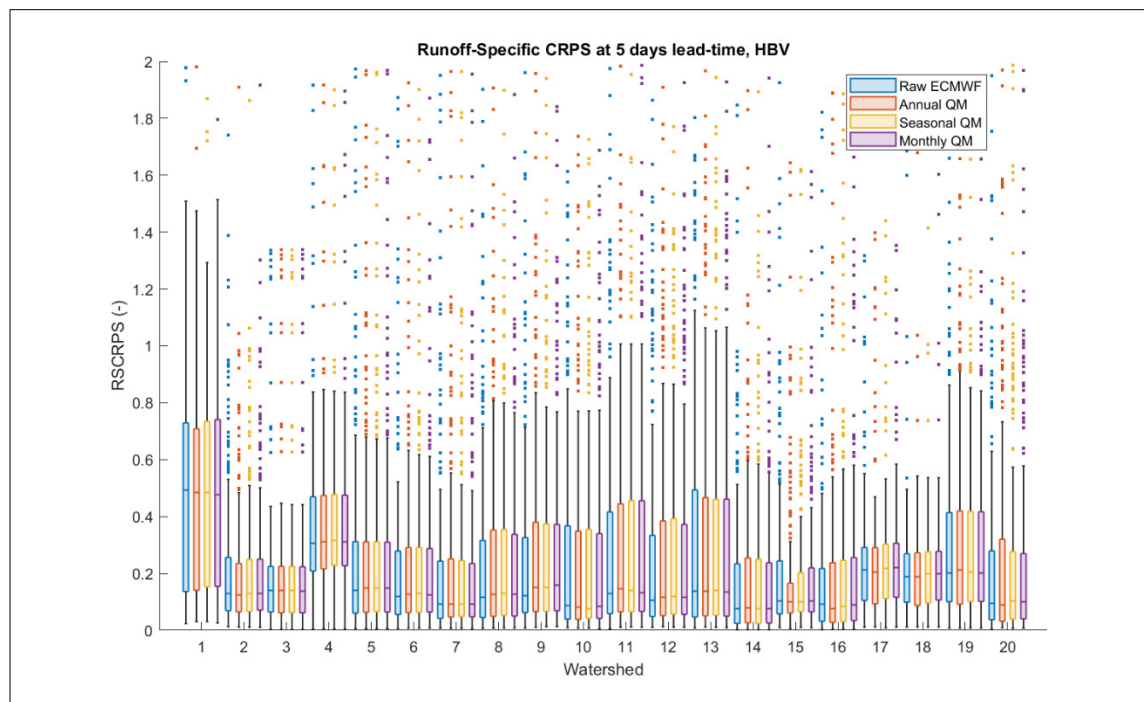


Figure A I-21 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the HBV hydrological model at 5 days of lead-time

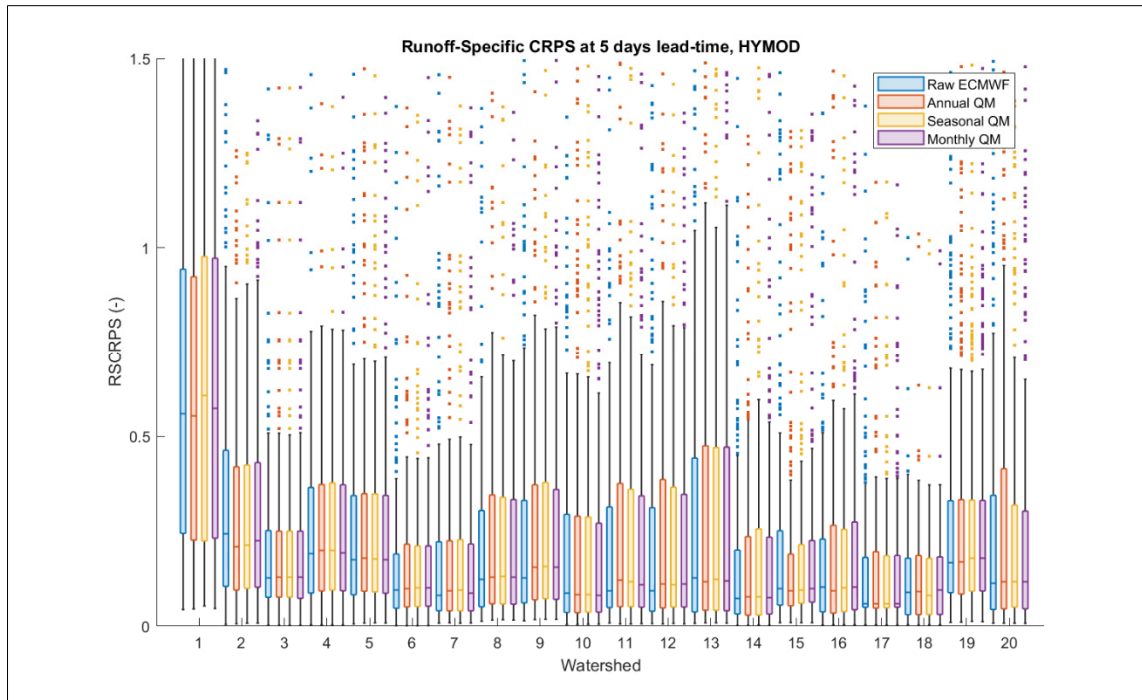


Figure A I-22 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the HYMOD hydrological model at 5 days of lead-time

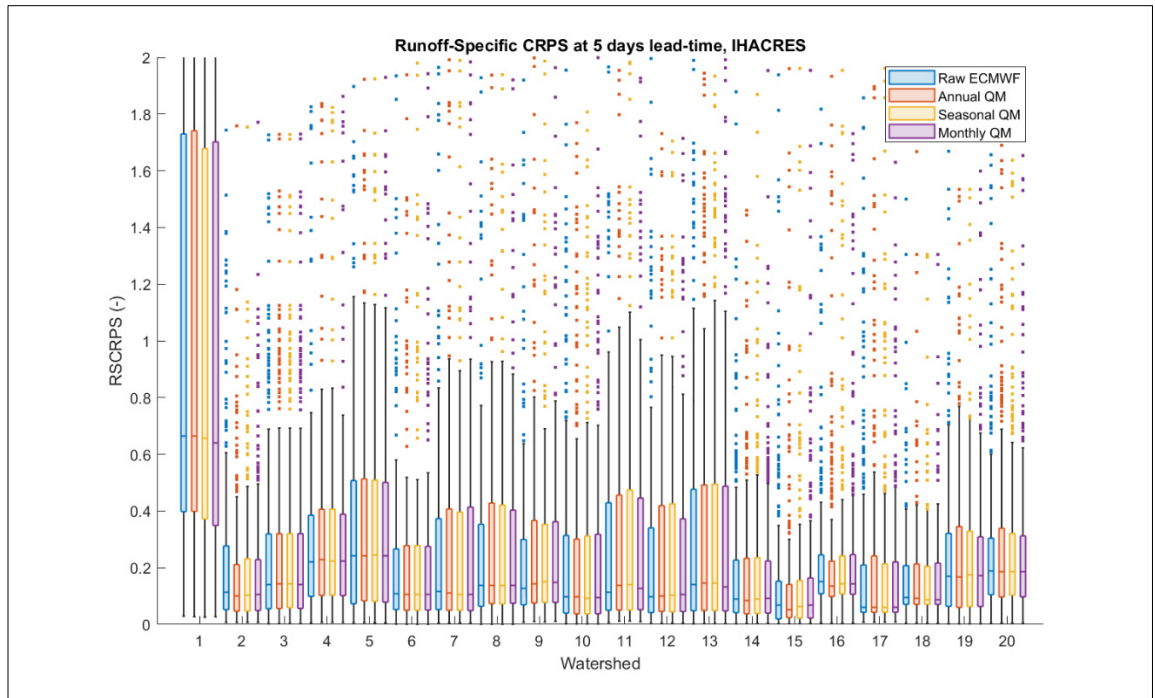


Figure A I-23 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the IHACRES hydrological model at 5 days of lead-time

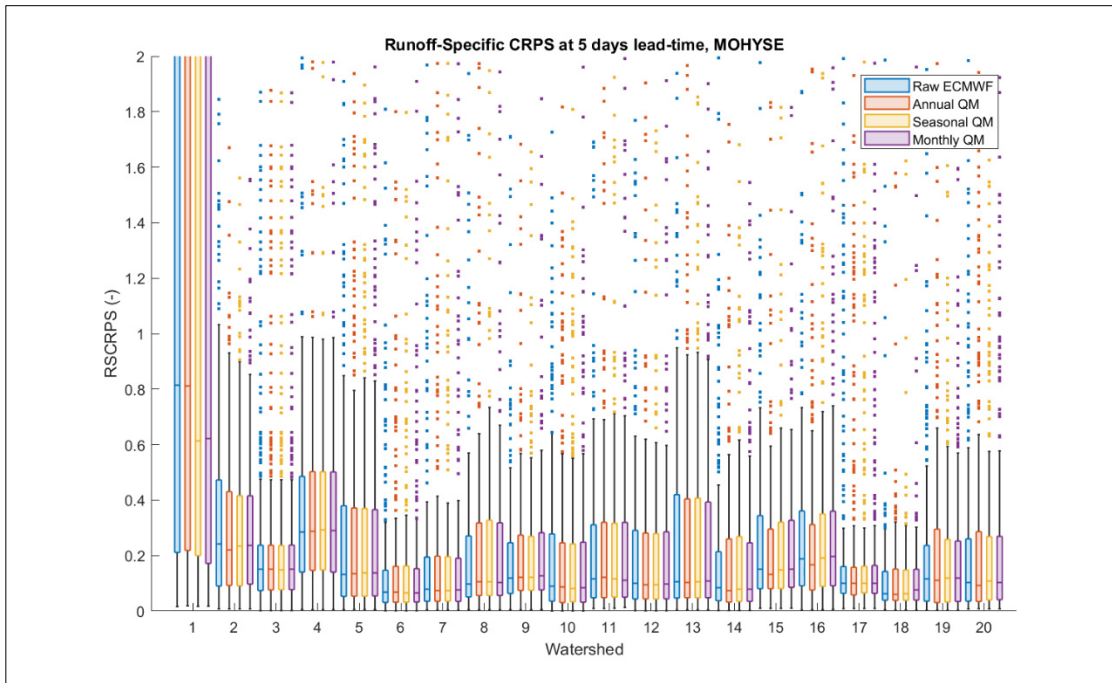


Figure A I-24 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the MOHYSE hydrological model at 5 days of lead-time

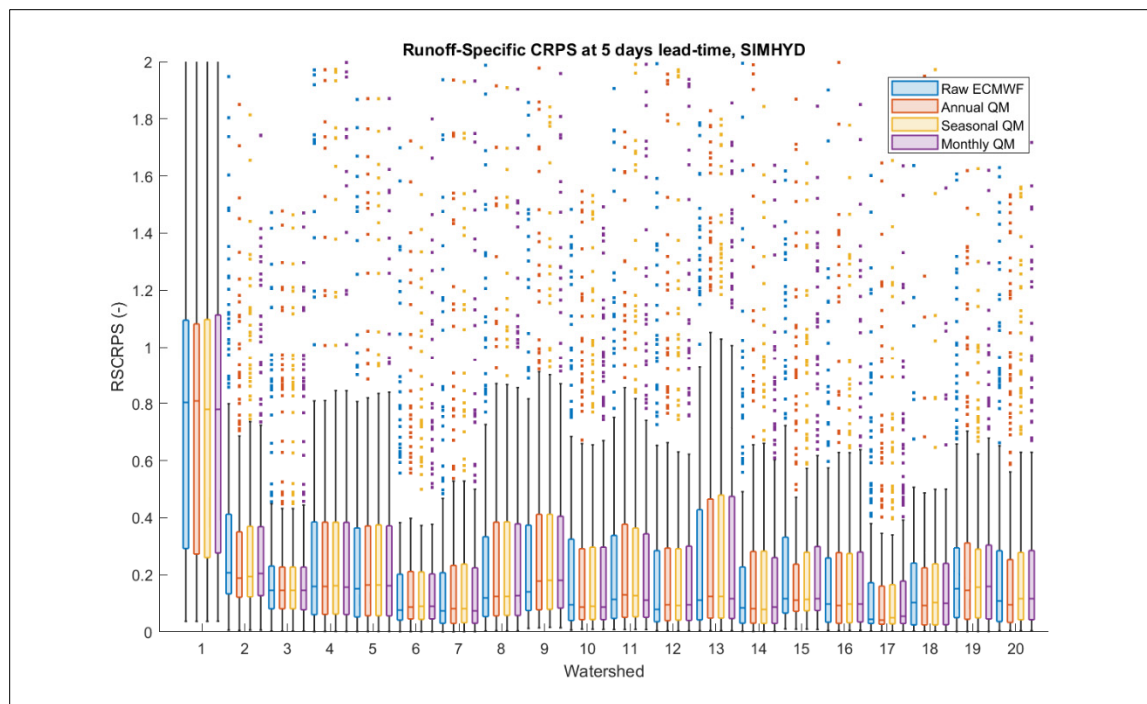


Figure A I-25 Runoff-Specific CRPS values of the hydrological forecasting with the SIMHYD hydrological model at 5 days of lead-time

ANNEXE II

CARTES RSCRPS EN MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE

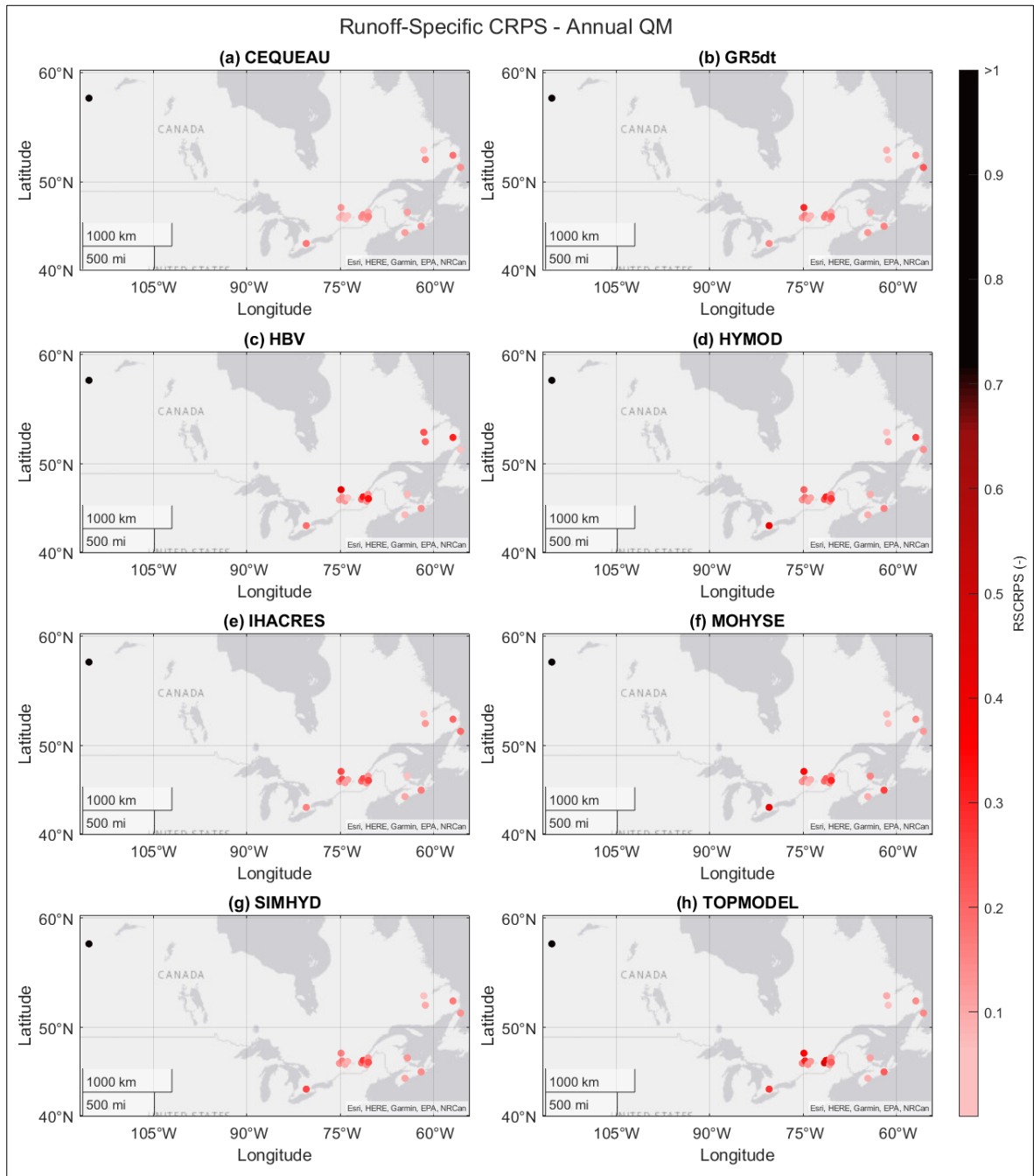


Figure A II-26 Spatial distribution of median Runoff-Specific CRPS values by hydrological model, with the use of Annual QM as precipitation post-processing method

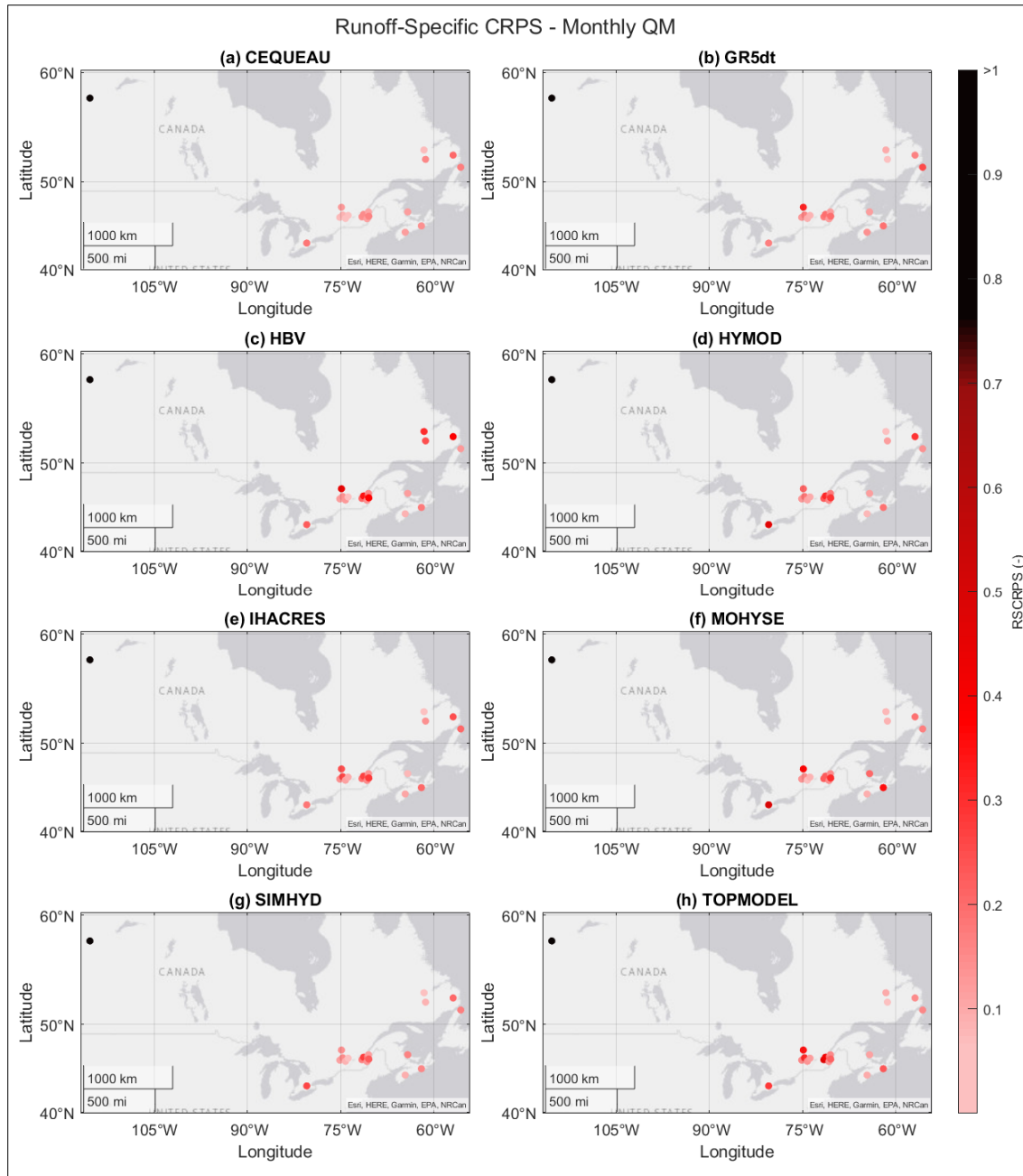


Figure A II-27 Spatial distribution of median Runoff-Specific CRPS values by hydrological model, with the use of Monthly QM as precipitation post-processing method

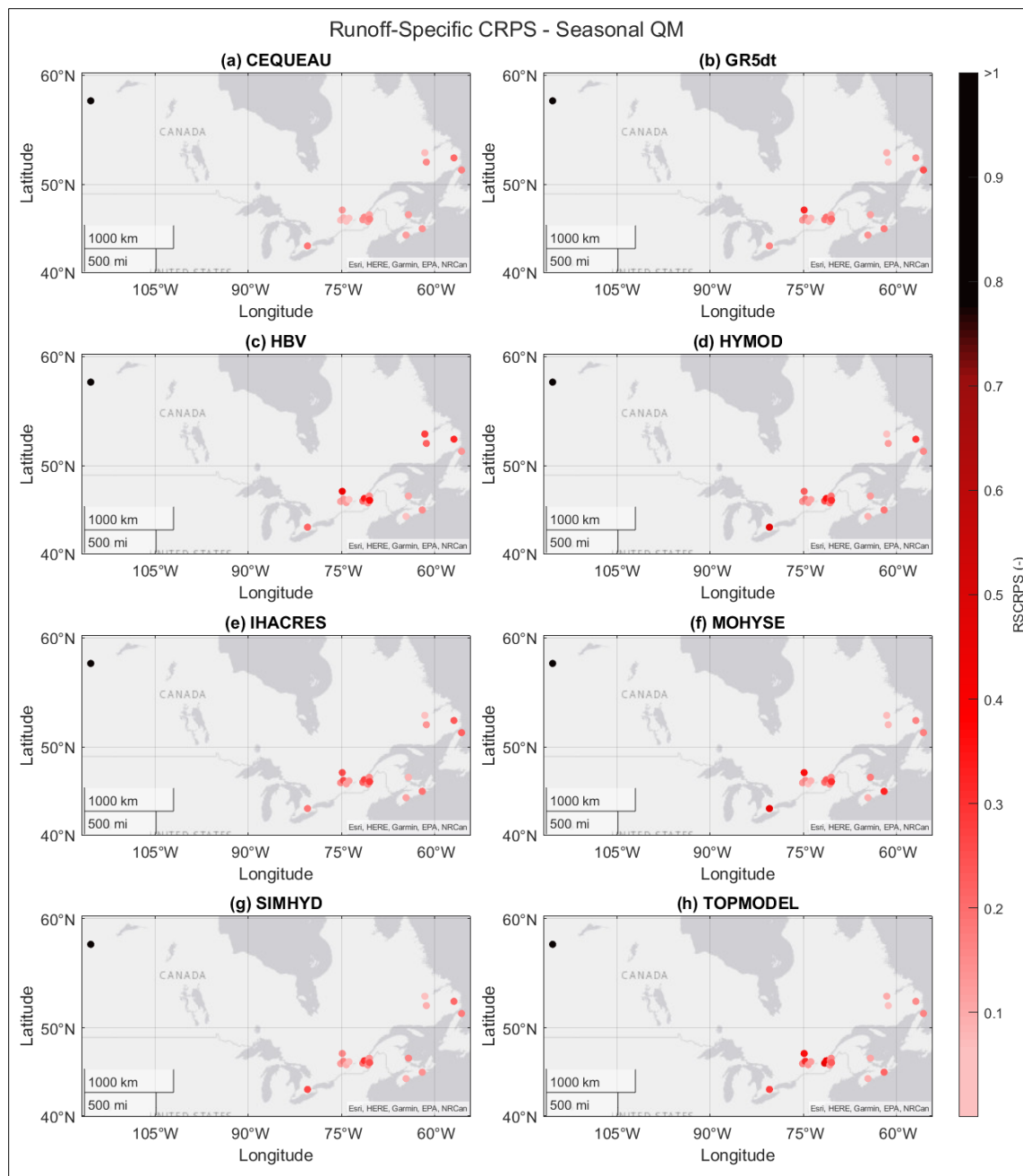


Figure A II-28 Spatial distribution of median Runoff-Specific CRPS values by hydrological model, with the use of Seasonal QM as precipitation post-processing method

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Alerskans, E., & Kaas, E. (2021). Local temperature forecasts based on statistical post-processing of numerical weather prediction data. *Meteorological Applications*, 28(4), e2006.
- Alley, R. B., Emanuel, K. A., & Zhang, F. (2019). Advances in weather prediction. *Science*, 363(6425), 342-344.
- Andraos, C., & Najem, W. (2020). Multi-model approach for reducing uncertainties in rainfall-runoff models. In *Advances in Hydroinformatics: SimHydro 2019-Models for Extreme Situations and Crisis Management* (pp. 545-557). Springer Singapore.
- Arsenault, R., Brissette, F., & Martel, J. L. (2018). The hazards of split-sample validation in hydrological model calibration. *Journal of hydrology*, 566, 346-362.
- Arsenault, R., Gatién, P., Renaud, B., Brissette, F., & Martel, J. L. (2015). A comparative analysis of 9 multi-model averaging approaches in hydrological continuous streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 529, 754-767.
- Arsenault, R., Poulin, A., Côté, P. and Brissette, F. (2014). A comparison of stochastic optimization algorithms in hydrological model calibration. *J. Hydrol. Eng.*, 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000938.
- Baker, S. A., Wood, A. W., & Rajagopalan, B. (2019). Developing subseasonal to seasonal climate forecast products for hydrology and water management. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 55(4), 1024-1037.
- Becker, A., & Serban, P. (1990). Hydrological models for water-resources system design and operation. Operational Hydrology Report (WMO).
- Bennett, A., A. Stein, Y. Cheng, B. Nijssen, and M. McGuire (2022). A Process-Conditioned and Spatially Consistent Method for Reducing Systematic Biases in Modeled Streamflow. *J. Hydrometeor.*, 23, 769–783, <https://doi.org/10.1175/JHM-D-21-0174.1>.
- Bergeron, J., Leconte, R., Trudel, M., & Farhoodi, S. (2021). On the Choice of Metric to Calibrate Time-Invariant Ensemble Kalman Filter Hyper-Parameters for Discharge Data Assimilation and Its Impact on Discharge Forecast Modelling. *Hydrology*, 8(1), 36.
- Bergström, S. (1991). Principles and confidence in hydrological modelling. *Hydrology Research*, 22(2), 123-136.
- Bergström, S., & Forsman, A. (1973). Development of a conceptual deterministic rainfall-runoff mode. *Nord. Hydrology Research*, 4, 240-253.
- Beven, K. J. (2012). *Rainfall-Runoff Modelling: The Primer* (2nd ed.): Wiley-Blackwell.

- Beven, K. J., Kirkby, M. J., Schofield, N., & Tagg, A. F. (1984). Testing a physically-based flood forecasting model (TOPMODEL) for three UK catchments. *Journal of hydrology*, 69(1-4), 119-143.
- Biemans, H., Hutjes, R. W. A., Kabat, P., Strengers, B. J., Gerten, D., & Rost, S. (2009). Effects of precipitation uncertainty on discharge calculations for main river basins. *Journal of Hydrometeorology*, 10(4), 1011-1025.
- Bogner K, Pappenberger F. (2011) Multiscale error analysis, correction, and predictive uncertainty estimation in a flood forecasting system. *Water Resour Res*, 47:1772–1780.
- Bouadi, T., Cordier, M. O., Moreau, P., Quiniou, R., Salmon-Monviola, J., & Gascuel-Oudou, C. (2017). A data warehouse to explore multidimensional simulated data from a spatially distributed agro-hydrological model to improve catchment nitrogen management. *Environmental modelling & software*, 97, 229-242.
- Boucher, M. A., Perreault, L., Anctil, F., & Favre, A. C. (2015). Exploratory analysis of statistical post-processing methods for hydrological ensemble forecasts. *Hydrological Processes*, 29(6), 1141-1155.
- Bourgin, F., Ramos, M. H., Thirel, G., & Andréassian, V. (2014). Investigating the interactions between data assimilation and post-processing in hydrological ensemble forecasting. *Journal of Hydrology*, 519, 2775-2784.
- Bremnes JB. (2004) Probabilistic forecasts of precipitation in terms of quantiles using NWP model output. *Mon Weather Rev*, 132:338–347.
- Brown JD, Seo D-J. (2010) A nonparametric postprocessor for bias correction of hydrometeorological and hydrologic ensemble forecasts. *J Hydrometeorol*, 11:642–665.
- Brown JD, Seo DJ. (2013) Evaluation of a nonparametric post-processor for bias correction and uncertainty estimation of hydrologic predictions. *Hydrol Process*, 27:83–105.
- Canada Energy Regulator CER (2023) Canada's Energy Future Data Appendices. DOI: <https://doi.org/10.35002/zjr8-8x75>
- Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., & Braun, M. (2013a). Performance and uncertainty evaluation of empirical downscaling methods in quantifying the climate change impacts on hydrology over two North American river basins. *Journal of Hydrology*, 479, 200-214.
- Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., & Braun, M. (2013b). Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. *Water Resources Research*, 49(7), 4187-4205.
- Chiew, F. H. S., Peel, M. C., & Western, A. W. (2002). Application and testing of the simple rainfall-runoff model SIMHYD. *Mathematical models of small watershed hydrology and applications*, Water Resources Publications, 335-367.

- Coiffier, J. (2011). *Fundamentals of numerical weather prediction*. Cambridge University Press.
- Copernicus Products (2018). ERA5 hourly data on single levels from 1979 to present, ECMWF: <https://cds.climate.copernicus.eu/>
- Crochemore, L., Ramos, M.-H., & Pappenberger, F. (2016). Bias correcting precipitation forecasts to improve the skill of seasonal streamflow forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20, 3601–3618. <https://doi.org/10.5194/hess-20-3601-2016>
- Crochet P. (2004) Adaptive Kalman filtering of 2-metre temperature and 10-metre wind-speed forecasts in Iceland. *Meteorol Appl*, 11:173–187.
- Devia, G. K., Ganasri, B. P., & Dwarakish, G. S. (2015). A review on hydrological models. *Aquatic procedia*, 4, 1001-1007.
- Dion, P., Martel, J. L., & Arsenault, R. (2021). Hydrological ensemble forecasting using a multi-model framework. *Journal of Hydrology*, 600, 126537.
- Duband, D., & Tourasse, P. (1992). 1.-Progrès en cours et prévisibles en hydrologie et climatologie opérationnelles. *Journées de l'hydraulique*, 22(4), 1-13.
- Edijatno, Michel, C. (1989). Un modèle pluie-débit journalier à trois paramètres. *La Houille Blanche* (2), 113–121.
- Esteves, M. (1994) Cartographie d'unités hydrologiques homogènes et modélisation hydrologique : Exemple de l'expérience Hapex-Sahel. X^e journées hydrologiques-Orstom, 463-473.
- Evensen, G. (2003). The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation. *Ocean Dynamics* 53, 343–367. <https://doi.org/10.1007/s10236-003-0036-9>
- Fang, G. H., Yang, J., Chen, Y. N., & Zammit, C. (2015). Comparing bias correction methods in downscaling meteorological variables for a hydrologic impact study in an arid area in China. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6), 2547-2559.
- Ferreira, P. M. D. L., Paz, A. R. D., & Bravo, J. M. (2020). Objective functions used as performance metrics for hydrological models: state-of-the-art and critical analysis. *RBRH*, 25.
- Ficchi, A. (2017) An adaptive hydrological model for multiple time-steps: Diagnostics and improvements based on fluxes consistency. PhD thesis, UPMC - Irstea Antony, Paris, France.
- Ficchi, A., Perrin, C. and Andréassian, V. (2019). Hydrological modelling at multiple sub-daily time steps: model improvement via flux-matching. *Journal of Hydrology*, 575, 1308-1327, doi: 10.1016/j.jhydrol.2019.05.084.
- Fortin, V., and Turcotte, R. (2007). Le modèle hydrologique MOHYSE. Département des sciences de la Terre et de l'atmosphère, Université du Québec à Montréal, Montreal, Canada.

- Fortin, V., Favre, A.-C., & Said, M. (2006). Probabilistic forecasting from ensemble prediction systems: Improving upon the best-member method by using a different weight and dressing kernel for each member. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132, 1349–1369. <https://doi.org/10.1256/qj.05.167>
- Fundel F, Zappa M. (2011) Hydrological ensemble forecasting in mesoscale catchments: sensitivity to initial conditions and value of reforecasts. *Water Resour Res*, 47:1–15.
- Georgakakos, K. P., & Hudlow, M. D. (1984). Quantitative precipitation forecast techniques for use in hydrologic forecasting. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 65(11), 1186–1200.
- Ghimire, U., Srinivasan, G., & Agarwal, A. (2019). Assessment of rainfall bias correction techniques for improved hydrological simulation. *International Journal of Climatology*, 39(4), 2386–2399.
- Girard, G., Morin, G., & Charbonneau, R. (1972). Modèle précipitations-débits à discrétisation spatiale. *Cahiers ORSTOM, série hydrologie*, 9(4), 35–52.
- Glahn, H. R., & Lowry, D. A. (1972). The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 11(8), 1203–1211.
- Gneiting T, Raftery AE, Westveld AH, Goldman T. (2005) Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation. *Mon Weather Rev*, 133:1098–1118.
- Guo, Q., Chen, J., Zhang, X. J., Xu, C. Y., & Chen, H. (2020). Impacts of using state-of-the-art multivariate bias correction methods on hydrological modeling over North America. *Water Resources Research*, 56(5), e2019WR026659.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of hydrology*, 377(1-2), 80–91.
- Haiden, T., Sandu, I., Balsamo, G., Arduini, G., & Beljaars, A. (2018). Addressing biases in near-surface forecasts. *ECMWF Newsletter*, 157, 20–25.
- Hamill TM, Colucci SJ. (1998) Evaluation of eta RSM ensemble probabilistic precipitation forecasts. *Mon Weather Rev*, 126:711–724.
- Hamill TM, Whitaker JS. (2006) Probabilistic quantitative precipitation forecasts based on reforecast analogs: theory and application. *Mon Weather Rev*, 134:3209–3229.
- Hamill, T. M. (2001). Interpretation of rank histograms for verifying ensemble forecasts. *Monthly Weather Review*, 129, 550–560. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2001\)129<0550:IORHFV>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2001)129<0550:IORHFV>2.0.CO;2)

- Hamill, T. M., & Scheuerer, M. (2018). Probabilistic precipitation forecast postprocessing using quantile mapping and rank-weighted best-member dressing. *Monthly Weather Review*, 146, 4079–4098. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-18-0147.1>
- Hamill, T.M. (2018). Practical aspects of statistical postprocessing. In *Statistical postprocessing of ensemble forecasts* (pp. 187-217). Elsevier.
- Hapuarachchi, H. A. P., Wang, Q. J., & Pagano, T. C. (2011). A review of advances in flash flood forecasting. *Hydrological processes*, 25(18), 2771-2784.
- Hashino T, Bradley AA, Schwartz SS. (2007) Evaluation of bias-correction methods for ensemble streamflow volume forecasts. *Hydrol Earth Syst Sci*, 3:939–950.
- Haupt, S. E., Jiménez, P. A., Lee, J. A., & Kosović, B. (2017). Principles of meteorology and numerical weather prediction. In *Renewable Energy Forecasting* (pp. 3-28). Woodhead Publishing.
- Hemri S, Lisniak D, Klein B. (2015) Multivariate postprocessing techniques for probabilistic hydrological forecasting. *Water Resour Res*, 51:7436–7451.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., ... & Thépaut, J. N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049.
- Hopson, T. M., Wood, A. W., & Weerts, A. H. (2018). Motivation and overview of hydrological ensemble post-processing. In *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting* (pp. Chapter-36). Springer Verlag. <https://doi.org/10.1002/hyp.9409>
- Jakeman, A. J., Littlewood, I. G., & Whitehead, P. G. (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.
- Jeworrek, J., West, G. and Stull, R., 2022. Optimizing Analog Ensembles for Sub-Daily Precipitation Forecasts. *Atmosphere*, 13(10), p.1662.
- Katiraie-Boroujerdy, P. S., Rahnamay Naeini, M., Akbari Asanjan, A., Chavoshian, A., Hsu, K. L., & Sorooshian, S. (2020). Bias correction of satellite-based precipitation estimations using quantile mapping approach in different climate regions of Iran. *Remote Sensing*, 12(13), 2102.
- Khajehei, S., & Moradkhani, H. (2017). Towards an improved ensemble precipitation forecast: a probabilistic post-processing approach. *Journal of Hydrology*, 546, 476-489.
- Kimura, R. (2002). Numerical weather prediction. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 90(12-15), 1403-1414.
- Klein, W. H., Lewis, B. M., & Enger, I. (1959). Objective prediction of five-day mean temperatures during winter. *Journal of Atmospheric Sciences*, 16(6), 672-682.

- Krause, P., Boyle, D. P., & Bäse, F. (2005). Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in geosciences*, 5, 89-97.
- Krishnamurti, T. N. (1995). Numerical weather prediction. *Annual review of fluid mechanics*, 27(1), 195-225.
- Krzysztofowicz R, Kelly KS. (2000) Hydrologic uncertainty processor for probabilistic river stage forecasting. *Water Resour Res*, 36:3265–3277.
- Krzysztofowicz R. (2008) Bayesian processor of ensemble: concept and development. In: 19th Conference on Probability and Statistics in the Atmosphere Sciences, New Orleans, Louisiana.
- Krzysztofowicz, R. (2004). Bayesian processor of output: A new technique for probabilistic weather forecasting. In 17th Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences (Vol. 4.2). American Meteorological Society.
- Leutbecher, M., & Palmer, T. N. (2008). Ensemble forecasting. *Journal of computational physics*, 227(7), 3515-3539.
- Li, W., Duan, Q., Miao, C., Ye, A., Gong, W., & Di, Z. (2017). A review on statistical postprocessing methods for hydrometeorological ensemble forecasting. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 4(6). <https://doi.org/10.1002/wat2.1246>
- Li, W., Duan, Q., Ye, A. and Miao, C. (2019). An improved meta-Gaussian distribution model for post-processing of precipitation forecasts by censored maximum likelihood estimation. *Journal of Hydrology*, 574, pp.801-810.
- Li, X., Wu, H., Nanding, N., Chen, S., Hu, Y., & Li, L. (2023). Statistical Bias Correction of Precipitation Forecasts Based on Quantile Mapping on the Sub-Seasonal to Seasonal Scale. *Remote Sensing*, 15(7), 1743.
- Li, Y., Jiang, Y., Lei, X., Tian, F., Duan, H., & Lu, H. (2018). Comparison of precipitation and streamflow correcting for ensemble streamflow forecasts. *Water*, 10(2), 177.
- Liu Y, Weerts AH, Clark M, Hendricks Franssen H-J, Kumar S, Moradkhani H, Seo D-J, Schwanenberg D, Smith P, van Dijk AIJM, van Velzen N, He M, Lee H, Noh SJ, Rakovec O, Restrepo P. (2012) Advancing data assimilation in operational hydrologic forecasting: progresses, challenges, and emerging opportunities. *Hydrology and Earth System Sciences* 16(10): 3863–3887. DOI: 10.5194/hess-16-3863-2012
- Liu, X., Zhang, L., She, D., Chen, J., Xia, J., Chen, X., & Zhao, T. (2022). Postprocessing of hydrometeorological ensemble forecasts based on multisource precipitation in Ganjiang River basin, China. *Journal of Hydrology*, 605, 127323.
- Lucatero, D., Madsen, H., Refsgaard, J. C., Kidmose, J., & Jensen, K. H. (2018). Seasonal streamflow forecasts in the Ahlergaarde catchment, Denmark: the effect of preprocessing and post-

- processing on skill and statistical consistency. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(7), 3601-3617.
- Madadgar, S., Moradkhani, H., & Garen, D. (2014). Towards improved post-processing of hydrologic forecast ensembles. *Hydrological Processes*, 28(1), 104-122.
- Mai, J. (2023). Ten strategies towards successful calibration of environmental models. *Journal of Hydrology*, 620, 129414.
- Maraun, D. (2016a). Bias correcting climate change simulations-a critical review. *Current Climate Change Reports*, 2(4), pp. 211-220.
- Maraun, D. (2016b). Bias correction, quantile mapping, and downscaling: Revisiting the inflation issue. *Journal of Climate*, 26(6), 2137-2143.
- Marty, R., Fortin, V., Kuswanto, H., Favre, A.-C., & Parent, E. (2015). Combining the Bayesian processor of output with Bayesian model averaging for reliable ensemble forecasting. *Journal of the Royal Statistical Society Series C, Royal Statistical Society*, 64(1), 75–92. <https://doi.org/10.1111/rssc.12062>
- Matheson, J. E., & Winkler, R. L. (1976). Scoring rules for continuous probability distributions. *Management science*, 22(10), 1087-1096.
- Mathevet, T. (2005). Which rainfall-runoff model at the hourly time-step? Empirical development and intercomparison of rainfall runoff model on a large sample of watershed catchments. French.] Ph. D. thesis, Cemagref, École nationale du génie rural, des eaux et des forêts Univ.
- Maurer, E. P., & Pierce, D. W. (2014). Bias correction can modify climate model simulated precipitation changes without adverse effect on the ensemble mean. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(3), 915-925.
- McMillan, H., Jackson, B., Clark, M., Kavetski, D., & Woods, R. (2011). Rainfall uncertainty in hydrological modelling: An evaluation of multiplicative error models. *Journal of Hydrology*, 400(1-2), 83-94.
- McMillan, H., Krueger, T., & Freer, J. (2012). Benchmarking observational uncertainties for hydrology: rainfall, river discharge and water quality. *Hydrological Processes*, 26(26), 4078-4111.
- Messner JW, Mayr GJ, Zeileis A. (2015) Heteroscedastic censored and truncated regression with crch. *R J*, 8:1–12.
- Miao, C., Su, L., Sun, Q., & Duan, Q. (2016). A nonstationary bias-correction technique to remove bias in GCM simulations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(10), 5718-5735.

- Moradkhani, H., & Sorooshian, S. (2008). General review of rainfall-runoff modeling: model calibration, data assimilation, and uncertainty analysis. *Hydrological modelling and the water cycle: Coupling the atmospheric and hydrological models*, 1-24.
- Moriasi, D. N., Gitau, M. W., Pai, N., & Daggupati, P. (2015). Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. *Transactions of the ASABE*, 58(6), 1763-1785.
- Muhammad, A., Evenson, G. R., Stadnyk, T. A., Boluwade, A., Jha, S. K., & Coulibaly, P. (2019). Impact of model structure on the accuracy of hydrological modeling of a Canadian Prairie watershed. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 21, 40-56. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2018.11.005>
- Muhammad, A., Stadnyk, T. A., Unduche, F., & Coulibaly, P. (2018). Multi-model approaches for improving seasonal ensemble streamflow prediction scheme with various statistical post-processing techniques in the Canadian Prairie region. *Water*, 10(11), 1604.
- 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.
- Niranjan Kumar, K., Thota, M. S., Ashrit, R., Mitra, A. K., & Rajeevan, M. N. (2022). Quantile mapping bias correction methods to IMDAA reanalysis for calibrating NCMRWF unified model operational forecasts. *Hydrological Sciences Journal*, 67(6), 870-885.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., and Loumagne, C. (2005a) Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall–runoff model?, Part 2 – Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall–runoff modelling, *J. Hydrol.*, 303, 290–306.
- Oudin, L., Michel, C., & Anctil, F. (2005b). 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.
- P Perrin, C., Michel, C., Andréassian, V. (2003). Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *J. Hydrol.* 279, 275–289. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(03\)00225-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(03)00225-7).
- Pagano, T. C., Shrestha, D.L., Wang, Q.J., Robertson, D., Hapuarachchi, P. (2013a) Ensemble dressing for hydrological applications. *Hydrol Process*, 27:106–116.
- Pagano, T. C., Wood, A. W., Ramos, M. H., Cloke, H. L., Pappenberger, F., & Clark, M. P. (2013b). Challenges of operational river forecasting. *Journal of Hydrometeorology*, 14(4), 1351-1372.
- Pagano, T. C., Wood, A. W., Ramos, M., Cloke, H. L., Pappenberger, F., Clark, M. P., et al. (2014). Challenges of operational river forecasting. *Journal of Hydrometeorology*, 15, 1692–1707. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-13-0188.1>

- Piani C, Haerter JO, Coppola E. (2010) Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. *Theor Appl Climatol*, 99:187–192.
- Piazzzi, G., et al. (2021). "Sequential data assimilation for streamflow forecasting: assessing the sensitivity to uncertainties and updated variables of a conceptual hydrological model at basin scale." *Water Resources Research* 57(4).
- Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N., & Andréassian, V. (2012). A review of efficiency criteria suitable for evaluating low-flow simulations. *Journal of Hydrology*, 420, 171-182.
- Raftery, A. E., Gneiting, T., Balabdaoui, F., & Polakowski, M. (2005). Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *Monthly Weather Review* (133), 1155–1174. <https://doi.org/10.1175/MWR2906.1>
- Rayner, S., Lach, D., & Ingram, H. (2005). Weather forecasts are for wimps: why water resource managers do not use climate forecasts. *Climatic change*, 69(2), 197-227.
- Rinsema, J. G. (2014). Comparison of rainfall runoff models for the Florentine Catchment. University of Tasmania. [Bachelor Thesis], pp 54.
- Robertson, D. E., Shrestha, D. L., & Wang, Q. J. (2013). Post-processing rainfall forecasts from numerical weather prediction models for short-term streamflow forecasting. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(9), 3587-3603.
- Rode, M., Arhonditsis, G., Balin, D., Kebede, T., Krysanova, V., Van Griensven, A., & Van der Zee, S. E. (2010). New challenges in integrated water quality modelling. *Hydrological processes*, 24(24), 3447-3461.
- Roulin E, Vannitsem S. (2015) Post-processing of medium-range probabilistic hydrological forecasting: impact of forcing, initial conditions and model errors. *Hydrol Process*, 29:1434–1449.
- Roulston, M. S., & Smith, L. A. (2003). Combining dynamical and statistical ensembles. *Tellus*, 55A, 16–30. <https://doi.org/10.3402/tellusa.v55i1.12082>
- Saedi, A., Saghafian, B., Moazami, S. and Aminyavari, S., 2020. Performance evaluation of sub-daily ensemble precipitation forecasts. *Meteorological Applications*, 27(1), p.e1872.
- Schaake JC, Hamill TM, Buizza R, Clark M. (2007) HEPEX: the hydrological ensemble prediction experiment. *Bull Am Meteorol Soc*, 88:1541–1547.
- Schepen A, Wang QJ. (2015) Model averaging methods to merge operational statistical and dynamic seasonal streamflow forecasts in Australia. *Water Resour Res*, 51:1797–1812.
- Scheuerer M. (2014) Probabilistic quantitative precipitation forecasting using ensemble model output statistics. *Q J Roy Meteor Soc*, 140:1086–1096.

- Seiller, G., & Anctil, F. (2016). How do potential evapotranspiration formulas influence hydrological projections?. *Hydrological Sciences Journal*, 61(12), 2249-2266.
- Seo DJ, Herr HD, Schaake JC. (2006) A statistical post-processor for accounting of hydrologic uncertainty in short-range ensemble streamflow prediction. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss*, 3:1987–2035.
- Seo, D. J., Siddique, R., Zhang, Y., & Kim, D. (2014a). Improving real-time estimation of heavy-to-extreme precipitation using rain gauge data via conditional bias-penalized optimal estimation. *Journal of hydrology*, 519, 1824-1835.
- Seo, D.-J., Kavvas, M. L., & Chen, J. (2014b). A copula-based quantile perturbation method for probabilistic streamflow forecasting. *Journal of Hydrology*, 511, 351-361.
- Shaw, D. A., Pietroniro, A. L., & Martz, L. W. (2013). Topographic analysis for the prairie pothole region of Western Canada. *Hydrological Processes*, 27(22), 3105-3114.
- Shastri, H., Ghosh, S. and Karmakar, S., (2017). Improving Global Forecast System of extreme precipitation events with regional statistical model: Application of quantile-based probabilistic forecasts. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(3), pp.1617-1634.
- Shen, H., Tolson, B. A., & Mai, J. (2022). Time to update the split-sample approach in hydrological model calibration. *Water Resources Research*, 58(3), e2021WR031523.
- Shrestha, D. L., Robertson, D. E., Wang, Q. J., Pagano, T. C., & Hapuarachchi, H. A. P. (2013). Evaluation of numerical weather prediction model precipitation forecasts for short-term streamflow forecasting purpose. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(5), 1913-1931.
- Singh, V. P., y Woolhiser, D. A. (2002). Mathematical modeling of watershed hydrology. *Journal of hydrologic engineering*, 7(4), pp. 270-292.
- Sitterson, J., Knightes, C., Parmar, R., Wolfe, K., Mucbe, M. y Avant, B. (2017) An overview of fainfall-runoff model types. U. S. Environmental Protection Agency (EPA). EPA/600/R-14/152, September, pp. 30.
- Tani, S. and Gobiet, A. (2019). Quantile mapping for improving precipitation extremes from regional climate models. *Journal of Agrometeorology*, 21(4).14:11
- Tao, Y., Duan, Q., Ye, A., Gong, W., Di, Z., Xiao, M., & Hsu, K. (2014). An evaluation of post-processed TIGGE multimodel ensemble precipitation forecast in the Huai river basin. *Journal of hydrology*, 519, 2890-2905.
- Tarek, M., Brissette, F. P. and Arsenault, R. (2020) Evaluation of the ERA5 reanalysis as a potential reference dataset for hydrological modelling over North America. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24, pp. 2527–2544.

- Thiemeßl, M., Gobiet, A., & Leuprecht, A. (2012). Empirical-statistical downscaling and error correction of daily precipitation from regional climate models. *International Journal of Climatology*, 31(10), 1530-1544.
- Thiboult, A. and Anctil, F. (2015). Assessment of a multimodel ensemble against an operational hydrological forecasting system. *Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques*, 40(3), pp.272-284.
- Todini E. (2008) A model conditional processor to assess predictive uncertainty in flood forecasting. *Int J River Basin Manage*, 6:123–137.
- Trinh-Tuan, L., Matsumoto, J., Tangang, F. T., Juneng, L., Cruz, F., Narisma, G., ... & Ngo-Duc, T. (2019). Application of quantile mapping bias correction for mid-future precipitation projections over Vietnam. *Sola*, 15, 1-6.
- Troin, M., Arsenault, R., Wood, A. W., Brissette, F., & Martel, J. L. (2021). Generating ensemble streamflow forecasts: A review of methods and approaches over the past 40 years. *Water Resources Research*, 57, e2020WR028392. <https://doi.org/10.1029/2020WR028392>
- 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.
- Valéry A. (2010) Modélisation précipitations débit sous influence nivale: Elaboration d'un module neige et évaluation sur 380 bassins versants. Thèse de Doctorat, Cemagref (Antony), AgroParisTech, Paris.
- Van Schaeybroeck B, Sp V (2015). Ensemble post-processing using member-by-member approaches: theoretical aspects. *Q J Roy Meteor Soc*, 141:807–818.
- Vannitsem S. (2009) A unified linear model output statistics scheme for both deterministic and ensemble forecasts. *Q J Roy Meteor Soc*, 133:937–948.
- Vaze, J., Jordan, P., Beecham, R., Frost, A., y Summerell, G. (2012). *Guidelines for Rainfall-Runoff Modelling: Towards best practice model application*, pp. 47.
- Velazquez, J. A., Anctil, F., Ramos, M. H., & Perrin, C. (2011). Can a multi-model approach improve hydrological ensemble forecasting? A study on 29 French catchments using 16 hydrological model structures. *Advances in Geosciences*, 29, 33-42.
- Verkade, J. S., Brown, J. D., Reggiani, P., & Weerts, A. H. (2013). Post-processing ECMWF precipitation and temperature ensemble reforecasts for operational hydrologic forecasting at various spatial scales. *Journal of Hydrology*, 501, 73-91.
- Vrugt JA, Diks CGH, Gupta HV, Bouten W, Verstraten JM. (2005) Improved treatment of uncertainty in hydrologic modeling: combining the strengths of global optimization and data assimilation. *Water Resour Res*, 41:407–412.

- Wagener, T., Boyle, D. P., Lees, M. J., Wheater, H. S., Gupta, H. V., & Sorooshian, S. (2001). A framework for development and application of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 5(1), 13-26.
- Wang, Q. J., Robertson, D. E., & Chiew, F. H. S. (2009). A Bayesian joint probability modeling approach for seasonal forecasting of streamflows at multiple sites. *Water Resources Research*, 45(5).
- Wang, X., & Bishop, C. H. (2005). Improvement of ensemble reliability with a new dressing kernel. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131, 965–986. <https://doi.org/10.1256/qj.04.120>
- Weerts AH, Winsemius HC, Verkade JS. (2011) Estimation of predictive hydrological uncertainty using quantile regression: examples from the National Flood Forecasting System (England and Wales). *Hydrol Earth Syst Sci*, 15:255–265.
- Wilcke, R. A. I., Mendlik, T., & Gobiet, A. (2013). Multi-variable error correction of regional climate models. *Climatic change*, 120, 871-887.
- Wilks DS. (2009) Extending logistic regression to provide full-probability-distribution MOS forecasts. *Meteorol Appl*, 16:361–368.
- Wood AW, Schaake JC. (2008) Correcting errors in streamflow forecast ensemble mean and spread. *J Hydrometeorol*, 9:132–148.
- Wood, A.W.; Sankarasubramanian, A.; Mendoza, P. (2018). Seasonal Ensemble Forecast Post-processing. In *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany; pp. 1–27.
- Wu, L., Seo, D. J., Demargne, J., Brown, J. D., Cong, S., & Schaake, J. (2011). Generation of ensemble precipitation forecast from single-valued quantitative precipitation forecast for hydrologic ensemble prediction. *Journal of hydrology*, 399(3-4), 281-298.
- Yapo, P. O., Gupta, H. V., & Sorooshian, S. (1996). Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data. *Journal of hydrology*, 181(1-4), 23-48.
- Yu, Z. (2003) HYDROLOGY | Modeling and Prediction . *Encyclopedia of Atmospheric Sciences*. Pages 980-987. <https://doi.org/10.1016/B0-12-227090-8/00172-X>
- Zalachori, I., Ramos, M. H., Garçon, R., Mathevet, T., & Gailhard, J. (2012). Statistical processing of forecasts for hydrological ensemble prediction: a comparative study of different bias correction strategies. *Advances in Science and Research*, 8(1), 135-141.
- Zhang, Z. (2015) Data Assimilation. *Mathematical and Physical Fundamentals of Climate Change* :291-311. [10.1016/B978-0-12-800066-3.00009-7](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800066-3.00009-7)

Zhao L, Duan Q, Schaake J, Ye A, Xia J. (2011) A hydrologic post-processor for ensemble streamflow predictions. *Adv Geosci*, 29:51–5